L’utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage Ma réussite en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l’autorégulation de l'apprentissage et la réussite

Thèse

Audrey Bistodeau

Doctorat en technologie éducative
Philosophiæ doctor (Ph. D.)

Québec, Canada

© Audrey Bistodeau, 2021

L’utilisation du tableau de bord des activités d’apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l’Université Laval pour soutenir l’autorégulation de l’apprentissage et la réussite

Thèse

Audrey Bistodeau

Sous la direction de :

Martine Mottet, directrice de recherche

Résumé

Malgré sa popularité grandissante, la formation en ligne en contexte universitaire doit composer avec des problématiques liées à la persévérance et à la réussite, puisque les taux d'abandon et d'échec seraient plus élevés dans ce type de formation qu'en présentiel sur le campus. Dans l'optique de soutenir la persévérance et la réussite des étudiants, l'Université Laval a développé un tableau de bord d'analyse des activités d'apprentissage qui vise à faire prendre conscience aux étudiants de leur participation dans leurs cours, et à les orienter vers des ressources d'aide. Cette recherche porte sur l'utilisation de ce tableau de bord (appelé *Ma réussite*) pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite des étudiants de premier cycle en formation en ligne. Plus précisément, elle a pour objectif de documenter comment et par qui le tableau de bord est utilisé ainsi que les représentations des étudiants à son égard. Cette thèse vise également à vérifier si la théorie unifiée d'acceptation et d'utilisation de la technologie (UTAUT) peut expliquer l'utilisation du tableau de bord, et si son utilisation est liée à la réussite des étudiants. Pour ce faire, nous avons réalisé un sondage auprès de 309 étudiants de 15 cours en ligne différents dans quatre facultés. Nous avons également obtenu les traces numériques d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants durant la session d'automne 2019.

Nos résultats indiquent que *Ma réussite* est peu utilisé, et que le nombre de visites est significativement plus élevé pour les étudiants qui suivent leur premier cours en ligne, pour ceux qui sont en contact avec l'outil pour la première fois ainsi que pour les primo-entrants. À l'aide du modèle d'autorégulation de Zimmerman (1998), nous avons exploré les perceptions des étudiants concernant l'utilité du tableau de bord pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage. Nos résultats indiquent que les étudiants sont d'accord que *Ma réussite* soutient l'autorégulation de l'apprentissage, notamment le monitorage et la régulation de l'effort. Les primo-entrants et les étudiants qui sont en contact avec l'outil pour la première fois perçoivent davantage le tableau de bord comme un soutien à l'autorégulation. Nous avons également documenté les perceptions des étudiants concernant les variables qui prédisent l'utilisation selon l'UTAUT, soit la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'intention d'utilisation. Nos résultats indiquent que *Ma réussite* est utile, facile à utiliser et que les conditions facilitant son

utilisation sont en place. Cependant, l'influence sociale pour l'utiliser est perçue comme étant faible. Les étudiants en contact avec l'outil pour la première fois et les primo-entrants perçoivent *Ma réussite* plus utile et ont davantage l'intention de l'utiliser à l'avenir que les autres étudiants.

Ensuite, nous avons validé l'UTAUT, adaptée à l'étude, avec des analyses d'équations structurelles basées sur les moindres carrés partiels. Nos résultats ont permis de valider les hypothèses comme quoi la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale et l'utilisation actuelle influencent l'intention d'utilisation. Cependant, nos résultats indiquent que les conditions facilitatrices ne sont pas un facteur déterminant de l'intention d'utilisation. Notre modèle de recherche permet d'expliquer 62 % de la variance de l'intention d'utilisation et 72 % de la variance de la performance attendue, avec comme seule variable prédictive le soutien à l'autorégulation. Finalement, nos résultats n'ont pas permis de confirmer un lien entre l'utilisation du tableau de bord et la note finale au cours des étudiants.

Cette étude a ainsi contribué à l'avancement des connaissances, puisque très peu d'études ont traité de l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants dans des contextes éducatifs réels. Elle permet donc d'apporter un éclairage sur la fréquence et les périodes d'utilisation du tableau de bord par les étudiants selon plusieurs caractéristiques sociodémographiques. Cette étude a également permis d'approfondir le concept d'utilité du tableau de bord, en explorant les perceptions des étudiants sur le soutien que procure *Ma réussite* à l'autorégulation de l'apprentissage. Ces découvertes peuvent ainsi fournir de l'information aux gestionnaires de l'outil pour l'améliorer, notamment en ajoutant des fonctionnalités permettant de mieux soutenir l'autorégulation de l'apprentissage, et en informant davantage les parties prenantes de son fonctionnement. Finalement, il s'agit de la première étude à valider l'UTAUT en contexte d'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants.

Abstract

Despite its growing popularity, online training in university context have to deal with issues related to perseverance and success, since dropout and failure rates are higher in this type of training than on campus training. In an effort to support student retention and success, Université Laval has developed a learning analytics dashboard that aims to make students aware of their participation in their courses, and to guide them toward help resources. This research focuses on the use of this dashboard (called *Ma réussite*) to support self-regulation of learning and the success of undergraduate online learning students. More specifically, it aims to document how and by whom the learning analytics dashboard is used as well as students' perceptions towards it. This thesis also aims to verify whether the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) can explain the use of the learning analytics dashboard, and whether its use is related to student success. To do this, we conducted a survey with 309 students in 15 different online courses across four faculties. We also obtained digital traces of student use of *Ma réussite* during the fall 2019 semester.

Our results indicate that *Ma réussite* has low usage, and that the number of visits to *Ma réussite* is significantly higher for students taking their first semester in university or their first online course, and for those who are in contact with the tool for the first time. Using the self-regulation learning model (Zimmerman, 1998), we explored students' perceptions of the usefulness of the dashboard in supporting self-regulation of learning. Our results indicate that students agree that *Ma réussite* supports self-regulation of learning, including monitoring and regulation of effort. New entrants and students who are in contact with the tool for the first time perceive the dashboard more as a support for self-regulation. We also documented students' perceptions of the variables that predict use according to UTAUT: performance expectancy, effort expectancy, social influence, facilitating conditions, and intention to use. Our results indicate that *Ma réussite* is useful, easy to use and that the conditions facilitating its use are in place. However, the social influence to use it is perceived to be low. New entrants and students who are in contact with the tool for the first time perceive *Ma réussite* as more useful and intend more to use it in the future than other students.

We also conducted partial least squares structural equation modeling to validate UTAUT, tailored to the study. Our results confirm hypotheses that performance expectancy, effort

expectancy, social influence, and current use influence intention to use. However, our results indicate that facilitating conditions are not a determinant of intention to use. Our research model explains 62% of the variance in intention to use and 72% of the variance of performance expectancy, with self-regulation support as the only predictor variable. Finally, our results did not confirm a relationship between learning analytics dashboard use and student final grade.

This study has contributed to the advancement of knowledge, since very few studies have examined the use of the learning analytics dashboard by students in real educational contexts. It therefore provides insight into the frequency and timing of student dashboard use across several socio-demographic characteristics. This study also further explored the concept of dashboard utility by exploring students' perceptions of the support that *Ma réussite* provides for self-regulation of learning. These findings can thus provide information for managers of the tool to improve it, including adding features to better support self-regulation of learning and further informing stakeholders about how it works. Finally, this is the first study to validate UTAUT in the context of student use of a learning analytics dashboard.

Table des matières

Résumé ii
Abstract iv
Table des matières vi
Liste des figures ix
Liste des tableaux x
Liste des abréviations, sigles, acronymes xii
Remerciements xiii
Introduction 1
Chapitre 1. Problématique 3
1.1. La formation en ligne 4
1.1.1. La formation en ligne au Canada et au Québec 5
1.1.2. La formation en ligne à l'Université Laval 6
1.2. La persévérance et la réussite en formation en ligne 7
1.2.1. Les facteurs contribuant à l'abandon et à l'échec 9
1.2.2. Les initiatives pour favoriser la persévérance et la réussite 11
1.3. L'analyse de l'apprentissage 12
1.3.1. L'Outil *Ma réussite* à l'Université Laval 14
1.3.2. Résultats de la recherche sur les tableaux de bord 19
1.4. Problème et questions de recherche 23
1.4.1. Questions de recherche 25
1.4.2. Pertinence scientifique et sociale 26
Chapitre 2. Cadre théorique et conceptuel 30
2.1. La réussite 30
2.2. L'autorégulation de l'apprentissage 32
2.2.1. Le processus d'autorégulation de l'apprentissage 33
2.2.2. L'autorégulation et la réussite 41
2.3. Le tableau de bord d'analyse de l'apprentissage 42
2.3.1. Fonctionnement et processus 44
2.3.2. Le tableau de bord des activités d'apprentissage au service de l'autorégulation 47
2.3.3. Le cadre générique de l'analyse de l'apprentissage 50
2.4. L'acceptation et l'utilisation de la technologie 59
2.4.1. Le modèle d'acceptation de la technologie (TAM) 61
2.4.2. La théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation de la technologie 67
Chapitre 3. Modèle de recherche 80

3.1. Hypothèses de recherche 81
3.2. Objectifs de recherche 87
3.3. Définition des variables 87
3.3.1. Les variables dépendantes et indépendantes 88
3.3.2. Les variables de contrôle 89
3.4. Limites du modèle de recherche 91
Chapitre 4. Méthodologie 93
4.1. Instruments de collecte de données 93
4.1.1. Questionnaire 94
4.1.2. Traces numériques 95
4.1.3. Échelles de mesure 96
4.2. Population et échantillonnage 103
4.2.1. Échantillonnage des cours et enseignants 104
4.2.2. Échantillonnage des étudiants 106
4.3. Enjeux éthiques 109
4.4. Traitement et analyse des données 110
4.4.1. Nettoyage des données 110
4.4.2. Vérification des postulats d'analyse 112
4.4.3. Plan d'analyse 114
4.5. Limites de la méthodologie 118
Chapitre 5. Résultats 122
5.1. Profil des répondants du sondage 122
5.2. Utilisation de Ma réussite 126
5.2.1. Période d'utilisation 127
5.2.2. Fréquence d'utilisation 129
5.2.3. Différences dans l'utilisation selon les variables sociodémographiques 135
5.2.4. Liens entre l'utilisation et la note finale au cours 143
5.3. Perceptions des étudiants concernant l'outil Ma réussite 146
5.3.1. Soutien à l'établissement des buts et stratégies 146
5.3.2. Soutien au monitorage 147
5.3.3. Soutien à la demande d'aide 149
5.3.4. Soutien à la régulation de l'effort 150
5.3.5. Soutien à l'autoévaluation 152
5.3.6. Soutien à l'adaptativité 153
5.3.7. Utilité des informations présentées dans *Ma réussite* 154
5.3.8. Performance attendue 156
5.3.9. Effort attendu 157
5.3.10. Influence sociale 157
5.3.11. Conditions facilitatrices 158
5.3.12. Intention d'utilisation 159
5.3.13. Motivation et anxiété 160

5.3.14. Influence des variables sociodémographiques sur les perceptions 161
5.3.15. Facteurs liés au non-usage 163
5.4. Validation du modèle de recherche 164
5.4.1. Validation du modèle de mesure 169
5.4.2. Validation des hypothèses du modèle 174
5.4.3. Validation des effets des caractéristiques sociodémographiques sur le modèle 176
Chapitre 6. Discussion 186
6.1. Interprétation des résultats 186
6.1.1. Question 1 : Comment et par qui le tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* est-il utilisé dans les cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval? 186
6.1.2. Question 2 : Quelles sont les représentations des étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage? 190
6.1.3. Question 3 : Comment l'UTAUT peut-elle expliquer l'utilisation de l'outil *Ma réussite* par les étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval? 197
6.1.4. Question 4 : Quel est le lien entre l'utilisation de *Ma réussite*, et la réussite des étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval? 205
6.2. Contributions de l'étude aux connaissances 207
6.3. Limites de l'étude 209
6.4. Pistes de recherche futures 211
Conclusion 214
Références 217
Annexe 1. Questionnaire 237
Annexe 2. Courriel de recrutement 242
Annexe 3. Formulaire de consentement électronique 244

Liste des figures

Figure 1 Extrait tiré de *Ma réussite* - Vue de l'étudiant (Université Laval, 2016a) 15
Figure 2 Extrait tiré de *Ma réussite* - Vue de l'enseignant (Université Laval, 2016a) 16
Figure 3 Le SRLM de Zimmerman (1998), traduit par Brodeur et al. (2006) 34
Figure 4 Processus réflexif du tableau de bord (Verbert et al., 2013, traduction libre) 46
Figure 5 La TRA (Fishbein et Ajzen, 1975) et la TPB (Ajzen, 1991), traduites par Brangier, Hammes-Adelé et Bastien (2010) 62
Figure 6 Le TAM (Davis et al., 1989), traduit par (Atarodi et al., 2019) 64
Figure 7 Le TAM2 (Venkatesh et Davis, 2000), traduction libre 66
Figure 8 L'UTAUT (Venkatesh et al.), traduite par Brangier et al. (2010) 70
Figure 9 Le modèle de recherche 86
Figure 10 Répartition des répondants selon leur note finale au cours (n = 309) 126
Figure 11 Nombre de visites par jour 128
Figure 12 Nombre de visiteurs et de visites par semaine 129
Figure 13 Nombre moyen de visites par visiteur par semaine 129
Figure 14 Boîte à moustache du nombre de visites à *Ma réussite* (n = 300) 131
Figure 15 Nombre de visites à la page *Ma réussite* (n = 300) 132
Figure 16 Nombre de jours ayant au moins eu une visite (n = 300) 132
Figure 17 Nombre de semaines ayant au moins eu une visite (n = 300) 133
Figure 18 Boîte à moustache du nombre semaines ayant au moins une visite (n = 300) ..134
Figure 19 Intensité d'utilisation selon la faculté (n = 300) 137
Figure 20 Intensité d'utilisation selon le régime d'études (n = 300) 137
Figure 21 Intensité d'utilisation selon la modalité du programme (n = 300) 138
Figure 22 Intensité d'utilisation selon le nombre de sessions complétées (n = 300) 138
Figure 23 Intensité d'utilisation selon le nombre de cours en ligne déjà suivis (n = 300) 139
Figure 24 Intensité d'utilisation selon l'expérience antérieure avec *Ma réussite* (n = 300) 139
Figure 25 Intensité d'utilisation selon le genre (n = 300) 140
Figure 26 Intensité d'utilisation selon l'âge (n = 300) 140
Figure 27 Diagramme de dispersion du nombre de visites selon l'âge (n = 300) 143
Figure 28 Note finale au cours selon l'intensité d'utilisation (n = 289) 145
Figure 29 Modèle à six dimensions pour prédire la performance attendue 166
Figure 30 Modèle à trois phases pour prédire la performance attendue 168
Figure 31Modèle à une variable pour prédire la performance attendue 169
Figure 32 Modèle à six dimensions pour prédire la performance attendue avec variable de second ordre de soutien à l'autorégulation 173
Figure 33 Résultats de l'analyse de cheminement 175
Figure 34 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'autorégulation 190
Figure 35 Résultats du modèle de recherche 202

Liste des tableaux

Tableau 1 Évolution du SRLM de Zimmerman entre 1998 et 2009 35
Tableau 2 Le cadre conceptuel de Pintrich (2004, p.390, traduction libre) 36
Tableau 3 Construits issus des différents modèles et théories d'acceptation de la technologie 69
Tableau 4 Synthèse des études utilisant l'UTAUT pour expliquer l'utilisation des ENA 75
Tableau 5 Résultats des études utilisant l'UTAUT pour expliquer l'utilisation de l'ENA 76
Tableau 6 Définitions des variables du modèle de recherche 89
Tableau 7 Sommaire des variables de contrôle 90
Tableau 8 Items retenus de l'étude de Lakhal et al. (2013) 98
Tableau 9 Items tirés de l'échelle AREGA-TIC de (Brodeur et al., 2006) 101
Tableau 10 Items développés pour mesurer le soutien à la demande d'aide 102
Tableau 11 Nombre de cours en ligne dans les facultés ciblées 105
Tableau 12 Nombre de réponses obtenues par date (n = 317) 107
Tableau 13 Nombre de répondants au sondage par cours (n = 317) 108
Tableau 14 Analyse de normalité de la distribution des données (n = 309) 113
Tableau 15 Analyse de l'homogénéité des variances (n = 309) 113
Tableau 16 Sommaire des analyses statistiques 117
Tableau 17 Thèmes émergents des commentaires des étudiants (n = 139) 118
Tableau 18 Caractéristiques sociodémographiques de l'échantillon (n = 309) 123
Tableau 19 Actions prises après avoir vu une pastille jaune ou rouge (n=133) 125
Tableau 20 Utilisation de Ma réussite par les étudiants à la session d'automne 2019 127
Tableau 21 Statistiques concernant le nombre de visites à Ma réussite dans l'échantillon 131
Tableau 22 Statistiques pour le nombre de semaines ayant eu au moins une visite (n = 219) 133
Tableau 23 Intensité d'utilisation de Ma réussite durant la session d'automne 2019 (n = 300) 135
Tableau 24 Ressources d'aide utilisées déclarées par les étudiants (n = 27) 135
Tableau 25 Intensité d'utilisation selon les variables sociodémographiques (n = 300) 136
Tableau 26 Relations entre l'intensité d'utilisation et les variables sociodémographiques (n = 300) 141
Tableau 27 Nombre de visites moyen selon les variables sociodémographiques (n = 300) 142
Tableau 28 Matrice de corrélation entre l'utilisation et des éléments du dossier académique 144
Tableau 29 Moyennes et écarts-types des échelles (n = 309) 146
Tableau 30 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'établissement des buts et stratégies (n = 309) 147
Tableau 31 Perceptions des étudiants concernant le soutien au monitorage (n = 309) 148
Tableau 32 Perceptions des étudiants concernant le soutien à la demande d'aide (n = 309) 150

Tableau 33 Perceptions des étudiants concernant le soutien à la régulation de l'effort (n = 309) 151
Tableau 34 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'autoévaluation (n = 309) 152
Tableau 35 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'adaptativité (n = 309) 153
Tableau 36 Perceptions des étudiants concernant les informations présentées dans Ma réussite (n = 309) 155
Tableau 37 Perceptions des étudiants concernant la performance attendue (n = 309) 156
Tableau 38 Perceptions des étudiants concernant l'effort attendu (n = 309) 157
Tableau 39 Perceptions des étudiants concernant l'influence sociale (n = 309) 158
Tableau 40 Perceptions des étudiants concernant les conditions facilitatrices (n = 309) 159
Tableau 41 Perceptions des étudiants concernant l'intention d'utilisation (n = 309) 160
Tableau 42 Résultats du test U de Man-Withney pour la comparaison des groupes sociodémographiques quant aux perceptions (n = 309) 162
Tableau 43 Résultats de l'analyse factorielle confirmatoire 171
Tableau 44 Résultats de l'analyse du ratio HTMT 172
Tableau 45 Sommaire de l'évaluation du modèle de mesure 173
Tableau 46 Résultats des analyses de cheminement 175
Tableau 47 Analyse des différences entre les coefficients selon le statut de visiteur (n = 300) 178
Tableau 48 Analyse des différences entre les coefficients bêta selon le genre (n = 309) 179
Tableau 49 Résultats de l'analyse MICOM pour l'invariance de composition (âge) 179
Tableau 50 Résultats de l'analyse MICOM pour l'égalité des moyennes et variances (âge) 180
Tableau 51 Analyse des différences entre les coefficients selon l'âge (n = 309) 180
Tableau 52 Analyse des différences entre les coefficients selon l'expérience à l'université (n = 309) 181
Tableau 53 Analyse des différences entre les coefficients selon l'expérience avec Ma réussite (n = 309) 182
Tableau 54 Analyse des différences entre les coefficients selon le régime d'études (n = 309) 183
Tableau 55 Analyse des différences entre les coefficients selon la modalité du programme (n = 309) 183
Tableau 56 Résultats de l'analyse MICOM pour l'invariance de composition (pastille) 184
Tableau 57 Résultats de l'analyse MICOM pour l'égalité des moyennes et variances (pastille) 184
Tableau 58 Analyse des différences entre les coefficients selon les couleurs de pastilles (n = 309) 185
Tableau 59 Sommaire des résultats concernant les relations du modèle 198
Tableau 60 Comparaison des coefficients entre notre étude et celles de Khechine et al. (2016), Zwain (2019), Alsheri et al. (2009), Alsheri et al. (2020), et Lakhal et al. (2021) 199
Tableau 61 Sommaire des résultats des analyses PLS-SEM 201
Tableau 62 Sommaire des résultats concernant les hypothèses de recherche 202

Liste des abréviations, sigles, acronymes

AREGA : Autorégulation de l'apprentissage

AVE : Average variance extracted

BSE : Bureau de soutien à l'enseignement

CAE : Centre d'aide aux étudiants

CB-SEM : Covariance-based structural equation modeling

CÉRUL : Comité d'éthique de la recherche avec des êtres humains de l'Université Laval

ENA : Environnement numérique d'apprentissage

FSA : Faculté des sciences de l'administration

FSS : Faculté des sciences sociales

FLSH : Faculté de lettres et sciences humaines

FSAA : Faculté des sciences de l'agriculture et de l'alimentation

HTMT : Heteortrait-Monotrait

IDT : Innovation diffusion theory

LAAM : Learning analytics acceptance model

MPCU : Model of personal computer use

MSLQ : Motivated strategies for learning questionnaire

PLS-SEM : Partial least squares structural equation modeling

SCT: Social cognitive theory

SRLM : Self-regulation learning model

SRMR : Standardized root mean residual

TAM : Technology acceptance model

TIC : Technologies de l'information et des communications

TPB : Theory of Planned Behavior

TRA : Theory of Reasoned Action

UTAUT : Unified theory of acceptance and use of technology

VIF : Variance inflation factor

Remerciements

Je souhaite naturellement exprimer ma reconnaissance aux personnes qui ont contribué à l'aboutissement de cette thèse. D'abord, je remercie ma directrice de recherche, madame Martine Mottet, professeure associée à l'Université Laval, qui m'a encadrée tout au long de cette thèse. Elle m'a démontré un grand soutien et a toujours agi avec une grande bienveillance. Ses encouragements m'ont aidé à garder confiance en ma capacité de mener ce projet à terme, et ont permis de me réconforter dans les limites que j'ai dû m'imposer. Je remercie également monsieur Normand Roy, professeur agrégé à l'Université de Montréal, d'avoir généreusement accepté de me guider dans mes choix méthodologiques tout au long de mon cheminement, et d'avoir accepté d'effectuer la prélecture de ma thèse. Son expertise et sa rigueur ont grandement contribué à mon apprentissage du métier de chercheur.

Je remercie monsieur Didier Paquelin, professeur titulaire à l'Université Laval, ainsi que madame Sawsen Lakhal, professeure agrégée à l'Université de Sherbrooke, d'avoir accepté de faire partie du jury d'évaluation de ma thèse. Les thèmes de recherche de madame Lakhal ont fortement inspiré cette thèse, et je souhaite la remercier d'avoir partagé des échelles de mesure qui m'ont été fort utiles. J'adresse également de sincères remerciements au directeur du Bureau de soutien à l'enseignement de l'Université Laval, Nicolas Gagnon, et au directeur adjoint, Éric Martel, pour leur aide cruciale lors du recrutement des participants. Mes remerciements vont aussi à Pierre-Yves Cloutier, analyste à la Direction des technologies de l'information pour son aide précieuse lors de la collecte de données, et aux étudiants et enseignants qui ont accepté de participer à mon projet de recherche.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance à mon employeur, l'Université du Québec à Trois-Rivières, et particulièrement au Département des sciences comptables, qui a cru en moi et qui m'a soutenue tout au long de la réalisation de mon parcours doctoral. Enfin, je remercie ma famille, qui m'a toujours appuyée dans mes études, même si je doute que quelqu'un ait vraiment compris ce que je faisais… À mes enfants, William et Livia, que j'ai portés et élevés durant la réalisation de cette thèse, j'espère que vous aimerez l'école tout autant que moi, et qui sait, que vous serez en mesure d'apprécier cette thèse un jour!

Introduction

Cette thèse propose d'examiner l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite. La formation en ligne prend de plus en plus de place dans les études universitaires, puisque les universités offrent de plus en plus de cours en ligne et les étudiants sont de plus en plus nombreux à s'y inscrire. Or, la formation en ligne doit composer avec des problématiques liées à la persévérance et à la réussite, puisque les taux d'abandon et d'échec seraient plus élevés dans ce type de formation qu'en formation sur campus, ce phénomène étant également observé à l'Université Laval. Dans une optique de soutenir la persévérance et la réussite des étudiants, l'Université Laval a développé un tableau de bord d'analyse de l'apprentissage qui vise à faire prendre conscience aux étudiants de leur participation dans leurs cours, et à les orienter vers des ressources d'aide. Cette recherche vise donc à documenter l'utilisation de cet outil par les étudiants, de même que les perceptions à son endroit. Les facteurs qui permettent d'expliquer l'utilisation d'une technologie ont été largement étudiés dans la littérature, et la théorie unifiée d'acceptation et d'utilisation de la technologie demeure à ce jour le modèle le plus robuste pour expliquer l'utilisation d'un système. Notre recherche tente donc de valider cette théorie avec les données empiriques obtenues pour documenter les perceptions des utilisateurs. Puisque *Ma réussite* a été développé dans une optique de soutien à la réussite, cette recherche examine le lien entre son utilisation et la réussite des étudiants.

Dans le premier chapitre, nous exposons la problématique en lien avec la persévérance et la réussite en formation en ligne. Tout d'abord, un portrait de la formation en ligne au pays, de même qu'à l'Université Laval y est dressé. Après un aperçu des enjeux de persévérance et de réussite en formation en ligne, nous examinons les facteurs qui peuvent contribuer à l'abandon ou à l'échec, de même que les initiatives pour contrer ces phénomènes. L'analyse de l'apprentissage étant une de ces initiatives, nous décrivons l'outil d'analyse de l'apprentissage qui a été développé à l'Université Laval, et nous dressons un état des lieux concernant la recherche sur les tableaux de bord de l'apprentissage jusqu'à ce jour. Cela permet de définir le problème et les questions de recherche, et de justifier la pertinence sociale et scientifique de cette recherche.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons le cadre théorique et conceptuel sur lequel cette recherche est basée. Nous définissons donc les concepts centraux de cette étude, soit la réussite, l'autorégulation de l'apprentissage, le tableau de bord des activités d'apprentissage, l'acceptation et l'utilisation de la technologie. Nous expliquons également en détail les deux modèles et théories à partir desquels nous avons développé notre modèle de recherche, soit le modèle d'autorégulation de l'apprentissage et la théorie unifiée d'acceptation et d'utilisation de la technologie. Une revue de la littérature concernant l'application de ces modèles dans un contexte d'analyse de l'apprentissage y est également présentée.

Le troisième chapitre présente le modèle de recherche. Les hypothèses de recherche y sont décrites avec les justifications qui les sous-tendent. Les objectifs de recherche sont exposés et les variables à l'étude dans le modèle de recherche sont définies. Les limites du modèle de recherche sont également décrites. Le quatrième chapitre fait état de la méthodologie employée pour réaliser cette recherche. Nous y présentons le devis de recherche, les instruments de collecte de données, la population et les méthodes d'échantillonnage, les enjeux éthiques de même que le plan d'analyse des données. Les limites de la méthodologie sont également présentées.

Le cinquième chapitre présente les résultats obtenus à la suite des différentes analyses statistiques effectuées, notamment les résultats concernant l'utilisation de *Ma réussite* provenant des traces des systèmes, les perceptions des étudiants concernant l'outil *Ma réussite*, provenant des réponses au sondage, et la validation des hypothèses du modèle de recherche. Finalement, le sixième chapitre porte sur l'interprétation des résultats, les contributions que notre étude apporte aux connaissances dans le domaine, les limites de notre étude et les pistes de recherche futures qui y sont associées.

Chapitre 1. Problématique

De nos jours, la formation en ligne est un champ majeur de la technologie éducative : la grande majorité des universités se sont tournées vers ce type de formation, et près du tiers des étudiants canadiens sont désormais en contact avec la formation en ligne durant leurs études universitaires (Bates et al., 2017; Martel, 2015). Malgré sa popularité grandissante, la formation en ligne soulève des enjeux importants de persévérance et de réussite, et les universités doivent se doter d'outils et de pratiques pour faire face à ces problématiques. L'Université Laval s'est d'ailleurs dotée d'un tableau de bord d'analyse des activités d'apprentissage pour aider les étudiants à prendre conscience de leur participation aux activités dans leurs cours et les orienter vers des ressources d'aide.

Ce projet de recherche vise à étudier l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite. La problématique situe donc le contexte dans lequel cette recherche se déroule. Tout d'abord, un portrait de la place de la formation en ligne au Canada et au Québec avant la pandémie de COVID-19 sera dressé, puisque la collecte de données de cette thèse a eu lieu à l'automne 2019, soit avant que l'ensemble des cours universitaires soient dispensés à distance en raison des règles sanitaires imposées par les gouvernements. Les enjeux de persévérance et de réussite auxquels font face les étudiants en ligne seront également discutés, de même que les facteurs qui contribuent à l'abandon ou à l'échec, ainsi que les initiatives prises par les établissements pour contrer ces phénomènes. Par la suite, les concepts d'analyse de l'apprentissage et de tableau de bord des activités d'apprentissage, respectivement un processus et un outil visant tous deux à soutenir la persévérance et la réussite, seront exposés, et le tableau de bord *Ma réussite* implanté à l'Université Laval sera présenté. Une revue de la littérature scientifique sur les tableaux de bord de l'apprentissage permettra de définir le problème de recherche. Pour terminer, les questions de recherche seront présentées, de même que la pertinence scientifique et sociale du projet.

1.1. La formation en ligne

La formation à distance existe depuis presque deux siècles, et a beaucoup évolué en fonction des technologies de l'information et de la communication disponibles. La littérature suggère quatre ou cinq générations de formation à distance, majoritairement caractérisées par le type de média utilisé pour diffuser la formation : la formation par correspondance (poste), la formation de masse (radio, télévision et universités ouvertes), la formation par téléconférence (satellite), et la formation en ligne (Internet) (Anderson, 2008; Moore et Kearsley, 2012; Siemens et al., 2013). De façon générale, la formation à distance est définie comme un « mode d'éducation où l'acte d'enseigner est séparé de l'acte d'apprendre dans le temps et l'espace » (Marchand et Loisier, 2005, p. 4) et fait donc état d'une distance géographique et temporelle entre l'étudiant et l'enseignant.

La formation en ligne, dernière génération de formation à distance, est pour sa part définie comme un « [m] ode d'apprentissage basé sur l'utilisation des nouvelles technologies, qui permet l'accès à des formations en ligne, interactives et parfois personnalisées, diffusées par l'intermédiaire d'Internet, afin de développer les compétences, tout en rendant le processus d'apprentissage indépendant de l'heure et de l'endroit. » (Office québécois de la langue française, s. d.) Allen et Seaman (2013) précisent qu'un cours est considéré comme en ligne lorsque la majorité du contenu (au moins 80 %) est diffusé par Internet, alors qu'un cours qui combine du contenu diffusé en ligne et en classe (soit de 30 % à 79 % du contenu en ligne) serait plutôt défini comme un cours hybride ou mixte. Un cours en ligne peut également être diffusé en mode asynchrone ou en mode synchrone. Lorsqu'un cours en ligne inclut une distance temporelle, on parle d'un cours en mode asynchrone, dans lequel les interactions entre les enseignants et les étudiants se produisent de façon intermittente et avec un délai, et où les étudiants réalisent les activités d'apprentissage sans nécessité d'être en ligne en même temps (Baugher et al., 2005). Dans ce mode de formation, les activités d'apprentissage sont totalement médiatisées et les étudiants les réalisent au moment qui leur convient. Au contraire, dans un cours en mode synchrone, aussi appelé classe virtuelle, les interactions entre l'enseignant et les étudiants s'effectuent en temps réel, ce qui implique une distance de nature géographique seulement. Finalement, la formation comodale permet de regrouper les modalités en ligne, en classe, en mode synchrone et asynchrone, puisque selon l'Université

Laval, cette dernière est définie comme un « système de formation où coexistent de façon simultanée les modes de formation en présentiel et à distance, ce qui permet à l'étudiant de choisir sur une base hebdomadaire le mode de diffusion qui lui convient, en fonction de ses besoins ou de ses préférences ». (Université Laval, 2021a, p. 4)

1.1.1. La formation en ligne au Canada et au Québec

Historiquement dispensée par les universités unimodales à distance comme la TÉLUQ et l'Athabasca University au Canada, la formation en ligne est désormais majoritairement offerte par les universités traditionnelles, qui sont devenues bimodales. En effet, 83 % des cours à distance offerts au pays en 2016 étaient offerts par des universités bimodales (Paquelin, 2016). Dans les résultats du sondage national sur la formation à distance et l'apprentissage en ligne 2019, Johnson et al. (2019) révèlent que 93 % des universités canadiennes ayant participé au sondage offraient des cours en ligne crédités. Le sondage révèle aussi que la formation en ligne est très ou extrêmement importante pour le plan stratégique à long terme pour 62 % des universités sondées, cependant ce plan est pleinement mis en œuvre pour seulement 12 % des établissements. Bien que la formation en ligne soit maintenant offerte dans la plupart des universités, elle occupe encore une modeste place dans le portrait universitaire canadien. Les statistiques les plus récentes indiquent qu'il y avait 809 programmes en ligne et 12 728 cours en ligne dans les universités canadiennes en 2015-2016, ce qui représenterait seulement 8 % des cours totaux (Martel, 2015). Le Québec fait donc bonne figure sur le plan national avec ses 206 programmes et 1 753 cours en ligne selon notre compilation pour la même année de référence, ce qui représente respectivement 25,5 % et 13,8 % de l'offre canadienne.

On retrouve peu de statistiques sur le nombre d'étudiants inscrits à des cours en ligne, mais plutôt des statistiques sur le nombre d'inscriptions. Les données les plus récentes sur le sujet indiquent que 29 % des étudiants canadiens étaient inscrits à au moins un cours en ligne en 2015 (Martel, 2015). Au Québec, le Conseil supérieur de l'éducation (2015) a répertorié que 11,6 % des étudiants de trois universités du Québec suivaient au moins un cours en ligne en mode asynchrone durant leurs études en 2012, et ce pourcentage grimpait à 29,7 % à l'Université Laval. Le nombre total d'inscriptions à des cours en ligne au Canada serait

estimé à plus de 1,3 million en 2016-2017, représentant 8 % des inscriptions totales aux cours universitaires crédités (Bates et al., 2018). Selon le Sondage national sur la formation à distance et l'apprentissage en ligne 2019 de l'Association canadienne de recherche sur la formation en ligne, 10 % des inscriptions totales aux cours universitaires sont des inscriptions à des cours en ligne (Johnson et al., 2019). Cela semble peu considérant que Martel (2015) soulignait que près du tiers des étudiants canadiens étaient inscrits dans un cours en ligne. Ceci peut indiquer que la plupart des étudiants qui suivent un cours en ligne sont inscrits à plusieurs autres cours majoritairement en classe puisque le pourcentage des inscriptions en ligne est largement inférieur au pourcentage d'étudiants inscrits à au moins un cours en ligne. On estime cependant que le taux de croissance de la formation en ligne au Canada est de 8,75 % à 10 % par année, ce qui correspond à la moyenne mondiale (Bates et al., 2017; Johnson et al., 2019; Martel, 2015). Au Québec, le nombre d'inscriptions à des cours en ligne a d'ailleurs augmenté de 77 % en 10 ans entre 2005 et 2014 (Parr, 2017). On constate donc que bien que la formation en ligne ne touchait que près du tiers des étudiants universitaires canadiens avant la pandémie de COVID-19, elle démontre une croissance soutenue depuis les 15 dernières années. La pandémie ayant forcé les universités à offrir presque tous les cours en ligne plutôt que sur campus, seul l'avenir nous dira comment cette expérience influencera l'offre de formation en ligne et les modalités dans lesquelles cette offre se déclinera.

1.1.2. La formation en ligne à l'Université Laval

L'Université Laval dispose d'une grande offre de cours à distance, en proposant des cours en ligne en mode synchrone (classe virtuelle) ou asynchrone, et des cours hybrides et comodaux. Selon le Bureau de formation à distance, plus de 100 programmes et plus de 1 000 cours à distance y sont offerts, ce qui représente environ 10 % de tous les cours offerts par l'université (Université Laval, 2019). De plus, en 2019-2020, plus du quart des crédits étudiants dépendent de la formation en ligne (21,0 %), hybride (4,3 %) ou comodale (2,5 %) (Université Laval, 2020). Selon les données que nous avons obtenues du Bureau de soutien à l'enseignement (BSE), 21 155 étudiants étaient inscrits à un cours en ligne à la session d'automne 2019 alors que l'effectif étudiant était de 43 048, ce qui signifie que 49 % des étudiants étaient inscrits à au moins un cours en ligne. On constate donc que, avant la

pandémie, près de la moitié des étudiants de l'Université Laval étaient en contact avec la formation en ligne durant leurs études. Le nombre d'inscriptions à des cours en ligne a d'ailleurs augmenté de 177 % entre 2007 et 2016 (Parr, 2017), ce qui démontre l'intérêt de l'Université Laval et des étudiants pour ce type de cours. Cependant, bien qu'elle gagne en popularité autant auprès des étudiants que des établissements d'enseignement, la formation en ligne fait face à des critiques importantes. En effet, les problèmes d'abandon et d'échec constituent un enjeu important en formation à distance.

1.2. La persévérance et la réussite en formation en ligne

La persévérance et la réussite aux études postsecondaires sont des sujets de préoccupation pour les chercheurs depuis une quarantaine d'années. La réussite est définie par le Conseil supérieur de l'éducation (2019) comme l'obtention du diplôme, le taux de réussite représentant la proportion des étudiants inscrits qui obtiennent la sanction recherchée. Pour l'ensemble des universités québécoises, ce taux est en faible mais en constante diminution entre les cohortes 2001 et 2011, passant de 81,2 % à 79,6 % pour le baccalauréat. Il est intéressant de souligner que le taux de réussite est plus élevé pour les étudiants de genre féminin, de même que pour les étudiants à temps plein (Conseil supérieur de l'éducation, 2019). Une littérature imposante fait état des enjeux de persévérance et de réussite dans la formation sur campus et à distance, et dans une mesure beaucoup plus modeste en formation en ligne.

En ce qui concerne la réussite en formation à distance, Sitzmann et al. (2006) ont synthétisé les résultats de 96 études comparant la formation à distance et la formation en classe, pour conclure que ces deux modes d'enseignement sont aussi efficaces pour l'acquisition de connaissances lorsque les mêmes méthodes pédagogiques sont utilisées. Plus récemment, une méta-analyse portant sur 46 études indique même que les apprenants qui étudient complètement en ligne ou partiellement en ligne terminent le cours avec de meilleurs résultats que ceux ayant suivi le même cours en classe (Means et al., 2010). Bien qu'il ait été démontré que la formation en ligne est au moins aussi efficace que la formation en classe, elle doit faire face à un problème classique en formation à distance, soit le phénomène de l'abandon, qui peut compter pour une part importante des échecs.

Selon Poellhuber (2007), la persévérance dans les cours en ligne est mal documentée, car les recherches s'intéressent davantage à l'abandon de programmes d'études. En effet, les établissements n'ont pas intérêt à faire état de leur taux d'abandon puisqu'il peut parfois être gênant. Toujours selon Poellhuber, les indicateurs pour mesurer la rétention varient d'un établissement à l'autre puisque les abandons ne sont pas comptabilisés de façon uniforme. Nous avons également constaté lors de notre revue de littérature que les statistiques sur le sujet sont limitées et datent de plusieurs années. Ces statistiques indiquent que les étudiants qui suivent des cours en ligne ont des taux d'abandon beaucoup plus élevés que ceux sur campus. Selon Terry (2001), le taux d'abandon dans les cours en ligne de la maîtrise en administration des affaires d'une université américaine variaient entre 33 % et 48 %, comparativement à 13 % à 23 % pour les cours en classe. Dans une étude portant sur la satisfaction des étudiants pour un cours en ligne d'une université américaine, Herbert (2006) rapporte que 25,4 % des répondants ont abandonné le cours. Park et Choi (2009) ont pour leur part rapporté des taux d'abandon dans les cours en ligne d'une université sud-coréenne variant entre 46 % et 54 %.

De façon générale, les taux d'abandon dans les cours en ligne sont estimés entre 20 % et 50 %, contre de 10 % à 20 % pour les cours sur campus (Herbert, 2006; Levy, 2007). Les taux d'abandon dans les cours en ligne seraient donc deux fois plus élevés que ceux des cours en classe, ce qui en fait un enjeu préoccupant. Nous remarquons toutefois que les études qui mentionnent ces taux se citent souvent entre elles et ne semblent pas toujours basées sur des données empiriques. De plus, puisque ces statistiques datent de plusieurs années, il se peut que l'abandon en formation en ligne soit plus ou moins problématique aujourd'hui. De nouvelles études sur les taux d'échec et d'abandon en formation en ligne permettraient de dresser un portait plus exact de la situation.

De plus, très peu de données sont disponibles sur les taux d'abandon en formation en ligne dans un contexte canadien. Le taux d'achèvement médian des cours en ligne dans les universités ontariennes était de 89 % en 2011, ce qui laisse présager un taux d'abandon d'environ 11 % (Bates et al., 2017). Selon les résultats du Sondage national sur la formation

à distance et l'apprentissage en ligne 2019, 21 % des établissements croient que l'abandon des étudiants constitue davantage un problème dans les cours en ligne que dans les cours en classe (Johnson et al., 2019). À l'Université Laval, le taux d'abandon des cours de première année obligatoires pour l'année 2014-2015 était de 9,53 % pour les cours en ligne comparativement à 5,30 % pour les cours en présentiel (Paquelin, 2016). On constate donc que le taux d'abandon est presque deux fois plus élevé dans les cours offerts en ligne que dans ceux offerts en classe. Bien que ce taux ne soit pas aussi élevé que ceux suggérés dans la littérature, on constate le même ratio de deux pour un. L'échec à l'Université Laval est également problématique : pour la même année, le taux d'échec d'un échantillon de 54 cours obligatoires de première année universitaire était de 5,37 % dans les cours en ligne contre 4,04 % dans les cours en présentiel, soit 33 % plus élevé (Paquelin, 2016). Bien évidemment, toutes ces statistiques sur les échecs et les abandons datent d'avant la pandémie de COVID-19, il se peut que la situation actuelle soit différente.

1.2.1. Les facteurs contribuant à l'abandon et à l'échec

Les facteurs qui contribuent à l'échec sont souvent les mêmes que ceux contribuant à l'abandon; la littérature ne fait pas vraiment de distinction entre ces deux concepts. L'abandon et l'échec aux études supérieures sont des phénomènes complexes; la cause d'une décision d'abandon ou d'un échec ne pouvant se résumer à un seul facteur (Kember, 1989; Tinto, 1993). Lee et Choi (2011) ont d'ailleurs identifié quarante-quatre facteurs qui influencent la décision d'abandonner un cours en ligne et les ont classés en trois grandes catégories : les facteurs relatifs aux étudiants, les facteurs relatifs aux cours et programmes, et les facteurs relatifs à l'environnement.

Selon Lee et Choi (2011), les facteurs liés aux étudiants sont les plus étudiés. Comme plusieurs auteurs considèrent que l'étudiant est le principal responsable de sa réussite (Kember, 1995; Romainville et Michaut, 2012; Tinto, 1993), il est logique de retrouver de nombreux éléments liés à ceux-ci dans les facteurs d'abandon, notamment les antécédents académiques, l'expérience à l'université, les compétences et les attributs psychologiques. Selon Romainville et Michaut (2012), le principal facteur explicatif de la note moyenne est relatif à la scolarité antérieure. De bons résultats scolaires antérieurs de même que l'absence

de redoublement au secondaire seraient associés à une plus faible probabilité d'échec ou d'abandon (Lee et al., 2011; Sauvé et al., 2008). L'expérience à l'université serait également importante. Une étude réalisée auprès de 354 étudiants à l'Université Laval démontre également que les étudiants qui sont à leur première session ont des résultats inférieurs dans un cours en ligne que ceux qui n'en sont pas à leur première expérience à l'université (Mottet et Rouissi, 2013). De plus, plusieurs études révèlent que le nombre de cours en ligne complétés antérieurement est un important facteur pour prédire l'abandon (Lee et al., 2011; Moore et al., 2012). Différentes compétences telles que l'autonomie, la gestion du temps et les compétences informationnelles et technologiques favorisent également la persévérance et la réussite en formation en ligne (Audet, 2009; Rovai, 2003). Finalement, les attributs psychologiques de l'étudiant tels que la motivation, le lieu de contrôle, les stratégies d'apprentissage peuvent également influencer la persévérance (Lee et al., 2011; Sauvé et al., 2008).

Les facteurs liés aux cours et aux programmes, qui comprennent le design du cours, le support institutionnel et les interactions, sont ceux qui sont les moins étudiés dans les recherches sur l'abandon en formation en ligne. Par exemple, la structure du cours, le type d'activités d'apprentissage de même que l'adéquation entre les objectifs du cours et ceux de l'étudiant peuvent influencer la persévérance et la réussite (Lee et al., 2011). Le support institutionnel, tel que le tutorat individuel, peut améliorer la persévérance (Lee et al., 2011; Poellhuber, 2007; Sauvé et al., 2008). Puisque l'intégration sociale est un facteur déterminant de la persévérance dans les modèles de Tinto (1993) et de Kember (1995), les différents types d'interactions identifiés par Moore et Kearsley (2012) ont été étudiés en relation avec la persévérance dans un cours en ligne. Les interactions étudiant-étudiant n'auraient pas d'effet sur celle-ci, alors qu'il y aurait une corrélation significative entre les interactions étudiant-enseignant et les taux d'abandon (Lee et al., 2011; Poellhuber, 2007). Morris et al. (2005) ont quant à eux étudié l'interaction étudiant-contenu et démontré que les étudiants qui terminent un cours en ligne sont ceux qui ont une participation plus élevée dans les activités d'apprentissage, soient ceux qui consultent le plus souvent les éléments de contenus du cours (documents et forums de discussion).

De nombreux abandons peuvent finalement être attribués aux facteurs environnementaux, qui comprennent la situation d'emploi et le niveau de soutien. Le fait d'occuper un emploi n'est pas un facteur de risque d'abandon en soi, c'est plutôt le nombre d'heures travaillées qui diminuerait de façon significative les chances d'obtenir un diplôme (Romainville et al., 2012; Sauvé et al., 2008). Le soutien financier, de même que le soutien affectif de la part de la famille, des amis et de l'employeur jouent également un rôle important. Ainsi, les étudiants qui manquent de soutien à leurs études voient leur risque d'abandonner augmenter (Lee et al., 2011; Sauvé et al., 2008).

1.2.2. Les initiatives pour favoriser la persévérance et la réussite

On constate donc que de nombreux facteurs contribuant à l'abandon ou à l'échec ne relèvent pas des établissements universitaires, et que ces derniers peuvent seulement contrôler les facteurs liés aux cours et aux programmes. Avec la croissance importante des inscriptions en ligne à l'université, il devient de plus en plus important de développer des stratégies et des outils pour améliorer la persévérance et la réussite des étudiants. L'intégration académique est d'ailleurs un élément important qui favorise la persévérance selon les modèles de Tinto (1993) et de Kember (1995). Cette intégration peut être favorisée notamment par toute forme d'aide offerte par l'enseignant, ainsi que toute forme d'interaction avec celui-ci ou avec des représentants de l'établissement.

Bien que les universités développent des mesures de soutien aux étudiants à distance, il leur est difficile de demander de l'aide compte tenu de la distance géographique et temporelle qui sépare l'étudiant et l'enseignant en formation en ligne asynchrone (Marchand et al., 2005). Malgré son importance, l'encadrement sous forme de tutorat individuel serait peu utilisé par les étudiants bien qu'ils le considèrent comme important (Gagné et al., 2002; Glikman, 2002). Pour plusieurs étudiants, il est difficile et intimidant d'établir le premier contact avec le tuteur; par exemple, au Cégep@distance, il y aurait en moyenne 1,6 contact avec le tuteur par étudiant dans un cours (Poellhuber, 2007). Glikman (2002b) mentionne d'ailleurs que les étudiants qui seraient les plus susceptibles de bénéficier du soutien des tuteurs y recourent peu de leur propre initiative. Il en résulte que les enseignants offrent souvent de l'aide à ceux qui le demandent, ignorant ainsi ceux qui en ont le plus besoin. Des études ont d'ailleurs

démontré une corrélation positive entre les interactions étudiant-enseignant et la persévérance, de même qu'entre l'instauration d'un système de soutien et la persévérance (Lee et al., 2011).

On retrouve dans la littérature plusieurs mesures de soutien à la persévérance et à la réussite mises en œuvre au fil des ans. Puisque les facteurs liés aux cours et aux programmes sont ceux sur lesquels l'établissement a le plus de contrôle, la majorité des mesures de soutien visent à offrir des cours de qualité et un support bien structuré. Le design d'un cours en ligne doit prendre en compte les besoins particuliers des étudiants à distance. Les études examinées par Lee et Choi (2011) suggèrent des activités d'apprentissages intéressantes et des contenus interactifs, flexibles et autodirigés. Le rôle de l'enseignant doit être axé sur la facilitation de la communication, en fournissant aux étudiants des moyens de communication accessibles, des réponses aux questions en temps opportun, et du support adéquat. Pour favoriser les interactions, différentes études suggèrent aux enseignants d'utiliser les TIC, de surveiller l'engagement et l'avancement des étudiants dans le cours, de donner plus de rétroaction et d'encourager le développement d'une communauté d'apprentissage (Lee et al., 2011). Du côté des mesures institutionnelles, plusieurs suggestions sont répertoriées, mais peu d'études ont démontré empiriquement leur efficacité (Lee et al., 2011). Les mesures suggérées comprennent la formation du personnel de soutien et des enseignants sur la nature de la formation en ligne et les défis qu'elle entraîne, la formation des étudiants sur les aspects techniques, et un service de soutien technique. Les suggestions plus récentes comprennent également un système administratif pour identifier les étudiants à risque afin de leur offrir le soutien dont ils ont besoin; d'où l'émergence de l'analyse de l'apprentissage.

1.3. L'analyse de l'apprentissage

Avec la croissance de la formation en ligne, de plus en plus de données sont produites par les étudiants et les enseignants. Les plateformes d'enseignement en ligne, appelées environnements numériques d'apprentissage (ENA), ont connu un grand essor durant les dernières années. Une vaste étude réalisée par EDUCAUSE portant sur 800 établissements d'éducation supérieure aux États-Unis a révélé que 99 % des établissements ont un ENA en place, et que 85 % des enseignants et 83 % des étudiants les utilisent, dont 56 % à tous les

jours ou dans la majorité de leurs cours (Dahlstrom et al., 2014). Au Canada, les ENA seraient utilisés dans 93 % des établissements postsecondaires, alors que ce taux est de 81 % pour le Québec (Johnson et al., 2019). Ces plateformes produisent une grande quantité de données sur les activités des étudiants en ligne, ce qui a amené des questionnements sur l'analyse de ces activités et les apprentissages qui y sont associés. Des intervenants et des chercheurs ont donc commencé à explorer comment utiliser ces données pour mieux comprendre les activités des étudiants en ligne. Certaines universités, principalement aux États-Unis, au Royaume-Uni et en Australie, ont commencé à développer des tableaux de bord de l'apprentissage basés sur l'activité des étudiants dans l'ENA. En effet, des études ont démontré que l'activité dans l'ENA peut à elle seule prédire la persévérance et la réussite dans un cours, plus particulièrement dans les cours utilisant des fonctions interactives telles que les forums de discussion, les activités d'apprentissage et les évaluations en ligne (Macfadyen et Dawson, 2010; Morris et al., 2005; Pardo et al., 2016).

Le tableau de bord des activités d'apprentissage est un outil émergeant et il demeure encore peu déployé dans les établissements postsecondaires. Le rapport Horizon 2019 révèle que le statut de déploiement de l'analyse de l'apprentissage au niveau du cours en enseignement supérieur demeure faible : 35 % des établissements seraient en phase de planification ou d'implantation, alors que seulement 3 % auraient déployé des outils d'analyse de l'apprentissage dans l'ensemble de l'établissement (Alexander et al., 2019). Bien que certains tableaux de bord existants n'aient pas fait l'objet d'une recherche publiée, une revue systématique de la littérature scientifique rapporte seulement 29 études portant sur des tableaux de bord déployés en contexte universitaire (Schwendimann et al., 2017). Au Canada, il semble que très peu d'universités utilisent des outils d'analyse de l'apprentissage, puisque seulement 9 % des établissements postsecondaires canadiens rapportent en faire une utilisation modérée, et seulement 5 % au Québec (Johnson et al., 2019).

Le tableau de bord des activités d'apprentissage vise principalement deux objectifs : la détection et la réflexion (Greller et Drachsler, 2012). Il peut par exemple permettre à l'enseignant de suivre l'activité des étudiants en ligne pour intervenir auprès de ceux qui semblent éprouver des difficultés. La majorité des tableaux de bord sont développés à ce jour

principalement pour les enseignants (Schwendimann et al., 2017; Verbert et al., 2013). Ces outils ont pour avantage d'aider les enseignants à identifier les étudiants à risque pour ainsi leur offrir un meilleur encadrement. Le tableau de bord peut également permettre à l'étudiant d'identifier ses difficultés, de mieux comprendre son processus d'apprentissage individuel et d'augmenter sa prise de conscience de soi et sa réflexivité, et donc ainsi l'aider à atteindre ses objectifs (Kim et al., 2016). La nature même de la formation en ligne en mode asynchrone, de par sa flexibilité, exige que les étudiants fassent preuve d'autonomie et d'autorégulation dans leur apprentissage, c'est-à-dire qu'ils mettent intentionnellement les efforts requis pour gérer des activités d'apprentissage complexes dans le but d'atteindre des objectifs d'apprentissage (Zimmerman et Schunk, 2001). Le tableau de bord des activités d'apprentissage peut ainsi soutenir la motivation des étudiants et favoriser leur autorégulation (Corrin et de Barba, 2014; Santos et al., 2012), ce qui peut également favoriser la persévérance et la réussite.

1.3.1. L'Outil *Ma réussite* à l'Université Laval

L'offre de formation en ligne à l'Université Laval, tout comme la formation sur campus, est supportée par l'ENA *monPortail*. À la session d'hiver 2014, on estimait que 83 % des étudiants suivaient au moins un cours où l'ENA était utilisé. L'ENA générait le 4 novembre 2013 plus de 100 000 accès par jour auprès de plus de 26 000 utilisateurs distincts, ce qui génère une grande quantité de données sur les activités des utilisateurs en ligne : certains jours générant plus d'un million de clics (Gagnon et Bilodeau, 2014). Voulant tirer profit de ces données, l'Université Laval a mis sur pied l'outil *Ma réussite*, qui vise à « effectuer un dépistage précoce des étudiants en difficulté et à risque d'abandon au premier cycle d'études. Pour chaque cours auquel un étudiant a accès à *monPortail*, un tableau de bord affiche différents indicateurs colorés (vert, jaune ou rouge) reflétant l'état de sa participation aux activités en ligne ainsi que les résultats qu'il obtient tout au long de la session. » (Université Laval, s. d.) L'objectif de la direction de l'Université est d'augmenter son taux de diplomation de 2 % grâce, entre autres, à cet outil (Gagnon et al., 2014). Ce tableau de bord, directement intégré à l'ENA, vise trois objectifs :

- Permettre aux étudiants de prendre rapidement conscience de leur niveau de participation et de leurs résultats dans les cours auxquels ils sont inscrits.
- Orienter les étudiants vers les ressources d'aide les plus appropriées en fonction de leur situation et des difficultés rencontrées.
- Permettre aux intervenants d'être proactifs auprès des étudiants présentant des signes de difficulté. (Université Laval, s. d.)

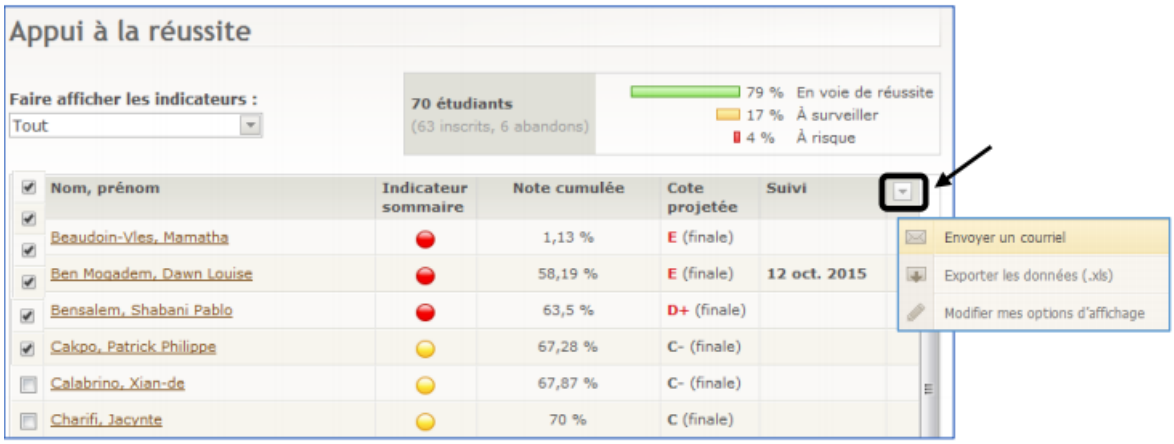
Comme la plupart des tableaux de bord existants, l'outil *Ma réussite* utilise comme source de données les traces provenant de l'ENA, et ce, en temps réel. L'outil est accessible pour les cours de premier cycle et plus récemment de cycles supérieurs, dans les programmes ou facultés qui ont choisi de l'implanter. Il se présente sous forme d'un tableau de bord et s'adresse à trois types d'utilisateurs : les étudiants, les enseignants, et les directions de programme. L'étudiant qui se connecte à *monPortail* voit la liste de ses cours, accompagnés d'un indicateur sommaire de réussite, représenté par une pastille de couleur. La pastille de couleur indique où l'étudiant se situe par rapport à la médiane de son groupe quant à sa participation au cours et aux résultats qu'il a cumulés. La pastille verte signifie qu'il est en voie de réussite, la jaune qu'il est à surveiller, et la rouge qu'il est à risque. Lorsqu'il clique sur la pastille de couleur, l'étudiant est dirigé vers une page web qui comprend une description détaillée de sa participation et de ses résultats (figure 1).

Figure 1 Extrait tiré de Ma réussite - Vue de l'étudiant (Université Laval, 2016a)

Il peut ainsi consulter l'état de sa participation pour chaque donnée compilée par le système, comparativement à son groupe. Il peut également consulter ses résultats cumulés depuis le début de la session et la cote projetée pour le cours en fonction des barèmes de notation du cours. Il peut visualiser un graphique de tendance qui montre l'évolution de ses indicateurs avec le temps. Finalement, l'outil *Ma réussite* indique les personnes à contacter pour obtenir du soutien, de même que plusieurs ressources d'aide adaptées. Par exemple, il propose des outils d'autoévaluation pour identifier des ressources d'aide appropriées, il fournit une liste des services et outils offerts à l'Université adaptée à son profil d'étudiant de même qu'une liste des ressources proposées par le Centre d'aide aux étudiants (Université Laval, 2016b). Un courriel automatisé est envoyé à tous les étudiants à la fin de la deuxième semaine de cours afin de leur faire connaître l'outil *Ma réussite*. Au retour de la semaine de lecture, un courriel automatisé est également envoyé aux étudiants dont l'indicateur sommaire est rouge afin de les informer qu'ils sont en difficulté dans au moins un cours, et les inciter à consulter l'outil et les ressources d'aide qui y sont proposées (Université Laval, 2016a).

La vue de l'enseignant est similaire à celle de l'étudiant. Lorsqu'il accède à l'outil *Ma réussite*, l'enseignant a accès à un tableau de bord qui affiche la liste de tous les étudiants inscrits ainsi que leur indicateur sommaire, leur note cumulée et leur cote projetée (figure 2).

Figure 2 Extrait tiré de Ma réussite - Vue de l'enseignant (Université Laval, 2016a)



Les étudiants qui ont un indicateur sommaire de couleur rouge s'affichent en premier dans la liste, suivi des indicateurs jaunes et finalement des verts. Une colonne du tableau permet

également de visualiser la date du dernier élément de suivi (courriel ou commentaire) créé pour un étudiant s'il y a lieu. Lorsqu'il clique sur le nom d'un étudiant, l'enseignant est dirigé vers la fiche détaillée de celui-ci, qui correspond à ce que l'étudiant voit tel que décrit précédemment. Un outil supplémentaire destiné à l'enseignant se trouve cependant dans la fiche de l'étudiant; il s'agit du journal de suivi qui sert à conserver des traces des démarches de suivi effectuées par l'enseignant au besoin sous forme de courriel ou de commentaire. Il peut effectivement envoyer un courriel à l'étudiant directement à partir du journal de suivi, ou encore y documenter des commentaires pour lui-même ou à partager avec d'autres enseignants ou encore avec la direction du programme (Université Laval, 2016a). Des rencontres d'information ont été organisées dans les différentes facultés pour présenter l'outil et des séances de formation ont été offertes aux enseignants qui s'y sont inscrits. Aucune formation n'est disponible pour les étudiants, cependant le site Internet du BSE fournit de la documentation pour présenter les fonctionnalités de l'outil.

En ce qui concerne son fonctionnement, le tableau de bord comprend un indicateur sommaire, qui est composé d'un indicateur de participation et d'un indicateur de résultats (voir la figure 1). L'indicateur de participation est celui qui comprend le plus grand nombre de données. L'utilisation de ressources étant la donnée la plus souvent compilée dans les tableaux de bord existants (Bodily et Verbert, 2017; Verbert et al., 2014), l'outil *Ma réussite* ne fait pas exception, car il compile les données suivantes : le nombre d'accès au site de cours, le nombre de pages consultées, le nombre de fichiers téléchargés, et le nombre d'éléments multimédias consultés. Il utilise également des données provenant d'interactions sociales, notamment le nombre d'éléments consultés dans le forum de même que le nombre de messages rédigés. Finalement, il compile le nombre de tentatives aux questionnaires formatifs. Parmi les cinq types de données identifiés par Verbert et al. (2014), seul le temps passé dans l'ENA n'est pas pris en compte dans l'outil *Ma réussite*.

L'indicateur de participation se calcule en comparant les données de participation de l'étudiant à la médiane de son groupe, et une pastille de couleur est attribuée à chaque indicateur. Un étudiant qui a une bonne participation (70 % et plus de la médiane) se verra attribuer une pastille verte. L'étudiant qui a une participation inférieure au groupe (de 30 %

à 69.9 % de la médiane) aura une pastille jaune, alors que celui qui a une participation significativement inférieure au groupe (moins de 30 % de la médiane) aura une pastille rouge. Lorsque les données sont insuffisantes pour effectuer le calcul, la pastille reste blanche (Université Laval, 2016a). L'utilisation de la médiane du groupe plutôt que de la moyenne diminue l'influence des étudiants qui ont une participation excessivement élevée ou faible dans le groupe. De plus, Macfadyen et Dawson (2010) soulignent que les modèles de prédiction doivent être élaborés au niveau du cours; il ne peut pas y avoir de modèle qui correspond à tous les contextes. L'utilisation de la médiane de chaque groupe tient donc compte des particularités de chaque cours et de chaque contexte.

En ce qui concerne l'indicateur de résultats, il n'utilise que les résultats aux activités d'évaluation sommative, soit la note cumulée en pourcentage. L'indicateur de résultats calcule la moyenne pondérée des résultats sommatifs obtenus dans le cours et utilise le barème de notation comme base de comparaison plutôt que les données du groupe. La moyenne pondérée en pourcentage est convertie en cote A, B, C, D ou E selon le barème de notation adopté dans le cours. Une note égale ou supérieure à B- est associée à une pastille verte, des notes entre C- à C+ à une pastille jaune, et des notes égales ou inférieures à D+ à une pastille rouge. Lorsque les données sont insuffisantes pour effectuer le calcul, la pastille reste blanche. Lorsqu'au moins 30 % des résultats d'un cours sont disponibles, une cote projetée basée sur les résultats publiés s'affiche. L'indicateur sommaire correspond donc à la combinaison des indicateurs de participation et de résultats (Université Laval, 2016a).

Le projet pilote de *Ma réussite* a été lancé à l'hiver 2014, et l'outil a été implanté à plus grande échelle à l'automne 2014. À l'automne 2016, plus de 973 sites de cours, 791 enseignants et 23 377 étudiants bénéficiaient de l'outil (Provençal, 2016). Bien que l'utilisation de l'outil demeure volontaire, la Faculté des sciences de l'administration l'active automatiquement dans tous les cours, alors que dans les autres facultés, il est activé à la demande de la direction du programme ou de l'enseignant. En 2015, une évaluation sommaire de l'outil a été faite par sondage auprès des utilisateurs. On a demandé aux étudiants si la consultation de l'outil *Ma réussite* avait modifié leur intérêt ou leur motivation, leur investissement ou leur participation sur le site du cours, et leur confiance à réussir celui-

ci. Pour la grande majorité d'entre eux (de 69 % à 88 %), ces éléments sont restés stables, alors qu'ils ont augmenté pour 11 % à 26 % d'entre eux. Du côté des enseignants, 74 % affirment que l'outil leur a permis de détecter plus efficacement les étudiants en difficulté, et 90 % des directeurs de programmes et conseillers pédagogiques sont du même avis. De plus, 70 % des répondants affirment que l'outil a contribué à optimiser leurs tâches concernant l'appui à la réussite des étudiants (Provençal, 2016). Il s'agit de la seule évaluation réalisée pour l'outil *Ma réussite*. Cette évaluation sommaire a été réalisée au bénéfice de l'administration de l'Université. Puisque cette évaluation n'a pas été faite dans le cadre d'un projet de recherche, les résultats n'ont pas été publiés.

1.3.2. Résultats de la recherche sur les tableaux de bord

Contrairement à l'Université Laval, certains établissements ont participé à des projets de recherche concernant les tableaux de bord, qui ont abouti à la publication de résultats. Le tableau de bord des activités d'apprentissage est un outil émergeant et il demeure encore peu étudié. En effet, une revue systématique de la littérature scientifique rapporte seulement 29 études portant sur des tableaux de bord déployés en contexte universitaire (Schwendimann et al., 2017). De plus, moins de la moitié des tableaux de bord recensés dans la littérature ont fait l'objet d'une évaluation (Schwendimann et al., 2017; Verbert et al., 2014). Ceux qui ont été évalués l'ont majoritairement été quant à l'utilité et la facilité d'utilisation perçues de l'outil, de même qu'à la satisfaction des utilisateurs. Peu d'études ont évalué leurs effets sur la persévérance et la réussite.

1.3.2.1. Utilité perçue et facilité d'utilisation perçue

L'évaluation des tableaux de bord porte le plus souvent sur la perception des enseignants et/ou des étudiants sur leur utilité et leur facilité d'utilisation (Verbert et al., 2014). Un sondage effectué auprès de plus de 1500 étudiants ayant utilisé *Course Signals*, un des premiers tableaux de bord instauré en milieu universitaire, indique qu'ils perçoivent les courriels d'alertes automatiques reçus comme une communication personnelle de leur enseignant, ce qui leur donne l'impression d'être importants. En effet, ils perçoivent ces communications ainsi que l'indicateur visuel qui les accompagnent comme étant informatifs et motivants, et par conséquent comme un outil important d'aide à la réussite (Arnold et

Pistilli, 2012). D'autres études se sont penchées sur l'utilité perçue du tableau de bord pour améliorer l'enseignement et l'apprentissage. En général, la majorité des utilisateurs sont satisfaits de l'outil et sont d'avis que l'information divulguée dans les tableaux de bord aide à améliorer l'apprentissage (Ali et al., 2012; Govaerts et al., 2012; Kim et al., 2016; Kosba et al., 2005; Santos et al., 2012; Scheuer et Zinn, 2007), bien que l'utilité perçue soit plus élevée chez les enseignants que chez les étudiants (Govaerts et al., 2012).

Du côté des enseignants, ils estiment que les étudiants sont plus proactifs et amorcent leurs travaux plus tôt lorsqu'ils savent comment ils performent dans un cours et qu'ils comprennent mieux l'importance de réaliser les différentes activités d'apprentissage (Arnold et al., 2012). Les enseignants de l'Université du Michigan perçoivent le tableau de bord comme un outil de grande valeur; qu'ils utilisent surtout pendant les rencontres avec les étudiants, même si l'outil a été conçu pour orienter les enseignants, et non les étudiants (Aguilar et al., 2014). Du côté des étudiants, ils perçoivent une faible utilité au tableau de bord lorsque beaucoup d'activités d'apprentissage pertinentes se déroulent à l'extérieur de l'ENA, et soulignent que les données collectées ne rendent pas compte de tout le travail qu'ils ont effectué (Verbert et al., 2014). Ils perçoivent également une plus grande utilité du tableau de bord lorsque celui-ci permet de visualiser un plus grand nombre de données sur les activités d'apprentissage. Par ailleurs, ils apprécient la possibilité de se comparer à leurs pairs, mais n'aiment pas que leurs données soient collectées à l'extérieur de l'environnement du cours pour des raisons de protection de vie privée (Govaerts et al., 2012; Santos et al., 2012). Seule l'étude de Park et Jo (2015) a révélé que les étudiants ne perçoivent pas l'information divulguée dans le tableau de bord comme étant utile à leur apprentissage et à leur réussite. En effet, les étudiants interrogés dans cette étude estiment qu'il est moyennement utile de connaître le nombre de visites au site de cours ou au tableau de bord, ou encore de visualiser le sommaire des activités en ligne, le temps passé en ligne et la fréquence de connexion, et ils jugent que la régularité de la connexion n'est pas utile du tout.

Enfin, le niveau de satisfaction envers l'outil est élevé autant chez les enseignants que chez les étudiants. Des études portant sur la satisfaction des enseignants envers des outils d'analyse de l'apprentissage indiquent qu'ils les considèrent généralement comme faciles à

utiliser (Ali et al., 2012; Scheuer et al., 2007). Du côté des étudiants, Fritz (2011) souligne toutefois que, s'ils n'ont pas été formés à l'utilisation de l'outil, ils ne savent pas comment et pourquoi l'utiliser, et que celui-ci est difficile à trouver s'il n'est pas intégré directement à l'ENA. Finalement, autant les enseignants que les étudiants rapportent un manque de pratiques efficaces ou d'utilisation constante du tableau de bord par les enseignants (Arnold et al., 2012).

1.3.2.2. Effets des tableaux de bord sur la persévérance et la réussite

Il existe à l'heure actuelle très peu de preuves des effets de l'analyse de l'apprentissage (Ferguson et Clow, 2017). Une revue de littérature systématique portant sur les outils d'analyse de l'apprentissage en enseignement supérieur révèle que sur 689 articles recensés, seulement 11 études ont évalué l'efficacité de tels outils (Larrabee Sonderlund et al., 2019). *Course Signals* est le tableau de bord qui a fait l'objet de la plus vaste évaluation, soit une étude longitudinale sur trois années dans une université américaine. Les résultats de l'étude d'Arnold et Pistilli (2012) indiquent que le fait de présenter un tableau de bord aux étudiants a un impact positif sur leurs notes et sur la rétention. En effet, dans les cours utilisant *Course Signals*, les auteurs ont noté une augmentation de 10 % des notes A et B et une diminution de 6 % des notes D et E par rapport aux sessions antérieures où l'outil n'était pas utilisé. Fritz (2011) a examiné l'utilisation d'un tableau de bord destiné aux étudiants, et révèle que 91,5 % des participants à l'étude ont utilisé l'outil au moins une fois, et que ces étudiants étaient 1,92 fois plus susceptibles d'obtenir une note de C ou plus que les étudiants qui n'ont pas utilisé l'outil. Huberth et al. (2015) ont pour leur part classé les étudiants en quatre catégories selon leur utilisation du tableau de bord. Les étudiants avec une utilisation modérée et élevée ont obtenu de meilleures notes, l'étude ayant relevé une corrélation significative entre la fréquence d'utilisation du tableau de bord et la performance des étudiants. Ces études sont toutefois contestées en raison de problèmes méthodologiques puisqu'elles ne suivent pas un devis quasi-expérimental et ne tiennent pas compte d'autres variables de contrôle pertinentes (Ferguson et Clow, 2017).

D'autres études faisant appel à des méthodologies plus robustes indiquent que les notes moyennes du groupe expérimental ayant été exposé au tableau de bord sont meilleures que

celles du groupe contrôle (Jayaprakash et al., 2014; Kim et al., 2016; Krumm et al., 2014). Kim et al. (2016) soulignent cependant qu'il y a une faible corrélation positive entre la satisfaction des étudiants à l'égard du tableau de bord et les notes finales, mais qu'il n'y a pas de relation claire entre la fréquence d'usage du tableau de bord et les notes finales. Les résultats de l'étude de Chen et al. (2008) indiquent également que le nombre d'activités d'apprentissage complétées par les étudiants ayant été exposés au tableau de bord a augmenté de 17 % comparativement au groupe contrôle, et que les visites à l'ENA ont augmenté de 50 %. Cependant, quelques études n'ont démontré aucune différence significative dans les notes entre le groupe contrôle et le groupe expérimental (Chen et al., 2008; Kosba et al., 2005; Ott et al., 2015), quoique la satisfaction des étudiants vis-à-vis le cours utilisant le tableau de bord était plus élevée (Park et al., 2015). Bien que les étudiants apprécient l'information affichée dans le tableau de bord, leur comportement et leurs résultats en demeurent peu affectés.

Bien que le soutien à la persévérance soit un objectif fondamental de l'analyse de l'apprentissage, seulement quelques études ont à ce jour démontré un effet sur la persévérance des étudiants (Ferguson et al., 2017). Dans une université américaine, les étudiants de trois cohortes ayant participé à au moins un cours utilisant *Course Signals*, un tableau de bord accessible aux étudiants, ont persévéré davantage (87 %) que les étudiants ayant commencé leurs études universitaires au cours de la même session mais qui n'ont pas été en contact avec l'outil (69 %) (Arnold et al., 2012). Une autre étude sur un tableau de bord qui prédit le risque d'abandon, implanté dans trois universités américaines, indique que les étudiants ayant reçu une communication d'un enseignant en regard de leur niveau de risque ont obtenu des taux de persévérance et de réussite plus élevés que le groupe témoin (Milliron et al., 2014). Un algorithme développé dans une université brésilienne a été en mesure de prédire les abandons avec une précision moyenne de 87 %. Les interventions des enseignants auprès des étudiants ayant les plus fortes probabilités d'abandon ont permis de réduire le taux d'abandon moyen de 11 % (Cambruzzi et al., 2015).

Plus récemment, une étude portant sur les effets d'un tableau de bord accessible seulement aux enseignants a été réalisée à l'Open University dans dix modules de différentes facultés.

Les résultats démontrent qu'il y a eu significativement moins d'abandons dans les groupes où le tableau de bord était utilisé que dans les groupes pour lesquels il ne l'était pas, mais seulement pour un des dix modules. Pour deux modules, les abandons étaient plus élevés alors qu'il n'y avait pas de différence significative pour les sept autres (Herodotou et al., 2017). Les résultats sont donc beaucoup plus mitigés que ceux de l'étude portant sur *Course Signals*, ce qui peut laisser présager que le tableau de bord est plus efficace s'il est accessible à la fois aux enseignants et aux étudiants. Cependant, l'étude réalisée dans un collège américain démontre que le nombre d'abandons est significativement plus élevé dans les groupes ayant été exposés au tableau de bord que dans le groupe contrôle (Jayaprakash et al., 2014). Le tableau de bord peut donc inciter des étudiants à abandonner un cours plutôt que de rester inscrits au risque d'échouer. Bien qu'il soit préférable que les étudiants complètent leur cours avec succès, l'abandon – fait dans les délais prévus – est préférable à l'échec puisqu'il n'entraîne pas d'échec au relevé de notes.

1.4. Problème et questions de recherche

Le rapport Horizon 2019 estimait que l'analyse de l'apprentissage serait adoptée à grande échelle par les établissements d'éducation supérieure dans un délai d'un an ou moins (Alexander et al., 2019). La conception et l'implantation d'outils d'analyse de l'apprentissage tels que les tableaux de bord représentent des opérations coûteuses pour les établissements d'enseignement et, malgré ces investissements, ceux-ci ne peuvent pas soutenir la persévérance et la réussite s'ils ne sont pas utilisés par les parties prenantes. Le non-usage est d'ailleurs une problématique soulevée par quelques chercheurs (Fritz, 2011; Herodotou et al., 2017; West et al., 2016). Devant l'intérêt des universités pour ces outils, il est ainsi important d'évaluer l'acceptation et l'utilisation de ces tableaux de bord par les parties prenantes. En effet, à la suite d'une revue de littérature portant sur les tableaux de bord destinés aux étudiants, Bodily et Verbert (2017) concluent que les recherches futures devraient mettre davantage d'accent sur la compréhension de l'utilisation qui est faite des tableaux de bord, afin d'être en mesure de les améliorer. Actuellement, les études qui ont porté sur l'évaluation des effets des tableaux de bord n'ont pas considéré la fréquence à laquelle les utilisateurs y ont accédé ni les modalités de leur utilisation (Kim et al., 2016; Schwendimann et al., 2017).

Toutefois, l'acceptation et l'utilisation d'un système ou d'une technologie est un champ de recherche mature qui a fait l'objet de nombreux écrits depuis les trente dernières années. Plusieurs modèles ont vu le jour, dont la théorie unifiée d'acceptation et d'utilisation de la technologie (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*, ci-après UTAUT), le modèle le plus récent qui est décrit par plusieurs auteurs comme étant le plus complet et le meilleur pour prédire l'utilisation (Khechine et al., 2016; Venkatesh et al., 2003). Ce modèle, explicité dans le prochain chapitre, a prouvé dans de nombreuses études que les variables qui influencent l'utilisation d'un système ou d'une technologie sont l'intention de l'individu de l'utiliser, ainsi que les conditions facilitant son utilisation. L'intention d'utilisation est quant à elle influencée par la perception de l'utilisateur concernant l'utilité du système (performance attendue), par la facilité d'utilisation du système (effort attendu) de même que par l'influence sociale que peut exercer son entourage. Plusieurs études ont démontré que la performance attendue est la variable ayant le plus d'influence sur l'intention d'utilisation (Khechine et al., 2016; Taiwo et Downe, 2013; Venkatesh et al., 2003). Mais qu'est-ce que la performance attendue en contexte d'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage?

Selon Venkatesh et al. (2003) un système est perçu comme étant utile dans un travail s'il permet d'accomplir des tâches plus rapidement, s'il augmente la productivité et s'il permet d'augmenter les chances d'obtenir une promotion. Le concept de performance attendue est donc ancré dans le contexte organisationnel d'un emploi. Cela ne convient pas au contexte d'utilisation d'un tableau de bord des activités d'apprentissage en contexte éducatif puisque ce dernier n'a pas pour objectif une augmentation de la productivité ou encore de la rapidité d'exécution dans les tâches ni l'obtention d'une promotion. Il devient donc nécessaire de définir la performance attendue des étudiants envers l'outil *Ma réussite*.

Tel que décrit précédemment, l'outil *Ma réussite* vise trois objectifs : 1- permettre aux étudiants de prendre rapidement conscience de leur niveau de participation et de leurs résultats dans les cours auxquels ils sont inscrits; 2- orienter les étudiants vers les ressources d'aide les plus appropriées en fonction de leur situation et des difficultés rencontrées; 3- permettre aux intervenants d'être proactifs auprès des étudiants présentant des signes de

difficulté (Université Laval, s. d.). Le concept central d'autorégulation de l'apprentissage ressort des deux premiers objectifs, qui visent les étudiants. L'autorégulation de l'apprentissage, facteur important lié à la réussite scolaire, est un processus actif et constructif, où les apprenants se fixent des objectifs, puis tentent de contrôler et réguler leur cognition, motivation et comportement tout en étant guidés et contraints par leurs objectifs et les caractéristiques contextuelles de l'environnement (Pintrich, 2004; Zimmerman, 2000). La prise de conscience et la demande d'aide sont deux éléments qui font partie du processus d'autorégulation (Pintrich, 2004; Zimmerman et Moylan, 2009), qui est explicité dans le prochain chapitre. Pour que les étudiants jugent l'outil *Ma réussite* comme étant utile, ils doivent donc percevoir que celui-ci les aide à s'autoréguler, notamment à prendre conscience de leur implication dans le cours et à demander de l'aide au besoin.

1.4.1. Questions de recherche

Comme le tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* est implanté depuis quelques années, mais qu'il n'a pas fait l'objet d'une évaluation scientifique, plusieurs questions se posent : Qui utilise cet outil? À quelle fréquence est-il utilisé? À quel degré est-il perçu comme étant utile? Comment soutient-il l'autorégulation de l'étudiant? Quelles variables peuvent expliquer son utilisation? Comment soutient-il la réussite des étudiants? L'objectif général de cette recherche consiste donc à comprendre l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite. Plus spécifiquement, ce projet vise à répondre à quatre questions de recherche :

- Comment et par qui le tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* est-il utilisé dans les cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval?
- Quelles sont les représentations des étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage?
- Comment l'UTAUT peut-elle expliquer l'utilisation de l'outil *Ma réussite* par les étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval?
- Quel est le lien entre l'utilisation de *Ma réussite*, et la réussite des étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval?

La recension des écrits et l'élaboration du cadre théorique et conceptuel présentés au prochain chapitre nous permettront de préciser et d'opérationnaliser les questions de recherche en objectifs plus précis, afin de guider les choix méthodologiques. Ainsi, l'acceptation et l'utilisation de l'outil *Ma réussite* sera envisagée dans la perspective de l'UTAUT; la composante de l'utilité perçue (performance attendue) en constituant l'aspect principal étudié, sous l'angle de l'autorégulation de l'apprentissage. Ce projet de recherche vise un double objectif, soit : fournir des données descriptives concernant l'utilisation de l'outil *Ma réussite* et les perceptions des étudiants à son égard, et utiliser ces données pour tester l'application de l'UTAUT en contexte d'analyse de l'apprentissage.

1.4.2. Pertinence scientifique et sociale

La première question de recherche vise à documenter comment et par qui le tableau de bord des activités d'apprentissage est utilisé. Le développement et l'implantation de l'outil *Ma réussite* à l'Université Laval ont nécessité des investissements importants. Même s'il vise l'augmentation du taux de diplomation, son utilisation demeure volontaire pour les enseignants et les étudiants. Le tableau de bord ne peut donc pas contribuer à cet objectif s'il n'est pas utilisé. Même s'il est possible d'avoir des données sur son utilisation par les traces du système, on ne connaît pas le profil des personnes qui l'utilisent ou pas. De plus, l'outil *Ma réussite* est implanté depuis l'automne 2014 et n'a fait l'objet que d'une évaluation à des fins administratives. Cette évaluation a mesuré de façon très sommaire l'utilité perçue par les utilisateurs, et sans appliquer de démarche scientifique. Jusqu'à présent, aucune étude n'a tenté d'analyser l'utilisation des tableaux de bord par les étudiants selon leurs caractéristiques démographiques ou encore selon leur niveau de performance scolaire (Bodily et al., 2017). À la suite de leur revue de littérature, Larrabee Sonderlund et al. (2019) recommandent d'ailleurs que les résultats de recherches futures soient examinés en fonction des caractéristiques de la population, par exemple le genre, les modalités d'études (sur campus ou à distance), le régime d'études (temps plein ou temps partiel), afin de mieux comprendre les variables modératrices et médiatrices et ainsi être en mesure d'ajuster les interventions.

La deuxième question de recherche vise à documenter les représentations des étudiants quant à l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage. Très peu

de recherches ont exploré la perception des utilisateurs concernant les tableaux de bord (Roberts et al., 2016). Les quelques études portant sur l'évaluation de tableaux de bord se sont limitées à évaluer leur utilité et leur facilité d'utilisation perçues dans l'ensemble. Ces études sont souvent réalisées avec de petits échantillons d'étudiants ou d'enseignants, ce qui fournit peu d'information pertinente sur les besoins des utilisateurs et sur les problèmes qu'ils rencontrent (Schwendimann et al., 2017; Verbert et al., 2014). Verbert et al. (2014) affirment d'ailleurs que l'évaluation de l'utilisation réelle des tableaux de bord par les utilisateurs est nécessaire pour comprendre la valeur ajoutée de ces outils et faire avancer la recherche dans ce domaine. De plus, très peu de recherches ont été effectuées pour évaluer l'utilité perçue des différentes données qui composent le tableau de bord (Park et al., 2015; Verbert et al., 2014).

Toujours concernant l'utilité, l'influence des tableaux de bord sur les comportements d'autorégulation des étudiants commence tout juste à intéresser les chercheurs. On retrouve en effet un nombre limité d'études sur le sujet (Bos et Brand-Gruwel, 2016; Corrin et al., 2014; Marzouk et al., 2016; Pardo et al., 2016; Schumacher et Ifenthaler, 2018). Dans un article résumant ses recherches sur l'apprentissage autorégulé, Zimmerman (2013) recommande qu'il y ait plus de recherches sur l'apprentissage autorégulé dans un contexte d'enseignement assisté par ordinateur. Selon lui, les processus d'apprentissage et les résultats des étudiants peuvent être consignés dans des fichiers informatiques et peuvent fournir une rétroaction essentielle aux chercheurs, aux enseignants et aux apprenants. Si plusieurs études ont investigué l'apprentissage autorégulé en contexte de formation en ligne (Barnard et al., 2009; Cho et Shen, 2013; Dabbagh et Kitsantas, 2004; Inan et al., 2016; Puzziferro, 2008; Zimmerman, 2002), très peu ont à ce jour exploré le lien entre l'analyse de l'apprentissage et l'apprentissage autorégulé.

En plus de documenter l'utilisation de l'outil *Ma réussite*, le projet de recherche permettra de déterminer comment l'UTAUT peut expliquer l'intention d'utilisation d'un tableau de bord des activités d'apprentissage. Seulement deux études ont testé un modèle d'acceptation de la technologie en contexte d'analyse de l'apprentissage (Ali et al., 2013; Amazona et Hernandez, 2019). Ces études sont basées sur le modèle d'acceptation de la technologie

(*Technology Acceptance Model*, ci-après TAM) (Davis et al., 1989), l'ancêtre de l'UTAUT, et visent à expliquer l'utilisation du tableau de bord par les enseignants. Ali et al. (2013) soulignent que des études similaires doivent être menées sur différentes populations et avec différents outils d'analyse de l'apprentissage pour confirmer la validité externe de leurs résultats.

Finalement, cette recherche vise à déterminer s'il existe un lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite des étudiants. Les responsables du projet *Ma réussite* n'ont pas évalué les effets de l'outil sur la persévérance et la réussite et le nombre limité d'études qui ont traité de la question comportent des limites méthodologiques importantes. De plus, les résultats sont contradictoires, certaines études rapportent des améliorations dans les notes ou dans les taux d'abandon (Arnold et al., 2012; Baron, 2013; Chen et al., 2008; Fritz, 2011; Kim et al., 2016) alors que d'autres n'ont démontré aucune différence significative (Kosba et al., 2005; Ott et al., 2015; Park et al., 2015) entre les étudiants ayant bénéficié d'interventions découlant du tableau de bord et les autres.

Puisque l'outil *Ma réussite* est déjà implanté depuis 2014, il serait difficile de procéder à une étude expérimentale pour tester les effets de l'outil sur la persévérance et la réussite, et plus précisément de créer un groupe contrôle. En effet, plus de 20 000 étudiants ont déjà été en contact avec l'outil, ce qui représente près de 75 % de l'effectif étudiant au premier cycle. Il serait donc ardu de constituer un groupe contrôle qui n'a jamais été en contact avec celui-ci. De plus, il ne serait pas éthiquement acceptable de retirer à des étudiants l'accès à un outil qui peut les aider à améliorer leur persévérance et leur réussite. Enfin, il nous apparaît prématuré d'évaluer les effets de l'outil sans avoir au préalable procédé à une étude descriptive de son utilisation. Kim et al. (2016) soulignent d'ailleurs qu'avant d'étudier les effets du tableau de bord sur l'apprentissage, la persévérance ou la réussite, il est nécessaire d'analyser les comportements réels des étudiants ayant accès à ces tableaux de bord. En plus de documenter l'utilisation du tableau de bord, cette étude nous permettra de vérifier s'il existe un lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite des étudiants.

Soulignons également que la grande majorité des études portant sur les tableaux de bord d'analyse de l'apprentissage sont issues des États-Unis, du Royaume-Uni et de l'Australie, et dans quelques d'universités (Ferguson et al., 2017). À notre connaissance, aucune étude sur le sujet n'a été réalisée au Québec jusqu'à présent. De plus, Schwendimann et al. (2017) soulignent que l'état actuel de la recherche concernant l'évaluation des tableaux de bord dans des situations éducatives réelles est faible. Le présent projet de recherche vise donc à combler certaines lacunes d'études antérieures en analysant l'utilisation d'un tableau de bord des activités d'apprentissage pour la première fois au Québec, avec un grand échantillon provenant de plusieurs facultés et dans des situations d'apprentissage réelles.

Chapitre 2. Cadre théorique et conceptuel

Ce projet de recherche repose sur plusieurs concepts : la réussite, l'autorégulation de l'apprentissage, le tableau de bord des activités d'apprentissage, ainsi que l'acceptation et l'utilisation de la technologie. Tout d'abord, le concept de réussite sera présenté, suivi du concept d'autorégulation de l'apprentissage. Comme *Ma réussite* est un outil d'analyse de l'apprentissage développé pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage, le concept de tableau de bord des activités d'apprentissage sera explicité. Pour que le tableau de bord puisse atteindre son objectif de soutien à l'autorégulation, il doit être utilisé par les parties prenantes. Le concept d'acceptation et d'utilisation de la technologie sera donc détaillé, de même que les principaux modèles qui le sous-tendent. Finalement, le cadre de recherche proposé sera présenté, de même que ses limites.

2.1. La réussite

La réussite peut se répartir en deux concepts distincts : la réussite éducative et la réussite scolaire. Le Centre de transfert sur la réussite éducative du Québec (CTREQ) définit la réussite scolaire comme l'atteinte d'objectifs d'apprentissage propres à chaque étape du cheminement scolaire menant à l'obtention d'un diplôme ou à l'intégration du marché du travail. La réussite éducative, qui inclut la réussite scolaire, est quant à elle un concept beaucoup plus large, qui concerne à la fois l'instruction, la socialisation et la qualification des individus, pour le développement de leur potentiel au niveau affectif, moral, intellectuel, et physique, afin qu'ils deviennent des citoyens responsables (Potvin, 2010). Le type de réussite qui est pertinent pour le présent projet de recherche est donc la réussite scolaire, qui se mesure par les résultats scolaires et l'obtention du diplôme (Conseil supérieur de l'éducation, 2002), et qui peut donc se situer soit au niveau du programme, soit au niveau du cours, ce dernier étant retenu pour le projet de recherche.

En général, les recherches portant sur la réussite scolaire ne définissent pas ce concept. Celles qui tentent de le faire présentent beaucoup de disparités et ont recours à de nombreux indicateurs différents pour le mesurer : résultats spécifiques à une évaluation, note finale au cours, nombre de cours réussis, et moyenne cumulative (Roland et al., 2015). Ces auteurs

francophones définissent la réussite comme « la satisfaction d'un étudiant aux critères minimaux de maîtrise des compétences relatives à son cursus selon les normes, les usages et les décrets de son contexte éducatif validée par le jury de délibération. » (Roland et al., 2015, p. 9) Au niveau du programme, le Conseil supérieur de l'éducation (2019, p.36) mesure le taux de réussite à partir de « la proportion des étudiantes et des étudiants nouvellement inscrits qui ont obtenu, après un certain nombre d'années, la sanction recherchée. » Pour le baccalauréat, ce taux est passé de 81,2 % en 2001 à 79,6 % en 2011. On dénote une différence importante selon le genre; par exemple, en 2011 le taux de réussite des étudiants de genre masculin était de 75,6 % alors que celui des étudiants de genre féminin était de 82,4 %. Des différences majeures sont également dénotées selon le régime d'études, le taux de diplomation étant plus élevé pour les étudiants à temps plein. En effet, en 2011, pour le baccalauréat, ce taux se situait à 80 % pour les étudiants à temps plein comparativement à 40 % pour les étudiants à temps partiel (Conseil supérieur de l'éducation, 2019).

Au niveau du cours, les critères minimaux de compétences sont établis par la note de passage déterminée par l'enseignant, qui équivaut à une cote D selon les barèmes de notation nord-américains. Un étudiant sera donc considéré comme ayant échoué un cours s'il n'obtient pas la note de passage (cote E), et comme ayant réussi s'il obtient les cotes suivantes selon le barème de notation de l'Université Laval : A, B, C et D. Le manque de définition claire entourant la réussite amplifie également la difficulté de distinguer la réussite de la performance (Roland et al., 2015). Bien que l'étudiant ait obtenu la note de passage et réussi le cours, cela n'est pas synonyme d'apprentissage de qualité. Selon Roland et al. (2015), les mesures telles que les résultats à une évaluation ou la note finale font davantage référence à la performance qu'à la réussite lorsqu'on compare les différents niveaux de performance entre les étudiants plutôt que de comparer les étudiants qui échouent à ceux qui réussissent. La performance représenterait donc plusieurs niveaux de réussite; les étudiants ayant obtenu une cote A auraient ainsi mieux performé et donc mieux réussi que ceux ayant obtenu une cote C. Dans les établissements nord-américains, les significations des barèmes sont les suivantes : A = excellent, B = très bien, C = bien, D = passable, et E = échec.

Une étude réalisée dans un cours en ligne asynchrone à l'Université Laval a révélé que les étudiants de genre féminin ont réussi le cours significativement mieux que ceux de genre masculin; cependant les taux d'échecs étaient comparables (Mottet et al., 2013). Cette étude a également démontré que les étudiants primo-entrants, soit ceux qui sont inscrits pour la première fois à l'université, ont obtenu des résultats significativement inférieurs à ceux qui étaient déjà inscrits à l'université avant de suivre le cours. Cette situation pourrait être liée à l'expérience antérieure en formation à distance, puisqu'une forte majorité de primo-entrants n'ont jamais suivi de cours en ligne par le passé, alors que c'est le cas pour une minorité de non primo-entrants. Selon Moore et Kearsley (2012), il y aurait une corrélation entre le nombre de cours à distance déjà suivis et la réussite d'un cours à distance, les étudiants sans expérience n'ayant pas l'autonomie et les compétences d'autorégulation requises pour bien réussir ce type de cours.

2.2. L'autorégulation de l'apprentissage

Les faibles compétences d'autorégulation des étudiants constituent un facteur ayant une incidence importante sur les taux d'abandon en formation en ligne (Lee et al., 2011). En effet, la nature même de la formation en ligne asynchrone, de par sa flexibilité, exige que les étudiants fassent preuve d'autonomie et d'autorégulation dans leur apprentissage (Barnard et al., 2009; Dabbagh et al., 2004; Kim et al., 2016; Pardo et al., 2016). En formation en ligne asynchrone, l'autorégulation est encore plus importante qu'en formation en classe, puisque les étudiants en ligne sont davantage responsables de leur propre apprentissage, alors qu'en classe l'enseignant peut exercer un contrôle important sur le processus d'apprentissage et suivre l'attention et le progrès des étudiants de plus près (Barnard et al., 2009).

L'autorégulation est un processus où les apprenants planifient et organisent leurs activités d'apprentissage ainsi que leur temps d'études, demandent de l'aide au besoin et surveillent si leurs objectifs sont atteints (Pintrich, 2000; Zimmerman et Schunk, 2001). Tel que soulevé par Cosnefroy (2013), l'apprentissage autorégulé est un concept large qui chapeaute plusieurs concepts. Zimmerman (2000) en propose donc une définition large : l'autorégulation de l'apprentissage réfère aux processus dans lesquels les apprenants activent et soutiennent par eux-mêmes leurs connaissances, émotions et comportements dans le but

d'atteindre un objectif personnel. Il s'agit d'un processus métacognitif qui s'appuie en particulier sur la prise de conscience de soi. L'autorégulation n'est pas une habileté mentale ou une compétence académique, mais plutôt un processus par lequel les apprenants transforment leurs habiletés mentales en compétences académiques (Zimmerman, 2002). Dans ce processus actif et constructif, les apprenants fixent donc des objectifs pour leur apprentissage, puis tentent de contrôler, réguler et contrôler leurs cognition, motivation et comportement, guidés et contraints par leurs objectifs et les caractéristiques contextuelles de l'environnement (Pintrich, 2000).

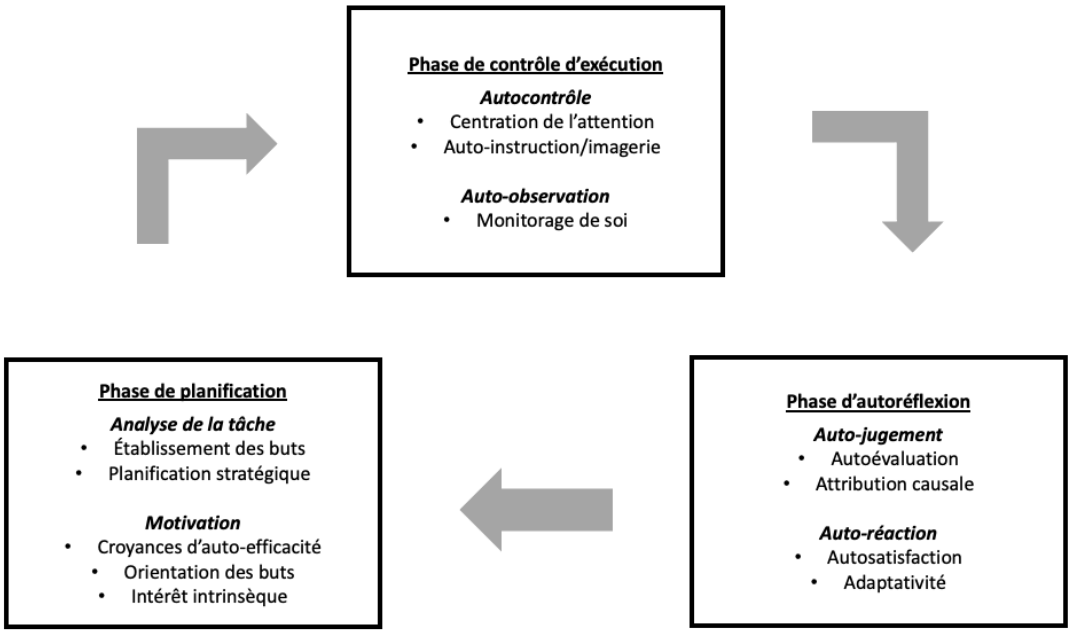
2.2.1. Le processus d'autorégulation de l'apprentissage

De nombreux modèles d'autorégulation de l'apprentissage ont été développés depuis les vingt dernières années. Selon Panadero (2017), les plus cités dans la littérature sont respectivement le modèle d'autorégulation de l'apprentissage (Self-Regulation Learning Model, ci-après le SRLM) de Zimmerman (1998, 2000, 2009) et le cadre conceptuel de l'autorégulation de Pintrich (2004). Le modèle de Zimmerman est basé sur la théorie sociocognitive de Bandura (1986) et demeure à ce jour le plus cité dans la littérature (Panadero, 2017). Devant la grande quantité de modèles portant sur l'apprentissage autorégulé, Pintrich (2004) a synthétisé les concepts communs des modèles existants, dont celui de Zimmerman (2000), et proposé un cadre conceptuel général. Pintrich, auteur majeur dans le domaine de l'apprentissage autorégulé, est décédé accidentellement en 2003, ce qui implique que son cadre conceptuel n'a pas été mis à jour depuis 2004. Zimmerman a quant à lui poursuivi ses recherches et raffiné son modèle original pour publier la version définitive en 2009. Le modèle de Zimmerman sera donc expliqué comme point de départ, et les concepts qui le complémentent provenant du cadre de Pintrich (2004) y seront juxtaposés.

Dans une perspective sociocognitive, Zimmerman (2000) voit l'autorégulation chez l'apprenant comme une interaction entre des processus triadiques de régulation personnelle, par la gestion de ses états cognitifs et affectifs, de régulation comportementale, par l'auto-observation et l'autoajustement de sa méthode d'apprentissage, et de régulation environnementale par l'ajustement du contexte d'apprentissage. Selon Zimmerman (1998), le processus d'autorégulation de l'apprenant comprend trois phases cycliques, tel que

présenté à la figure 3 : la phase de planification (avant l'activité d'apprentissage), la phase de contrôle d'exécution (pendant l'activité d'apprentissage), et la phase d'autoréflexion (après l'activité d'apprentissage). Ces phases représentent une séquence ordonnée dans le temps, cependant elles ne sont pas structurées hiérarchiquement ou linéairement. Certaines phases peuvent donc se produire en même temps et l'apprenant peut revenir sur une phase antérieure. Chacune de ces phases comprend divers processus, qui ont évolué en même temps que le modèle. Le modèle initial de Zimmerman (1998) comprenait cinq processus dans la phase de planification, trois processus dans la phase de contrôle d'exécution et quatre processus dans la phase d'autoréflexion. Brodeur, Mercier, Dussault, Daudelin et Richer, (2006) ont traduit en français le modèle lors de l'élaboration d'une nouvelle échelle francophone d'évaluation de l'autorégulation de l'apprentissage.

Figure 3 Le SRLM de Zimmerman (1998), traduit par Brodeur et al. (2006)



Le modèle définitif (Zimmerman et al., 2009) intègre les mêmes phases que le modèle initial, mais comprend davantage de processus dans chacune d'elles. On y retrouve six processus dans la phase de planification, dix processus dans la phase d'autocontrôle et toujours quatre processus dans la phase d'autoréflexion. Le tableau 1 présente l'évolution du SRLM de

Zimmerman entre 1998 et 2009. Les différents processus ont été regroupés par thème dans le modèle définitif.

Tableau 1 Évolution du SRLM de Zimmerman entre 1998 et 2009

Phases	Modèle Zimmerman (1998)	Modèle de Zimmerman et Moylan (2009)
Planification	• Établissement des buts • Planification stratégique • Croyances d'auto-efficacité • Orientation des buts • Intérêt intrinsèque	Analyse de la tâche • Établissement des buts • Planification stratégique Motivation • Croyances d'auto-efficacité • Attentes de résultats • Intérêt envers la tâche • Orientation des buts
Contrôle d'exécution	• Centration de l'attention • Auto-instruction/imagerie • Monitorage de soi	Autocontrôle • Stratégies envers la tâche • Auto-instruction • Imagerie • Gestion du temps • Structuration de l'environnement • Demande d'aide • Activation de l'intérêt • Récompenses/conséquences Auto-observation • Auto-enregistrement • Surveillance métacognitive
Autoréflexion	• Autoévaluation • Attribution causale • Autosatisfaction • Adaptativité	Autojugement • Autoévaluation • Attribution causale Autoréaction • Autosatisfaction • Adaptativité

Le cadre conceptuel de Pintrich (2004) comprend pour sa part une quatrième phase, puisqu'il scinde en deux la phase de contrôle d'exécution en une phase de surveillance et en une phase de contrôle, en référence respectivement à l'auto-observation et à l'autocontrôle du modèle de Zimmerman. Alors que le modèle de Zimmerman explique l'autorégulation de l'apprentissage de façon globale, le cadre conceptuel de Pintrich (2004) est plus détaillé puisqu'il distingue quatre dimensions de régulation pour chacune des phases : la régulation cognitive, la régulation motivationnelle et affective, la régulation du comportement et la régulation du contexte, tel que présenté au tableau 2.

Tableau 2 Le cadre conceptuel de Pintrich (2004, p.390, traduction libre)

Phases	Domaines de régulation			
	Cognition	Motivation et affect	Comportement	Contexte
Prévision, planification et activation	• Établissement d'objectifs liés à la tâche • Activation des connaissances antérieures • Activation des connaissances métacognitives	• Buts profonds • Perception d'auto-efficacité et de la difficulté de la tâche • Activation de l'intérêt pour la tâche et de la valeur de la tâche	• Planification du temps et de l'effort requis • Planification des moyens de suivi	• Perception de la tâche • Perception du contexte
Surveillance	• Conscience et suivi de la cognition (métacognition)	• Conscience et suivi de la motivation	• Conscience et suivi du temps, de l'effort et du besoin d'aide • Auto-observation	• Suivi de l'évolution de la tâche et du contexte
Contrôle	• Sélection ou adaptation des stratégies cognitives pour l'apprentissage	• Sélection ou adaptation des stratégies pour gérer la motivation	• Régulation de l'effort • Persévérance ou abandon • Demande d'aide	• Modification/ renégociation de la tâche • Modification du contexte
Réaction et réflexion	• Jugements cognitifs • Attribution causale	• Réactions émotives • Attribution causale	• Choix du comportement à conserver ou ajuster	• Évaluation de la tâche • Évaluation du contexte

La cognition réfère aux différentes stratégies cognitives que les individus peuvent utiliser pour apprendre et exécuter une tâche, ainsi que les stratégies métacognitives qu'ils peuvent utiliser pour contrôler et réguler leur cognition. La motivation concerne les diverses croyances de motivation que les individus peuvent avoir sur eux-mêmes par rapport à la tâche et les stratégies qu'ils peuvent utiliser pour réguler leur motivation. Le comportement réfère aux comportements que l'individu choisit d'adopter, comme l'effort général qu'il exerce dans la tâche, la persistance, ainsi que la recherche d'aide. Finalement, le contexte représente divers aspects de l'environnement externe que l'individu peut contrôler. Rappelons que bien que ces dimensions ne soient pas représentées dans le modèle de Zimmerman, ce dernier les reconnaissait dans son processus triadique d'autorégulation (Zimmerman, 2000).

2.2.1.1. La phase de planification

La phase de planification comprend les processus liés à l'analyse de la tâche, soit l'établissement des buts et la planification stratégique (Brodeur et al., 2006; Zimmerman, 1998). Tout d'abord, l'apprenant évalue la tâche à accomplir en se fixant des objectifs personnels et en planifiant les stratégies et les activités à réaliser pour l'accomplir, le temps et l'effort requis, de même que l'environnement dans lequel elle se réalisera (Pintrich, 2004; Zimmerman, 1998). Pintrich ajoute également à la régulation cognitive l'activation des connaissances antérieures et l'activation des connaissances métacognitives, c'est-à-dire l'activation des connaissances sur les tâches et les stratégies cognitives, de même que la planification des moyens de suivi à prendre dans la régulation comportementale. La perception de la tâche et du contexte par l'apprenant peut également être activée par des expériences antérieures avec des tâches ou contextes similaires, et ainsi influencer la planification stratégique de l'apprenant.

Bien que l'établissement d'objectifs personnels et de stratégies soient des facteurs importants d'autorégulation, ils sont peu utiles si l'apprenant n'est pas motivé à les utiliser. La phase de planification comprend donc également des processus liés à la motivation, soit les croyances d'auto-efficacité, l'orientation des buts et l'intérêt intrinsèque (Brodeur et al., 2006; Zimmerman, 1998). Zimmerman (1998) et Pintrich (2004) réfèrent donc à certains concepts liés à la théorie sociocognitive de Bandura et à la théorie de l'autodétermination de Ryan et Deci. Tout d'abord, l'auto-efficacité fait référence aux croyances personnelles concernant les moyens d'apprendre ou de performer efficacement, comme par exemple obtenir une bonne note dans un cours, alors que les attentes quant aux résultats renvoient aux croyances sur les fins ultimes de la performance, comme décrocher un bon emploi (Bandura, 1997). L'attente de résultats, ajoutée au modèle de 2009, fait donc référence au concept de motivation extrinsèque de Ryan et Deci (2000) selon lequel l'individu effectue une action pour obtenir une récompense, comme un diplôme. En plus d'avoir une motivation extrinsèque, les apprenants autorégulés ont un intérêt intrinsèque pour la tâche, c'est-à-dire qu'ils l'accomplissent par intérêt personnel ou par plaisir. Ils valorisent également le processus d'apprentissage en lui-même et aiment apprendre simplement pour le plaisir; leurs objectifs étant alors orientés vers l'apprentissage plutôt que vers la performance. Pintrich (2004) réfère

également aux buts profonds, c'est-à-dire aux raisons qui motivent la personne à atteindre les objectifs liés à la tâche qu'elle s'est fixés. Soulignons que l'outil *Ma réussite* n'a pas été conçu pour soutenir la phase de planification, puisqu'il ne contient pas de fonctionnalité visant à soutenir l'étudiant dans l'établissement de ses buts et stratégies.

2.2.1.2. La phase de contrôle d'exécution (contrôle et surveillance)

Ensuite, l'apprenant accomplit les tâches dans la phase de contrôle d'exécution. L'apprenant qui autorégule son apprentissage pratique l'auto-observation et l'autocontrôle afin de mieux se concentrer sur la tâche et d'optimiser ses efforts. Zimmerman (1998, 2009) regroupe ces deux éléments dans la phase d'autocontrôle, alors que Pintrich (2004) en fait deux phases distinctes (phase de surveillance et phase de contrôle).

Le monitorage de soi (auto-observation ou surveillance) consiste à observer les activités et les comportements, et effectuer un suivi de la performance dans la tâche et des conditions qui l'entoure, ce qui permet de prendre conscience des progrès réalisés. Le monitorage de soi a été scindé en deux processus distincts dans le modèle de 2009, soit l'auto-enregistrement et la surveillance métacognitive. Zimmerman (2009) insiste par ailleurs sur l'intérêt d'instrumenter les processus d'auto-observation par l'auto-enregistrement, c'est-à-dire la création formelle d'enregistrements des processus d'apprentissage et des résultats. L'auto-observation est considérablement aidée par l'enregistrement des traces de l'activité, par exemple le fait de noter le temps passé sur la tâche, le moment de la journée, ou encore l'endroit choisi pour travailler. Ceci peut mener l'étudiant à une prise de conscience de ses comportements et éventuellement à une modification de ces comportements. Selon Zimmerman (2000), l'auto-observation peut également mener à une auto-expérimentation, c'est-à-dire que l'apprenant va tenter de modifier ses comportements en fonction des observations qu'il a réalisées en vue d'améliorer sa performance. Pintrich (2004) parle également de prise de conscience et de suivi de divers aspects de la cognition, ce qu'il appelle formellement la métacognition, et Zimmerman (2009) de surveillance métacognitive, qui fait référence au suivi mental informel que l'apprenant fait de ses processus et résultats. L'apprenant prend également conscience et effectue un suivi de sa motivation, du temps et de l'effort investi, de son besoin d'aide et de la tâche ainsi que du contexte dans lequel elle

se produit (Pintrich, 2004). Puisque l'outil *Ma réussite* a pour objectif de permettre aux étudiants de prendre rapidement conscience de leur niveau de participation et de leurs résultats dans leurs cours, il permet à l'étudiant d'effectuer un monitorage de soi.

L'autocontrôle est la mise en œuvre des méthodes et stratégies identifiées dans la phase de planification pour atteindre les objectifs fixés, et à les adapter suite aux observations effectuées (Pintrich, 2004; Zimmerman, 2000, 2009). L'autocontrôle comprend dans le modèle initial de 1998 les processus de centration de l'attention, de l'auto-instruction et de l'imagerie, alors que le modèle de 2009 ajoute la gestion du temps, la structuration de l'environnement, la demande d'aide, l'activation de l'intérêt et l'attribution de récompenses ou de conséquences. Pour pratiquer l'autocontrôle, l'apprenant se donne des directives sur la façon de procéder pour exécuter la tâche (auto-instruction) et il se construit des images mentales pour faciliter l'intégration des notions et ainsi améliorer sa performance (imagerie). Il se concentre également sur la tâche à effectuer en structurant son environnement et il gère son temps adéquatement. Il utilise des stratégies d'études efficaces et demande de l'aide en cas de besoin. Il peut également, à la suite de son auto-observation, modifier son niveau d'effort, décider de persévérer ou abandonner, demander de l'aide, modifier la tâche ou le contexte dans lequel elle se produit. Finalement, l'apprenant peut utiliser des stratégies pour améliorer sa motivation plutôt que ses processus cognitifs comme activer son intérêt pour la tâche en la rendant plus attrayante ou encore se récompenser ou se punir (Pintrich, 2004; Zimmerman, 2009).

L'outil *Ma réussite* semble donc être en mesure de soutenir l'autocontrôle puisqu'il vise notamment à orienter les étudiants vers les ressources d'aide les plus appropriées en fonction de leur situation et des difficultés rencontrées. La demande d'aide nous apparaît donc comme une dimension importante qui doit être approfondie dans le cadre de notre étude. La demande d'aide est considérée comme une stratégie d'apprentissage autorégulé à la fois par les chercheurs dont les travaux portent sur l'apprentissage autorégulé (p. ex. Pintrich, 2000) et ceux travaillant sur la demande d'aide (Puustinen, 2013). Selon Puustinen (2013), plusieurs auteurs reconnaissent que la demande d'aide est un processus en six étapes, qui sont la

détection d'une difficulté, la détermination de la nécessité d'une aide, le choix du type d'aide recherchée, la demande d'aide, l'obtention de l'aide, et le traitement de l'aide obtenue.

D'abord, l'étudiant détecte une difficulté, en prenant conscience de son besoin d'aide. Ensuite, il détermine la nécessité d'une aide en se questionnant à savoir s'il a besoin de recourir à l'aide d'une personne-ressource ou s'il peut arriver à résoudre la tâche par ses propres moyens. Si l'étudiant détermine qu'il doit recourir à une autre personne, le choix du type d'aide dépend du but recherché. Le type d'aide peut être de nature instrumentale, c'est-à-dire que l'étudiant recherche une explication pour comprendre comment résoudre sa difficulté, ou de nature substitutive, soit à obtenir une réponse toute faite et ainsi faire résoudre sa difficulté par quelqu'un d'autre. Seulement les demandes d'aides instrumentales sont considérées comme étant autorégulées. Ensuite, l'étudiant formule sa demande d'aide à la personne appropriée, en restreignant des questions uniquement à ce qui est nécessaire. Cela lui permet d'obtenir de l'aide et de traiter l'aide obtenue en l'appliquant à la résolution de son problème et en réinvestissant cette aide dans d'autres tâches analogues (Puustinen, 2013).

2.2.1.3. La phase d'autoréflexion

Finalement, l'apprenant pose des jugements sur sa performance et réagit à ses jugements dans la phase d'autoréflexion. Cette phase comprend donc les processus d'autoévaluation, d'attribution causale, d'autosatisfaction et d'adaptativité. Pour poser ces jugements cognitifs, l'apprenant procède à une autoévaluation de sa performance, en comparant celle-ci avec les objectifs fixés, ou avec un critère qui peut être sa performance antérieure, un standard de performance ou encore la performance des autres. Après avoir procédé à son autoévaluation, l'apprenant tente d'attribuer des causes à sa performance. Ces jugements d'attribution sont essentiels à l'autoréflexion, car l'attribution d'une mauvaise performance aux capacités de l'apprenant plutôt qu'aux méthodes et stratégies utilisées peut le démotiver et décourager les efforts d'amélioration puisque cela implique que même s'il fournit des efforts, il n'obtiendra pas de meilleurs résultats. L'apprenant autorégulé évalue sa performance comparativement aux objectifs fixés et peut attribuer de faibles résultats à de mauvaises stratégies, soit un élément qu'il peut contrôler (Pintrich, 2004; Zimmerman, 2000, 2009). Bien que l'outil *Ma réussite* ne poursuit pas explicitement l'objectif de soutenir l'autoévaluation, il permet à

l'étudiant de comparer son niveau d'activité dans le cours à celui des autres étudiants de son groupe. Il peut également suggérer des pistes de réflexion concernant les causes d'une mauvaise performance dans le cours puisqu'il peut révéler une participation aux activités d'apprentissage insuffisante.

L'autoévaluation se traduit ensuite en réactions émotives de la part de l'apprenant, qui peuvent se traduire par une satisfaction ou une insatisfaction envers la performance obtenue. Un sentiment de satisfaction renforce le sentiment d'auto-efficacité et la motivation intrinsèque de l'apprenant que l'on retrouve à la phase de planification, alors qu'un sentiment d'insatisfaction mine les efforts futurs pour apprendre. L'apprenant peut réagir à sa performance en s'adaptant, c'est-à-dire en modifiant son comportement et ses stratégies pour accroître son efficacité dans les activités d'apprentissage futures. Il peut au contraire adopter une attitude défensive pour protéger son image de soi, en évitant les futures occasions d'apprendre ou de performer, comme en ne se présentant pas à un test ou en abandonnant le cours. Ces réactions affectent donc la phase de planification de manière cyclique, car elles ont une incidence sur la motivation et le sentiment d'auto-efficacité et conduisent à une meilleure planification des tâches futures (Pintrich, 2004; Zimmerman, 2000, 2009). Selon Pintrich (2004), la phase de réflexion inclut aussi une évaluation de la tâche et du contexte, dans le but d'adapter les futures stratégies aux contraintes de l'environnement. L'outil *Ma réussite* n'a pas été conçu pour soutenir l'autoréaction, mais il pourrait provoquer un sentiment de satisfaction ou d'insatisfaction face à la pastille de couleur affichée, de même qu'une réflexion pour y remédier.

2.2.2. L'autorégulation et la réussite

L'influence de l'autorégulation sur la réussite a été démontrée par plusieurs chercheurs. En effet, l'utilisation de stratégies d'autorégulation serait positivement corrélée aux résultats scolaires en contexte de formation traditionnelle (Lan, 1998; Pintrich, 2004; Richardson, Abraham et Bond, 2012; Williams et Hellman, 2004; Zimmerman, 2008). Selon Zimmerman (2002), les différences dans la réussite des étudiants seraient d'ailleurs principalement attribuables aux capacités d'autorégulation. Les apprenants autorégulés sont proactifs dans leur apprentissage. Ils sont conscients de leurs forces et faiblesses et sont guidés par des

objectifs et stratégies qu'ils se sont fixés. Ils font un suivi de leur performance en fonction de ces objectifs et réfléchissent à des moyens de s'améliorer. Ces pratiques améliorent leur satisfaction et leur motivation à continuer d'améliorer leurs méthodes d'apprentissage. Les apprenants autorégulés sont plus susceptibles de réussir puisqu'ils sont davantage motivés et qu'ils ont une bonne capacité d'adaptation. Plusieurs résultats de recherche ont démontré que la quantité et la qualité d'autorégulation dont fait preuve un étudiant sont fortement corrélées avec les résultats aux tests standardisés et avec la réussite scolaire (Zimmerman, 2002).

Plus particulièrement en formation en ligne, certains chercheurs ont démontré que les étudiants qui montrent des comportements d'autorégulation obtiennent de meilleures notes finales dans leurs cours, et sont plus satisfaits de leurs cours que les autres (Cho et al., 2013; Inan et al., 2016; Puzziferro, 2008). Les résultats de l'étude de Cho et Shen (2013) indiquent aussi que la réussite des étudiants en termes de note finale est significativement corrélée à la régulation de l'effort c'est-à-dire à leur capacité de gérer les tâches et les défis liés à leur apprentissage. Zimmerman (2002) a également démontré que l'autorégulation de l'apprenant est la variable qui explique le plus la persévérance en formation en ligne, et que la recherche d'aide était le comportement d'autorégulation le plus important. En effet, les étudiants qui font des demandes d'aide dans un cours en ligne seraient les plus persévérants et les plus performants. Pardo et al. (2016) ont pour leur part mesuré l'autorégulation déclarée des étudiants, les traces numériques de l'interaction dans les activités d'apprentissage en ligne, et la note finale au cours. Les résultats de l'étude indiquent que la note finale est corrélée positivement au nombre d'interactions dans les activités en ligne, et que les étudiants démontrant de fortes compétences d'autorégulation ont interagi plus souvent dans les activités d'apprentissage en ligne et ont donc obtenu de meilleures notes.

2.3. Le tableau de bord d'analyse de l'apprentissage

Le tableau de bord des activités d'apprentissage est un outil d'analyse de l'apprentissage qui peut soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite. Les premières études ayant porté sur des systèmes d'analyse de l'apprentissage au niveau de l'étudiant ou du cours consistaient à combiner les techniques statistiques et la modélisation prédictive des données provenant des systèmes en soutien à l'enseignement et à l'apprentissage pour détecter les

étudiants en difficulté, dans le but de permettre aux enseignants d'intervenir pour les aider à réussir (Campbell, Deblois, et al., 2007; Campbell et Oblinger, 2007; Fritz, 2011). Après avoir recensé les différentes définitions de l'analyse de l'apprentissage trouvées dans la littérature, van Berneveld et al. (2012, p.8), ont proposé la définition suivante : « The use of analytic techniques to help target instructional, curricular, and support resources to support the achievement of specific learning goals ». La définition la plus citée dans la littérature est celle qui a été adoptée par la SoLAR (Society for Learning Analytics Research) à la première conférence LAK (Learning Analytics & Knowledge) en 2011 : « the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimizing learning and the environments in which it occurs. » (Phil Long et Siemens, 2011, p. 34) Cette définition a l'avantage de présenter l'analyse de l'apprentissage comme un processus comprenant plusieurs étapes, de cibler à qui elle s'adresse, de même que d'en préciser l'objectif général, plutôt que d'axer uniquement sur ses objectifs comme celle de van Berneveld et al. (2012).

Du côté francophone, il existe très peu de documentation sur le sujet, et la plupart des écrits utilisent le terme anglophone *learning analytics*, qui est parfois traduit comme l'analyse de l'apprentissage ou par l'analytique de l'apprentissage. L'Office québécois de la langue française (s.d.) privilégie le terme analyse de l'apprentissage, qu'il définit comme une « discipline pédagogique qui a pour but de comprendre et d'optimiser le parcours d'un apprenant en collectant, en analysant et en traitant les mégadonnées issues des apprentissages en ligne. » Cette définition est intéressante, car elle reprend les principaux éléments de la définition de la SoLAR, en ajoutant les concepts de mégadonnées et d'apprentissage en ligne, soit l'environnement dans lequel les données sont collectées. Cependant, il serait plus approprié de parler de mégadonnées issues des parcours d'apprentissage en ligne, car l'apprentissage lui-même ne génère pas de données. Cette définition bonifiée est donc celle retenue pour le projet de recherche.

Le tableau de bord des activités d'apprentissage est un outil de visualisation des résultats de l'analyse de l'apprentissage. Plusieurs synonymes sont utilisés dans la littérature pour caractériser le tableau de bord en éducation : tableau de bord d'analyse de l'apprentissage

(learning analytics dashboard), tableau de bord de l'apprentissage *(learning dashboard)*, tableau de bord éducatif *(educational dashboard)*, et tableau de bord web *(web dashboard)* (Schwendimann et al., 2017). La plupart des articles sur le sujet ne présentent cependant aucune définition du concept de tableau de bord (Schwendimann et al., 2017). Yoo et al. (2015) semblent être les premiers auteurs à en proposer une définition : « learning analytics dashboard can be defined as a visualized and intuitive display derived from the results of learning analytics for the purpose of supporting improvements in student learning and performance » (Yoo et al., 2015, p. 147). Préférant utiliser le terme tableau de bord de l'apprentissage, Schwendimann et al. (2017) proposent la définition suivante : « [a] learning dashboard is a single display that aggregates different indicators about learner(s), learning process(es) and/or learning context(s) into one or multiple visualizations. » (Schwendimann et al., 2017, p. 37)

Puisque ce terme n'était ni nommé ni défini en français, nous l'avons soumis à l'Office québécois de la langue française, qui l'a ajouté au Grand dictionnaire terminologique sous l'appellation tableau de bord de l'apprentissage, défini comme un : « [d] ocument de synthèse qui présente des indicateurs permettant de visualiser les résultats de l'analyse des mégadonnées issues des apprentissages en ligne afin qu'ils puissent être compris d'un coup d'œil. » (Office québécois de la langue française, s. d.) Encore une fois, il conviendrait de parler des mégadonnées issues des parcours d'apprentissage en ligne. On retrouve dans ces définitions les caractéristiques fondamentales des tableaux de bord de gestion, soit la lecture de plusieurs indicateurs clés en un coup d'œil, mais adaptées au contexte éducatif en précisant que ces indicateurs portent sur l'étudiant, son processus d'apprentissage ou son contexte, dans le but d'améliorer son apprentissage et sa performance. Pour les fins de cette étude, nous retenons le terme tableau de bord des activités d'apprentissage puisque nous sommes d'avis que cet outil ne mesure pas l'apprentissage lui-même, mais plutôt la participation et les résultats aux activités d'apprentissage.

2.3.1. Fonctionnement et processus

L'analyse de l'apprentissage réfère davantage à un processus qu'à une finalité, alors que le tableau de bord réfère à l'outil utilisé dans ce processus. Campbell et Oblinger (2007) ont été

les premiers à définir les étapes de ce processus. La première consiste en la collecte des données, qui peuvent provenir des systèmes institutionnels de gestion des étudiants, des environnements numériques d'apprentissage (ENA) ou même des systèmes de gestion financière. Les données extraites de ces différents systèmes doivent être ensuite intégrées dans une base de données commune afin de procéder à leur analyse. Une fois que les données extraites ont été colligées dans un emplacement commun, la seconde étape consiste à les rapporter aux utilisateurs. Les rapports générés sont souvent transformés en tableaux de bord qui montrent graphiquement les données réelles comparativement à des cibles ou objectifs, facilitant ainsi l'analyse de ces données. La troisième étape consiste à développer un modèle de prédiction pour détecter les étudiants à risque. Ces modèles peuvent être simples, ou complexes, dépendamment du nombre de données sur lesquelles ils sont basés ou encore de l'algorithme qu'ils utilisent. La majorité des établissements qui ont recours à l'analyse de l'apprentissage développent leur propre modèle de prédiction; on recense donc de nombreux modèles différents dans la littérature.

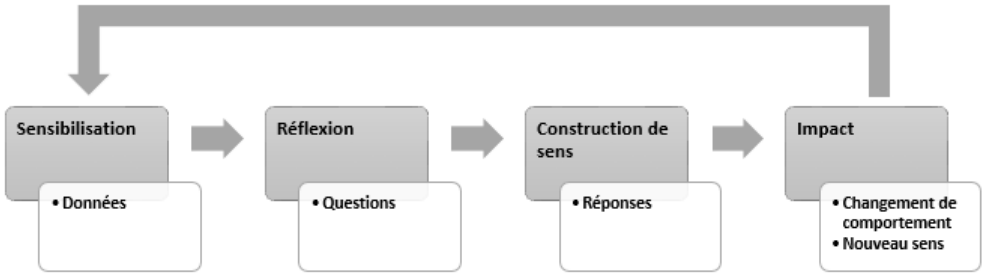
La quatrième étape est l'intervention. Une intervention de nature proactive nécessite que l'établissement ou le corps professoral prenne une action concrète envers l'étudiant. Par exemple, si le modèle prédit qu'un étudiant est à risque d'abandonner un cours, le système peut déclencher un contact automatisé comme un courriel, ou encore un appel téléphonique ou en visioconférence de la part d'un enseignant ou d'un conseiller, afin d'informer l'étudiant des ressources d'aide qui s'offrent à lui. L'intervention peut également être de nature passive, dans le cas où l'établissement fournit à l'étudiant les résultats du modèle afin de l'informer de sa situation et de son potentiel de risque, afin que celui-ci prenne des actions pour remédier à sa situation. Par exemple, un établissement peut présenter à l'étudiant un tableau de bord dans lequel il peut voir sa progression dans le cours, ou encore sa situation en comparaison avec les autres étudiants du cours, de même que des suggestions ou ressources pour s'améliorer. Les outils utilisés pour intervenir auprès des étudiants consistent principalement en tableaux de bord, en systèmes de recommandations, de tutorat intelligent et de rétroaction automatisée (Bodily et al., 2017). La dernière étape est l'amélioration. Toujours selon Campbell et Oblinger (2007), les projets d'analyse de l'apprentissage devraient comporter un processus d'évaluation et d'amélioration. Les effets de l'outil d'analyse de l'apprentissage

devraient être évalués et les modèles et algorithmes devraient être mis à jour sur une base régulière.

Clow (2012) a également proposé un cycle de l'analyse de l'apprentissage qui comprend quatre étapes. Le cycle débute avec l'étudiant, qui génère des données liées à son utilisation de l'ENA, à ses activités d'évaluation ou encore à ses données démographiques (étape de la collecte). Ensuite, ces données sont analysées et transformées en indicateurs, qui peuvent être la progression des apprentissages, la comparaison des résultats avec un groupe de référence, ou encore un visuel indiquant le statut de l'étudiant (étapes de visualisation et de modélisation prédictive). Ces indicateurs permettent à l'utilisateur d'intervenir. Par exemple, l'enseignant peut contacter les élèves identifiés par le système comme étant en difficulté afin de leur offrir de l'aide, ou encore l'étudiant peut modifier son comportement en se comparant à ses pairs (étape de l'intervention). Selon Clow (2012), un outil d'analyse de l'apprentissage efficace doit produire des interventions qui ont un effet sur les étudiants, ce qui permet de fermer la boucle. Le cycle recommence ensuite avec de nouvelles données.

Verbert et al. (2013) sont également d'avis que lorsque des données peuvent être reliées à des objectifs et que des progrès peuvent être réalisés à cet égard, des boucles de rétroaction significatives peuvent être créées pour favoriser le comportement désiré. Ces auteurs ont développé un modèle en quatre phases centré sur l'utilisateur des tableaux de bord, soit l'étudiant et/ou l'enseignant, plutôt que sur le processus (figure 4).

Figure 4 Processus réflexif du tableau de bord (Verbert et al., 2013, traduction libre)



La première phase est celle de la sensibilisation ou de la prise de conscience de la situation grâce à la visualisation de données à propos d'un étudiant ou de groupe d'étudiants. Dans la

deuxième phase, celle de la réflexion, l'utilisateur se pose des questions sur les données visualisées et évalue leur pertinence et leur utilité. Ensuite, la troisième phase est la construction de sens, où l'utilisateur tente de trouver des réponses aux questions qu'il s'est posées à l'étape de réflexion. Ceci le mène finalement à la phase d'impact, soit à prendre ou non une action, en fonction des réponses trouvées dans la phase de construction de sens. L'utilisateur peut ainsi modifier ses comportements ou encore donner un nouveau sens ou de nouveaux objectifs à ses activités. La plupart des tableaux de bord ont été initialement développés pour aider les enseignants à mieux comprendre l'activité dans un cours (phase 1, sensibilisation), à réfléchir sur leurs pratiques d'enseignement (phase 2, réflexion), et à identifier des élèves à risque (phase 3, construction de sens), alors que peu d'entre eux traitent des actions à prendre (phase 4, impact). Soulignons enfin que très peu de tableaux de bord ont été développés dans le but spécifique de supporter les étudiants; au mieux certains ont été développés pour soutenir à la fois les enseignants et les étudiants (Verbert et al., 2013).

2.3.2. Le tableau de bord des activités d'apprentissage au service de l'autorégulation

Le processus réflexif du tableau de bord des activités d'apprentissage se rapproche du processus d'autorégulation de l'apprentissage sur plusieurs points. D'ailleurs, selon la revue de littérature effectuée par Jivet et al. (2017), le fondement le plus courant pour le développement des tableaux de bord adressés aux étudiants est le SRLM. Le tableau de bord est donc un outil utilisé pour informer les étudiants de leur activité dans un cours, conçu entre autres pour soutenir leur autorégulation (Corrin et al., 2014; Govaerts et al., 2012).

En effet, l'auto-observation que l'étudiant autorégulé pratique dans les modèles de Pintrich (2004) et de Zimmerman (1998, 2009) rejoint le concept de la phase de sensibilisation du processus réflexif du tableau de bord de Verbert et al. (2013). L'outil *Ma réussite* enregistre automatiquement les traces de l'activité de l'étudiant dans l'ENA et lui permet de comparer son niveau de participation au cours avec la médiane de son groupe. Ce sont davantage les étudiants réactifs qui se comparent aux autres, les étudiants proactifs se comparant idéalement avec leurs objectifs personnels (Zimmerman, 2002). Toutefois, la comparaison avec la performance des autres peut aider l'apprenant à juger de ses capacités et à forger son sentiment d'auto-efficacité (Bandura, 1986), et donc ainsi affecter la phase de planification.

D'ailleurs, les étudiants ayant consulté un tableau de bord apprécient la possibilité de se comparer à leurs pairs et sont d'avis que cette information a un impact important sur leur opinion concernant leur performance et leur engagement dans le cours (Corrin et al., 2014; Roberts et al., 2016). De plus, une étude révèle que les étudiants qui utilisent le tableau de bord pour comparer leur activité avec celle de leurs pairs sont presque deux fois plus susceptibles d'obtenir une note de C ou plus que ceux qui ne l'utilisent pas (Fritz, 2011). Une étude portant sur une application mobile, qui enregistre le temps d'étude des étudiants et qui en permet la visualisation, indique que cette dernière a aidé les étudiants à prendre conscience et à améliorer leur gestion du temps (Tabuenca et al., 2015).

Ensuite, la phase d'autoréflexion des modèles de Pintrich (2004) et Zimmerman (1998, 2009) rejoint les phases de réflexion, de construction de sens et d'impact du processus réflexif du tableau de bord de Verbert et al. (2013). En effet, la construction de sens est similaire à l'attribution causale, où l'étudiant tente d'expliquer les raisons de sa bonne ou mauvaise performance, et l'impact réfère à la réaction, c'est-à-dire à l'adaptation du comportement. Selon Ollagnier-Beldame (2013), la confrontation aux traces d'activités soutient le processus de construction de sens grâce à leur potentiel réflexif. Les étudiants interrogés par Corrin et de Barba (2014) ont d'ailleurs été capables d'interpréter les données issues du tableau de bord d'une façon qui a favorisé la réflexion sur leur performance et leur engagement dans le cours. Le tableau de bord peut également contribuer à améliorer l'autoévaluation et la satisfaction de l'étudiant (Kerly et al., 2008). La majorité des tableaux de bord existants ont d'ailleurs été conçus pour soutenir la phase de réflexion (Jivet et al., 2017).

Finalement, l'utilisation du tableau de bord peut avoir un effet sur la phase de planification des modèles de Pintrich (2000) et Zimmerman (1998, 2009), bien que ces effets soient variables d'une étude à l'autre. En effet, selon l'étude de Corrin et de Barba (2014), la majorité des étudiants ont planifié ou modifié leurs stratégies d'études suite à la consultation du tableau de bord. De plus, la majorité des répondants ont signalé une augmentation de leur motivation puisque la consultation du tableau de bord leur donnait envie d'en faire plus. Arnold et Pistilli (2012) rapportent également une augmentation de la motivation chez 74 % des étudiants interrogés, alors que la consultation du tableau de bord n'a eu aucun impact sur

la motivation dans l'étude de Santos et al (2013). Ott et al. (2015) concluent pour leur part que même si les étudiants apprécient l'information fournie dans le tableau de bord, les comportements d'études suite à sa consultation n'ont pas été modifiés. D'autres études indiquent que l'implantation d'un outil d'analyse de l'apprentissage peut avoir un effet négatif sur l'autorégulation des étudiants, qui pourraient sentir que cet outil leur fait perdre leur autonomie dans la gestion de leurs activités d'apprentissage, ou encore être démotivés après avoir comparé leur performance à celle de leurs pairs (Marzouk et al., 2016; Schumacher et al., 2018).

Selon Winne (2017), pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage, un outil d'analyse de l'apprentissage doit comprendre deux éléments : un calcul basé sur les traces des activités de l'étudiant et des recommandations sur ce qui devrait être modifié concernant la façon dont les apprentissages sont réalisés. La plupart des études ont jusqu'à présent été axées sur le calcul; seulement deux études rapportant l'utilisation de recommandations (Nussbaumer et al., 2012; Siadaty et al., 2016). L'outil *Ma réussite* ne produit pas de recommandations personnalisées à l'étudiant, cependant il propose des ressources d'aide générales telles qu'une liste des personnes à contacter pour obtenir de l'aide, des outils d'autoévaluation pour identifier des ressources d'aide appropriées, une liste des services et outils offerts à l'université, de même qu'une liste des ressources proposées par le Centre d'aide aux étudiants.

La recherche concernant le soutien de l'analyse de l'apprentissage à l'autorégulation de l'apprentissage en est à ses débuts (Winne, 2017). Viberg, et al. (2020) ont récemment procédé à une revue de littérature systématique de 54 études empiriques sur les tableaux de bord d'analyse de l'apprentissage dans une perspective d'autorégulation de l'apprentissage. La plupart de ces études se sont intéressées à la phase de contrôle d'exécution (57 %), certaines à la phase de planification (37 %) et très peu à la phase d'autoréflexion (9 %). Les auteurs soulignent que l'analyse de l'apprentissage en soutien à l'autorégulation de l'apprentissage est un sujet peu étudié, et que le peu d'études existantes ont été conduites à petite échelle, avec peu de participants et/ou dans un court laps de temps. Les études sont également orientées vers l'utilisation de l'analyse de l'apprentissage pour détecter le niveau

d'autorégulation des étudiants, plutôt que de mesurer comment l'analyse de l'apprentissage soutient l'autorégulation. Les auteurs concluent d'ailleurs que les preuves que l'analyse de l'apprentissage soutient l'autorégulation de l'apprentissage font défaut.

2.3.3. Le cadre générique de l'analyse de l'apprentissage

Puisque plusieurs études ont démontré que l'analyse de l'apprentissage peut soutenir l'autorégulation, la persévérance et la réussite, de plus en plus d'établissements postsecondaires sont intéressés à en faire l'implantation. Greller et Drachsler (2012) ont proposé un cadre générique pour l'analyse de l'apprentissage, qui peut servir de liste de contrôle lors de la conception d'un outil d'analyse de l'apprentissage ou de cadre de description standard pour faciliter la comparaison entre différents outils dans différents contextes. Le modèle contient six dimensions critiques : les parties prenantes, les objectifs, les données, les techniques, les contraintes externes et les limites internes.

2.3.3.1. Les parties prenantes

Cette dimension comprend principalement les fournisseurs des données (les étudiants) ainsi que les utilisateurs, soit le groupe de personnes qui bénéficient du processus d'analyse de l'apprentissage et qui peuvent agir sur le résultat. Il s'agit le plus souvent des enseignants qui peuvent suivre l'activité des étudiants dans un cours. La majorité des tableaux de bord sont développés à ce jour principalement pour les enseignants (Schwendimann et al., 2017; Verbert et al., 2013). Ces outils ont pour avantage d'aider les enseignants à identifier les étudiants à risque pour ainsi leur offrir un meilleur encadrement.

Les étudiants peuvent également faire partie des utilisateurs s'ils peuvent visualiser leur performance ou se comparer avec leurs pairs, ou encore s'ils peuvent recevoir des recommandations personnalisées d'activités d'apprentissage. Grâce au tableau de bord, ils peuvent améliorer leur connaissance de soi en visualisant leur historique et leur statut d'apprentissage, ce qui pourrait les amener à modifier leurs comportements (Verbert et al., 2013). Bien que peu d'études se soient penchées sur les effets du tableau de bord sur les étudiants, plusieurs auteurs avancent l'hypothèse que celui-ci pourrait jouer un rôle dans leur

motivation, les aider à améliorer leurs compétences d'autorégulation et les aider à atteindre leurs objectifs d'apprentissage plus efficacement (Yoo et al., 2015).

Les autres parties prenantes comprennent l'établissement qui supporte le processus et ainsi surveille le décrochage et les taux de diplomation, les chercheurs, les fournisseurs de services et les organismes gouvernementaux. Chacun de ces groupes a des besoins d'information différents qu'il faut considérer lors du design d'un outil d'analyse de l'apprentissage (Greller et al., 2012). Dans le cas de *Ma réussite*, les utilisateurs sont les directions de programme, les enseignants et les étudiants.

2.3.3.2. Les objectifs

Selon Greller et Drachsler (2012), l'analyse de l'apprentissage vise deux objectifs principaux : la réflexion et la prédiction. La réflexion consiste en l'autoévaluation critique de l'enseignant ou de l'étudiant à l'aide des données afin de prendre conscience de l'état d'une situation. Par exemple, un enseignant peut être amené à réfléchir à ses pratiques d'enseignement suite à la visualisation des données sur ses étudiants et à ajuster son cours. De son côté, l'étudiant peut également être amené à réfléchir à ses pratiques d'études en prenant connaissance de ses performances dans l'ENA comparativement à celles de ses pairs. Scheffel et al. (2014) soutiennent en effet que l'analyse de l'apprentissage peut augmenter la sensibilisation des enseignants et des étudiants face à leur situation, ce qui peut les aider à prendre des décisions ou à réaliser leurs tâches plus efficacement. Fritz (2011) avançait, sans la vérifier, l'hypothèse que de rendre disponible aux étudiants de l'information concernant leur activité dans l'ENA leur permettrait d'obtenir plus de rétroaction réaliste et en temps opportun à propos de leur efficacité et de leur engagement dans un cours. De plus, si les étudiants peuvent constater sur une longue période de temps que ceux qui obtiennent les meilleures notes ont tendance à être plus actifs dans l'ENA que ceux ayant obtenu des notes plus faibles, ils pourraient être davantage motivés à modifier leurs comportements pour obtenir de meilleures notes, par exemple en examinant de façon critique leurs façons d'étudier ou en demandant de l'aide auprès de l'enseignant.

Quelques études ont également exploré comment l'analyse de l'apprentissage peut fournir une rétroaction pertinente pour les étudiants. Cette rétroaction est fortement liée à la sensibilisation et à la réflexion, et ainsi aux modifications de comportements qui peuvent amener un étudiant à persévérer ou à améliorer sa performance (Ali et al., 2012; Clow et Makriyannis, 2011; Govaerts et al., 2012; Macfadyen et al., 2010). L'outil *Ma réussite* offre d'ailleurs une forme de rétroaction grâce aux indicateurs qu'il révèle. Il permet aux étudiants de prendre rapidement conscience de leur participation et de leurs résultats dans leurs cours, ce qui peut les inciter à la réflexion.

Le deuxième objectif identifié par Greller et Drachsler (2012), la prédiction, vise l'identification des étudiants en difficulté afin d'intervenir assez tôt pour leur permettre de modifier leur comportement. En plus de favoriser la pratique réflexive, l'analyse de l'apprentissage peut être utilisée pour prédire et modéliser les comportements des étudiants. Ces prédictions et modélisations peuvent conduire à une intervention en temps opportun, ou encore à une adaptation des services et des parcours des étudiants. La détection, l'identification et la modélisation des comportements des étudiants sont des objectifs de recherche fréquents dans la littérature. La plupart des tableaux de bord s'adressant aux enseignants se concentrent d'ailleurs sur l'amélioration de la rétention en les aidant à identifier les étudiants en difficulté pour pouvoir intervenir (Bodily et al., 2017).

Les recherches qui poursuivent l'objectif de prédiction explorent, identifient et évaluent différents facteurs pouvant prédire l'abandon ou la performance des étudiants dans un cours, c'est-à-dire leur note finale. Ces facteurs comprennent entre autres les caractéristiques démographiques des étudiants, les notes aux cours préalables et aux évaluations, la participation des étudiants de même que leur engagement dans les activités d'apprentissage (Papamitsiou et Economides, 2014). Plusieurs études ont démontré une forte relation entre l'utilisation d'un ENA et la performance des étudiants, et que les étudiants engagés ont plus de chances de terminer le cours avec succès que les étudiants moins interactifs (Campbell et Oblinger, 2007; Fritz, 2011; Goldstein et Katz, 2005; Macfadyen et al., 2010; Morris et al., 2005). Plusieurs auteurs ont tenté de produire un modèle de prédiction de la note finale d'un étudiant en fonction de son utilisation de l'ENA. Cependant, selon Macfadyen et Dawson

(2010), les modèles de prédiction doivent être élaborés au niveau des cours. Il ne peut pas y avoir de modèle qui correspond à tous les contextes. Avec ses pastilles de couleur, l'outil *Ma réussite* tente de prédire si l'étudiant est en voie de réussir le cours, s'il est à surveiller ou s'il est à risque d'échouer ou d'abandonner. Ces pastilles sont établies dans chaque cours, en fonction de la performance de l'ensemble des étudiants du groupe et du barème de notation déterminé par l'enseignant, ce qui permet d'adapter l'algorithme au contexte de chaque cours.

2.3.3.3. Les données

Plusieurs types de données peuvent être collectés par les systèmes dans les établissements d'enseignement. Par exemple, le système de gestion des étudiants peut contenir des données démographiques (âge, origine ethnique, date de début du programme), des données sur les antécédents scolaires (cote R, cours préalables, résultats à des tests d'admission), et des données sur les études en cours (moyenne cumulative, nombre de crédits complétés, notes dans chaque cours, nombre d'abandons). L'ENA fournit quant à lui des données au niveau d'un cours en particulier, notamment sur l'utilisation des différents éléments de contenus et des fonctionnalités de l'environnement numérique d'apprentissage. Finalement, le système des finances peut fournir de l'information concernant par exemple l'aide financière reçue par l'étudiant. La grande majorité des tableaux de bord existants utilisent comme source de données les traces laissées par l'étudiant dans l'ENA (Schwendimann et al., 2017; Verbert et al., 2014). Verbert et al. (2013 et 2014) ont recensé les différents tableaux de bord ayant fait l'objet de recherches dans des contextes de formation en ligne et hybride. Les données collectées et rapportées dans les tableaux de bord concernent les éléments suivants : l'utilisation des ressources, le temps, les interactions sociales, les artéfacts créés et les résultats à des exercices ou à des éléments d'évaluation.

La majorité des tableaux de bord présentent l'utilisation qui est faite des ressources de l'ENA pour que les enseignants puissent évaluer l'effort des étudiants ou encore identifier les ressources qui ne sont pas utilisées par ceux-ci (Bodily et al., 2017; Verbert et al., 2014). L'utilisation des ressources réfère au nombre de fois qu'un étudiant a accédé à un élément de contenu du cours. Les ressources réfèrent soit à des contenus créés par l'enseignant, qui

peuvent être des documents textuels, audio ou vidéo, soit à des liens hypertextes. On peut ainsi compiler le nombre de pages visitées, le nombre de documents téléchargés, le nombre de vidéos consultées, le nombre d'activités d'évaluation démarrées ou terminées, etc. Macfadyen et Dawson (2010), tout comme Morris et al. (2005), ont démontré des corrélations positives significatives entre le nombre de ressources consultées et la note finale. Il existe cependant des limites importantes à l'interprétation de ces données, car un étudiant peut télécharger plusieurs fois le même document sans nécessairement le lire. Plusieurs enseignants interrogés par Govaerts et al. (2012) ont d'ailleurs souligné que l'utilisation de ressources et le temps passé en ligne sont des données insuffisantes pour évaluer la progression dans un cours. L'outil *Ma réussite* utilise plusieurs données issues de l'utilisation des ressources : nombre d'accès au site de cours, nombre de pages consultées, nombre de fichiers téléchargés et nombre d'éléments multimédias consultés.

Plusieurs tableaux de bord indiquent également le temps investi par les étudiants, soit la durée pendant laquelle ils ont eu accès au matériel ou ont effectué des actions dans le cours en ligne (Bodily et al., 2017; Verbert et al., 2014). On peut donc utiliser le temps total en ligne, le temps passé pour visionner un document ou une vidéo, consulter ou participer à un forum de discussion, réaliser une activité d'évaluation, connaître l'heure de connexion, etc. Le temps de connexion à l'ENA ou à un élément de contenu est une variable prédictive controversée dans la littérature, car elle n'est pas représentative du temps réel que l'étudiant a passé à réaliser une activité. L'étude réalisée par Macfadyen et Dawson (2010) indique d'ailleurs que le temps passé en ligne n'est que très faiblement corrélé à la note finale, alors que l'étude de Morris et al. (2005) montre que le temps consacré aux activités d'un cours en ligne de même que la fréquence d'usage de l'ENA sont des facteurs importants dans la réussite d'un tel cours. Macfadyen et Dawson (2010) ont aussi révélé une corrélation positive significative entre la fréquence d'usage (par exemple le nombre de connexions par semaine) avec la note finale de l'étudiant. Le temps est malgré tout une donnée qui est rapportée dans de nombreux tableaux de bord (Bodily et al., 2017; Verbert et al., 2014). L'outil *Ma réussite* ne compile pas le temps de connexion au portail de cours, mais il tient compte de la durée de visionnement des classes virtuelles lorsque c'est applicable.

Par ailleurs, l'interaction sociale est également un élément couramment présenté dans les tableaux de bord. Les données relatives à l'interaction sociale comprennent la création ou la lecture de messages dans les réseaux sociaux, de commentaires sur un blogue ou de messages dans un forum de discussion ou dans un outil de clavardage (Verbert et al., 2014). L'étude de Macfadyen et Dawson (2010) révèle que la variable qui prédit le mieux la note finale de l'étudiant est le nombre de contributions totales aux forums de discussion, alors que dans l'étude de Morris et al. (2005), c'est le nombre de messages lus dans le forum qui serait un bon prédicateur. Ces résultats soutiennent l'idée que l'apprentissage est un processus social et que le degré d'engagement des étudiants avec leurs pairs est un indicateur important de réussite d'un cours. La limite de ces données consiste en l'absence d'évaluation de la qualité des interactions sociales entre les étudiants. L'outil *Ma réussite* intègre le nombre d'éléments consultés dans le forum de cours ainsi que le nombre de messages rédigés dans le forum.

Les artéfacts créés par les étudiants réfèrent quant à eux aux messages envoyés à l'enseignant par courrier électronique, aux demandes d'aide, aux annotations et aux travaux remis (Verbert et al., 2014). L'étude de Macfadyen et Dawson (2010) indique que le nombre de courriels envoyés est également une variable prédictive significative de la note finale de l'étudiant. Encore une fois, ces données ne permettent pas de juger de la qualité des artéfacts créés, ce qui constitue une limite à leur interprétation. Finalement, les résultats à des activités d'évaluation (formative ou sommative) sont utilisés dans les tableaux de bord pour suivre le progrès des étudiants. Le nombre de questionnaires réussis est le principal déterminant de la performance pour Romero, Ventura et Garcia (2008) alors qu'elle est la deuxième variable prédictive la plus significative selon les résultats de l'étude de Macfadyen et Dawson (2010). L'outil *Ma réussite* tient compte du nombre de tentatives aux questionnaires formatifs ainsi que des résultats aux activités d'évaluation.

En somme, les étudiants qui utilisent plus le contenu et qui s'engagent davantage dans les discussions dans un cours en ligne persévèrent et réussissent généralement mieux en formation en ligne (Morris et al., 2005). Macfadyen et Dawson (2010) soulignent cependant que l'utilité des données pour prédire le rendement des étudiants dépend de la conception du cours et des objectifs pédagogiques qui y sont associés. Ce n'est pas nécessairement parce

qu'une diversité de données sont disponibles qu'elles sont pertinentes pour l'enseignant ou l'étudiant (Verbert et al., 2014). Beaucoup de variables influencent la persévérance et la réussite des étudiants dans un cours, et la plupart d'entre elles ne sont pas mesurées dans les tableaux de bord. Malgré ces limites, les tableaux de bord fournissent tout de même de l'information aux utilisateurs qui n'était pas disponible auparavant, et qui peut fournir des pistes de réflexion et d'intervention.

2.3.3.4. Les techniques

L'analyse de l'apprentissage se concentre sur les données relatives aux trois types d'interactions identifiés par Moore et Kearsley (2012), soit les interactions apprenant-contenu, apprenant-instructeur et apprenant-apprenant. Ces données brutes doivent être traduites en informations compréhensibles pour les utilisateurs. Pour ce faire, l'analyse de l'apprentissage utilise diverses techniques comme l'exploration de données éducationnelles et la visualisation de ces données, l'analyse de réseaux sociaux, et l'analyse de discours. Elle recourt également à différents outils tels que les tableaux de bord, les indicateurs prédictifs, et les outils de personnalisation de l'apprentissage.

Puisque l'analyse de l'apprentissage n'est pas une finalité mais bien un processus, différents outils ont été développés pour supporter celui-ci. Le premier, qui tend à apparaître dans les différents ENA, est le tableau de bord des activités d'apprentissage, qui permet à différents utilisateurs de visualiser les données provenant de l'ENA sous forme de graphiques, diagrammes, tableaux, jauges, cadrans, feux de signalisation ou cartes. Des indicateurs de prédiction de l'abandon ou de l'échec peuvent également être utilisés, dans un tableau de bord ou non. Ensuite, l'analyse de l'apprentissage peut être utilisée pour développer des outils d'apprentissage adaptatifs et personnalisés. Ces outils dressent un profil de l'étudiant afin de lui présenter des éléments de contenus qui correspondent à ses besoins, ou encore pour lui fournir de la rétroaction personnalisée par un système de tutorat intelligent (Bienkowski et al., 2012; Clow, 2013; United Nations Educational Scientific and Cultural Organization, 2012). L'outil *Ma réussite* est présenté sous forme de tableau de bord qui comprend des pastilles de couleur similaires à des feux de circulation.

2.3.3.5. Les contraintes externes

Les données personnelles sont protégées par différentes lois dépendamment des pays; cependant il y a un flou juridique en ce qui concerne la propriété de ces données. Dans les circonstances actuelles, les données recueillies au sujet d'une personne appartiennent généralement au propriétaire de l'outil de collecte de données (Greller et al., 2012). Les établissements d'enseignement doivent légalement recueillir des données sociodémographiques pour répondre aux exigences des ministères, mais l'utilisation de ces données pour d'autres fins pourrait être considérée comme illégale dans certains contextes, ou du moins être douteuse d'un point de vue éthique (Greller et al., 2012). Même si elle est pratiquée en conformité avec les lois, l'analyse de l'apprentissage fait face à de nombreux défis éthiques que Slade et Prinsloo (2013) ont regroupés en trois catégories : la source et l'interprétation des données, la protection de la vie privée des étudiants, et la gestion des données.

D'abord, des questions se posent quant à la qualité des données qui sont utilisées dans les différents outils d'analyse de l'apprentissage. Dépendamment du design du cours, de nombreuses activités d'apprentissage peuvent se dérouler à l'extérieur de l'ENA, ce qui peut fausser la représentativité des données et ainsi fausser les interprétations que l'on en fait. On peut également se questionner sur la qualité des modèles développés à partir des données disponibles, alors que d'autres variables pouvant les influencer ne sont pas compilées dans les systèmes. Il y a également un risque de mauvais diagnostics ou de mauvaises interprétations, qui peuvent conduire à des interventions mal dirigées ou inefficaces, et ainsi générer du mécontentement et même de la démotivation chez les étudiants (Sclater, 2014; Slade et Prinsloo, 2013).

Ensuite, la protection de la vie privée regroupe les enjeux concernant la confidentialité des données, le consentement éclairé, et le maintien de l'anonymat. Il semble également que plusieurs établissements ne demandent pas l'autorisation aux étudiants pour collecter leurs données personnelles dans l'ENA, et que parfois les étudiants ne savent pas que leurs données sont collectées (Sclater, 2014). Même si le concept de confidentialité en ligne en tant que norme sociale est de plus en plus remis en cause, l'obtention d'un consentement de

l'utilisateur constitue un comportement éthique responsable (Slade et al., 2013). L'anonymat est également difficile à conserver dans un contexte d'outil d'analyse de l'apprentissage. En effet, il serait difficile d'offrir de l'aide à un étudiant identifié comme éprouvant des difficultés si on ne connaît pas son identité.

Finalement, la conservation et la gestion des données représentent un défi éthique auquel les établissements sont confrontés. Il y a un risque que l'accès aux données ne soit pas protégé de façon adéquate, et un questionnement s'impose sur la durée de conservation de ces données (Sclater, 2014; Slade et al., 2013). En ce qui concerne l'outil *Ma réussite*, l'Université Laval ne demande pas de consentement aux étudiants pour collecter les données liées à leurs traces d'utilisation de l'ENA. Toutefois, les étudiants sont au courant que ces données sont collectées puisqu'ils peuvent les voir dans l'outil. Les données sont protégées dans les serveurs de l'Université et l'accès aux données est réservé à l'enseignant du cours ainsi qu'à la direction du programme.

2.3.3.6. Les limites internes

L'analyse de l'apprentissage se termine la plupart du temps par la présentation des résultats obtenus à partir d'un algorithme, et ces résultats ont besoin d'être interprétés. Dans un sondage mené auprès d'experts dans le domaine, Greller et Drachsler (2012) ont découvert que seulement 21 % des 111 répondants sont d'avis que les enseignants et les étudiants possèdent les compétences requises pour interpréter eux-mêmes les résultats de l'analyse de l'apprentissage et pour déterminer les interventions appropriées. L'analyse de l'apprentissage exige de nouvelles compétences de haut niveau telles que la littératie numérique, l'éthique, l'interprétation et la pensée critique. Ces compétences ne sont pas toujours maîtrisées par les utilisateurs, notamment les étudiants en début de programme. De plus, les enseignants doivent conserver un esprit critique, car les données produites par l'ENA ne représentent pas toute la réalité de l'activité d'un étudiant. Elles doivent donc servir de base pour susciter la réflexion, mais ne doivent pas constituer une base d'évaluation (Greller et al., 2012).

En plus des compétences requises pour une bonne utilisation de l'analyse de l'apprentissage, les facteurs d'acceptation de cette technologie peuvent influencer son déploiement à l'interne

(Greller et al., 2012). À notre connaissance, une seule étude s'est penchée sur l'utilisation du tableau de bord. Cette étude portait sur les relations entre l'utilisation du tableau de bord par 151 étudiantes dans un cours d'une université coréenne et leur satisfaction envers le cours leurs résultats finaux. Les résultats indiquent que le nombre de fois où les étudiantes ont ouvert le tableau de bord varie de 0 à 25 fois, et la moyenne est de 1,34 fois, avec un écart-type de 3,19. La fréquence d'utilisation du tableau de bord présentait une distribution non normale, avec une concentration forte de participants démontrant une faible utilisation (Kim et al., 2016). Le tableau de bord ne peut donc pas atteindre ses objectifs s'il n'est pas utilisé par les parties prenantes. Selon Greller et Drachsler (2012), la recherche devrait se concentrer sur des méthodes d'évaluation empiriques de ces outils basées sur les modèles d'acceptation de la technologie, qui seront présentés dans la prochaine section.

2.4. L'acceptation et l'utilisation de la technologie

Cette recherche vise également à décrire et à expliquer l'acceptation et l'utilisation de l'outil *Ma réussite* par les étudiants, qui demeurent à ce jour peu documentées. L'acceptation est définie par Davis (1989), p.320 comme « [the] users decision about how and when they will use technology », et par Teo (2011) comme « a user's willingness to employ technology for the tasks it is designed to support » (Teo, 2011, p. 1). L'acceptation d'une technologie réfère donc au fait de passer à son utilisation, mais elle implique également de continuer de l'utiliser à travers le temps et de réduire les pratiques prévalant avant son introduction.

Bien que l'utilisation soit la variable ultime considérée par les différents modèles et théories concernant l'acceptation et l'utilisation de la technologie, elle n'est pas définie dans les écrits. Sans la définir formellement, Davis, Bagozzi et Warshaw (1989) ont mesuré l'utilisation au regard de la fréquence avec laquelle un individu utilise un système, alors que Venkatesh et al. (2003) l'ont mesurée au regard de la durée d'utilisation. La durée et la fréquence d'utilisation sont deux variables couramment utilisées pour mesurer l'utilisation d'un système (Venkatesh et al., 2008). La durée représente le temps passé à utiliser un système pendant une période donnée, qui peut être mesuré en minutes ou en heures, alors que la fréquence représente le nombre de fois qu'un individu utilise le système sur une période donnée. Les recherches qui mesurent l'utilisation d'une technologie prévoient dans leur devis

une formation sur la technologie en question, et mesurent l'utilisation quelques mois après la formation.

Dans sa plus simple expression, l'utilisation est l'action d'utiliser quelque chose, c'est-à-dire recourir à quelque chose pour un but ou un usage précis (Larousse, s. d.). Il est d'ailleurs intéressant de souligner que le nom des deux modèles les plus cités dans la littérature, soit ceux de Davis et al. (1989) et de Venkatesh et al. (2003), réfèrent à l'acceptation de la technologie alors que la variable prédite dans le modèle est l'utilisation. Il semble donc que pour ces chercheurs, ces deux concepts ont des significations similaires, car si la technologie est utilisée, c'est qu'elle est acceptée. L'utilisation prolongée dans le temps viendrait ainsi confirmer son acceptation. De plus, il existe un seul terme dans la littérature anglophone *(use)* alors qu'en français on retrouve les termes utilisation et usage, qui peuvent porter à confusion. Bien que plusieurs dictionnaires considèrent l'utilisation et l'usage comme des synonymes, certains chercheurs font une distinction entre ces deux termes. En effet, « l'utilisation désigne uniquement le rapport de l'utilisateur à la machine, notamment au mode d'emploi, tandis que l'usage prend davantage en considération le contexte social dans lequel ont lieu les interactions entre hommes et machines » (Papi, 2012, p. 5). Afin de demeurer fidèles à la terminologie utilisée dans l'UTAUT, qui sert de cadre théorique à cette recherche et qui tient effectivement compte du contexte social de l'intention de l'individu d'utiliser une technologie, nous conservons le terme utilisation, plutôt que le terme usage.

Depuis les trente dernières années, plusieurs chercheurs ont tenté d'expliquer les facteurs qui influencent la décision d'un individu d'utiliser ou non une technologie. La littérature comprend de nombreux modèles différents qui poursuivent cet objectif, et les chercheurs sont désormais confrontés à une multitude de modèles qui reprennent parfois des concepts similaires (Venkatesh et al., 2003). Les deux principaux modèles sont le modèle d'acceptation de la technologie (*Technology Acceptance Model*, ci-après TAM) (Davis et al., 1989) et la théorie unifiée d'acceptation et d'utilisation des technologies (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*, ci-après UTAUT) (Venkatesh et al., 2003), cette dernière étant une évolution du TAM.

2.4.1. Le modèle d'acceptation de la technologie (TAM)

Le TAM ayant plus de trente ans d'existence, il demeure le modèle le plus cité dans le domaine des systèmes d'information, notamment en raison de sa simplicité. Il serait le modèle le plus utilisé dans les études portant sur l'acceptation et l'utilisation de technologies (Atarodi et al., 2019; King et He, 2006; Ma et Liu, 2004; Venkatesh et Davis, 2000). Ce modèle, qui tente de prédire si un individu utilisera une technologie, a fait l'objet de multiples recherches visant à confirmer les relations entre les variables du modèle et à en proposer des variantes.

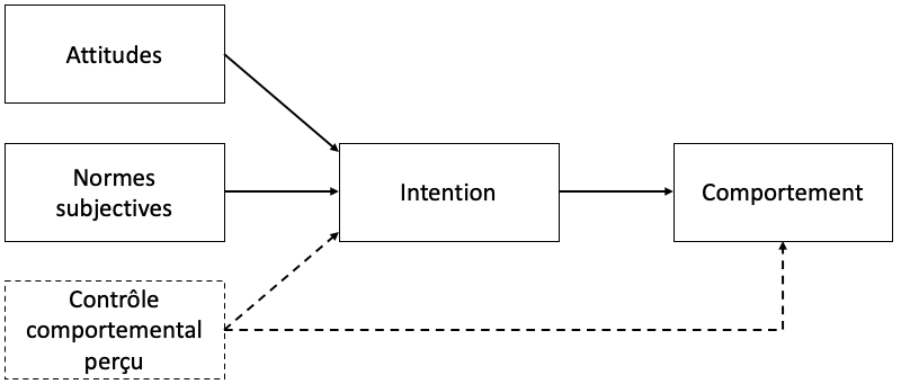
2.4.1.1. Les fondements théoriques du TAM

Le TAM s'appuie sur des théories fondamentales et générales du comportement humain, notamment la théorie de l'action raisonnée et la théorie du comportement planifié, qui sont largement étudiées dans le domaine de la psychologie sociale. La théorie de l'action raisonnée (*Theory of Reasoned Action,* ci-après TRA) de Fishbein et Ajzen (1975) stipule que le comportement d'un individu est déterminé par son intention d'adopter le comportement en question. Cette intention est elle-même déterminée par deux éléments : l'attitude envers le comportement et les normes subjectives. L'attitude envers le comportement réfère aux sentiments positifs ou négatifs de l'individu relativement au comportement attendu, et les normes subjectives réfèrent aux pressions sociales exercées sur l'individu pour réaliser ou non le comportement en question (Fishbein et Ajzen, 1975). Un individu sera donc plus enclin à adopter un comportement si les conséquences anticipées sont positives et qu'elles satisfont aux attentes des personnes importantes pour lui. La TRA suppose également que tous les autres facteurs qui peuvent influencer le comportement le font de façon indirecte, en influençant les attitudes envers le comportement ou les normes subjectives.

Ajzen (1991) a bonifié la TRA en proposant la théorie du comportement planifié (*Theory of Planned Behavior*, ci-après TPB), qui intègre un troisième construit influençant l'intention envers le comportement, soit la perception de contrôle de l'individu sur son comportement. Le contrôle comportemental perçu est défini comme la facilité ou la difficulté d'adopter le comportement, et réfère aux ressources dont l'individu dispose, à ses capacités, aux

opportunités, ainsi qu'au degré d'importance qu'il accorde au comportement (Ajzen, 1991). Non seulement le contrôle comportemental influence l'intention de comportement, mais il influence le comportement lui-même puisqu'il peut affecter la pensée, la motivation et les émotions, et ainsi agir sur le comportement. La figure 5 présente une synthèse de la TRA (cases et lignes pleines) et de l'ajout d'une variable par la TPB (cases et lignes pointillées).

Figure 5 La TRA (Fishbein et Ajzen, 1975) et la TPB (Ajzen, 1991), traduites par Brangier, Hammes-Adelé et Bastien (2010)



Davis et al. (1989) étaient d'avis qu'il serait approprié d'utiliser la TRA pour étudier les facteurs déterminants des comportements relatifs à l'utilisation des technologies. Le modèle d'acceptation de la technologie (TAM) (Davis et al., 1989) est donc une adaptation de la TRA pour expliquer l'acceptation de systèmes d'information par les utilisateurs.

2.4.1.2. Les variables du TAM et leurs relations

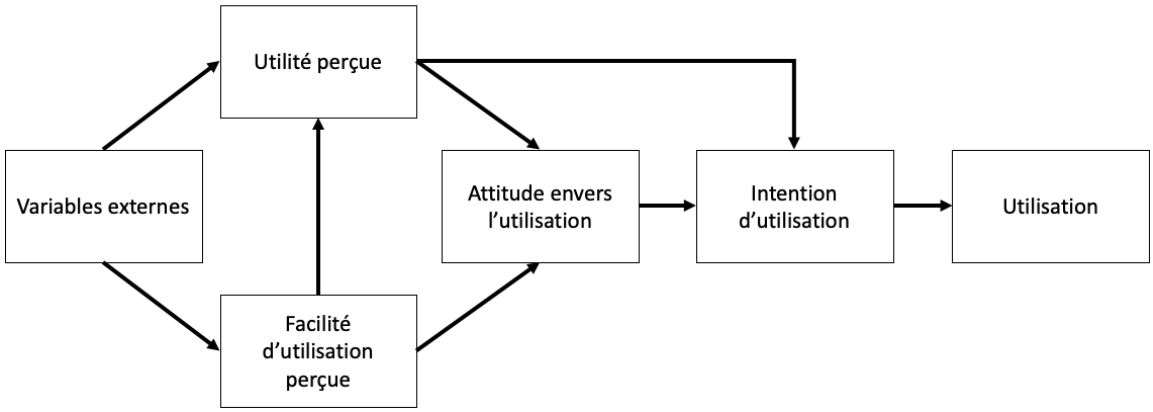
Tout comme dans la TRA, le TAM stipule que le comportement – ici l'utilisation d'un système – est déterminé par l'intention comportementale, soit dans ce cas l'intention d'utilisation. Cette intention est déterminée, comme dans la TRA, par l'attitude envers le comportement d'utilisation. Cependant, le TAM n'intègre pas les normes subjectives comme deuxième déterminant de l'intention d'utilisation. En effet, Davis et al. (1989) avancent que le concept de normes subjectives est théoriquement incertain dans le contexte du TAM puisque l'utilisation de systèmes est souvent volontaire, et que les preuves empiriques de la force de ce concept dans la TRA ne sont pas assez convaincantes. Le deuxième facteur qui détermine l'intention d'utilisation ne repose donc pas sur les normes subjectives, mais plutôt

sur l'utilité perçue du système. L'utilité perçue est définie comme « the degree to which a person believes that using a particular system would enhance his or her job performance » (Davis, 1989, p. 320). Pour qu'un individu utilise un système, il est donc nécessaire que celui-ci perçoive que cela l'aidera à réaliser efficacement ses tâches et à atteindre ses objectifs.

L'utilité perçue a également un effet indirect sur l'intention d'utilisation, car elle peut influencer les attitudes envers celle-ci, et les individus ont également des intentions d'utilisation s'ils ont une perception positive du système. Cette perception globale du système, qui influence l'attitude envers l'utilisation, dépend de deux construits fondamentaux du TAM : l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue. Plusieurs preuves empiriques ont démontré que l'utilité perçue a une influence positive sur l'attitude envers l'utilisation, et que cette attitude est fortement liée à l'utilisation (Davis et al., 1989). Le modèle suppose aussi qu'un individu peut avoir des intentions d'utilisation même s'il a une attitude plutôt négative envers celle-ci, s'il perçoit une grande utilité au système, qui lui permettrait d'améliorer sa performance de façon importante.

En plus d'être reconnu pour améliorer la performance, le système doit être perçu comme étant facile à utiliser. La facilité d'utilisation perçue réfère au « degree to which a person believes that using a particular system would be free of effort » (Davis, 1989, p. 320). En effet, un système qui est plus facile à utiliser qu'un autre est plus susceptible d'être accepté des utilisateurs, des études antérieures ayant démontré la relation entre la facilité d'utilisation d'un système et son adoption (Davis, 1989). La facilité d'utilisation perçue peut également contribuer à l'utilité perçue, puisqu'un système facile à utiliser contribue à améliorer la performance d'un individu, qui peut ainsi accomplir plus de tâches avec le même effort (Davis et al., 1989). Une synthèse du TAM est présentée à la figure 6.

Figure 6 Le TAM (Davis et al., 1989), traduit par (Atarodi et al., 2019)



Le TAM repose donc sur deux concepts fondamentaux, soit l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue. Selon les résultats de la validation empirique du TAM, l'utilité perçue est le facteur qui influence le plus l'intention d'utilisation, expliquant à elle seule plus de la moitié de la variance dans les intentions. L'attitude envers l'utilisation a quant à elle un petit effet significatif sur les intentions, mais cet effet diminue avec le temps; elle agit donc comme variable médiatrice et n'influence que partiellement l'intention d'utilisation. L'utilité perçue a également un effet important sur l'attitude envers l'utilisation, alors que la facilité d'utilisation perçue a un effet plus modéré (Davis et al., 1989). Davis souligne d'ailleurs qu'un utilisateur qui perçoit le système comme étant difficile à utiliser peut le décourager à l'adopter même s'il s'avère utile, alors qu'une facilité d'utilisation ne compense pas un système perçu comme défaillant. Davis reconnaît également que les variables de son modèle ne sont pas les seules qui peuvent expliquer le comportement d'un utilisateur. Tout comme la TRA, le TAM suggère que les variables externes peuvent affecter indirectement le comportement d'utilisation, en ayant une influence sur l'utilité perçue ou sur la facilité d'utilisation perçue. Ces variables comprennent, par exemple, les caractéristiques du système ou de l'interface, la formation et la documentation offertes, le soutien technique ou les caractéristiques de l'utilisateur.

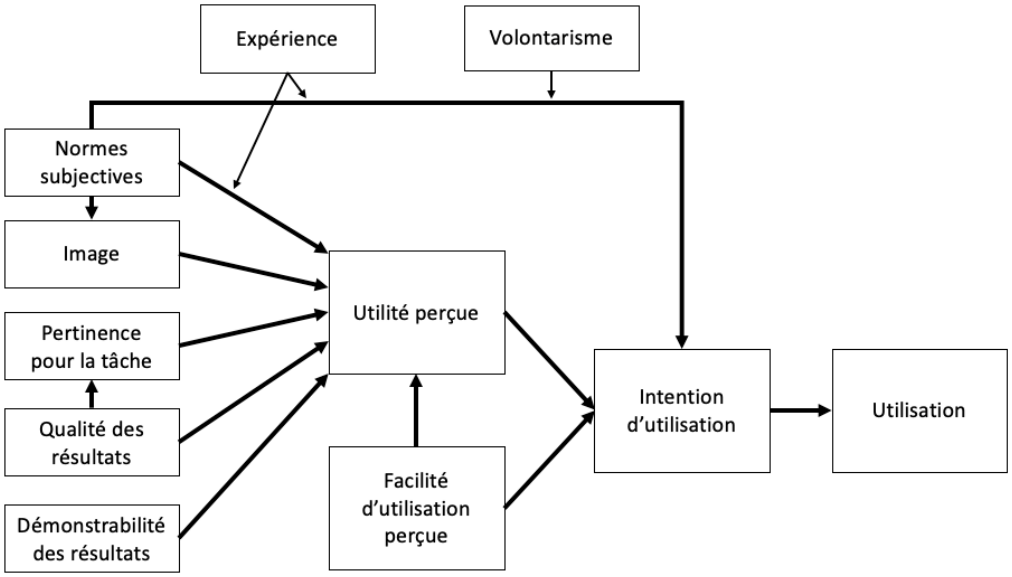
Atarodi et al. (2019) ont publié une synthèse de 12 revues de littérature et méta-analyses portant sur le TAM, qui combinent ensemble plus de 1000 études. Les résultats confirment dans l'ensemble toutes les relations du modèle, ce qui en fait un modèle robuste et valide qui

peut être utilisé dans une grande variété de contextes. Cette synthèse met en lumière le fait que l'utilisation est parfois mesurée de façon subjective (données autorapportées) et d'autres fois de façon objective (données enregistrées). Le TAM prédit significativement mieux la fréquence d'utilisation que la durée d'utilisation. Bien que le TAM ait été testé dans de nombreuses recherches empiriques et qu'il ait produit des résultats fiables, il n'explique que 40 % de la variance dans l'intention d'utilisation d'un système, et 30 % de l'utilisation réelle, cette dernière relation étant plus rarement étudiée (King et al., 2006; Legris et al., 2003). Plusieurs auteurs suggèrent d'ailleurs de modifier le TAM pour y inclure d'autres composantes afin d'augmenter son pouvoir d'explication (Atarodi et al., 2019; Legris et al., 2003; Venkatesh et al., 2000). Le TAM est un modèle issu des sciences de la gestion, plus spécifiquement du domaine des systèmes d'information. Il a toutefois été largement utilisé pour expliquer l'utilisation de technologies dans un contexte éducatif. Selon la revue de littérature concernant l'utilisation du TAM en éducation effectuée par Granic et Marangunic (2019), le TAM a été utilisé dans 71 études concernant l'acceptation de technologies visant à faciliter l'apprentissage, et s'est révélé être un modèle crédible. Le TAM est d'ailleurs le modèle le plus utilisé dans la littérature pour expliquer l'acceptation de la formation en ligne (Sumak et al., 2011; Weerasinghe et Hindagolla, 2017).

2.4.1.3. L'extension du TAM au TAM2

Afin de répondre aux critiques du modèle d'acceptation de la technologie, Venkatesh et Davis (2000) ont produit une extension au modèle TAM original, qui explique l'utilité perçue et l'intention d'utilisation d'un système avec de nouvelles variables relatives à l'influence sociale et aux processus cognitifs. L'objectif de ce nouveau modèle (TAM2) était d'ajouter des variables clés qui influencent l'utilité perçue et l'intention d'utilisation, soit les deux construits ayant la plus grande influence sur l'utilisation. Le modèle, présenté à la figure 7, ajoute deux variables relatives à l'influence sociale : les normes subjectives et l'image, qui trouvent leurs fondements théoriques dans la TRA et dans la TPB.

Figure 7 Le TAM2 (Venkatesh et Davis, 2000), traduction libre



Le concept de normes subjectives inclus dans la TRA avait été exclu du TAM original, car l'étude qui le soutenait avait été menée dans un contexte d'adoption volontaire d'une technologie. Cependant, plusieurs études ont démontré que ces normes subjectives avaient une influence sur l'utilité perçue de même que sur l'intention d'utilisation dans les contextes d'adoption obligatoire. C'est pourquoi la participation volontaire a été ajoutée comme variable qui modère la relation entre les normes subjectives et l'intention d'utilisation. L'expérience de l'individu avec le système est également une variable qui modère cette relation, ainsi que la relation entre les normes subjectives et l'utilité perçue. En effet, selon Venkatesh et Davis (2000), l'effet des normes subjectives sur l'utilité perçue et sur l'intention d'utilisation diminue quand l'expérience de l'utilisateur augmente. Les normes subjectives influencent également l'image, soit le degré avec lequel l'utilisation d'une technologie est perçue par l'individu comme un moyen d'améliorer son statut dans son système social. L'image a quant à elle un effet modéré sur l'utilité perçue.

Dans le TAM2, Venkatesh et Davis (2000) ajoutent également trois variables relatives aux processus cognitifs : la pertinence pour la tâche, la qualité des extrants et la démontrabilité des résultats. Tout d'abord, la pertinence pour la tâche, soit la perception de l'individu selon laquelle le système visé est applicable à son travail et peut l'aider dans ses tâches, est un

jugement cognitif qui a une influence directe sur l'utilité perçue. En plus de considérer dans quelles mesures le système peut l'aider dans l'accomplissement de sa tâche, l'individu considère aussi comment celui-ci y apporte une amélioration, ce qui réfère au concept de qualité des résultats. La qualité des résultats influence indirectement l'utilité perçue quant à la pertinence pour la tâche. Finalement, l'individu qui peut attribuer ses gains de performance à l'utilisation du système percevra celui-ci comme utile. Ce concept de démontrabilité des résultats a donc un effet direct sur l'utilité perçue.

En définitive, toutes les nouvelles variables ajoutées au TAM2 ont un effet modéré sur l'utilité perçue. De plus, les effets liés aux processus cognitifs demeurent stables avec le temps, alors que ceux liés à l'influence sociale diminuent. Par ailleurs, Venkatesh et Davis (2000) ont retiré du modèle le concept d'attitude envers l'utilisation puisque plusieurs résultats empiriques ont démontré qu'elle agit comme variable médiatrice et n'influence que partiellement l'intention d'utilisation. Selon ces auteurs, le modèle décrit ainsi avec plus de parcimonie l'influence de l'utilité et de la facilité d'utilisation perçues sur l'intention d'utilisation. La facilité d'utilisation perçue a donc une influence directe sur l'intention d'utilisation dans TAM2, bien qu'elle soit faible et qu'elle influence de façon plus importante quoique modérée l'utilité perçue. Le TAM2 explique jusqu'à 60 % de la variance de l'utilité perçue, et jusqu'à 52 % de la variance de l'intention d'utilisation. Il s'agit donc d'une amélioration importante par rapport au TAM qui expliquait seulement 40 % de cette variance (Venkatesh et al., 2000).

2.4.2. La théorie unifiée de l'acceptation et de l'utilisation de la technologie

Quelques années après la publication de TAM2, Venkatesh et al. (2003) ont effectué une revue de huit différents modèles et théories relatifs à l'acceptation de la technologie. Selon Venkatesh et al. (2003), la littérature comprend de nombreux modèles différents qui poursuivent cet objectif, mais qui reprennent à la fois des concepts similaires et différents. Ils soulignent que la multitude de modèles rend le choix difficile pour plusieurs chercheurs, qui doivent opter pour un modèle en ignorant parfois les variables des autres modèles, ou qui doivent même parfois sélectionner des variables de différents modèles. Pour résoudre ce problème, Venkatesh et al. (2003) ont formulé la théorie unifiée de l'acceptation de

l'utilisation de la technologie (UTAUT), qui repose sur plusieurs théories et modèles : la théorie de l'action raisonnée (TRA) (Fishbein et al., 1975), le modèle d'acceptation de la technologie (TAM et TAM2) (Davis et al., 1989; Venkatesh et al., 2000), la théorie du comportement planifié (TPB) (Ajzen, 1991), le modèle d'utilisation des ordinateurs (MPCU) (Thompson et al., 1991), le modèle motivationnel de Davis et al. (1992), le modèle combiné TAM/TPB (Taylor et Todd, 1995), la théorie de diffusion de l'innovation (IDT) (Moore et Benbasat, 1991; Rogers, 1995) et la théorie de la cognition sociale adaptée à l'utilisation des ordinateurs de Compeau et Higgins (1995).

2.4.2.1. Les fondements théoriques de l'UTAUT

Venkatesh et al. (2003) ont recensé les principaux modèles et théories pouvant permettre d'expliquer l'acceptation de la technologie afin de formuler une théorie qui permettrait de les englober tous. L'UTAUT est donc basée sur la TRA, le TAM et la TPB, qui ont été décrits précédemment. Elle se base également sur d'autres modèles et théories. Taylor et Todd (1995) ont proposé un modèle qui combine le TAM et la TPB, selon lequel l'intention d'utilisation serait influencée par l'attitude envers l'utilisation, les normes subjectives, le contrôle comportemental perçu et l'utilité perçue. Le modèle motivationnel de Davis et al. (1992) tente d'expliquer l'intention d'utilisation par la motivation intrinsèque, qui s'apparente à l'attitude envers l'utilisation, et par la motivation extrinsèque, qui s'apparente à l'utilité perçue. Le MPCU (Thompson et al., 1991) stipule que l'utilisation d'une technologie est influencée par son adéquation à la tâche, sa complexité, les conséquences à long terme qu'elle peut apporter, l'état affectif envers l'utilisation, les facteurs sociaux et les conditions facilitant son utilisation. L'IDT (Moore et al., 1991; Rogers, 1995) prévoit pour sa part que l'adoption d'une innovation peut être prédite par les avantages qu'elle peut apporter par rapport à ses précurseurs, sa facilité d'utilisation, son impact sur l'image de l'individu, la visibilité dont elle jouit, sa compatibilité avec les valeurs et les besoins des utilisateurs, la démontrabilité des résultats de son utilisation et le volontarisme. Finalement, Compeau et Higgins (1995) ont adapté la théorie de la cognition sociale de Bandura (1986) au contexte d'utilisation des ordinateurs. Selon cette théorie, l'utilisation serait influencée par les résultats attendus de son utilisation, le sentiment d'auto-efficacité, l'état affectif et

l'anxiété envers l'utilisation. Le tableau 3 résume les modèles et théories utilisés par Venkatesh et al. (2003) pour élaborer l'UTAUT, de même que les construits retenus.

Tableau 3 Construits issus des différents modèles et théories d'acceptation de la technologie

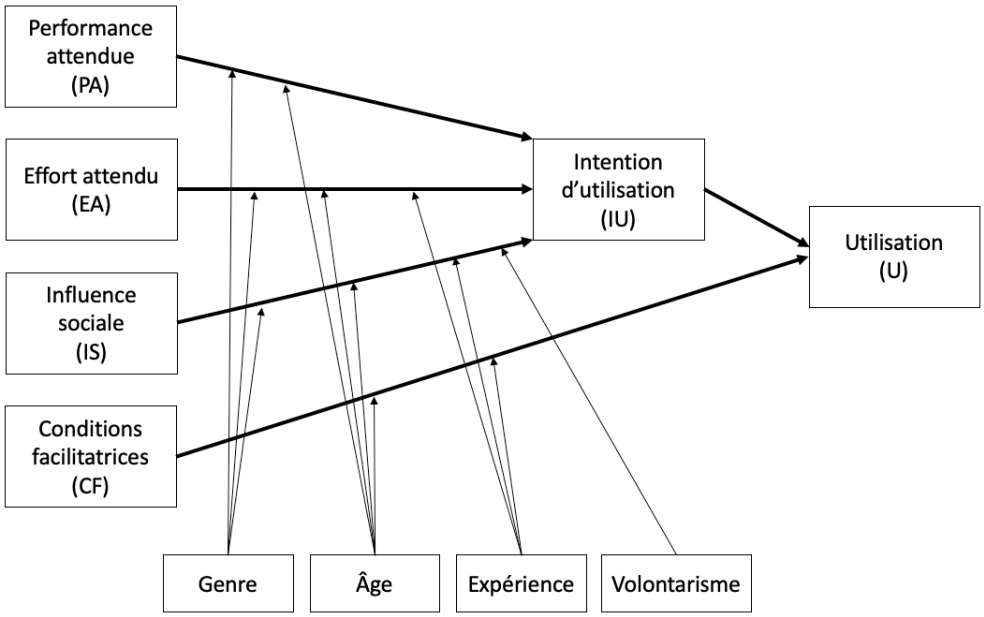
Modèles et théories	Auteurs	Construits visant à prédire l'intention d'utilisation	Construit UTAUT relié
Théorie de l'action raisonnée (TRA)	Fishbein et Ajzen (1975)	Attitude envers le comportement	Attitude envers l'utilisation
		Normes subjectives	Influence sociale
Modèle d'acceptation de la technologie (TAM)	Davis et al. (1989)	Utilité perçue	Performance attendue
		Facilité d'utilisation perçue	Effort attendu
		Normes subjectives	Influence sociale
Théorie du comportement planifié (TPB)	Ajzen (1991)	Attitude envers le comportement	Attitude envers l'utilisation
		Normes subjectives	Influence sociale
		Contrôle comportemental perçu	Conditions facilitatrices
Modèle d'utilisation des PC (MPCU)	Thompson et al. (1991)	Adéquation à la tâche	Performance attendue
		Complexité	Effort attendu
		Conséquence à long terme	-
		État affectif	Attitude envers l'utilisation
		Facteurs sociaux	Influence sociale
		Conditions facilitatrices	Conditions facilitatrices
Théorie de diffusion de l'innovation (IDT)	Moore et Benbasat (1991)	Avantages relatifs	Performance attendue
		Facilité d'utilisation	Effort attendu
		Image	Influence sociale
		Visibilité	-
		Compatibilité	Conditions facilitatrices
		Démontrabilité des résultats	-
		Volontarisme	-
Modèle motivationnel	Davis et al. (1992)	Motivation extrinsèque	Performance attendue
		Motivation intrinsèque	Attitude envers l'utilisation
Modèle combiné TAM/TPB	Taylor et Todd (1995)	Attitude envers le comportement	Attitude envers l'utilisation
		Normes subjectives	Influence sociale
		Contrôle comportemental perçu	Conditions facilitatrices
		Utilité perçue	Performance attendue
Théorie sociale cognitive pour l'utilisation des ordinateurs (SCT)	Compeau et Higgins (1995)	Attentes de résultats	Performance attendue
		Sentiment d'auto-efficacité	Sentiment d'auto-efficacité
		État affectif	Attitude envers l'utilisation
		Anxiété	Anxiété

2.4.2.2. Les variables de l'UTAUT et leurs relations

Venkatesh et al. (2003) ont mesuré chacun des construits de ces huit modèles et théories à partir des items des études originales. Ils ont collecté des données par questionnaires sur les différentes variables de ces modèles et théories auprès de 215 participants, dans quatre organisations différentes, dans des contextes d'utilisation volontaire et obligatoire et de façon longitudinale. Ils ont ensuite examiné les relations entre les variables des différents modèles et théories, ainsi que l'intention d'utilisation, afin de comparer la force de chacun d'eux pour

expliquer l'acceptation et l'utilisation de la technologie. Parmi les variables qui prédisent significativement l'intention d'utilisation, ils ont ensuite regroupé ensemble les construits similaires pour formuler l'UTAUT, en sept nouveaux construits. De ces sept construits, seulement quatre sont inclus dans l'UTAUT (la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale et les conditions facilitatrices), alors que les trois autres (l'attitude envers l'utilisation, l'auto-efficacité et l'anxiété) ne sont pas considérés comme des déterminants de l'utilisation. Dans l'UTAUT, trois des quatre construits sont considérés des déterminants de l'intention d'utilisation : la performance attendue, l'effort attendu et l'influence sociale. Le quatrième construit, soit les conditions facilitatrices, influence quant à lui directement l'utilisation. La figure 8 schématise les relations entre les différents construits de l'UTAUT ainsi que leurs modérateurs.

Figure 8 L'UTAUT (Venkatesh et al.), traduite par Brangier et al. (2010)



Le premier construit qui influence l'intention d'utilisation est la performance attendue, définie comme la mesure dans laquelle un individu croit que l'utilisation du système l'aidera à améliorer sa performance (Venkatesh et al., 2003). Ce construit réfère à l'utilité perçue dans TAM et TAM2, à la motivation extrinsèque dans le modèle motivationnel, à l'adéquation à la tâche dans le MPCU, à l'avantage relatif de l'IDT et aux attentes de résultats de la SCT. Selon la comparaison empirique des modèles effectuée par Venkatesh et al.

(2003), la performance attendue est l'élément qui prédit le plus fortement l'intention d'utilisation et son effet est significatif autant dans des contextes d'adoption volontaires qu'obligatoires. La relation entre la performance attendue et l'intention d'utilisation est cependant modérée par l'âge et le genre : la performance attendue serait plus importante pour les hommes, et particulièrement pour les plus jeunes.

Le deuxième construit qui agit sur l'intention d'utilisation est l'effort attendu, défini comme le degré de facilité d'utilisation du système (Venkatesh et al., 2003). Ce construit réfère à la facilité d'utilisation perçue dans TAM et TAM2, à la complexité dans MPCU et à la facilité d'utilisation dans IDT. Dans ces quatre modèles, cette variable a un effet significatif sur l'intention d'utilisation au début de l'utilisation (après une formation ou après quelques semaines d'utilisation), alors qu'il devient non significatif après une utilisation prolongée. L'expérience avec le système représente donc une variable modératrice. La relation entre l'effort attendu et l'intention d'utilisation est également modérée par l'âge et le genre : l'effort attendu est plus important pour les femmes et, plus particulièrement les plus âgées.

Le troisième construit ayant un effet sur l'intention d'utilisation est l'influence sociale, définie comme la mesure dans laquelle un individu perçoit que les personnes importantes pour lui croient qu'il devrait utiliser le système (Venkatesh et al., 2003). Ce construit réfère aux normes subjectives dans la TRA, la TPB et le TAM2, aux facteurs sociaux dans le MPCU et à l'image dans l'IDT. Dans tous ces modèles, l'influence sociale n'est pas significative dans les contextes d'utilisation volontaire, mais le devient quand l'utilisation est obligatoire. Le volontariat représente donc une variable modératrice. De plus, l'influence sociale serait significative uniquement au début de l'utilisation, ce qui signifie que l'expérience avec le système est également une variable modératrice. L'âge et le genre modèrent aussi la relation entre l'influence sociale et l'intention d'utilisation, l'influence sociale étant plus importante pour les femmes, et particulièrement pour les plus âgées.

Le quatrième construit, soit les conditions facilitatrices, influence pour sa part directement l'utilisation. Les conditions facilitatrices sont définies comme la mesure selon laquelle un individu croit qu'il existe une structure organisationnelle et technique pour soutenir

l'utilisation du système (Venkatesh et al., 2003). Ce construit réfère au contrôle comportemental perçu dans la TPB, aux conditions facilitatrices dans le MPCU et à la compatibilité dans l'IDT. La comparaison empirique des différents modèles indique que lorsque les construits de performance attendue et d'effort attendu sont présents, les conditions facilitatrices n'influencent pas l'intention d'utilisation, mais plutôt l'utilisation elle-même. En effet, puisqu'elles incluent différents éléments organisationnels ou techniques destinés à enlever les barrières à l'utilisation, elles ont un effet direct sur celle-ci. L'influence des conditions facilitatrices augmente aussi avec l'expérience des utilisateurs, qui agit comme modérateur, puisque ceux-ci sont plus aptes à trouver de l'aide, éliminant ainsi des barrières à l'utilisation durable. L'âge agit également comme variable modératrice dans la relation entre les conditions facilitatrices et l'utilisation, avec un effet plus important chez les individus plus âgés. Comme démontré dans tous les autres modèles, Venkatesh et al. (2003) concluent également que l'intention d'utilisation a un effet significatif sur l'utilisation elle-même.

Trois autres construits, soit le sentiment d'auto-efficacité à l'égard du système, l'anxiété relative au système, ainsi que l'attitude envers l'utilisation, ont été testés dans l'élaboration de l'UTAUT, mais n'ont pas été inclus comme déterminants directs de l'intention d'utilisation. Le sentiment d'auto-efficacité à l'égard du système est défini comme le jugement d'un individu sur sa capacité à utiliser une technologie pour accomplir un travail ou une tâche particulière, alors que l'anxiété relative au système fait référence aux réactions anxieuses ou émotives quand il s'agit d'utiliser un système (Venkatesh et al., 2003). Bien que ces deux construits issus de l'IDT soient conceptuellement et empiriquement distincts de l'effort attendu, ils sont considérés comme déjà capturés par ce dernier. L'attitude envers l'utilisation est pour sa part définie comme la réaction affective globale d'un individu face à l'utilisation d'un système (Venkatesh et al., 2003). Ce construit réfère à l'attitude envers le comportement de la TRA, de la TPB et du TAM/TPB, à la motivation intrinsèque du modèle motivationnel, et à l'état affectif du MPCU et de l'IDT. Les résultats de la validation de l'UTAUT indiquent que l'effet de ce construit est déjà capturé par la performance attendue et l'effort attendu, et qu'ils n'ont donc pas à proprement dit une influence significative sur l'intention d'utilisation.

Venkatesh et al. (2003) ont testé l'UTAUT avec les mêmes données utilisées pour comparer empiriquement les différents modèles sur lesquels il repose, en plus de revalider les résultats auprès de 133 personnes dans deux organisations supplémentaires. Selon Venkatesh et al. (2003), les résultats fournissent un solide soutien empirique au modèle, qui explique 70 % de la variance dans les intentions d'utilisation, soit beaucoup plus que tous les modèles précédents, qui expliquent pour leur part entre 17 % et 53 % de la variance à partir des mêmes données. Il s'agit donc d'une importante amélioration comparativement au TAM (40 %) et au TAM2 (52 %). Les auteurs concluent donc que l'UTAUT est un modèle définitif qui synthétise l'ensemble des connaissances dans le domaine de l'acceptation et de l'utilisation des technologies. Il serait d'ailleurs reconnu comme le meilleur modèle prédictif actuellement disponible dans la littérature, et utilisé dans plusieurs pays et plusieurs contextes tels que la santé, l'éducation, les services gouvernementaux, le secteur bancaire et commercial, et les télécommunications (Khechine et al., 2016).

Par ailleurs, Taiwo et Downe (2013) ont réalisé une méta-analyse de 37 études empiriques utilisant l'UTAUT et ont conclu que la performance attendue avait une forte incidence sur l'intention d'utilisation, alors que l'effort attendu et l'influence sociale avaient un effet faible. Les conditions facilitatrices de même que l'intention d'utilisation ont également révélé de faibles effets sur l'utilisation. Ces résultats confirment les relations significatives entre les différents construits du modèle. Cependant, la force de ces relations, qui est faible dans quatre des cinq cas, jette un doute sur la robustesse du modèle (Taiwo et al., 2013). Khechine et al. (2016) ont réalisé la plus récente méta-analyse portant sur l'UTAUT, en analysant les résultats empiriques de 74 études. Leurs résultats concernant l'existence de relations entre les différents construits de l'UTAUT sont les mêmes qu'ont obtenus Taiwo et Downe (2013); cependant ils ont trouvé des forces plus élevées pour toutes ces relations. Les résultats de leurs analyses ont en effet révélé des tailles d'effet importantes (>0,50) pour la relation entre la performance attendue et l'intention d'utilisation, de même que pour la relation entre les conditions facilitatrices et l'intention d'utilisation, relation qui n'est pas intégrée dans l'UTAUT. Toujours selon Khechine et al., (2016), les deux autres construits qui influencent l'intention d'utilisation, soit l'effort attendu et l'influence sociale ont quant à eux une taille d'effet moyenne (>0.30), tout comme l'effet de l'intention d'utilisation et des conditions

facilitatrices sur l'utilisation. Aucun construit n'obtient une taille d'effet faible et le construit qui demeure le plus important est la performance attendue, ce qui confirme les résultats de la validation de l'UTAUT par Venkatesh et al. (2003). Khechine et al. (2016) confirment la robustesse de l'UTAUT puisque les relations initialement testées par Venkatesh et al. (2003) ont été validées dans de nombreuses études.

2.4.2.3. L'application de l'UTAUT en éducation

Plusieurs études ont recouru aux modèles d'acceptation de la technologie pour comprendre les déterminants qui influencent l'utilisation de différentes technologies par les étudiants ou les enseignants en contexte universitaire. On retrouve par exemple des études concernant des technologies comme l'ordinateur portable, l'apprentissage mobile, les wikis, les réseaux sociaux, la baladodiffusion, la conférence web, la formation en ligne, et les outils d'évaluation en ligne. L'acceptation et l'utilisation de la formation en ligne a d'ailleurs fait l'objet de nombreuses études, mais ces dernières sont majoritairement basées sur le TAM alors que très peu utilisent l'UTAUT (Sumak et al., 2011).

Plusieurs études confirment la validité de l'UTAUT en contexte éducatif (Alshehri et al., 2020; Efiloglu Kurt et Tingoy, 2017; Escobar-Rodriguez et al., 2014; Ho et al., 2016; Hsu, 2012; Lakhal et Khechine, 2017; Mahande et Malago, 2019; McKeown et Anderson, 2016; Mosunmola et al., 2018), alors que d'autres arrivent à des résultats différents ou même contradictoires. Nous avons effectué une revue de littérature dans les bases de données ERIC et Education Source pour retracer les études ayant utilisé l'UTAUT pour expliquer l'utilisation des tableaux de bord de l'apprentissage par les étudiants au postsecondaire. Nous n'avons relevé aucune étude sur le sujet. Comme le tableau de bord est souvent intégré à l'ENA, nous avons donc étendu notre revue de littérature aux études ayant utilisé l'UTAUT pour expliquer l'utilisation des ENA par les étudiants. Le tableau 4 présente le sommaire des 15 études pertinentes identifiées.

Tableau 4 Synthèse des études utilisant l'UTAUT pour expliquer l'utilisation des ENA

Étude	Auteurs	Année	Pays	Échantillon	Méthodologie employée[1]	Autres variables intégrées à l'UTAUT
1	Marchewka, Liu et Kostiwa	2007	États-Unis	132	Analyses de corrélation	-
2	Hsu	2012	Taiwan	47	Analyses de régression	-
3	Bakar et al.	2013	Malaisie	279	CB-SEM	Motivation intrinsèque
4	Sun et Jeyaraj	2013	Chine	132	Analyses de corrélation	Compatibilité
5	Lwoga et Komba	2015	Tanzanie	231	Analyses de régression	Auto-efficacité
6	Barnett et al.	2015	États-Unis	343	CB-SEM	Traits de personnalité
7	Ain et al.	2016	Malaisie	328	CB-SEM	Valeur pour l'apprentissage, plaisir perçu, habitudes
8	McKeown et Anderson	2016	Australie	358	Analyses de régression	-
9	Nicholas-Omoregbe et al.	2017	Nigeria	472	PLS-SEM	Notes, attitude, pouvoir, culture
10	Efiloglu Kurt et Tingoy	2017	Royaume-Uni	522	Analyses de régression	-
11	Zwain	2019	Iraq	553	PLS-SEM	Motivation intrinsèque, habitudes
12	Alshehri et al.	2019	Arabie Saoudite	171	PLS-SEM	Soutien technique
13	Nistor et al.	2019	Allemagne	225	CB-SEM	Attitudes
14	Alshehri et al.	2020	Arabie Saoudite	605	PLS-SEM	Attributs du système
15	Lakhal et al. (2	2021	Canada	759	PLS-SEM	-

[1] CB-SEM : Modélisation par équations structurelles basée sur la covariance
PLS-SEM : Modélisation par équations structurelles selon la méthode des moindres carrés partiels

Six études ont été réalisées en Occident, alors que quatre ont été réalisées en Asie, trois au Moyen-Orient et deux en Afrique. En ce qui concerne la méthodologie pour tester les relations du modèle, la majorité des études (neuf) utilisent les équations structurelles, basées sur la covariance (quatre) ou selon la méthode des moindres carrés (cinq). Les autres utilisent des régressions linéaires multiples pour de simples analyses de corrélation. En plus de tester l'UTAUT, la plupart des études qui visent à expliquer l'utilisation de l'ENA par les étudiants tentent d'ajouter une ou des variables au modèle, telles que la motivation intrinsèque (Bakar et al., 2013; Zwain, 2019), la compatibilité (Sun et Jeyaraj, 2013), l'auto-efficacité (Lwoga et Komba, 2015), les traits de personnalités (Barnett et al., 2015), la valeur pour

l'apprentissage et le plaisir perçu (Ain et al., 2016), les habitudes (Ain et al., 2016; Zwain, 2019), les attitudes (Nicholas-Omoregbe et al., 2017; Nistor et Hernandez-Garciac, 2018), le pouvoir, la culture et les notes finales (Nicholas-Omoregbe et al., 2017), le soutien technique et les attributs du système (Alshehri et al., 2019, 2020). Le tableau 5 présente les résultats de l'ensemble des 15 études.

Tableau 5 Résultats des études utilisant l'UTAUT pour expliquer l'utilisation de l'ENA

Étude	Coefficients de détermination des relations testées[1]						Variance expliquée		Variables modératrices testées
	PA-IU	EA-IU	IS-IU	CF-IU	CF-U	IU-U	R^2 IU	R^2 U	
1	0,09	0,20*	0,20*	0,09	-	-	N/R	-	-
2	0,41***	0,31***	0,17*	-0,06	-	-	0,43	-	-
3	-0,12	0,26**	0,18**	0,40**	-	-	0,53	-	-
4	0,54*	0,48*	0,39*	0,66*	-	-	N/R	-	-
5	0,37***	0,16*	0,14**	0,06	-0,05	-	0,41	-	-
6	0,39*	0,35*	0,15*	-	-	0,20*	N/R	-	-
7	0,13*	0,1	0,21***	-0,09	0,13*	0,30***	N/R	-	-
8	0,34**	0,14*	0,20**	-	0,17**	0,75**	0,32	0,66	-
9	-0,01*	-	0,18**	-	-	-	N/R	-	-
10	0,38**	0,09*	0,21***	-	0,10*	0,37***	0,35	0,17	-
11	0,16*	-0,07	0,11	0,07	0,20*	0,31***	0,67	0,40	-
12	0,25***	0,23	0,38***	0,23	0,51***	0,23***	0,82	0,69	-
13	0,28***	0,02	0,31***	-	-	-	0,29	-	-
14	0,57***	0,16***	0,08**	0,07	0,23***	0,27***	0,65	0,48	-
15	0,11*	0,12*	-	0,31**	-	-	0,24	-	oui

[1] N/R : non rapporté, * signifie $p < 0,05$; ** signifie $p < 0,01$; *** signifie $p < 0,001$.

Les résultats indiquent pour 12 des 15 études, la performance attendue avait une influence significative positive sur l'intention d'utiliser l'ENA, comme prévu par l'UTAUT, avec des coefficients variant entre 0,11 et 0,57. Les résultats confirment également l'influence de l'effort attendu sur l'intention d'utilisation avec des coefficients variant entre 0,09 et 0,35 (10 des 14 études l'ayant testée) ainsi que celle de l'influence sociale avec des coefficients variant entre 0,14 et 0,38 (13 des 15 études). Bien que l'UTAUT ne prévoit pas de relation entre les conditions facilitatrices et l'intention d'utilisation, 10 études l'ont testée, mais seulement trois ont révélé une influence significative.

Seulement 8 des 15 études ont mesuré l'utilisation et, parmi elles, 6 ont révélé que les conditions facilitatrices l'influencent de façon significative avec des coefficients variant entre 0,10 et 0,51. Toutes les études ayant testé la relation entre l'intention d'utilisation et l'utilisation la confirment, avec des coefficients variant entre 0,20 et 0,75. La variance expliquée de l'intention d'utilisation varie entre 24 % et 82 %, alors que celle de l'utilisation varie entre 17 % et 69 %. Seulement trois études ont confirmé toutes les relations de l'UTAUT et sont parvenues aux mêmes conclusions que Venkatesh et al. 2003 (Alshehri et al., 2020; Efiloglu Kurt et al., 2017; McKeown et al., 2016).

Dans la validation initiale de l'UTAUT, les diverses relations du modèle sont modérées par le genre, l'âge, l'expérience et le caractère volontaire de l'utilisation. Seulement une des 15 études identifiées a vérifié le rôle de variables modératrices. Selon l'étude de Lakhal et al. (2021), la performance attendue influence significativement l'intention d'utilisation seulement pour les femmes et pour les plus de 25 ans. L'effort attendu influence significativement l'intention d'utilisation pour tous les groupes sauf les plus de 25 ans. L'influence sociale n'est pas significative dans le modèle global, mais elle l'était pour les femmes. Finalement, les conditions facilitatrices influencent significativement l'intention d'utilisation pour tous les groupes. En contexte éducatif, autre que pour l'utilisation de l'ENA, nous avons relevé seulement trois études qui ont examiné les effets de ces variables, et ces études portaient sur l'utilisation de la vidéoconférence en formation à distance. Khechine et Lakhal (2018) soulignent d'ailleurs que les recherches subséquentes ont très peu considéré les effets modérateurs des caractéristiques individuelles des utilisateurs. En ce qui concerne le genre, l'influence sociale aurait plus d'influence sur l'intention d'utilisation pour les hommes et l'effort attendu aurait plus d'influence sur cette même intention pour les femmes (Lakhal et al., 2013, 2017), alors qu'une autre étude ne soulève pas de différences entre les genres (Khechine et al., 2018). L'âge n'aurait pas d'effet dans l'étude de Lakhal et al. (2013), alors que les conditions facilitantes seraient plus importantes pour les utilisateurs plus âgés selon l'étude de Khechine et Lakhal (2018). L'expérience antérieure n'aurait pas d'effet, et l'influence sociale aurait moins d'influence sur l'intention d'utilisation dans les contextes d'utilisation volontaire (Khechine et Lakhal, 2018).

2.4.2.4. La recherche sur l'acceptation et l'utilisation des tableaux de bord

Seulement deux études ont été menées concernant l'acceptation et l'utilisation des tableaux de bord de l'apprentissage. Ali, Asadi, Gasevic, Jovanovic et Hatala (2013) ont été les premiers à s'intéresser à l'acceptation et à l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage. Ces chercheurs ont proposé et validé empiriquement le *Learning Analytics Acceptance Model* (LAAM) pour comprendre l'adoption des outils d'analyse de l'apprentissage par les enseignants. Malheureusement, l'échantillon de cette étude ne comprenait que 22 participants, dont six enseignants, huit assistants et huit chercheurs, ce qui constitue une limite importante. De plus, ils n'ont pas testé le modèle auprès d'étudiants puisque le tableau de bord faisant l'objet de l'étude n'était pas destiné à cette population. Ils n'ont pas non plus évalué l'incidence des différents construits du LAAM sur l'utilisation du tableau de bord, car leur étude a été faite dans la phase de design de celui-ci et les participants ne faisaient que le tester, sans l'utiliser en situation éducative réelle.

Ce modèle est basé sur les trois principaux construits du TAM, soit l'utilité perçue, la facilité d'utilisation perçue, et l'intention d'utilisation. L'utilité perçue des différents types de données rapportées dans le tableau de bord des activités d'apprentissage a tout d'abord été évaluée, pour conclure que les enseignants perçoivent ces données comme étant utiles. La majorité des données présentées dans le tableau de bord se sont avérées avoir une forte influence sur les objectifs poursuivis par la mise en place du tableau de bord, de même que sur l'utilité perçue par les enseignants. Cependant, les résultats de l'étude indiquent que l'utilité et la facilité d'utilisation perçues n'ont pas d'effet significatif sur l'intention d'utilisation, ce qui est contraire à la majorité des études basées sur le TAM. Cela pourrait être dû à la taille très limitée de l'échantillon et au fait que l'étude ne s'est pas déroulée dans une situation éducative réelle.

Amazona et Hernandez (2019) ont quant à eux étudié l'acceptation par les utilisateurs enseignants d'un système qui prédit le rendement scolaire des étudiants d'un établissement d'enseignement supérieur aux Philippines. Ils ont réalisé un sondage auprès de 60 enseignants pour mesurer l'utilité perçue, la facilité d'utilisation perçue et l'attitude envers l'utilisation. Les résultats confirment les relations du TAM, à l'exception de l'utilité perçue

qui n'était pas corrélée avec l'attitude envers l'utilisation dans cette étude. Bien que cette étude soit de plus grande envergure que la précédente, le nombre de participants demeure limité, ce qui pourrait compromettre la fiabilité des résultats. De plus, il s'agit encore une fois d'une étude concernant l'utilisation du tableau de bord par les enseignants. À notre connaissance, aucune recherche n'a été menée concernant l'acceptation et l'utilisation des tableaux de bord de l'apprentissage par les étudiants.

Chapitre 3. Modèle de recherche

À notre connaissance, seulement deux études ont été menées concernant l'acceptation et de l'utilisation de la technologie dans le domaine de l'analyse de l'apprentissage, et elles ont utilisé le TAM comme cadre théorique (Ali et al., 2013; Amazona et al., 2019). Il s'agit d'ailleurs d'une limite importante de ces études, puisqu'elles sont basées sur le TAM plutôt que sur l'UTAUT, qui est reconnu comme étant le meilleur modèle prédictif de l'acceptation et de l'utilisation d'une technologie. Cela signifie que ces études ne tiennent pas compte des variables liées à l'influence sociale et aux conditions facilitatrices, de même que des différentes variables modératrices. L'UTAUT est une version plus récente et améliorée du TAM, qui s'appuie aussi sur plusieurs autres théories et modèles. Il permet d'ailleurs d'expliquer jusqu'à 70 % de la variance de l'intention d'utilisation, ce qui en fait le meilleur modèle explicatif de l'utilisation des technologies disponible à ce jour. Bien qu'il ait près de 15 ans, et que les technologies ont beaucoup évolué depuis sa création, cette théorie demeure très utilisée dans la recherche contemporaine (Lakhal et al., 2013).

Venkatesh et al. (2012) ont ajouté trois variables à l'UTAUT originale pour développer un modèle visant à expliquer l'utilisation d'une technologie par un consommateur. En effet, l'UTAUT avait été développé pour expliquer l'utilisation d'une technologie dans un contexte organisationnel. L'UTAUT2 intègre donc le plaisir à utiliser la technologie, son coût et les habitudes comme variables pouvant expliquer l'intention d'utilisation. Dans le cadre de notre étude, le coût de la technologie n'est pas une variable pertinente puisque les étudiants ne doivent pas débourser de frais supplémentaires pour utiliser *Ma réussite*. De plus, la seule étude ayant appliqué UTAUT2 en contexte éducatif, du point de vue des étudiants, a révélé que le plaisir à utiliser la technologie et les habitudes ne sont pas des variables qui permettent d'expliquer l'intention d'utilisation (Ain et al., 2016).

Le présent projet de recherche utilisera donc l'UTAUT originale de Venkatesh et al. (2003) comme cadre théorique. De plus, afin de tenter d'expliquer l'utilité de l'outil, cette recherche s'appuie sur le SRLM de Zimmerman (1998). Ce chapitre présente le modèle de recherche

et les hypothèses qui seront vérifiées dans le cadre de cette thèse, les objectifs de recherche, une définition des variables à l'étude, ainsi que les limites du modèle.

3.1. Hypothèses de recherche

Ce projet de recherche vise entre autres à déterminer comment on peut expliquer l'utilisation de l'outil *Ma réussite* par les étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval. La variable la plus puissante pour prédire l'intention d'utilisation selon l'UTAUT est la performance attendue. Pour que les étudiants jugent l'outil *Ma réussite* comme étant utile, ils doivent percevoir que celui-ci les aide à réussir le cours ou à obtenir de meilleures notes. Pour ce faire, *Ma réussite* a pour objectif d'aider les étudiants à s'autoréguler, notamment en favorisant la prise de conscience de leur implication dans le cours et la demande d'aide au besoin. Dans une approche similaire, Ali et al., (2013) ont ajouté les objectifs visés par le tableau de bord des activités d'apprentissage au modèle TAM, qui se sont avérés de bons prédicateurs de l'utilité perçue.

Nous avons donc ajouté une variable à l'UTAUT pour tenter d'expliquer la performance attendue par les étudiants, soit le soutien à l'autorégulation de l'apprentissage. En effet, nous supposons que si l'étudiant est d'avis que *Ma réussite* l'aide à s'autoréguler, il percevra l'outil comme étant utile. Une étude exploratoire a révélé une corrélation significative entre l'autorégulation des étudiants et la performance attendue de la formation en ligne (Ngampornchai et Adams, 2016). De plus, la seule étude que nous avons identifiée qui teste l'UTAUT en y intégrant des construits liés à l'autorégulation démontre que la métacognition, qui comprend la planification et l'autosurveillance, influence significativement la performance attendue de la formation en ligne ($\beta = 0{,}50$, $p < 0{,}001$) (Chen et Hwang, 2019).

Selon le SRLM de Zimmerman (1998), le processus d'autorégulation est composé de trois phases, qui comprennent chacune plusieurs dimensions : l'établissement des buts, la planification stratégique, les croyances d'auto-efficacité et la motivation intrinsèque dans la phase de planification, la centration de l'attention, l'auto-instruction, l'imagerie et le monitorage de soi dans la phase de contrôle d'exécution, ainsi que l'autoévaluation, l'attribution causale, l'autoréaction et l'adaptativité dans la phase d'autoréflexion. La mesure

de ces différents construits permet d'évaluer l'autorégulation de l'apprentissage (Brodeur et al., 2006). Toutefois, cette recherche ne vise pas à déterminer comment l'étudiant s'autorégule et quelles stratégies il utilise, mais plutôt à connaître sa perception à savoir si l'outil *Ma réussite* soutient l'autorégulation. Nous devons donc déterminer quelles dimensions sont pertinentes pour notre étude. Lors de l'élaboration d'une échelle d'autorégulation de l'apprentissage, Brodeur et al. (2006) ont confirmé que les trois phases du SRLM sont composées de 12 dimensions, tel que présenté à la figure 3 du chapitre précédent.

En ce qui concerne la phase de planification, Brodeur et al. (2006) ont démontré que ce construit sature de façon plus élevée sur les construits d'établissement des buts et de planification stratégique. Les processus liés à la motivation, soit les croyances d'auto-efficacité, l'orientation des buts et l'intérêt intrinsèque, présentaient des saturations plus faibles. Puisque ces dimensions sont liées à des facteurs personnels de l'étudiant, elles ne sont pas retenues pour les fins de l'étude. En effet, notre revue de littérature ne suggère pas que le tableau de bord des activités d'apprentissage puisse avoir un effet sur ces éléments. Cependant, puisqu'une étude indique que les étudiants planifient leurs stratégies d'études suite à la consultation du tableau de bord (Corrin et al., 2014), les processus liés à la tâche, soit les dimensions d'établissement des buts et de planification stratégique, seront conservés, mais regroupés pour les fins de notre étude.

La phase de contrôle d'exécution sature pour sa part de façon élevée seulement sur la dimension du monitorage (Brodeur et al., 2006). Puisque l'outil *Ma réussite* a pour objectif de permettre aux étudiants de prendre rapidement conscience de leur niveau de participation et de leurs résultats dans leurs cours, la dimension du monitorage est retenue pour l'étude. Quelques études confirment également que le tableau de bord peut soutenir le monitorage (Corrin et al., 2014; Roberts et al., 2016; Tabuenca et al., 2015). Les dimensions de centration de l'attention et d'auto-instruction ne sont pas des dimensions que le tableau de bord des activités d'apprentissage peut soutenir. De plus, le construit de phase de contrôle d'exécution sature moins bien sur ces deux dimensions (Brodeur et al., 2006).

Comme discuté précédemment, pour qu'un outil d'analyse de l'apprentissage soit efficace, il doit mener à des interventions qui ont un effet sur les étudiants (Clow, 2012). Ces interventions peuvent provenir de l'enseignant, ou de l'étudiant lui-même, par exemple effectuer une demande d'aide ou réguler son niveau d'effort. L'outil *Ma réussite* a d'ailleurs pour objectif d'orienter les étudiants vers les ressources d'aide appropriées, et selon Arnold et Pistilli (2012), les étudiants qui utilisent le tableau de bord des activités d'apprentissage demandent de l'aide plus tôt et plus souvent. La phase de contrôle d'exécution du SRLM (Zimmerman, 1998) testé par Brodeur et al. (2006) ne comprenait pas la dimension demande d'aide. Celle-ci, incluse dans le cadre conceptuel de Pintrich (2004), a été ajoutée dans le modèle quelques années plus tard (Zimmerman et al., 2009). La demande d'aide est donc ajoutée à notre modèle de recherche comme dimension du soutien à l'autorégulation. La régulation de l'effort nous apparaît comme un autre élément d'intervention qui peut provenir des étudiants, puisque selon Chen et al. (2008), le nombre d'activités d'apprentissage complétées par les étudiants de même que l'utilisation de l'ENA ont augmenté suite à l'implantation d'un tableau de bord (Chen et al. 2008). De plus, selon Corrin et de Barba (2014), la consultation du tableau de bord donnait envie aux étudiants de travailler plus fort. La régulation de l'effort, qui consiste à augmenter ou diminuer son niveau d'effort en fonction de l'information obtenue du monitorage (Pintrich, 2004), est donc ajoutée au modèle de recherche.

Finalement, dans la phase d'autoréflexion, quatre dimensions ont été identifiées : l'autoévaluation, l'attribution causale, l'autoréaction et l'adaptativité. Cependant, la phase d'autoréflexion sature bien seulement sur les dimensions d'autoévaluation et d'adaptativité (Brodeur et al., 2006). Selon Corrin et de Barba (2014) les données issues du tableau de bord favorisent la réflexion des étudiants sur leur performance et leur engagement dans le cours, ce qui les amène à modifier leurs stratégies d'études. Ces deux dimensions sont donc retenues pour les fins de notre étude. Puisque la phase d'autoréflexion sature moins bien sur les dimensions d'attributions causales et d'autoréaction, et que notre revue de littérature ne permet pas de conclure que le tableau de bord peut les soutenir, ces deux dimensions sont exclues du modèle de recherche. Nous posons donc les hypothèses suivantes :

H1 Le soutien à l'autorégulation de l'apprentissage influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.
H1a) Le soutien à l'établissement des buts et objectifs influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.
H1b) Le soutien au monitorage influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.
H1c) Le soutien à la demande d'aide influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.
H1d) Le soutien à la régulation de l'effort influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.
H1e) Le soutien à l'autoévaluation influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.
H1f) Le soutien à l'adaptativité influence positivement la performance attendue de *Ma réussite*.

Nous posons ensuite les mêmes hypothèses que dans l'UTAUT (Venkatesh et al., 2003) concernant les variables qui influencent l'intention d'utilisation :

H2 La performance attendue influence positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*.
H3 L'effort attendu influence positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*.
H4 L'influence sociale influence positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*.

L'UTAUT prévoit que les conditions facilitatrices influencent positivement l'utilisation. Plusieurs études ont démontré que cette variable peut avoir une influence directe sur les intentions d'utilisation. Dans leur méta-analyse concernant ce modèle, Khechine et al. (2016) soulignent que parmi les 26 études ayant examiné le lien entre les conditions facilitatrices et l'intention d'utilisation, 16 ont relevé des corrélations significatives (62 %). En contexte éducatif, plusieurs études confirment cette relation (Almaiah et al., 2019; Bakar et al., 2013; Donaldson, 2011; Escobar-Rodriguez et al., 2014; Ho et al., 2016; Khechine et al., 2020; Lakhal, 2019; Lakhal et al., 2013, 2017, 2021; Mahande et al., 2019; Mosunmola et al., 2018; Thomas et al., 2013). Nous posons donc l'hypothèse suivante :

H5 Les conditions facilitatrices influencent positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*.

Finalement, l'UTAUT prévoit que l'intention d'utilisation prédit l'utilisation, et la plupart des études qui ont testé cette relation la confirment (Khechine et al., 2016). Dans la méta-analyse réalisée par Khechine et al. (2016), seulement 31 études parmi les 74 études

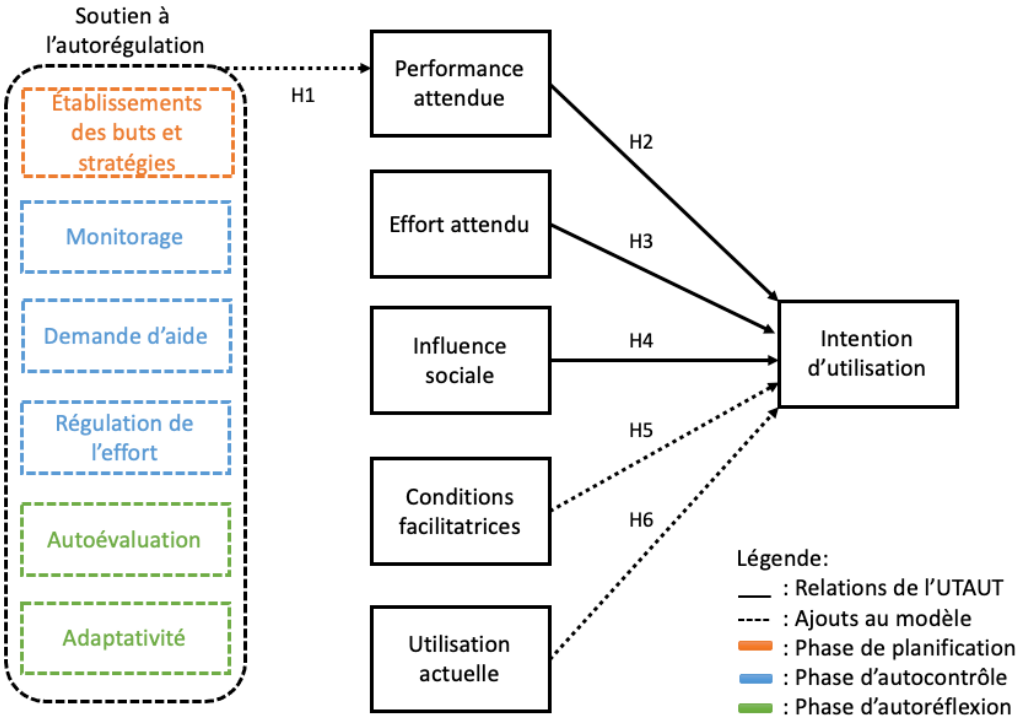
analysées ont testé cette relation. Les recherches qui étudient cette relation prévoient dans leur devis une formation sur la technologie en question, pour ensuite mesurer l'utilisation quelques mois après la formation. Dans leur validation de l'UTAUT, Venkatesh et al. (2003) ont d'ailleurs administré un questionnaire pour mesurer les différents construits du modèle à trois temps différents (immédiatement après la formation, puis un mois et trois mois après la formation), et ont mesuré l'utilisation six mois après la formation. La vérification de cette relation nécessite donc un devis de recherche plus complexe puisque les mesures doivent être prises à plusieurs moments avec le même échantillon. Parmi les études ayant vérifié cette relation, 84 % ont révélé des corrélations positives significatives entre l'intention d'utilisation et l'utilisation, avec une corrélation moyenne de 0,42, ce qui indique donc une taille d'effet moyenne. En contexte éducatif, plusieurs études confirment cette relation (Ain et al., 2016; Almaiah et al., 2019; Alshehri et al., 2019, 2020; Barnett et al., 2015; Efiloglu Kurt et al., 2017; Mahande et al., 2019; McKeown et al., 2016; Salloum et Shaalan, 2019; Zwain, 2019).

Étant donné que l'intention d'utilisation est la seule variable de l'UTAUT qui prédit l'utilisation, nous sommes d'avis que de mesurer l'intention d'utilisation et l'utilisation actuelle est suffisant pour une première étude exploratoire. Dans notre recherche, nous mesurons l'intention d'utilisation par un sondage, et l'utilisation par les traces numériques provenant des systèmes, mais pour la même période c'est-à-dire durant une session universitaire. Comme nos données sur l'utilisation de *Ma réussite* concerneront la même session que la passation des questionnaires, nous ne serons pas en mesure de vérifier la relation entre l'intention d'utilisation et l'utilisation future. Cependant, puisque l'expérience avec la technologie est une variable modératrice de l'UTAUT, nous pensons que l'utilisation actuelle pourrait être une variable qui influence l'intention d'utilisation. En contexte éducatif, Yueh et al. (2015) ont d'ailleurs révélé une corrélation significative entre l'utilisation actuelle des wikis à l'université et l'intention de les utiliser dans le futur ($\beta = 0{,}33$, $p < 0{,}01$). Lwoga et Komba (2015) ont également démontré une influence significative de l'utilisation actuelle de l'ENA et l'intention de continuer de l'utiliser ($\beta = 0{,}10$, $p < 0{,}05$). Nous posons donc l'hypothèse suivante :

H6 L'utilisation actuelle de *Ma réussite* par les étudiants influence positivement leur intention de l'utiliser dans les prochaines sessions.

La figure 9 résume donc les hypothèses du modèle qui sera testé dans ce projet de recherche.

Figure 9 Le modèle de recherche



Les cases à contour plein représentent les variables de l'UTAUT originale, et les flèches pleines les relations entre ces variables qui seront testées pour valider les hypothèses H2, H3 et H4, c'est-à-dire les relations déjà confirmées dans l'UTAUT. Les cases à contour pointillé représentent les variables de soutien à l'autorégulation que nous avons ajoutées au modèle, et les flèches pointillées, les relations avec d'autres variables faisant l'objet des hypothèses H1, H5 et H6. Nous posons l'hypothèse que le soutien à l'autorégulation pourra se mesurer comme un seul construit qui combine les six dimensions de l'autorégulation retenues pour les fins de l'étude. L'analyse des résultats nous permettra de déterminer s'il y a présence de colinéarité entre ces éléments, et s'ils doivent être regroupés ou testés séparément.

3.2. Objectifs de recherche

Cette recherche vise à répondre à plusieurs questions que l'on peut regrouper en quatre volets : l'utilisation réelle de *Ma réussite* par les étudiants, les perceptions des étudiants concernant son utilité, la façon dont son utilisation peut être expliquée par l'UTAUT, et ses liens avec la réussite. Les objectifs spécifiques de cette recherche sont donc les suivants, dans le contexte des cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval:

1a) Décrire la fréquence et les périodes d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants durant la session d'automne 2019.
1b) Vérifier s'il y a une différence statistiquement significative concernant l'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants classés selon les groupes des variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, faculté, régime d'études (temps plein ou partiel), modalité du programme (entièrement à distance ou non), expérience à l'université (nombre de sessions complétées), expérience en formation en ligne (nombre de cours en ligne déjà suivis), et expérience avec l'outil.
2a) Décrire les représentations des étudiants à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage.
2b) Vérifier s'il y a une différence statistiquement significative concernant les perceptions de l'utilité de *Ma réussite* par les étudiants entre les groupes d'étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil.
3a) Vérifier si le soutien à l'autorégulation de l'apprentissage permet de prédire significativement l'utilité de *Ma réussite* (performance attendue) perçue par les étudiants.
3b) Vérifier si la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'utilisation actuelle permettent de prédire significativement l'intention d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants.
3c) Vérifier s'il y a une différence significative dans la structure du modèle entre les groupes d'étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil.
4) Vérifier l'existence et la nature du lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite des étudiants.

3.3. Définition des variables

Afin de tester notre modèle de recherche ainsi que les hypothèses afférentes, nous devons tout d'abord définir les différentes variables afin d'être en mesure de les opérationnaliser. Pour les variables qui proviennent de l'UTAUT, nous avons traduit les définitions de l'étude

originale de Venkatesh et al. (2003). Pour les variables qui proviennent du SRLM de Zimmerman (1998), nous avons repris les définitions de Brodeur et al. (2006).

3.3.1. Les variables dépendantes et indépendantes

Notre modèle prévoit comme variable dépendante l'intention d'utilisation, qui serait influencée par cinq variables indépendantes : la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'utilisation actuelle. Les définitions utilisées dans le cadre de cette recherche proviennent de l'étude originale de Venkatesh (2003). La performance attendue serait pour sa part influencée par le soutien à l'autorégulation que l'outil *Ma réussite* procure, qui est composé du soutien à l'établissement des buts et stratégies, au monitorage, à la demande d'aide, à la régulation de l'effort, à l'autoévaluation et à l'adaptativité. Les définitions de ces construits proviennent, du SRLM de Zimmerman (1998), traduit par Brodeur et al. (2006), à l'exception de la demande d'aide (Puustinen, 2013) et de la régulation de l'effort (Pintrich, 2004). La définition de l'utilisation pose un plus grand problème puisque celle-ci n'est pas formellement définie dans l'UTAUT, et qu'elle est opérationnalisée de différentes façons dépendamment des études. Bien que la fréquence et la durée d'utilisation soient les deux mesures les plus employées pour mesurer ce concept, il semble que l'utilisation soit pertinente seulement lorsqu'elle n'est pas obligatoire, puisque dans le cas contraire l'utilisation ne peut refléter adéquatement l'impact du système (Mclean et al., 2011). Comme l'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants n'est pas obligatoire, il est pertinent de considérer l'utilisation, que nous définissions comme la mesure selon laquelle un individu utilise un système. Le tableau 6 présente un sommaire des définitions des construits du modèle à l'étude.

Tableau 6 Définitions des variables du modèle de recherche

Variables	Définition originale	Théorie d'origine
Établissement des buts et stratégies	Processus où l'apprenant décide des retombées spécifiques de son apprentissage et sélectionne des stratégies ou méthodes d'apprentissage qui lui permettent d'atteindre les buts fixés (Brodeur et al., 2006).	Autorégulation - phase de planification (Zimmerman, 1998)
Monitorage	Processus où l'apprenant prend conscience de ses progrès en fonction des buts fixés (Brodeur et al., 2006).	Autorégulation - phase d'autocontrôle (Zimmerman, 1998)
Demande d'aide	Processus où l'apprenant détermine la nécessité d'une aide, choisit le type d'aide requis et effectue une demande d'aide (Puustinen, 2013).	Autorégulation - phase d'autocontrôle (Zimmerman, 2009)
Régulation de l'effort	Processus où l'apprenant augmente ou diminue son niveau d'effort afin de bien réussir le cours (Pintrich, 2004).	Autorégulation - phase d'autocontrôle (Pintrich, 2004)
Autoévaluation	Processus où l'apprenant compare l'information issue de son monitorage avec les objectifs qu'il poursuit, des standards, ou en l'absence de standards à se comparer avec les autres (Brodeur et al., 2006).	Autorégulation - phase d'autoréflexion (Zimmerman, 1998)
Adaptativité	Processus où l'apprenant identifie l'origine de ses erreurs et adapte sa performance, notamment en identifiant les stratégies qui lui conviennent le mieux, et en cas de difficultés, les stratégies les plus susceptibles de mener au succès (Brodeur et al., 2006).	Autorégulation - phase d'autoréflexion (Zimmerman, 1998)
Performance attendue	Mesure dans laquelle un individu croit que l'utilisation du système l'aidera à améliorer sa performance (Venkatesh et al., 2003).	UTAUT (Venkatesh et al., 2003)
Effort attendu	Degré de facilité d'utilisation du système (Venkatesh et al., 2003).	UTAUT (Venkatesh et al., 2003)
Influence sociale	Mesure dans laquelle un individu perçoit que les personnes importantes pour lui croient qu'il devrait utiliser le système (Venkatesh et al., 2003).	UTAUT (Venkatesh et al., 2003)
Conditions facilitatrices	Mesure selon laquelle un individu croit qu'il existe une structure organisationnelle et technique pour soutenir l'utilisation du système (Venkatesh et al., 2003).	UTAUT (Venkatesh et al., 2003)
Intention d'utilisation	Mesure de la force de l'intention d'un individu à utiliser le système (Venkatesh et al., 2003).	UTAUT (Venkatesh et al., 2003)
Utilisation actuelle	Mesure selon laquelle un individu utilise un système actuellement.	UTAUT (Venkatesh et al., 2003)

3.3.2. Les variables de contrôle

Selon Baron et Kenny (1986) une variable modératrice est une variable qualitative (par exemple le sexe, la race, et la classe sociale) ou quantitative (par exemple l'âge et l'expérience) qui a une influence sur la direction et/ou la force de la relation entre la variable

indépendante et la variable dépendante. L'UTAUT originale (Venkatesh et al. 2003) prévoit que le genre, l'âge, l'expérience et le volontarisme influencent les relations entre les variables du modèle. Cette étude examinera donc s'il y a des différences dans les relations du modèle selon le genre, l'âge et l'expérience avec l'outil. Nous étendrons également ces vérifications à l'expérience à l'université, puisque les primo-entrants en sont nécessairement à leur première expérience avec l'outil *Ma réussite*.

Dans le cadre de notre étude, le volontarisme n'est pas pertinent à examiner puisque l'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants se fait toujours sur une base volontaire. Il n'est donc pas possible de comparer avec un contexte d'utilisation obligatoire. Comme il s'agit d'une étude exploratoire, nous ajouterons les variables de contrôle suivantes, puisqu'elles peuvent être des facteurs qui influencent la réussite des étudiants : le régime d'études, la modalité du programme, et l'expérience en formation en ligne. L'identification de différences dans les relations du modèle en lien avec ces variables de contrôle pourrait permettre aux gestionnaires de mieux comprendre les éléments qui influencent l'utilisation du tableau de bord selon différents groupes d'appartenance. Le tableau 7 présente un sommaire des variables de contrôle.

Tableau 7 Sommaire des variables de contrôle

Variables de contrôle	Définitions	Catégories pour fins d'analyse
Genre	Genre auquel l'individu s'associe, indépendamment de son sexe à la naissance	Masculin ou féminin
Âge	Nombre d'années écoulées depuis la naissance	21 ans et moins ou 22 ans et plus
Régime d'études	Inscription à temps plein ou à temps partiel	Temps plein ou temps partiel
Modalité du programme	Programme à distance, sur campus ou mixte	Programme complètement à distance ou non
Expérience à l'université	Nombre de sessions complétées à l'université	Première session à l'université ou non
Expérience en formation en ligne	Nombre de cours en ligne déjà suivis	Première inscription dans un cours en ligne ou non
Expérience avec l'outil	Nombre de cours déjà suivis pour lesquels *Ma réussite* était activé	Premier contact avec *Ma réussite* ou non

3.4. Limites du modèle de recherche

Depuis l'élaboration de notre devis de recherche, une version modifiée de l'UTAUT, soit la meta-UTAUT, a été développée par Dwivedi et al. (2019) à partir d'une méta-analyse de 162 études sur le sujet. Ce nouveau modèle réintègre les attitudes, tel que proposé par le TAM, comme variable médiatrice des effets de la performance attendue, de l'effort attendu, de l'influence sociale et des conditions facilitatrices sur l'intention d'utilisation et l'utilisation. Comme nous n'avons pas inclus les attitudes dans notre modèle de recherche, il n'est pas possible de tester ces relations dans le cadre de notre étude. De plus, la meta-UTAUT propose de nouvelles variables modératrices qui peuvent influencer les relations du modèle, notamment la compatibilité du système, la perception concernant la sécurité de l'information, la pression sociale perçue, l'innovation personnelle face aux TIC, la résistance au changement et le plaisir perçu lors de l'utilisation (Dwivedi et al., 2020). Ces modérateurs ne sont pas testés dans le cadre de notre étude.

De plus, les études basées sur l'UTAUT conceptualisent souvent l'utilisation de manière plutôt simpliste, en l'opérationnalisant par la fréquence d'utilisation d'un système ou le temps passé à l'utiliser. Selon Mclean et al. (2011), cette conceptualisation ne fait pas de distinction entre l'utilisation requise, soit l'utilisation de base, obligatoire et essentielle pour satisfaire aux exigences minimales d'un processus ou d'une tâche, et l'utilisation à valeur ajoutée qui n'est pas obligatoire, mais qui est effectuée pour améliorer le résultat ou l'impact. Ces auteurs définissent l'utilisation comme « The extent to which an Information System is incorporated into the user's business processes or tasks » (Mclean et al., 2011, p. 2), ce qui fait davantage référence au concept d'acceptation. Venkatesh et al. (2003) ne font pas de distinction entre l'acceptation et l'utilisation d'une technologie dans leur modèle. L'acceptation d'une technologie réfère au fait de passer à son utilisation, alors que l'adoption réfère au fait de continuer de l'utiliser à plus long terme. En effet, selon Venkatesh et al. (2003), l'adoption d'une technologie vient seulement après une expérience directe avec celle-ci et après que l'individu ait décidé de l'accepter. L'acceptation peut donc être vue comme la première étape d'un processus plus large d'adoption de la technologie qui conduit à une utilisation jugée optimale ou à son rejet ou son remplacement. L'acceptation s'inscrit ainsi dans un continuum d'adoption et d'utilisation d'une technologie. Puisque le concept de l'adoption n'était pas

inclus dans l'UTAUT, notre modèle de recherche n'intègre pas ce concept. Cette recherche ne vise pas non plus à documenter l'acceptation puisque l'utilisation sera mesurée de façon ponctuelle et non étudiée dans le temps.

De plus, l'UTAUT ignore d'autres comportements importants des utilisateurs tels que le contournement et la réinvention (Benbasat et Barki, 2007). En effet, l'UTAUT ne permet pas de distinguer si le système est utile en raison des fonctions prévues par ses concepteurs ou en raison d'autres utilisations non prévues qu'en font les utilisateurs. Ce détournement des technologies par les utilisateurs serait fréquent selon Rabardel (1995), qui appelle ce phénomène la catachrèse. Au cours du processus de genèse instrumentale, où un artéfact tel qu'un tableau de bord se transforme en instrument de par l'usage qui en est fait, un même artéfact peut se voir attribuer diverses fonctions pour différents utilisateurs, dépendamment des schèmes d'utilisation propres à chaque individu. En effet, les fonctions initialement prévues par le concepteur de l'artéfact peuvent être modifiées et d'autres fonctions nouvelles peuvent être créées au cours de son usage. Le modèle de recherche ne permet pas de capturer ce phénomène.

Finalement, L'UTAUT a été développée dans une perspective psychosociale, puisqu'elle se concentre sur l'utilisateur et suppose une influence causale directe de l'intention sur le comportement réel. Le fait que l'utilisateur puisse accepter ou refuser d'utiliser la technologie est déterminé en fonction de conditions internes (attitudes, éléments cognitifs, représentations, perceptions) ou externes (satisfaction attendue, contexte organisationnel, démarche d'accompagnement), qui sont indépendantes des caractéristiques du système. Dans cette optique, la technologie est vue comme un objet isolé de l'utilisateur, et les complexités technologiques du système telles que les caractéristiques et fonctionnalités du système, l'interopérabilité, et l'utilisabilité ne sont pas prises en compte. D'autres complexités de nature organisationnelle et sociale qui vont au-delà du système et de son acceptation par les utilisateurs sont ignorées par l'UTAUT, par exemple la gouvernance, la gestion de projet, l'intégration des flux de travail, la culture, les contraintes de temps. (Brangier et al., 2010; Shachak et al., 2019) De tels éléments ne sont pas pris en compte dans notre modèle de recherche.

Chapitre 4. Méthodologie

Le devis de recherche de ce projet est de nature descriptive et corrélationnelle. Selon Fortin et Gagnon (2015), l'étude descriptive vise à décrire des phénomènes ou des populations, et est utilisée lorsque le niveau de connaissances sur un sujet est faible. L'utilisation de l'outil *Ma réussite* est un phénomène qui n'a pas été exploré auparavant. Bien que l'utilisation d'autres tableaux de bord de l'apprentissage ait été étudiée, l'outil *Ma réussite* a des caractéristiques différentes puisqu'il a été conçu spécifiquement pour les besoins de l'Université Laval. Les objectifs de recherche 1 et 2 visent donc à fournir de l'information sur l'utilisation de l'outil, les utilisateurs et leurs perceptions relativement à celui-ci. La recherche corrélationnelle vise quant à elle à vérifier l'existence de relations entre des variables (Fortin et Gagnon, 2015). Elle peut servir à explorer des relations entre des variables, ou encore à vérifier des propositions théoriques lorsque des études antérieures montrent une association entre des variables. Cette étude vise donc également à vérifier comment l'UTAUT, adaptée pour cette recherche, peut expliquer l'acceptation et l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage, ce qui réfère au troisième objectif. Finalement, le quatrième objectif vise à décrire les relations entre l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage et la réussite. Ce chapitre décrit la méthodologie utilisée pour réaliser cette recherche, notamment les instruments de collecte de données, la population visée et la stratégie d'échantillonnage, ainsi que les enjeux éthiques liés à cette recherche. Des précisions sur la façon dont les données ont été traitées et analysées seront également exposées, avant de conclure sur les forces et faiblesses de la méthodologie.

4.1. Instruments de collecte de données

La méthode de collecte doit permettre de répondre aux questions de recherche et être alignée avec le type de devis de recherche dont il est question. Le devis de recherche quantitatif comporte deux volets. Le premier constitue une étude descriptive quantitative qui vise à décrire l'utilisation de l'outil *Ma réussite*, le profil des utilisateurs et leurs perceptions relativement à celui-ci. Dans ce type de devis, on utilise habituellement des approches structurées, notamment le questionnaire (Fortin et Gagnon, 2015). Nous utilisons également les traces numériques comme source de données pour décrire l'utilisation. Le deuxième volet

du devis de recherche est de nature corrélationnelle puisqu'il vise à vérifier comment l'UTAUT, adaptée à cette recherche, peut expliquer l'acceptation et l'utilisation de l'outil *Ma réussite*, ainsi qu'à décrire les relations entre son utilisation et la réussite. Dans ce type de recherche, on utilise habituellement des questionnaires et/ou des échelles de mesure. Le questionnaire et les échelles de mesure du sondage sont présentés à l'annexe 1.

4.1.1. Questionnaire

Le questionnaire, outil de collecte de données le plus utilisé par les chercheurs, vise à obtenir de l'information factuelle sur divers éléments, tels que des « évènements ou situations connues, des attitudes, des croyances, des connaissances, des impressions et des opinions. » (Fortin et al., 2015, p. 326) Puisque l'objectif est de recueillir de l'information factuelle concernant le profil démographique des utilisateurs de *Ma réussite*, qui est un outil unique, et son utilisation, nous avons bâti notre propre questionnaire. Ce questionnaire, qui a été révisé par deux autres chercheurs, nous a permis de recueillir des données sociodémographiques concernant les participants, de même que des données liées à l'utilisation de *Ma réussite*.

Le premier objectif de cette recherche est de décrire le profil démographique des étudiants qui utilisent ou non l'outil *Ma réussite*. Le questionnaire a donc été utilisé pour collecter des données sur les utilisateurs de l'outil, soit leur genre, leur âge, leur faculté, leur régime d'études (temps complet ou temps partiel), les modalités de leur programme d'études (complètement à distance ou non), leur nombre de sessions complétées, leur expérience avec l'outil, et leur expérience en formation en ligne. Nous avons utilisé des questions fermées de type oui/non ainsi que des questions à choix de réponses. Ces questions sont placées à la fin du questionnaire puisqu'il est généralement recommandé de terminer par les questions démographiques (Fortin et al., 2015).

Cette recherche vise également à décrire l'utilisation de *Ma réussite* faite par les étudiants. La variable d'utilisation est souvent opérationnalisée par le degré d'utilisation d'un système, qui peut se mesurer par la fréquence d'utilisation et le temps passé à l'utiliser (Venkatesh et al., 2008). Selon Davis et al. (1989), des mesures de types autodéclarées sont souvent utilisées

pour déterminer l'utilisation de systèmes, en particulier dans les cas où des mesures objectives ne sont pas disponibles. Les méta-analyses de Legris et al. (2003), ainsi que de Khechine et al. (2016) confirment d'ailleurs que l'utilisation est principalement mesurée par des questions autodéclarées qui portent sur la fréquence d'utilisation et le temps passé à utiliser le système. Les mesures de fréquence autodéclarées ne doivent cependant pas être considérées comme des mesures précises de la fréquence d'utilisation réelle, puisqu'il s'agit de la perception du répondant quant à son utilisation. Cependant, des recherches antérieures suggèrent qu'elles sont appropriées en tant que mesures relatives (Davis et al., 1989).

Pour tester le TAM, Davis et al. (1989) ont mesuré l'utilisation selon la fréquence d'utilisation autorapportée par les participants avec deux questions : une qui demande de décrire la fréquence d'utilisation avec une échelle de Likert à 7 points allant de très fréquemment à très peu fréquemment, et une à choix de réponses pour les catégories d'utilisation : jamais, moins qu'une fois par semaine, une fois par semaine, 2-3 fois par semaine, 4-6 fois par semaine, une fois par jour, plus qu'une fois par jour. Nous avons donc mesuré la fréquence d'utilisation de façon similaire, avec une échelle de Likert à 5 points allant de très souvent à très rarement, et avec une question à choix de réponses mesurant la fréquence dans le temps (nombre de fois par session, par mois, par semaine et par jour).

4.1.2. Traces numériques

Pour tester l'UTAUT, Venkatesh et al. (2003) ont pour leur part mesuré l'utilisation selon la durée d'utilisation du système, donnée récoltée à partir des traces de celui-ci. À l'instar de Venkatesh, les traces de l'ENA telles que le nombre d'accès à la page de l'outil *Ma réussite* ainsi que la date et l'heure auxquelles l'étudiant y accède ont été collectées pour mesurer la fréquence d'utilisation, jugée plus pertinente dans notre contexte que la durée d'utilisation.

Mille (2013, p. 113) définit la trace numérique comme étant « constituée à partir d'empreintes numériques laissées volontairement (ou non?) dans l'environnement informatique à l'occasion de processus informatiques », l'empreinte étant l'inscription de quelque chose dans l'environnement informatique et la trace étant l'observation et l'interprétation d'une série d'empreintes. La trace est donc une suite temporellement située

d'observés, qui peut provenir d'interaction entre l'humain et l'ordinateur ou encore entre humains, mais médiatisée et médiée par ordinateur (Lund et Mille, 2009). De plus, selon Peraya et al. (2009), la trace numérique est une manifestation de l'activité des acteurs produite automatiquement par l'environnement informatique. Ces auteurs proposent certains critères pour définir et modéliser la trace : son mode de production, son degré de complexité, ce dont elle rend compte, et la façon directe ou indirecte dont elle rend compte. Dans ce projet de recherche, la trace d'utilisation de l'outil *Ma réussite* est produite par les inscripteurs et non construite à partir de celle-ci. Il s'agit de traces simples qui portent sur une action particulière et qui rendent compte d'une action ou d'un évènement, soit d'accéder à la page web de l'outil.

Nous avons donc demandé au BSE de nous fournir les données suivantes, provenant des systèmes de l'université, pour les étudiants ayant accepté de participer au projet de recherche et ayant donné leur consentement : le nombre de visites à la page de *Ma réussite* (avec date et heure), le nombre de pastilles jaunes ou rouges affichées, le nombre de clics sur les courriels de contact (ressources d'aide), le nombre de minitests complétés, le nombre de clics sur les ressources du Centre d'aide aux étudiants, et la note finale au cours. Nous avons également utilisé l'information provenant de l'ENA *monPortail* pour mesurer la réussite des étudiants dans le cours, mesurée par la note finale au cours selon le système de notation de l'Université Laval : A = excellent, B = très bien, C = bien, D = passable, et E = échec (Université Laval, 2015).

4.1.3. Échelles de mesure

Pour mesurer les différents construits pouvant expliquer l'utilisation de *Ma réussite*, nous avons utilisé des échelles de mesure que nous regroupons en deux catégories : les échelles pour mesurer les variables qui influencent l'acceptation et l'utilisation de la technologie, et les échelles qui mesurent les variables de soutien à l'autorégulation de l'apprentissage.

4.1.3.1. Échelles de mesure pour l'acceptation et l'utilisation de la technologie

Un autre des objectifs de cette recherche consiste à déterminer comment l'UTAUT, adaptée à cette recherche, peut expliquer l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage

par les étudiants. Puisque les variables du modèle de recherche ne sont pas des variables observables, nous avons utilisé des échelles de Likert pour les mesurer. La majorité des items proposés par Venkatesh et al. (2003) dans le questionnaire de l'UTAUT sont pertinents et donc conservés pour la présente étude. L'échelle de Venkatesh et al. (2003) comprend 31 items mesurés avec une échelle de Likert à sept points et démontre une forte cohérence interne. En effet, les coefficients alpha de Cronbach pour les différentes sous-échelles au temps T1 varient entre 0,82 et 0,91. Une échelle est considérée comme fidèle lorsque le coefficient alpha de Cronbach est supérieur à 0,70, et devrait être de plus de 0,80 pour les échelles bien rodées (Fortin et al., 2015). Nous avons cependant décidé de conserver uniquement les sous-échelles mesurant les variables ayant une incidence significative sur l'utilisation, soit l'intention d'utilisation, la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, et les conditions facilitatrices, pour un total de 19 items. Les items pertinents ont donc été adaptés au contexte de l'étude, par exemple en remplaçant le mot *system* par *Ma réussite*. De plus, les items provenant de la sous-échelle de performance attendue devront être adaptés puisque Venkatesh et al. (2003) ont mesuré cette variable en abordant l'utilité du système, son impact sur la productivité et sur les chances d'obtenir une promotion. Ces items ne sont pas appropriés pour mesurer la performance attendue dans un contexte de tableau de bord d'analyse de l'apprentissage, puisque celui-ci ne vise pas à augmenter la productivité, mais plutôt à favoriser la réussite.

D'autres auteurs ont déjà adapté les items de Venkatesh et al. (2003) au contexte scolaire. Lakhal et al. (2013) ont utilisé l'UTAUT pour expliquer l'utilisation d'un outil de conférence web en formation à distance à l'université. Pour développer leur questionnaire, ils ont emprunté certains items des échelles de Venkatesh et al. (2003), et d'autres ont été laissés de côté ou modifiés pour s'adapter au contexte de l'étude. De plus, les échelles ont été traduites en français puisque les répondants étaient francophones. Il en résulte un questionnaire de 27 items répartis en sept échelles, présentant des coefficients alpha de Cronbach entre 0,81 et 0,97. Nous nous sommes donc inspirée des adaptations de Lakhal et al. (2013) qui abordent l'utilité d'une technologie dans un contexte d'apprentissage et de réussite de l'étudiant. Nous avons communiqué avec les chercheurs Lakhal, Khechine et Pascot, qui ont accepté de partager leur questionnaire UTAUT traduit et français et validé. Ce questionnaire comprend

27 items, cependant nous en avons conservé seulement 18 puisque nous avons éliminé les items non pertinents dans le cadre de notre étude. Nous nous rapprochons donc des 19 items de l'étude originale de Venkatesh et al. (2003). Nous avons également mandaté un traducteur professionnel de traduire en français les items originaux de Venkatesh et al. (2003), de même que les items présentés en anglais dans l'étude de Lakhal et al. (2013). Nous avons ensuite comparé ces deux traductions francophones au questionnaire en français transmis par Lakhal. Comme les formulations étaient pratiquement identiques, nous avons conservé les items en français fournis par Lakhal. Le tableau 8 présente la liste des 18 items conservés de l'étude de Lakhah et al. (2013), pour lesquels nous avons simplement remplacé le nom de la technologie par *Ma réussite*.

Tableau 8 Items retenus de l'étude de Lakhal et al. (2013)

Item de l'étude Lakhal et al. (2013), adapté aux fins de notre étude	Construit
#1 L'utilisation de *Ma réussite* permet d'améliorer ma performance dans le cours	Performance attendue
#2 Je trouve que *Ma réussite* utile pour mes activités d'apprentissage	Performance attendue
#7 Si j'utilise *Ma réussite*, j'augmente mes chances de réussir le cours	Performance attendue
#8 Si j'utilise *Ma réussite*, j'augmente mes chances d'obtenir de meilleures notes	Performance attendue
#9 Apprendre à utiliser *Ma réussite* est facile pour moi	Effort attendu
#10 La façon d'interagir avec *Ma réussite* est claire et compréhensible	Effort attendu
#11 Il est facile pour moi de devenir habile à utiliser *Ma réussite*	Effort attendu
#12 Je trouve *Ma réussite* facile à utiliser	Effort attendu
#13 Les personnes qui ont une influence sur mon comportement pensent que je devrais utiliser *Ma réussite*	Influence sociale
#14 Les personnes qui sont importantes pour moi pensent que je devrais utiliser *Ma réussite*	Influence sociale
#15 L'enseignant qui donne ce cours m'a encouragé à utiliser *Ma réussite*	Influence sociale
#16 En général, l'Université soutient l'utilisation de *Ma réussite*	Influence sociale
#19 Le fait d'utiliser *Ma réussite* est académiquement valorisant	Influence sociale
#20 Je possède les ressources nécessaires pour utiliser *Ma réussite*	Conditions facilitatrices
#21 Je possède les connaissances nécessaires pour utiliser *Ma réussite*	Conditions facilitatrices
#23 Une personne-ressource est disponible pour m'assister si j'éprouve des difficultés avec *Ma réussite*	Conditions facilitatrices
#25 J'ai l'intention d'utiliser *Ma réussite* dans les sessions à venir	Intention d'utilisation
#26 Je prévois utiliser *Ma réussite* dans les sessions à venir	Intention d'utilisation
#27 Je planifie utiliser *Ma réussite* dans les sessions à venir	Intention d'utilisation

De plus, puisqu'un de nos objectifs de recherche vise à décrire les représentations des étudiants quant à l'utilité de *Ma réussite*, nous avons développé une question abordant l'utilité perçue de chacune des fonctionnalités de l'outil, ce qui représente 12 items qui demandent si chacun des éléments présentés dans *Ma réussite* est utile : l'indicateur de réussite (pastille de couleur), la cote projetée, le nombre d'accès au site de cours, le nombre de pages consultées, le nombre de fichiers téléchargés, le nombre d'éléments multimédias consultés, le nombre de messages rédigés dans le forum, le nombre d'éléments consultés dans le forum, le nombre de tentatives aux questionnaires formatifs, la durée de visionnement des classes virtuelles, les résultats accumulés et les ressources d'aide

4.1.3.2. Échelles de mesure pour l'autorégulation de l'apprentissage

Puisque l'outil *Ma réussite* vise principalement à soutenir l'autorégulation de l'apprentissage, cette recherche a également pour objectif de décrire les représentations des étudiants quant aux façons que *Ma réussite* peut soutenir l'autorégulation des étudiants. De plus, nous posons comme hypothèse que le soutien à l'autorégulation perçu par les utilisateurs sera corrélé à la performance attendue.

Il existe plusieurs échelles pour mesurer l'autorégulation de l'apprentissage, notamment le plus connu le *Motivated Strategies for Learning Questionnaire (MSLQ)* de Pintrich et DeGroot (1990). En français, l'échelle d'autorégulation de l'apprentissage relative à l'intégration pédagogique des TIC (AREGA-TIC) a été développée par Brodeur et al. (2006) à partir de sept questionnaires anglophones existants, dont le MSLQ, avec comme cadre le modèle initial de Zimmerman (1998). L'échelle comprend 51 items, mesurés avec une échelle de Likert à quatre points allant de très souvent à très rarement, et présente une forte consistance interne avec un alpha de Cronbach de 0,90. La validité du questionnaire a également été vérifiée en procédant à des analyses de corrélation avec d'autres échelles et à des analyses factorielles confirmatoires. Les résultats mettent en évidence les 12 dimensions qui composent les trois sous-échelles qui rendent compte des trois phases de l'autorégulation selon le SRLM de Zimmerman (1998). Il s'agit donc d'un instrument de mesure de qualité en raison de ses fondements théoriques solides, de ses qualités psychométriques et de la possibilité de l'adapter à différents contextes (Brodeur et al., 2006).

Cet instrument vise à mesurer les différentes dimensions du processus d'autorégulation et distinguer les individus selon leur niveau d'autorégulation. Toutefois, dans le cadre de cette recherche, nous ne cherchons pas à mesurer comment l'étudiant s'autorégule et quelles stratégies il utilise, mais plutôt sa perception à savoir si l'outil *Ma réussite* soutient son autorégulation. Les échelles standards ne sont donc pas appropriées; cependant, elles peuvent servir de base pour développer des items pour mesurer cette perception. Nous avons donc parcouru les échelles de l'AREGA-TIC pour sélectionner les items pertinents que nous avons adaptés au contexte de cette étude. Dans chacun des construits retenus pour cette étude, soit le soutien à établissement des buts et stratégies, au monitorage, à l'autoévaluation et à l'adaptativité, nous avons conservé les items qui ont les coefficients de corrélation les plus forts et qui sont pertinents au contexte de notre étude. Le tableau 9 présente les 16 items retenus de l'AREGA-TIC qui ont été adaptés pour les fins de notre étude, ainsi que les construits auxquels ils sont reliés et leur saturation (*factor loading*).

Puisque l'échelle AREGA-TIC a été développée à partir du modèle initial de Zimmerman datant de 1998, elle ne tient pas compte de certains concepts qui ont été ajoutés dans chacune des phases au fil du temps. Nous avons donc passé en revue le modèle le plus récent de Zimmerman (2009) et le cadre conceptuel de Pintrich (2004) et avons repéré deux thèmes pertinents pour notre étude qui ne sont pas représentés dans l'AREGA-TIC : la régulation de l'effort et la demande d'aide (Pintrich, 2004, Zimmerman, 2009). En ce qui concerne le soutien à la régulation de l'effort, nous avons développé quatre items généraux, ainsi que quatre items basés sur les indicateurs de participation de l'outil *Ma réussite*, ce qui porte à huit le nombre d'items pour mesurer cette variable :

- En utilisant *Ma réussite*, je prends conscience de mon niveau d'activité dans le cours;
- En utilisant *Ma réussite*, je me questionne sur les efforts que j'investis dans le cours;
- Utiliser *Ma réussite* m'incite à augmenter les efforts que j'investis dans le cours;
- Utiliser *Ma réussite* m'incite à travailler fort pour réussir dans le cours;
- Utiliser *Ma réussite* m'incite à consulter un plus grand nombre de pages et fichiers dans le cours;
- Utiliser *Ma réussite* m'incite à consulter un plus grand nombre d'éléments multimédias dans le cours;
- Utiliser *Ma réussite* m'incite à consulter plus souvent le forum du cours;

- Utiliser *Ma réussite* m'incite à compléter un plus grand nombre de questionnaires formatifs le cours.

Tableau 9 Items tirés de l'échelle AREGA-TIC de (Brodeur et al., 2006)

Item adapté aux fins de notre étude	Item de l'AREGA -TIC	Saturation (Brodeur et al., 2006)	Construit
Utiliser *Ma réussite* m'incite à sélectionner les stratégies d'apprentissage qui me permettront d'atteindre les buts que je me suis fixés	#32	0,65	Planification stratégique
Utiliser *Ma réussite* m'aide à choisir les stratégies d'apprentissage qui me permettront de poursuivre mes buts	#43	0,72	Planification stratégique
Utiliser *Ma réussite* m'incite à me fixer des buts d'apprentissage	#44	0,72	Établissement des buts
Utiliser *Ma réussite* m'aide à établir ce que mes buts d'apprentissage devraient être	#48	0,69	Établissement des buts
Utiliser *Ma réussite* m'incite à m'arrêter à l'occasion pour me demander si je comprends bien	#12	0,52	Monitorage
En utilisant *Ma réussite*, je me demande où j'en suis dans mes progrès	#24	0,59	Monitorage
En utilisant *Ma réussite*, je me demande si je réussis bien	#37	0,74	Monitorage
Utiliser *Ma réussite* m'incite à m'interroger sur mes progrès	#46	0,70	Monitorage
En utilisant *Ma réussite*, je réfléchis afin de déterminer à quel point mes objectifs d'apprentissage ont été réussis	#38	0,71	Autoévaluation
En utilisant *Ma réussite*, j'évalue les résultats que j'obtiens en fonction des objectifs que je me suis fixés	#25	0,74	Autoévaluation
En utilisant *Ma réussite*, je compare mes résultats avec mes buts d'apprentissage	#5	0,48	Autoévaluation
En utilisant *Ma réussite*, je compare mes résultats avec ceux de mes pairs	#47	0,49	Autoévaluation
Utiliser *Ma réussite* m'aide à déterminer la source de mes difficultés afin de trouver une solution qui me convient	#29	0,63	Adaptativité
Utiliser *Ma réussite* m'incite à faire un plan pour résoudre mes difficultés	#7	0,46	Adaptativité
Utiliser *Ma réussite* m'incite à rajuster mes stratégies en vue des prochaines fois	#20	0,67	Adaptativité
En utilisant *Ma réussite*, j'évalue les stratégies que j'ai utilisées afin de déterminer à quel point j'ai été efficace et comment je pourrais utiliser cette information pour m'améliorer dans mes apprentissages futurs	#14	0,61	Adaptativité

En ce qui concerne la demande d'aide, nous nous sommes inspirée des étapes de la demande d'aide de Puustinen (2013) pour développer six items (tableau 10). Nous n'avons pas développé d'items pour les étapes de choix du type d'aide et pour le traitement de l'aide puisque l'outil *Ma réussite* ne permet pas de supporter ces deux étapes, contrairement aux quatre autres.

Tableau 10 Items développés pour mesurer le soutien à la demande d'aide

Étapes de processus de demande d'aide (Puustinen, 2013)	Item développé
Détection d'une difficulté	Utiliser *Ma réussite* m'aide à déterminer si je suis en difficulté dans le cours.
Détermination de la nécessité d'une aide	Utiliser *Ma réussite* m'aide à déterminer si j'ai besoin d'aide dans le cours.
	En utilisant *Ma réussite*, je me demande si j'ai besoin d'obtenir de l'aide dans le cours.
Demande d'aide	Utiliser *Ma réussite* m'incite à demander de l'aide à l'enseignant.
	Utiliser *Ma réussite* m'incite à demander de l'aide à un autre étudiant du cours.
Obtention de l'aide	Utiliser *Ma réussite* me permet d'obtenir de l'aide.

En ajoutant les items issus de ces thèmes, nous obtenons donc un total de 30 items pour mesurer la perception de l'étudiant concernant le soutien que *Ma réussite* procure à son autorégulation. Puisque les items qui proviennent de l'AREGA-TIC sont déjà validés en français, et que les items développés pour la demande d'aide sont inspirés du texte en français de Puustinen (2013), il n'est pas requis de les faire traduire.

Tous les items sélectionnés dans les échelles existantes ont été mesurés à l'aide d'échelles de Likert (UTAUT et MSLQ sept points et AREGA-TIC quatre points). Afin d'éviter la confusion, nous avons uniformisé tous les items avec des échelles à sept points allant de « Tout à fait d'accord » à « Tout à fait en désaccord ». Selon Fortin et Gagnon (2015), il n'existe pas de consensus sur le nombre de catégories à utiliser dans une échelle de Likert, cependant l'inclusion d'une catégorie neutre transforme l'échelle ordinale en échelle d'intervalle, cette dernière étant plus précise et permettant de réaliser un plus grand nombre de tests statistiques. De plus, comme un des objectifs de cette recherche est de déterminer comment l'UTAUT, adaptée à cette recherche, explique l'utilisation de *Ma réussite*, nous

allons conserver le même type de points que dans l'étude originale de Venkatesh et al. (2003). La littérature suggère d'ailleurs que la fiabilité et la validité d'une échelle augmentent avec le nombre de catégories offertes, et que les échelles à sept points sont probablement optimales dans de nombreux cas (Krosnick et Presser, 2010).

4.1.3.3. Validation des échelles de mesure

La majorité des échelles de mesure proviennent d'études antérieures et ont donc déjà été validées empiriquement. En effet, les échelles concernant l'acceptation et l'utilisation de la technologie ont été validées dans l'étude de Lakhal et al. (2013), et les échelles concernant l'autorégulation de l'apprentissage, à l'exception des construits de régulation de l'effort et de demande d'aide, ont été validées dans l'étude de Brodeur et al. (2006). Cependant, puisque les items doivent être adaptés au contexte de l'étude et que certains ont été créés, nous avons fait réviser l'ensemble des items par deux chercheurs experts en la matière, dans le but de vérifier la validité de contenu. La définition de chacun des construits de même que les items ont été fournis aux experts, qui devaient apparier chaque item au construit correspondant. Les items qui ont généré un consensus ont été conservés tels quels, alors que d'autres ont été modifiés; notamment les items créés pour mesurer les construits de régulation de l'effort et de demande d'aide. Un item a également été déplacé de l'échelle de la régulation de l'effort vers l'échelle du monitorage à la suite du consensus entre les chercheurs. Cette démarche nous a permis de nous assurer de la représentativité des items pour mesurer chacun des construits. La validité et la fidélité des échelles de mesure seront vérifiées à l'aide des données empiriques issues du sondage par des analyses factorielles confirmatoires. Cette analyse est présentée à la section 5.4.1 du prochain chapitre.

4.2. Population et échantillonnage

L'analyse de l'apprentissage est mieux adaptée aux environnements d'apprentissage en ligne, où les activités des élèves sont réalisées dans l'ENA, pouvant ainsi faire l'objet d'un suivi. La présente étude se penche donc sur la population d'étudiants inscrits en formation en ligne. Bien que l'outil *Ma réussite* soit aussi disponible pour les cours sur campus, sa pertinence est moins évidente pour ces cours où l'ENA est peu utilisé pour la réalisation d'activités d'apprentissage. De plus, seuls les cours de premier cycle sont visés puisque l'outil *Ma*

réussite est disponible aux cycles supérieurs seulement depuis l'automne 2017. La population à l'étude est donc définie comme tous les étudiants de premier cycle à l'Université Laval qui suivent un cours en ligne pour lequel l'outil *Ma réussite* est activé.

Comme il est « souvent difficile, voire impossible d'obtenir un échantillon probabiliste dans la pratique » (Fortin et al., 2015, p. 262), nous allons recourir à un échantillon non probabiliste qui sera choisi selon des caractéristiques précises de la population. De plus, puisqu'il s'agit d'une recherche exploratoire qui ne cherche pas à généraliser les résultats, un échantillon non probabiliste est jugé satisfaisant. Il y a deux niveaux d'échantillonnage à réaliser dans notre étude. Tout d'abord, des cours seront ciblés dans les facultés qui proposent la plus grande offre de cours en ligne. L'objectif est de recruter des enseignants qui accepteront de participer à un projet de recherche connexe, mais qui est exclu de cette thèse, qui porte sur l'utilisation de *Ma réussite* par les enseignants. Les étudiants inscrits aux cours pour lesquels les enseignants acceptent de participer constituent notre échantillon. La participation des enseignants est importante dans le cadre du projet de recherche de cette thèse puisque c'est eux qui nous fournissent les adresses courriel des étudiants pour les fins du recrutement. L'invitation à participer à l'étude sera toutefois envoyée par les chercheurs et non par les enseignants.

4.2.1. Échantillonnage des cours et enseignants

Tout d'abord, nous avons échantillonné les cours ciblés pour l'étude, puisque les propos de Fortin et Gagnon (2015) suggèrent qu'il est plus pratique de sélectionner un groupe d'étudiants plutôt que des étudiants dispersés dans toute l'université. Il s'agit donc d'un échantillonnage intentionnel, qui consiste à sélectionner les cours en fonctions de caractéristiques précises. L'Université Laval, qui compte 17 facultés réparties en 62 écoles et départements, offrait 1 040 cours à distance au premier cycle à l'automne 2019[1]. Afin d'obtenir une population plus homogène, nous avons sélectionné seulement quatre facultés pour participer à l'étude, soit les facultés qui offrent le plus grand nombre de cours en ligne de premier cycle à l'automne 2019 selon Éric Martel, directeur adjoint, formation à distance

[1] https://www.distance.ulaval.ca/etudes/cours

et Nicolas Gagnon, directeur du Bureau de soutien à l'enseignement (BSE) de l'Université Laval. Ces quatre facultés sont respectivement la Faculté des sciences de l'administration (FSA), la Faculté des sciences sociales (FSS), la Faculté de lettres et sciences humaines (FLSH) et la Faculté des sciences de l'agriculture et de l'alimentation (FSAA).

Nous avons ensuite obtenu du BSE la liste des cours à distance de premier cycle pour lesquels *Ma réussite* est activée à l'automne 2019 dans ces quatre facultés. Le tableau 11 présente le nombre de cours à distance dans chacune de ces quatre facultés. En effectuant une recherche dans l'outil d'horaire de cours de Capsule, il est possible de retracer la codification des groupes cours, ce qui permet de déterminer dans quelles modalités ce dernier est offert. Les codes Z1 et Z4 signifient que le cours est offert à distance sur Internet en mode asynchrone. Le code Z3 signifie que le cours est offert selon une approche à distance en mode synchrone, ce qui signifie que le cours sera diffusé, à périodes fixes, via le réseau Internet.

Tableau 11 Nombre de cours en ligne dans les facultés ciblées

	FSA	FSS	FLSH	FSAA	Total
Nombre total de cours en ligne	58	46	46	37	187
Nombre de cours en ligne avec *Ma réussite* activé (tous)	58	16	16	34	124
Nombre de cours en ligne avec *Ma réussite* activé (Z3)	2	0	6	0	8
Nombre de cours en ligne avec *Ma réussite* activé (Z1/Z4)	56	16	10	34	116
Nombre de cours en ligne visés par le recrutement	55	16	10	26	107
Nombre d'enseignants différents	41	15	9	24	89
Nombre d'enseignants ayant accepté de participer	10	4	2	1	17
Pourcentage de participation	24 %	26 %	22 %	4 %	19 %

On peut constater qu'avec 58 cours à distance ayant activé *Ma réussite* sur un total de 58 cours, la Faculté des sciences de l'administration est la seule qui a implanté *Ma réussite* à grande échelle dans tous les cours. Dans les autres facultés, l'utilisation de *Ma réussite* est laissée à la discrétion de la direction de programme ou de département, ce qui fait en sorte que le pourcentage de cours à distance avec *Ma réussite* activé est de 32 % à la FSS, 35 % à la FLSH et 92 % à la FSAA. Nous avons décidé de limiter l'étude aux cours en mode asynchrones, c'est-à-dire les cours de type Z1 et Z4. Étant donné qu'il n'y avait que huit groupes cours en classe virtuelle synchrone dans les facultés retenues, nous ne disposerions pas de données en quantité suffisante pour comparer l'utilisation de *Ma réussite* entre les

modalités de cours synchrones et asynchrones. Nous conservons donc uniquement les 116 cours en mode asynchrones (Z1 et Z4), puisqu'ils représentent 94 % des cours offerts à distance dans ces facultés, et que cela nous permet d'obtenir une population plus homogène.

Nous avons envoyé l'invitation à participer à l'étude à tous les enseignants des cours Z1 et Z4 pour lesquels il y avait plus de 30 étudiants inscrits, soit aux enseignants de 107 cours. L'objectif était d'obtenir la participation d'enseignants qui supervisent des groupes de taille importante. Cela signifie que nous avons exclu un cours de la FSA et huit cours de la FSAA qui comportaient moins de 30 étudiants inscrits. Les 107 cours visés ne sont pas tous assurés par des enseignants différents, ce qui implique que nous avons envoyé l'invitation à participer à l'étude à 89 enseignants pour 107 cours. De ce nombre, 17 enseignants ont accepté de participer au projet de recherche, ce qui représente un taux de participation de 19,1 %.

4.2.2. Échantillonnage des étudiants

Nous avons demandé aux enseignants ayant accepté de participer au projet de nous transmettre la liste des adresses courriel des étudiants inscrits aux cours. Nous avons ainsi reçu les adresses courriel de 2 009 étudiants pour 15 cours. En effet, deux enseignants ne nous ont pas transmis cette liste. Un sondage différent a été créé dans LimeSurvey pour chacun des 15 cours pour lesquels nous avons obtenu la liste des étudiants. Une compensation financière de 20 $ a été offerte à chaque étudiant ayant complété le sondage, puisque selon une étude publiée par le conseil ontarien de la qualité de l'enseignement supérieur, les études comportant un incitatif financier produisent des taux de réponse plus élevés (Peters et al., 2017). L'effort requis pour la tâche et le type d'incitatif (financier ou non) ayant la plus grande incidence sur le taux de réponse, nous nous sommes également assurée que le questionnaire ne prenne pas plus de 30 minutes à compléter.

En ce qui concerne la taille de l'échantillon, les méthodes d'échantillonnage non probabilistes exigent plus de participants que les méthodes probabilistes. Les devis descriptifs n'ont besoin que de petits échantillons, alors que les devis corrélationnels nécessitent un grand nombre de participants afin d'être en mesure de réaliser des tests statistiques significatifs. On doit également tenir compte du nombre de variables lorsque l'on veut procéder à des analyses de

régression : plus il y a de variables impliquées, plus on doit recruter de participants (Field, 2013; Fortin et al., 2015). En général, on doit obtenir dix réponses pour chacun des items inclus dans les échelles de mesure, le minimum étant de cinq (Field, 2013; Hair et al., 2014). De plus, pour procéder à une analyse factorielle confirmatoire valide, Hair et al. (2014) indiquent que la taille d'échantillon doit être supérieure à 100, alors que Field (2013) indique qu'une taille d'échantillon de 300 produit des tests dont les paramètres ont tendance à être stables. Puisque nos échelles de mesure comportent 48 items, notre échantillon doit comporter entre 240 et 480 répondants, idéalement plus de 300.

Le sondage a été administré par Internet avec le logiciel LimeSurvey. La diffusion en ligne comporte de nombreux avantages : son coût est faible, les données se collectent rapidement et le risque d'erreur de saisie des données est moindre (Gingras et Belleau, 2015). Cependant, l'inconvénient principal du sondage en ligne demeure le faible taux de réponse. Le lien pour le sondage a été envoyé aux étudiants par courriel le 27 novembre 2019, et nous avons récolté 317 réponses en six jours. Nous avons fermé le sondage le 2 décembre 2019, puisque nous avions atteint les 300 répondants requis pour effectuer nos analyses, et qu'il s'agit du nombre de répondants que notre budget nous permettait de rémunérer. Le tableau 12 présente le nombre de réponses obtenues par date, et le tableau 13 présente le nombre de répondants par cours. Nous obtenons un taux de réponse global de 15,8 %.

Tableau 12 Nombre de réponses obtenues par date (n = 317)

Date	Nombre de réponses
27-11-2019	166
28-11-2019	85
29-11-2019	21
30-11-2019	20
01-12-2019	13
02-12-2019	12

Tableau 13 Nombre de répondants au sondage par cours (n = 317)

Faculté	Cours[2]	Nombre d'inscrits	Nombre de répondants	Prorata de participants provenant de chacun des cours	Taux de participation
FSA	ENT-1000	199	37	11,7 %	18,6 %
	ENT-2145	97	15	4,7 %	15,5 %
	GSF-1010	192	28	8,8 %	14,6 %
	GSF-1020	136	24	7,6 %	17,6 %
	GUI-4001	98	11	3,5 %	11,2 %
	MNG-2000	143	14	4,4 %	9,8 %
	MNG-2003	88	10	3,2 %	11,4 %
	MNG-2602	85	24	7,6 %	28,2 %
	MQT-1102	96	10	3,2 %	10,4 %
FSAA	SAN-1002	47	7	2,2 %	14,9 %
FLSH	HST-1004	82	12	3,8 %	14,6 %
	COM-1010	100	30	9,5 %	30,0 %
FSS	PSY-1104	285	53	16,7 %	18,6 %
	PSY-1105	139	22	6,9 %	15,8 %
	PSY-2105	222	20	6,3 %	9,0 %
Total		2009	317	100,0 %	15,8 %

L'échantillon de volontaires présente l'avantage d'être facilement accessible et demande peu de temps, mais limite la représentativité de l'échantillon et donc les possibilités de généraliser les résultats (Fortin et al., 2015). Il y a un biais de sélection dans notre étude puisque les utilisateurs aguerris sont potentiellement les plus intéressés par une étude portant sur l'utilisation de *Ma réussite*. Ce biais est cependant amoindri dans le cadre de cette étude en raison de la compensation financière de 20 $ offert aux participants. En effet, cet incitatif financier a probablement incité des étudiants non intéressés par *Ma réussite* à répondre au sondage, ce qui est important pour mieux comprendre le non-usage de l'outil. Cet incitatif peut toutefois avoir généré des réponses non valides puisque des participants pourraient avoir répondu au questionnaire trop rapidement uniquement afin de toucher la compensation.

[2] ENT : Entrepreneuriat, GSF : Gestion financière, GUI : Gestion urbaine et immobilière, MNG : Mangement, MQT : Méthodes quantitatives, SAN : Sciences animales, HST : Histoire, COM : Communication, PSY : Psychologie

4.3. Enjeux éthiques

Nous avons obtenu un certificat éthique auprès du Comité d'éthique de la recherche avec des êtres humains de l'Université Laval (CÉRUL) le 12 juin 2019. Afin de maximiser le taux de réponse, nous avons également décidé de rémunérer les participants. Nous avons soumis une demande d'amendement au CÉRUL pour élargir le recrutement à quatre facultés et pour offrir une compensation financière de 20 $ aux répondants du sondage. Bien que les règles éthiques fournissent des règles très générales concernant la rémunération des participants, il est recommandé d'éviter les compensations excessives, qui pourraient affecter la liberté de participer. Considérant que la passation du questionnaire est estimée de 20 à 30 minutes, une compensation de 20 $ semble raisonnable pour dédommager les participants pour le temps investi à participer à cette recherche. La demande d'amendement a été approuvée le 11 novembre 2019.

Nous avons envoyé nous-même une invitation à participer à l'étude par courriel aux étudiants (annexe 2). Le CÉRUL recommande effectivement de ne pas passer par l'enseignant pour effectuer le recrutement puisque ce dernier a un lien d'autorité avec les étudiants visés par le recrutement. Le rôle de l'enseignant s'est donc limité à nous fournir les adresses courriel des étudiants inscrits à son cours. Le courriel de recrutement comprenait un hyperlien pour consulter le formulaire de consentement électronique (annexe 3), et participer au sondage. Nous avons obtenu un consentement général à participer au sondage; en cas de refus, le questionnaire était automatiquement fermé. Nous avons également obtenu deux consentements spécifiques pour obtenir les traces numériques d'utilisation de l'outil *Ma réussite* et pour obtenir la note finale au cours visé par l'étude; ces deux données devant être fournies par le BSE. En cas de refus, l'étudiant pouvait tout de même répondre au sondage.

En ce qui concerne les traces numériques, l'Université Laval n'obtient pas le consentement des étudiants pour compiler leurs données d'utilisation de l'ENA et les divulguer aux enseignants et aux directions de programmes. Les données sont cependant protégées par des demandes d'accès à l'information qui doivent être justifiées. Afin d'avoir accès aux traces d'utilisation de *Ma réussite*, ainsi qu'à la note finale au cours, nous nous sommes assurée d'avoir le soutien du BSE de l'Université Laval et nous avons signé une lettre d'entente avec

lui pour définir le projet de recherche et les modalités de la collaboration. Nous avons également effectué une demande formelle d'accès à l'information auprès de la Direction des technologies de l'information pour obtenir les données concernant les traces numériques d'utilisation de l'outil et la note finale au cours.

4.4. Traitement et analyse des données

Les données issues de cette recherche sont traitées principalement à l'aide d'analyses statistiques. Nous présentons d'abord comment nous avons nettoyé les données, et ensuite comment nous avons vérifié les postulats pour être en mesure d'effectuer des analyses statistiques à l'aide de tests paramétriques. Le plan d'analyse est ensuite détaillé.

4.4.1. Nettoyage des données

Les données de chacun des sondages ont été exportées dans Excel, puis combinées dans un seul et même fichier. Le temps moyen de réponse de l'ensemble des répondants est de 11,69 minutes, avec un minimum de 1,96 minute et un maximum de 77,24 minutes, alors que la médiane est de 8,97 minutes. Comme le fait de compléter le sondage permet à l'étudiant de réclamer une compensation financière, il y a un risque que certaines personnes répondent trop rapidement sans réfléchir à leurs réponses, dans l'unique but de toucher la compensation. Pour identifier ces réponses, nous avons trié les données par ordre croissant de temps de réponse et nous avons examiné les réponses des 22 participants dont le temps de réponse était inférieur à 4,5 minutes, soit la moitié du temps de la médiane. Un seul de ces 22 participants a donné la même réponse à toutes les questions contenant une échelle de Likert. Il s'agit du participant ayant le plus court temps de réponse soit 1,96 minute. Nous jugeons donc que cette réponse n'est pas valide et nous l'avons retirée de la base de données. Les autres réponses ne nous semblent pas problématiques.

Puisque le sondage pouvait être complété simplement en possédant le lien pour y accéder, il y a un risque qu'une même personne ait rempli le sondage plus d'une fois pour obtenir plusieurs compensations financières. Pour identifier les participants qui auraient participé plusieurs fois au sondage, nous avons tout d'abord recherché les doublons d'IDUL (identifiant de l'Université Laval composé de cinq lettres et suivies de zéro à trois chiffres).

Nous avons repéré trois doublons d'IDUL. Pour deux de ces cas, le participant a répondu à deux sondages, mais pour deux cours différents. En effet, un étudiant inscrit à plusieurs cours de notre échantillon aura reçu l'invitation à participer à l'étude plusieurs fois. Nous avons examiné l'ensemble des réponses et comme le délai de réponse au questionnaire est raisonnable, nous avons jugé que ses réponses étaient valides. Pour le troisième cas, nous jugeons que la deuxième réponse fournie n'est pas valide, puisque même s'il s'agit de deux cours différents, toutes les réponses sont identiques et il s'agit de la réponse ayant le plus court délai de réponse soit 1,96 minute. Nous avons donc supprimé la deuxième réponse de ce participant.

Nous avons également recherché les adresses IP identiques, et nous avons identifié six doublons. Encore une fois, pour cinq de ces cas, les réponses étaient pour des cours différents, ou même pour des IDUL différents. Il est en effet possible pour deux répondants différents d'avoir la même adresse IP s'ils sont connectés sur le même routeur connecté à Internet. Un seul cas nous semblait problématique, car la même adresse IP a été utilisée pour répondre au sondage du même cours. Pour ce cas, nous jugeons que la deuxième réponse fournie n'est pas valide puisqu'il s'agit du même cours et que le temps de réponse au questionnaire est jugé trop court. Nous avons donc supprimé la deuxième réponse de ce participant, ce qui signifie que nous avons retiré deux réponses à l'ensemble des données recueillies. Nous sommes donc passée de 317 à 315 réponses.

Nous avons ensuite apparié les données du sondage avec les données concernant les traces numériques d'utilisation de l'outil et la note finale au cours fournies par le BSE. Comme nous avons six répondants au sondage qui ne figurent pas dans la base de données du BSE, nous avons supprimé ces réponses. Nous avons donc importé 309 réponses dans le logiciel SPSS. Il est important de noter que, parmi ces 309 réponses, neuf répondants ont refusé de partager leurs traces numériques d'utilisation de *Ma réussite*, et 20 répondants ont refusé de partager leur note finale au cours. Nous n'avons pas de données manquantes, puisque les participants devaient obligatoirement répondre à toutes les questions du questionnaire pour obtenir la compensation financière.

4.4.2. Vérification des postulats d'analyse

Avant de déterminer le type de tests statistiques à effectuer pour répondre aux objectifs de cette recherche, nous devons vérifier que les données répondent aux trois postulats de base pour effectuer des tests paramétriques : les échantillons sont indépendants, les données sont distribuées normalement, et la variance est homogène (Field, 2013). Nos échantillons sont indépendants puisque nous n'avons procédé qu'à une seule mesure. Nous avons vérifié la normalité de la distribution des différentes variables à l'aide du test de Kolmogorov-Smirnov. Lorsque le résultat à ce test est significatif, la distribution des données s'écarte significativement de la normale. Field (2013) mentionne cependant que ces tests ne devraient pas être utilisés avec de grands échantillons puisqu'ils ont tendance à être significatifs même si la distribution n'est pas très différente de la normale. Nous avons donc vérifié la normalité des distributions en générant des histogrammes. Nous avons également vérifié les coefficients d'asymétrie (skewness) et d'aplatissement (kurtosis). Lorsque ces coefficients se situent entre -1,96 et +1,96, on considère que la distribution est relativement normale (Field, 2013).

Le tableau 14 présente les résultats aux tests de normalités des différentes variables. Pour l'ensemble des variables, les histogrammes générés ne suggèrent pas une distribution normale des données, et le test de Kolmogorov-Smirnov est significatif, ce qui signifie que la distribution des données ne suit pas une courbe normale. Les coefficients d'asymétrie variant de -10,99 à 38,74, et les coefficients d'aplatissement variant de -2,25 à 40,92, confirme cette conclusion pour toutes les variables, à l'exception de l'influence sociale et de la note finale au cours, pour lesquelles les coefficients d'asymétrie et d'aplatissement indiquent une distribution normale.

Tableau 14 Analyse de normalité de la distribution des données (n = 309)

Variable	Kolmogorov-Smirnov			Coefficient d'asymétrie	Coefficient d'aplatissement
	D	ddl	p		
Buts et stratégies	0,11	309	< 0,001	-3,57	-2,25
Monitorage	0,136	309	< 0,001	-7,29	2,86
Demande d'aide	0,104	309	< 0,001	-5,53	0,50
Régulation de l'effort	0,132	309	< 0,001	-7,22	2,04
Autoévaluation	0,109	309	< 0,001	-4,84	-0,37
Adaptativité	0,118	309	< 0,001	-4,32	-1,24
Performance attendue	0,096	309	< 0,001	-3,78	-1,32
Effort attendu	0,241	309	< 0,001	-10,99	8,23
Influence sociale	0,065	309	0,003	-0,77	-1,19
Conditions facilitatrices	0,168	309	< 0,001	-9,71	9,49
Intention d'utilisation	0,207	309	< 0,001	-7,37	1,25
Nombre de visites	0,293	300	< 0,001	5,46	40,92
Nombre de semaines ayant au moins une visite	0,246	300	< 0,001	14,26	18,99
Note finale	0,129	288	< 0,001	-1,03	1,34

Nous avons ensuite testé l'homogénéité des variances en effectuant le test d'égalité des variances de Levene basé sur le nombre de semaines ayant eu au moins une visite à *Ma réussite* de chacun des groupes de variables sociodémographiques, tel que présenté au tableau 15. Lorsque le test est significatif, c'est-à-dire que la valeur de p est inférieure à 0,05, cela signifie que les variances sont homogènes. Les résultats du test de Levene indiquent que les variances de nos différents groupes de variables sociodémographiques ont des variances non homogènes, à l'exception du régime d'études, du nombre de cours en ligne déjà suivis, de l'âge et de l'expérience avec *Ma réussite*.

Tableau 15 Analyse de l'homogénéité des variances (n = 309)

Variable sociodémographique	F	df1	df2	p
Faculté	1,170	4	295	0,324
Régime d'études	4,958	1	298	0,027
Programme à distance	1,851	1	298	0,175
Nombre de sessions complétées	1,840	7	292	0,079
Nombre de cours en ligne suivis	6,254	4	295	< 0,001
Habileté à suivre un cours en ligne	2,165	3	296	0,092
Âge	8,78	5	294	0,002
Genre	0,017	1	298	0,897
Première utilisation	11,545	1	298	0,001

Toutes ces analyses démontrent que les postulats de base pour procéder à des tests paramétriques ne sont pas rencontrés. Nous allons donc plutôt utiliser des tests non paramétriques pour l'ensemble de nos analyses.

4.4.3. Plan d'analyse

Les deux premiers objectifs de cette recherche suivent un devis descriptif visant à décrire le profil des utilisateurs de *Ma réussite*, leur utilisation ainsi que leur perception concernant son utilité. Pour ce faire, nous utilisons des statistiques descriptives telles que des distributions de fréquences, ainsi que des mesures de tendance centrale et de dispersion. Nous comparons également la fréquence d'utilisation de *Ma réussite* et les perceptions la concernant pour les groupes de chaque variable démographique : faculté, régime d'études, programme à distance, nombre de sessions complétées, nombre de cours en ligne suivis, habileté à suivre un cours en ligne, âge, genre et première utilisation de l'outil. Pour ce faire, nous utilisons les tests non paramétriques de Mann-Withney et de Kruskal-Wallis puisque les données concernant l'utilisation de *Ma réussite* et les perceptions la concernant ne suivent pas une courbe normale. Ces tests permettent de comparer les distributions entre plusieurs groupes et déterminer si elles sont statistiquement différentes. Toutes ces analyses statistiques sont effectuées à l'aide du logiciel SPSS version 26.0.

Les deux derniers objectifs suivent plutôt un devis corrélationnel puisqu'ils visent à décrire les relations entre des variables, notamment entre les différentes variables de l'UTAUT, adaptée à cette étude, ainsi qu'entre la fréquence d'utilisation de *Ma réussite* et la réussite des étudiants. Nous effectuons donc des analyses de corrélation entre la fréquence d'utilisation de *Ma réussite* et la note finale au cours obtenue par les étudiants. La corrélation de Spearman est privilégiée par rapport à celle de Pearson puisque la distribution des variables n'est pas normale; il est donc préférable d'utiliser un test non paramétrique. Dans la corrélation de Spearman, la relation est censée être linéaire et la corrélation est une mesure du degré de regroupement des points de données autour d'une ligne de corrélation. La corrélation va de –1,0 (relation négative parfaite) à 1,0 (relation positive parfaite), une corrélation de 0,0 indique qu'aucune relation linéaire n'a été relevée.

Cette étude vise également à vérifier les relations entre les variables de l'UTAUT, adaptée au contexte de l'étude, et ainsi à confirmer ou infirmer les hypothèses de recherche. Pour déterminer la meilleure méthode statistique à effectuer, nous avons relevé les méthodes utilisées dans les études antérieures portant sur la validation de l'UTAUT. L'étude originale de Venkatesh et al. (2003) a été réalisée selon la méthode de la régression des moindres carrés partiels par des équations structurelles (*Partial least squares structural equation modeling*, ci-après PLS-SEM). Lors de la revue de littérature, présentée au tableau 4 du chapitre 2 et concernant la validation de l'UTAUT pour expliquer l'utilisation des ENA, nous avons constaté que 2 des 14 études ont utilisé des analyses de corrélation (Marchewka et al., 2007; Sun et al., 2013), 4 ont utilisé des analyses de régression multiples (Efiloglu Kurt et al., 2017; Hsu, 2012; Lwoga et al., 2015; McKeown et al., 2016), 4 ont utilisé les modèles d'équations structurelles basés sur la covariance (*covariance-based structural equation modeling*, ci-après CB-SEM) (Ain et al., 2016; Bakar et al., 2013; Barnett et al., 2015; Nistor et al., 2019), et 4 ont utilisé les modèles d'équations structurelles basés sur la méthode de la régression des moindres carrés (PLS-SEM), qui utilise la variance plutôt que la covariance (Alshehri et al., 2019, 2020; Nicholas-Omoregbe et al., 2017; Zwain, 2019). On peut remarquer que les études plus anciennes utilisent des méthodes moins avancées (corrélation et régression multiple), alors que les études plus récentes utilisent davantage les équations structurelles.

La régression multiple est utilisée pour expliquer la relation entre plusieurs variables indépendantes et une variable dépendante. La régression multiple peut établir qu'un ensemble de variables indépendantes explique une proportion de la variance d'une variable dépendante à un niveau significatif et peut établir l'importance prédictive relative des variables indépendantes. Cependant, elle ne peut le faire que pour une seule variable dépendante à la fois. Pour tenir compte de toutes les variables dépendantes d'un modèle, il faut procéder à des analyses de cheminement par équations structurelles. On remarque au tableau 4 du chapitre 2 que les études récentes visant à valider l'UTAUT ont utilisé des analyses PLS-SEM, qui sont basées sur des analyses de variance plutôt que sur des analyses de covariance. Cette technique est préférable lorsque les objectifs de recherche sont de nature exploratoire, et son utilisation est recommandée aux stades précoces de développement d'une théorie pour tester et valider des modèles exploratoires (Garson, 2016).

Selon Hair et al. (2019), la méthode PLS-SEM peut être utilisée lorsque l'analyse consiste à tester un modèle théorique dans une perspective de prédiction, ce qui est notre cas, car nous cherchons à tester l'UTAUT qui vise à prédire l'utilisation d'une technologie. La méthode PLS-SEM est d'ailleurs de plus en plus utilisée dans les recherches en enseignement supérieur, en particulier dans les études explicatives et prédictives. Dans leur revue de littérature sur le sujet, Ghasemy et al. (2020) ont relevé 49 études publiées dans des revues en éducation supérieure utilisant cette méthode. Toujours selon Hair et al. (2019), la méthode PLS-SEM est également privilégiée lorsque la recherche consiste à explorer des extensions à des théories établies, ce qui est également notre cas puisque nous ajoutons à l'UTAUT le concept de soutien à l'autorégulation pour prédire la performance attendue. Finalement, cette méthode est préférable lorsque la distribution des données ne suit pas une courbe normale, ce qui est aussi notre cas tel que discuté précédemment.

Bien que plusieurs chercheurs justifient l'utilisation de méthodes PLS-SEM en raison de la petite taille d'échantillon, ces méthodes fonctionnent aussi bien avec de grands échantillons. Pour déterminer la taille d'échantillon requise afin de produire des analyses fiables, on doit s'appuyer sur des puissances d'analyses qui considèrent la structure du modèle, le niveau de signification anticipé et les tailles d'effet attendues (Hair et al., 2019). Les recommandations concernant la taille d'échantillon s'appuient sur les analyses de puissance statistique de Cohen (1992). Dans la validation originale de l'UTAUT, Venkatesh et al. (2003) ont abouti à une variance expliquée (R^2) de l'intention de 70 %. Comme présenté au tableau 5 du chapitre 2, les études antérieures ayant testé la validité de l'UTAUT pour expliquer l'utilisation de l'ENA ont révélé des variances expliquées pour l'intention d'utilisation variant de 0,29 à 0,82. Dans notre étude, nous nous attendons donc à obtenir un R^2 supérieur à 0,25, et nous recherchons un seuil de signification de 0,05. Nous avons six variables indépendantes dans le modèle à tester, ce qui signifie que le minimum de cas pour une puissance de 80 % est fixé à 48 (Cohen, 1992; Hair et al., 2017). Notre échantillon de 309 cas est donc amplement suffisant pour réaliser des analyses PLS-SEM fiables. Ces analyses sont effectuées dans le logiciel SmartPLS version 3.3.3 (Ringle et al., 2015). Le tableau 16 présente le sommaire des analyses statistiques réalisées pour répondre aux objectifs de recherche.

Tableau 16 Sommaire des analyses statistiques

Objectifs de recherche	Analyses statistiques
1a) Décrire la fréquence et les périodes d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants durant la session d'automne 2019.	Distribution de fréquence Mesures de tendance centrale
1b) Vérifier s'il y a une différence statistiquement significative concernant l'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, faculté, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil.	Test de Mann-Whitney Test de Kruskal-Wallis
2a) Décrire les représentations des étudiants à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage.	Distribution de fréquence Mesures de tendance centrale
2b) Vérifier s'il y a une différence statistiquement significative concernant les perceptions de l'utilité de *Ma réussite* par les étudiants entre les groupes d'étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil.	Test de Mann-Whitney Test de Kruskal-Wallis
3a) Vérifier si le soutien à l'autorégulation de l'apprentissage permet de prédire significativement l'utilité de *Ma réussite* (performance attendue) perçue par les étudiants.	Analyse de cheminement selon la méthode des moindres carrés partiels (PLS-SEM)
3b) Vérifier si le soutien à l'autorégulation, la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'utilisation actuelle permettent de prédire significativement l'intention d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants.	Analyse de cheminement selon la méthode des moindres carrés partiels (PLS-SEM)
3c) Vérifier s'il y a une différence significative dans la structure du modèle entre les étudiants des groupes d'étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil.	Analyses multigroupes selon la méthode des moindres carrés partiels (PLS-SEM)
4) Vérifier l'existence et la nature du lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite des étudiants.	Corrélation de Spearman

Notre sondage contenait également une question ouverte à savoir si les participants avaient des commentaires à formuler concernant l'outil *Ma réussite*. Parmi nos 309 répondants, 116 personnes ont écrit un commentaire. Nous avons donc analysé et codé chacun de ces commentaires en fonction d'un thème. Les thèmes sont basés sur les construits mesurés dans le questionnaire : le soutien à l'établissement des buts et stratégies, au monitorage, à la demande d'aide, à la régulation de l'effort, à l'autoévaluation et à l'adaptativité, l'utilité des informations présentées, l'utilité de l'outil (performance attendue) et la facilité d'utilisation

de l'outil (effort attendu). Nous avons également créé des catégories de codes pour les thèmes émergeant des commentaires qui n'ont pas été mesurés dans le questionnaire. Ces thèmes sont l'accès à l'outil, le contournement de l'algorithme, l'anxiété générée par l'outil et le non-usage. Nous avons ainsi codé 139 citations dans 17 catégories, telles que présentées au tableau 17.

Tableau 17 Thèmes émergents des commentaires des étudiants (n = 139)

Thème	Nombre de citations
Utilité des informations	36
Non-usage	15
Monitorage	13
Anxiété	13
Conditions facilitatrices	13
Autoévaluation	7
Performance attendue	7
Effort attendu	6
Influence sociale	6
Motivation	6
Régulation de l'effort	5
Accès	3
Contournement	3
Intention d'utilisation	2
Buts et objectifs	1
Demande d'aide	1
Adaptativité	0

4.5. Limites de la méthodologie

Le devis de recherche étant descriptif et exploratoire, il ne permet pas de mesurer l'impact de l'utilisation de *Ma réussite* sur la réussite des étudiants ou sur leurs comportements d'autorégulation. Comme discuté précédemment, il n'était pas possible d'effectuer un devis de recherche expérimentale dans le contexte de notre étude puisque l'outil est implanté à grande échelle depuis plusieurs années à l'Université Laval. Il n'était donc pas possible de créer un groupe expérimental et un groupe contrôle pour comparer les effets de l'utilisation de *Ma réussite* sur ces deux groupes. Les méthodes d'analyse utilisées dans cette étude comportent d'ailleurs des limites puisqu'étant de nature corrélationnelle, il n'est pas possible d'établir de lien causal entre les variables du modèle de recherche. De plus, notre devis étant de nature quantitative, il permet d'obtenir les perceptions des participants, mais pas de les

comprendre. Il est donc possible que nous ayons omis des éléments importants dans le questionnaire, ce qui peut nous faire passer à côté de quelque chose d'important ou d'un contexte particulier qui aurait pu donner un autre éclairage aux réponses. Bien que nous ayons ajouté un espace pour que les participants formulent des commentaires, des données qualitatives obtenues par entrevues avec des étudiants auraient pu permettre de mieux comprendre l'utilisation de *Ma réussite*.

Bien que cette recherche soit basée sur une méthodologie rigoureuse, elle comporte certaines limites qui peuvent altérer la validité des résultats. En ce qui concerne la collecte de données, nous utilisons principalement des données autorapportées. Même si ces mesures peuvent mesurer adéquatement les perceptions personnelles (Assor et Connell, 1992), plusieurs critiques ont été formulées à l'égard de ce type de mesures. Selon Vallerand (2006), les comportements et attitudes peuvent être inconscients, ou la mémoire du participant peut faire défaut, ce qui signifie que ceux-ci pourraient être rapportés de façon inexacte par les répondants. Nous avons mitigé ce risque en ce qui concerne le comportement d'utilisation en obtenant les traces numériques d'utilisation en plus des données autorapportées. De plus, les participants peuvent être sujets au biais de désirabilité sociale (Vallerand, 2006), qui implique que les participants veulent plaire aux chercheurs et fournissent des réponses allant dans le sens de leurs attentes, d'autant plus que ces derniers ont été rémunérés pour remplir le questionnaire. Bien que des échelles aient été développées pour détecter ce phénomène, nous ne l'avons pas mesuré dans le cadre de notre étude. La rémunération des participants implique également un biais au recrutement des participants, la compensation pouvant biaiser l'échantillon en faveur des personnes financièrement désavantagées. Cependant, puisque le revenu personnel n'est pas une variable à l'étude, cette situation ne nous semble pas problématique.

Les données concernant l'utilisation de *Ma réussite* sont obtenues par les traces numériques d'utilisation, fournies par le BSE. Toutefois, mesurer l'utilisation avec l'analyse des journaux informatiques peut être problématique puisque ces traces n'ont pas la capacité de faire la distinction entre les utilisations expérimentales, l'utilisation pour des tâches autres que celles pour lesquelles elles sont prévues et l'utilisation productive réelle (Mclean et al. 2011). Dans

notre cas, ces traces rendent compte uniquement de façon directe de l'action d'ouvrir la page web, et non pas de l'action d'y lire les informations présentées. En effet, l'activité de consultation des informations présentées dans le tableau de bord est inférée à partir de l'action d'ouvrir la page, mais il faut d'autres informations pour définir cette activité. L'utilisateur pourrait avoir ouvert la page par erreur et ne pas l'avoir consultée, il pourrait avoir consulté seulement une partie des informations présentées, ou encore il pourrait même avoir partagé ses codes d'accès avec d'autres personnes. Les traces numériques posent donc un problème de validité : est-ce que la trace rend compte de l'évènement? Il s'agit donc d'une limite à cette étude puisque la trace d'utilisation de *Ma réussite* ne traduit pas nécessairement une utilisation réelle, ni même une utilisation observable. Malgré ces limites, les traces fournissent tout de même de l'information au chercheur et, souvent, elles constituent le seul moyen pour accéder aux faits passés (Jaillet, 2009). En effet, il est peu probable que des données autodéclarées concernant la fréquence d'utilisation de *Ma réussite* puissent la mesurer aussi précisément que les traces, mais ces dernières peuvent confirmer ou infirmer les données autodéclarées par les utilisateurs. Comme soulevé par Greller et Drachsler (2012) l'utilisation de traces numériques en recherche se compare davantage à une collecte de données par observation puisque ces données sont générées à partir du comportement de l'utilisateur, et non pas distinctement de ce comportement via un questionnaire. Cela permet donc au chercheur d'identifier les incohérences possibles entre le comportement de l'utilisateur et sa perception. Les traces numériques concernant l'utilisation, combinées aux données autodéclarées, peuvent donc fournir des données pertinentes à cette recherche.

Bien que la taille de notre échantillon soit suffisante pour réaliser des analyses statistiques puissantes, elle ne permet pas de capturer certaines différences entre des groupes d'étudiants si ces groupes sont de trop petites tailles. Par exemple, il aurait été intéressant de vérifier s'il y a des différences dans le modèle de recherche pour les étudiants dont l'enseignant utilise *Ma réussite* à bon escient et ceux dont l'enseignant ne l'utilise pas. Malheureusement, sur les 17 enseignants ayant participé au projet de recherche, un seul utilise *Ma réussite* pour générer des interventions auprès des étudiants. Comme nous n'avons que 14 étudiants dans ce groupe, les analyses comparatives entre ces deux groupes ne sont pas possibles et nous ne pouvons pas mesurer l'effet enseignant sur l'utilisation de *Ma réussite*.

La méthode PLS-SEM nous apparaît la plus appropriée pour répondre à nos objectifs de recherche, mais elle comporte aussi quelques limites. Selon Lacroux (2011), cette méthode ne prend pas en compte les erreurs de mesure. En effet, l'analyse porte sur la variance totale, plutôt que de la décomposer entre la variance commune causée par les variables latentes, la variable spécifique qui n'est relative à aucune variable et la variance d'erreur. La non-prise en compte des erreurs de mesure influence l'estimation des paramètres structurels, cette estimation n'étant ainsi qu'approximativement exacte. Toujours selon Lacroux (2011), la méthode PLS-SEM a tendance à sous-estimer les relations structurelles et à surestimer la saturation des items aux construits. Finalement, cette méthode ne fournit que très peu d'indices d'ajustement du modèle, ce qui limite la portée des conclusions à savoir si le modèle testé s'ajuste bien aux données empiriques.

Finalement, puisque le concept de l'adoption n'était pas inclus dans l'UTAUT, notre étude ne comporte pas de volet longitudinal permettant de mesurer les fluctuations de l'utilisation dans le temps. Il s'agit d'une limite importante à notre étude, puisque nous avons mesuré l'utilisation de façon ponctuelle, soit durant la même session que la passation du questionnaire, dans lequel nous mesurons l'intention d'utilisation. Puisque selon l'UTAUT l'intention d'utilisation prédit significativement l'utilisation, nous aurions dû mesurer cette variable quelque temps après la passation du questionnaire, par exemple lors de la session subséquente. Cela nous aurait permis de vérifier la relation entre l'intention d'utilisation et l'utilisation. Benbasat et Barki (2007) suggèrent d'ailleurs dans une critique sur le TAM que des études longitudinales avec des mesures en plusieurs étapes sont nécessaires pour mieux comprendre l'influence des variables du modèle sur l'utilisation d'une technologie à différentes étapes de sa mise en œuvre. Cependant, puisque nous sommes dans un contexte où *Ma réussite* est implantée depuis plusieurs années, une telle étude longitudinale nous semble moins pertinente.

Chapitre 5. Résultats

Ce chapitre présente les résultats des différentes analyses effectuées pour répondre aux objectifs de recherche. D'abord, nous présentons le profil des répondants du sondage à l'aide de statistiques descriptives telles que des analyses de moyenne et des distributions de fréquences. Par la suite, nous présentons le portrait de l'utilisation de *Ma réussite* dans l'ensemble de l'Université Laval ainsi que dans notre échantillon, pour la session d'automne 2019, et nous tentons de déterminer l'influence de différentes variables sociodémographiques ou liées au dossier académique sur l'utilisation à l'aide de tests de comparaisons de groupes. Les résultats du sondage portant sur les perceptions des étudiants concernant *Ma réussite* sont ensuite exposés à l'aide de statistiques descriptives telles que des analyses de moyenne et des distributions de fréquences. Nous tentons également de déterminer l'influence de différentes variables sociodémographiques sur les perceptions des étudiants. Finalement, les résultats concernant la validation du modèle de recherche sont présentés, notamment la validation des échelles de mesure, la validation des hypothèses de recherche et la validation des effets des variables sociodémographiques sur les relations du modèle.

5.1. Profil des répondants du sondage

Nous avons obtenu 309 réponses valides à notre sondage. Nous allons donc d'abord décrire les résultats concernant les caractéristiques sociodémographiques des répondants. Le BSE nous ayant fourni quelques données concernant le dossier académique de l'étudiant, nous allons également décrire la répartition des répondants selon les indicateurs de réussite qui leur ont été affichés dans *Ma réussite*, de même que selon leur note finale au cours.

Le questionnaire adressé aux étudiants comportait huit questions démographiques. Le tableau 18 présente la répartition des répondants selon les caractéristiques sociodémographiques suivantes : la faculté d'appartenance, le régime d'études, la modalité du programme, le nombre de sessions complétées, le nombre de cours en ligne suivis, l'âge et le genre.

Tableau 18 Caractéristiques sociodémographiques de l'échantillon (n = 309)

Caractéristiques sociodémographiques		Nombre	Pourcentage
Faculté	FLSH	46	14,9 %
	FSA	119	38,5 %
	FSAA	14	4,5 %
	FSS	78	25,2 %
	Autre	52	16,8 %
Régime d'études	Temps partiel	75	24,3 %
	Temps complet	234	75,7 %
Programme à distance	Oui	83	26,9 %
	Non	226	73,1 %
Nombre de sessions complétées	0 (1ère session)	84	27,2 %
	1 ou 2	74	23,9 %
	3 ou 4	83	26,9 %
	5 ou 6	35	11,3 %
	7 et plus	33	10,7 %
Nombre de cours en ligne suivis	1 (celui-ci)	24	7,8 %
	2	43	13,9 %
	3 à 5	98	31,7 %
	6 à 9	80	25,9 %
	10 et plus	64	20,7 %
Âge	20 ans et moins	67	21,7 %
	21 à 25 ans	169	54,7 %
	26 à 30 ans	25	8,0 %
	31 à 35 ans	16	5,1 %
	36 à 40 ans	15	4,8 %
	41 ans et plus	17	5,2 %
Genre	Féminin	235	76,1 %
	Masculin	74	23,9 %

La plupart des répondants étudient à la Faculté des sciences de l'administration (38,5 %), suivis des étudiants de la Faculté des sciences sociales (25,2 %), de la Faculté des lettres et sciences humaines (14,9 %), et de la Faculté des sciences de l'agriculture et de l'alimentation (4,5 %). Il est à noter que 16,8 % des répondants proviennent d'autres facultés que celles auxquelles les cours sont rattachés; il peut s'agir d'étudiants qui ont choisi ces cours comme cours complémentaires. La majorité des répondants, soit 75,7 % sont des étudiants à temps complet alors ce pourcentage se situe à 63,9 % pour la population étudiante de premier cycle de l'Université à l'automne 2019 (Université Laval, 2021b). Seulement 26,9 % des répondants sont inscrits dans un programme entièrement à distance.

L'expérience universitaire des répondants varie grandement. En ce qui concerne le nombre de sessions complétées, 27,2 % des répondants sont à leur première session à l'université,

alors que 23,9 % des répondants ont complété une à deux sessions, 26,9 % en ont complété trois ou quatre, 11,3 % en ont complété cinq ou six, et 10,7 % en ont complété sept et plus. Quant au nombre de cours en ligne suivis antérieurement, 7,8 % des répondants en sont à leur premier cours en ligne, alors que 13,9 % en sont à leur deuxième, 31,7 % en ont suivi de trois à cinq, 25,9 % en ont suivi six à neuf, et 20,7 % en ont suivi dix et plus. Il est donc possible de constater que bien que 27,2 % des répondants en sont à leur première session, il s'agit du premier cours en ligne pour seulement 7,8 % des répondants, ce qui peut signifier qu'ils suivent plusieurs cours en ligne en même temps, ou qu'ils aient été en contact avec de la formation en ligne dans leurs études antérieures.

Finalement, l'âge des participants varie entre 18 et 62 ans, avec un âge médian de 22 ans. Selon le Bureau du registraire de l'Université Laval (2021), la moyenne d'âge des étudiants de premier cycle inscrits à la session d'automne 2019 était de 26 ans. Les répondants de 20 ans et moins représentent 21,7 % de l'échantillon (18,5 % pour l'ensemble de l'Université), alors que ceux de 21 à 25 ans représentent 54,7 % (43,2 % pour l'ensemble de l'Université), ceux de 26 à 30 ans 8,0 % (15,9 % pour l'ensemble de l'Université), ceux de 31 à 35 ans 5,1 % (7,1 % pour l'ensemble de l'Université), ceux de 36 à 40 ans 4,8 % (5,8 % pour l'ensemble de l'Université), et ceux de 41 ans et plus 5,2 % (9,5 % pour l'ensemble de l'Université). L'échantillon est majoritairement féminin (76,1 % des répondants), alors que la population étudiante au premier cycle se compose de 60 % de femmes. Notre échantillon nous semble donc représentatif de la population en ce qui concerne l'âge et le genre.

Selon les traces numériques fournies par le BSE, 136 étudiants ont déjà eu une pastille jaune (44,0 %), et 86 étudiants ont déjà eu au moins une pastille rouge (27,8 %) à la session d'automne 2019, ce qui signifie qu'un bon nombre des étudiants sondés ont déjà eu un indicateur de réussite considéré comme à surveiller ou à risque. Du côté des données autorapportées,133 étudiants (43,0 %) des répondants du sondage affirment avoir déjà eu une pastille rouge ou jaune dans le cours visé par l'étude. Les données autorapportées nous semblent moins fiables puisque si l'étudiant ne consulte pas souvent son portail de cours, la pastille de couleur peut avoir changé sans que l'étudiant s'en aperçoive. Il est également possible que les répondants confondent la pastille de couleur du cours visé avec celle d'un

autre cours. Pour les fins des analyses statistiques, nous utiliserons donc les données provenant du système.

Le tableau 19 présente les actions prises par les étudiants ayant eu une pastille jaune ou rouge, telles que déclarées dans le sondage. Il semble que 44 % des étudiants ayant déclaré avoir déjà eu une pastille jaune ou rouge ont essayé de contourner l'algorithme en cliquant sur les différents éléments de contenus de cours afin d'augmenter leur indicateur de participation. Trois participants ont d'ailleurs mentionné dans leurs commentaires utiliser une technique de contournement de l'outil, par exemple :

> L'ayant déjà fait dans une session antérieure, j'avais une pastille qui était rouge, car je n'avais pas consulté les messages des étudiants dans les forums. Je suis alors allé sur les forums simplement pour consulter la page sans lire quoi que ce soit. La pastille est devenue verte sans que je n'aie lu un seul forum. (Participant 144)

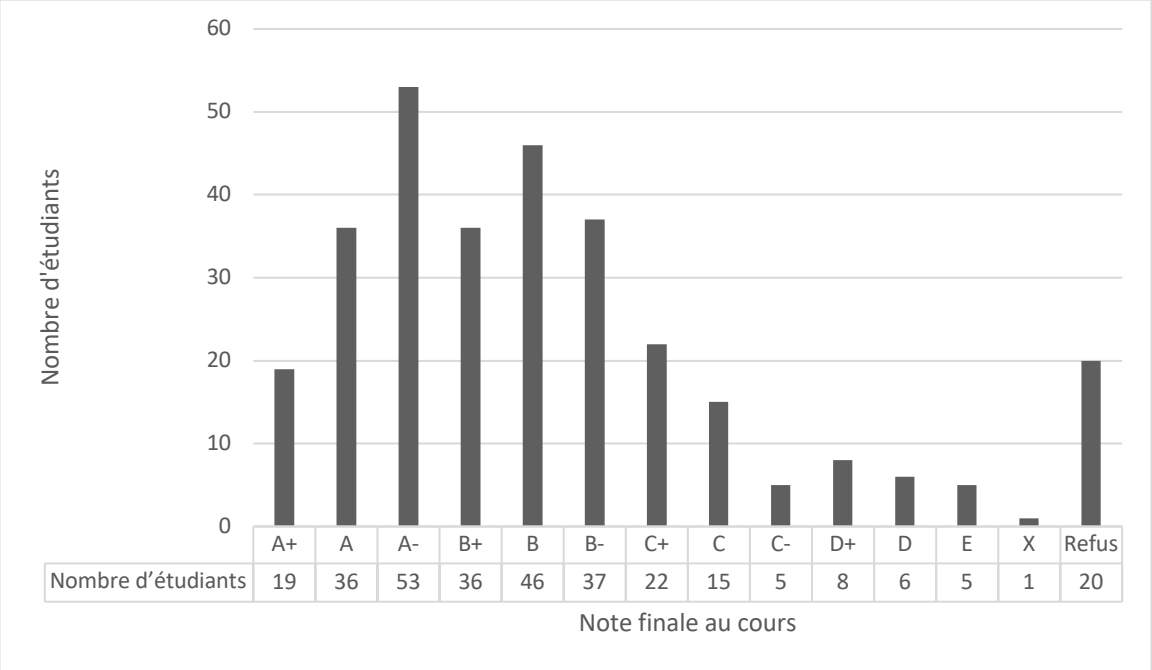
Parmi les autres choix de réponses offerts, un faible nombre d'étudiants (11 %) indiquent avoir contacté l'enseignant pour obtenir de l'aide, alors que 24 % des répondants en ont parlé à un proche et 19 % à un collègue de classe. D'autres éléments de réponses ont été fournis par les étudiants, notamment aller voir le forum du cours (3,8 %), attendre la réception d'une note pour voir si la pastille change de couleur (3,0 %), compléter plus d'activités d'apprentissage ou augmenté le temps d'études (7,5 %), et tenter de comprendre pourquoi (4,5 %), alors que 11,3 % n'ont rien fait.

Tableau 19 Actions prises après avoir vu une pastille jaune ou rouge (n=133)

Action	Nombre	Pourcentage
Cliquer partout pour faire tourner au vert	59	44,0 %
En parler à un proche	32	24,0 %
En parler avec un collègue de classe	25	19,0 %
Aucune action	15	11,3 %
Contacter l'enseignant	14	11,0 %
Étudier plus ou faire plus d'activités	10	7,5 %
Tenter de comprendre pourquoi	6	4,5 %
Aller voir le forum du cours	5	3,8 %
Attendre la réception d'une note pour voir si tourne au vert	4	3,0 %

Le BSE nous a également fourni la note finale au cours visé par l'étude pour les étudiants qui ont consenti à nous donner accès à cette information. Parmi nos 309 répondants, 20 étudiants ont refusé de partager leur note. La figure 10 présente la répartition des étudiants selon leur note finale au cours. Nous avons ensuite converti les notes selon leur format numérique prévu selon le système de notation de l'université Laval : A+ = 4,33, A = 4, A- = 3,67, B+ = 3,67, B = 3, B- = 2,67, C+ = 2,33, C = 2, C- = 1,67, D+ = 1,33, D = 1, E = 0. L'étudiant ayant obtenu la cote X, qui signifie un abandon sans mention d'échec, a été exclu de cette analyse, de même que les 20 étudiants ayant refusé de fournir leur note. Nous obtenons donc un échantillon de 288 étudiants pour les analyses statistiques concernant la note finale au cours. La moyenne ainsi obtenue est de 3,07, ce qui équivaut à une note de B.

Figure 10 Répartition des répondants selon leur note finale au cours (n = 309)



5.2. Utilisation de Ma réussite

Le BSE nous a aussi fourni des statistiques concernant l'utilisation de l'outil *Ma réussite* pour l'ensemble de l'Université Laval, qui sont présentées au tableau 20. Pour l'ensemble des étudiants inscrits à un cours en ligne à la session d'automne 2019, 11 045 étudiants (52 %) ont accédé au moins une fois à l'outil *Ma réussite*, sur un total de 21 155 étudiants.

Cependant, l'outil n'étant pas activé systématiquement pour tous les cours en ligne, cette statistique n'est pas fiable puisque le total des étudiants inscrits en ligne inclut des étudiants qui n'ont pas accès à l'outil. Le pourcentage d'étudiants ayant accédé au moins une fois à l'outil est donc certainement plus élevé. Ce pourcentage est d'ailleurs inférieur à celui de notre échantillon puisque 71 % de nos répondants ont accédé à *Ma réussite* au moins une fois durant la session. Pour les 11 045 étudiants de l'université ayant visité la page de *Ma réussite*, on dénombre 131 898 visites au total, ce qui indique une moyenne de 12 visites par étudiant pour l'ensemble des cours soit une moyenne de 3 visites par cours si les étudiants s'inscrivent en moyenne à 4 cours (puisque 12 crédits sont requis pour obtenir un statut d'étudiant à temps plein et que la majorité des cours comportent 3 crédits). Dans notre échantillon, on dénombre une moyenne de 5 visites par étudiant. On constate également que 42 % des étudiants à distance de toute l'université ont eu une pastille jaune et que 32 % ont eu une pastille rouge durant la session, et que ces données sont cohérentes avec notre échantillon, soit respectivement 43 % et 27 %. Finalement, seulement 23 % des étudiants à distance de l'université ont cliqué sur une ressource d'aide, ce qui est encore une fois cohérent avec notre échantillon (20 %).

Tableau 20 Utilisation de Ma réussite par les étudiants à la session d'automne 2019

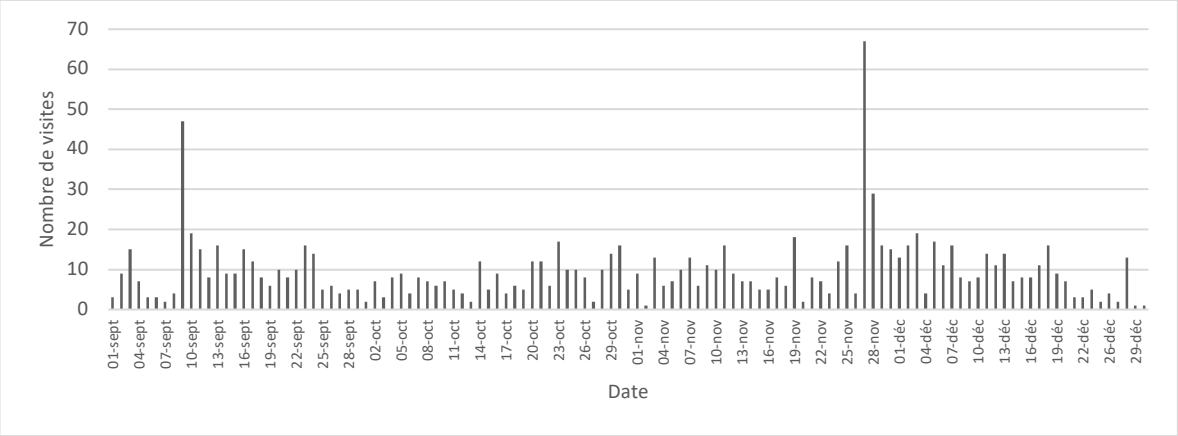
	Population n = 21 155	Échantillon n = 309
Nombre d'étudiants ayant visité *Ma réussite* au moins une fois	11 045 (52 %)	219 (71 %)
Nombre de visites par les étudiants à distance	131 898	1 131
Nombre de visites moyen à la page *Ma réussite* par étudiant	12	5
Nombre d'étudiants ayant eu une pastille jaune	8 796 (42 %)	136 (43 %)
Nombre d'étudiants ayant eu une pastille rouge	6 729 (32 %)	86 (27 %)
Nombre d'étudiants ayant cliqué sur une ressource d'aide	2 503 (23 %)	63 (20 %)

5.2.1. Période d'utilisation

Nous nous sommes d'abord intéressée au moment où l'outil est utilisé durant la session. La session d'automne a débuté le 2 septembre 2019 et s'est terminée le 13 décembre 2019. La semaine du 14 au 20 décembre était réservée pour les examens. La figure 11 présente le nombre de visites par jour durant la session d'automne 2019. On peut constater un pic important le 27 novembre, avec un total de 67 visites, alors que la moyenne pour l'ensemble

de la session est de 9,5 visites par jour. Un pic est également visible pour la date du 9 septembre, avec 47 visites.

Figure 11 Nombre de visites par jour



La figure 12 présente des statistiques sur le nombre de visiteurs et de visites par semaine. La semaine 1 commence le dimanche 1er septembre 2019 et se termine le samedi 7 septembre 2019, alors que la semaine 18 va du dimanche 29 décembre 2019 au 4 janvier 2020. Il semble donc que les étudiants ont continué de consulter la page de l'outil *Ma réussite* après que la session fut terminée. Si on exclut les semaines 17 et 18, puisqu'elles se situent après la fin de la session, on obtient un nombre moyen de visiteurs de 41,88 par semaine et un nombre moyen de visites de 68,75 par semaine, ce qui implique un nombre moyen de visites par visiteur de 1,64 par semaine. On constate deux périodes plus achalandées durant la session, soit aux semaines 2, 13 et 14 qui comptent respectivement 69, 101 et 63 visiteurs pour 116, 159 et 96 visites. La figure 13 indique pour sa part la moyenne du nombre de visites par visiteur pour chacune des semaines. On peut constater qu'en moyenne, lorsqu'un participant visite l'outil une semaine, il le visite plus d'une fois.

Figure 12 Nombre de visiteurs et de visites par semaine

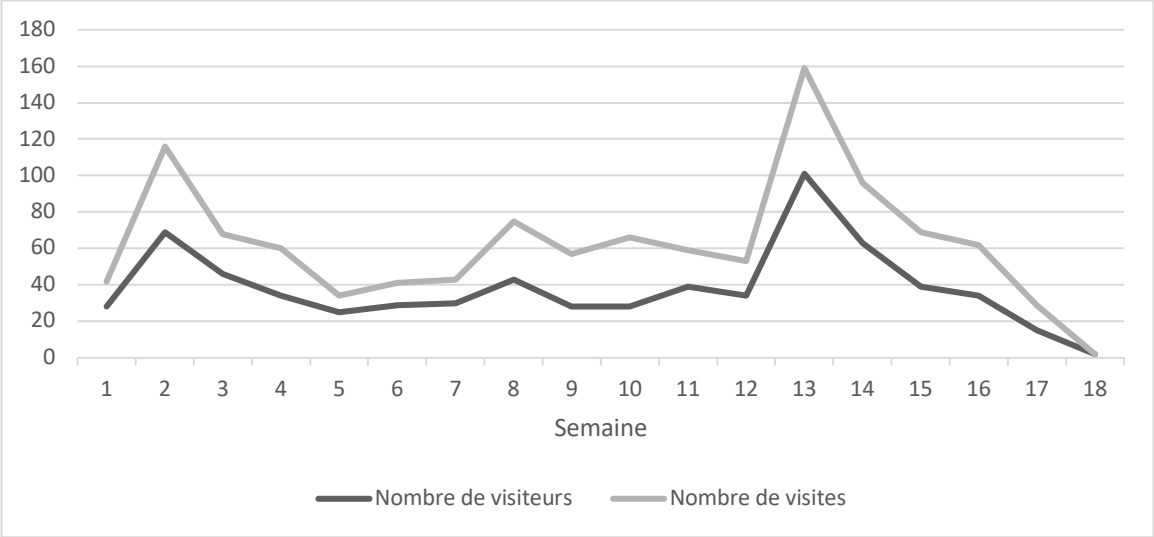
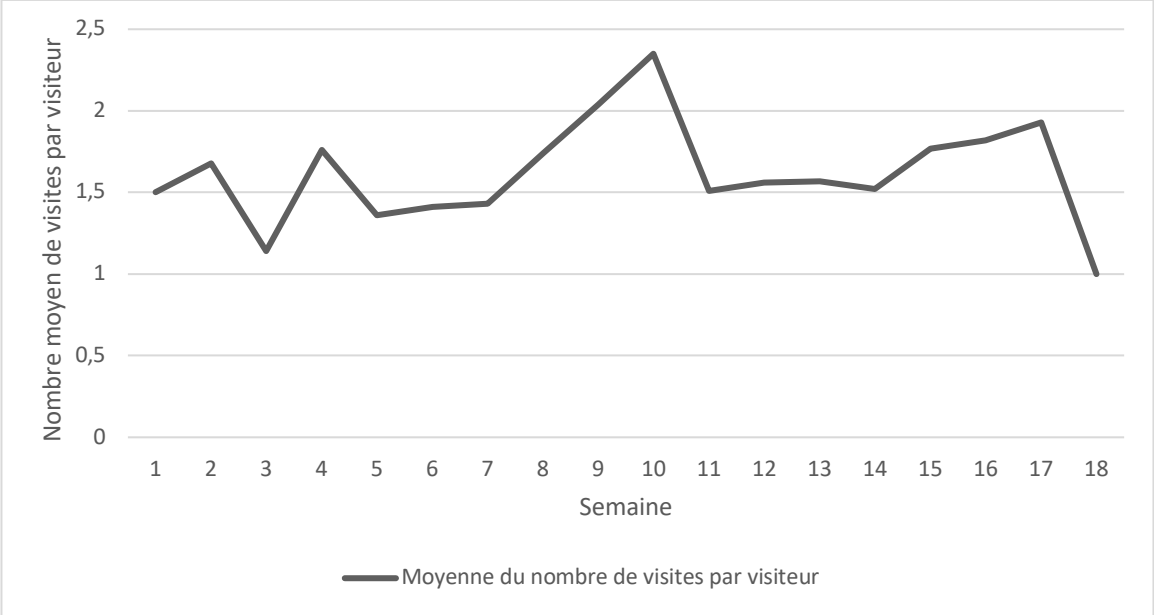


Figure 13 Nombre moyen de visites par visiteur par semaine



5.2.2. Fréquence d'utilisation

Nous avons défini la fréquence d'utilisation comme le nombre de visites à la page *Ma réussite* durant la session d'automne 2019. La moyenne pour l'ensemble de l'université est de 3 par étudiant, en supposant que les étudiants suivent 4 cours, et elle est de 5 pour notre échantillon. En ce qui concerne notre échantillon, la plupart des répondants du sondage étaient familiers avec l'outil *Ma réussite* puisque seulement 26,5 % des répondants affirment que la première

fois qu'ils ont eu accès à cet outil était la session d'automne 2019. Cette donnée est cohérente avec le fait que 27,2 % des répondants étaient en première session. En ce qui concerne la fréquence d'utilisation déclarée, 33 répondants (10,7 %) affirment ne jamais avoir consulté la page de l'outil durant la session, alors que 135 personnes affirment (43,7 %) l'avoir consulté une à deux fois durant toute la session. Les autres répondants se sont catégorisés ainsi : 83 répondants (26,9 %) affirment l'avoir consulté environ une fois par mois, 49 personnes (15,9 %) affirment l'avoir consulté environ une fois par semaine et 9 personnes (2,9 %) affirment l'avoir consulté environ une fois par jour. Les données concernant l'utilisation de l'outil ont été récoltées par questionnaire pour pallier au risque que le BSE ne soit pas en mesure de nous fournir les traces numériques d'utilisation. Ces données autodéclarées sont moins fiables puisqu'elles font appel à la mémoire des répondants. De plus, avec du recul, les choix de réponses de la question sont imprécis. Les choix de réponses auraient dû faire référence à un nombre total de visites durant la session plutôt qu'à un nombre de fois par session, par mois, par semaine ou par jour, puisque la fréquence d'utilisation peut varier selon le moment de la session. Les données autorapportées concernant l'utilisation ne sont donc pas utilisées pour mesurer la fréquence d'utilisation en raison de leur caractère imprécis.

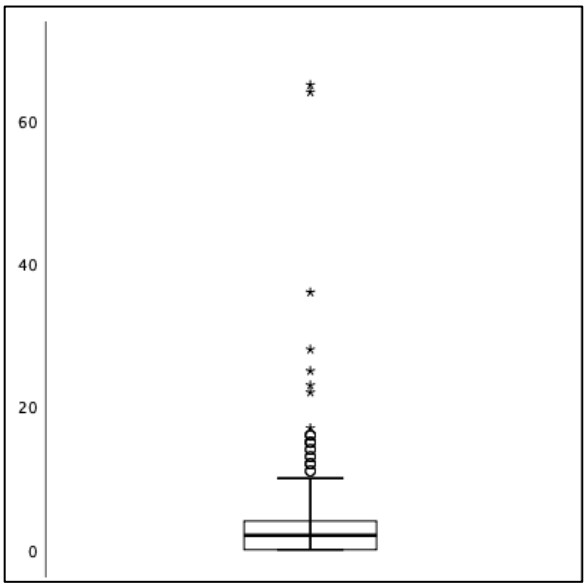
Heureusement, les traces numériques d'utilisation de l'outil des répondants du sondage ont pu être obtenues. Parmi les 309 répondants, 9 étudiants ont refusé de partager leurs traces numériques concernant l'utilisation de l'outil, ce qui fait passer l'échantillon pour ces analyses à 300 étudiants. Pour ces 300 répondants, nous obtenons un total de 1 131 visites pour 219 visiteurs distincts, ce qui signifie que 81 répondants n'ont jamais visité la page de l'outil durant la session. La moyenne du nombre de visites par étudiant pour le total de l'échantillon est de 3,77, alors qu'elle est de 5,16 si on fait le calcul uniquement sur le nombre d'étudiants ayant visité l'outil au moins une fois. Le tableau 21 présente les statistiques descriptives concernant le nombre de visites à *Ma réussite*.

Tableau 21 Statistiques concernant le nombre de visites à Ma réussite dans l'échantillon

	Tous les participants (n = 300)	Visiteurs seulement (n = 219)
Moyenne	3,77	5,16
Écart-type	6,91	7,63
Médiane	2,00	3,00
Asymétrie (Skewness)	5,46	5,06
Aplatissement (Kurtosis)	40,92	33,76

On constate donc que la distribution des données du nombre de visites à *Ma réussite* ne suit pas une courbe normale, puisque les coefficients d'asymétrie et d'aplatissement sont supérieurs à 1,96. La figure 14 illustre la non-normalité dans la distribution des variables sous forme de boîte à moustache. On peut constater que la plupart des données sont concentrées autour de zéro à deux visites, et que nous sommes en présence de huit valeurs extrêmes.

Figure 14 Boîte à moustache du nombre de visites à Ma réussite (n = 300)



La figure 15 indique que 81 étudiants n'ont jamais visité la page de l'outil *Ma réussite* durant la session selon les traces numériques obtenues du BSE. Les données autodéclarées indiquent pourtant que 33 répondants affirment ne jamais avoir consulté la page de l'outil durant la session. Cet écart est important et pourrait être dû au fait que des étudiants pensent avoir visité la page de l'outil dans le cours visé par l'étude alors qu'il l'aurait plutôt visitée dans

un autre cours. Selon les traces numériques, un nombre important de 107 étudiants n'ont visité la page qu'une ou deux fois durant la session. Ce nombre passe à 135 personnes selon les données autodéclarées. Il est donc possible de constater que les répondants ont tendance à surestimer leur utilisation de l'outil dans leurs réponses au questionnaire. La figure 15 indique que le nombre de visites à la page de l'outil *Ma réussite* durant la session d'automne 2019 varie entre 0 et 65. On peut constater que deux participants ont une valeur très extrême en ce qui concerne le nombre de visites, soit 64 et 65 visites. Ces deux participants ont visité l'outil 37 et 41 jours différents, ce qui est également extrême comparativement aux autres participants, comme démontré par la figure 16.

Figure 15 Nombre de visites à la page Ma réussite (n = 300)

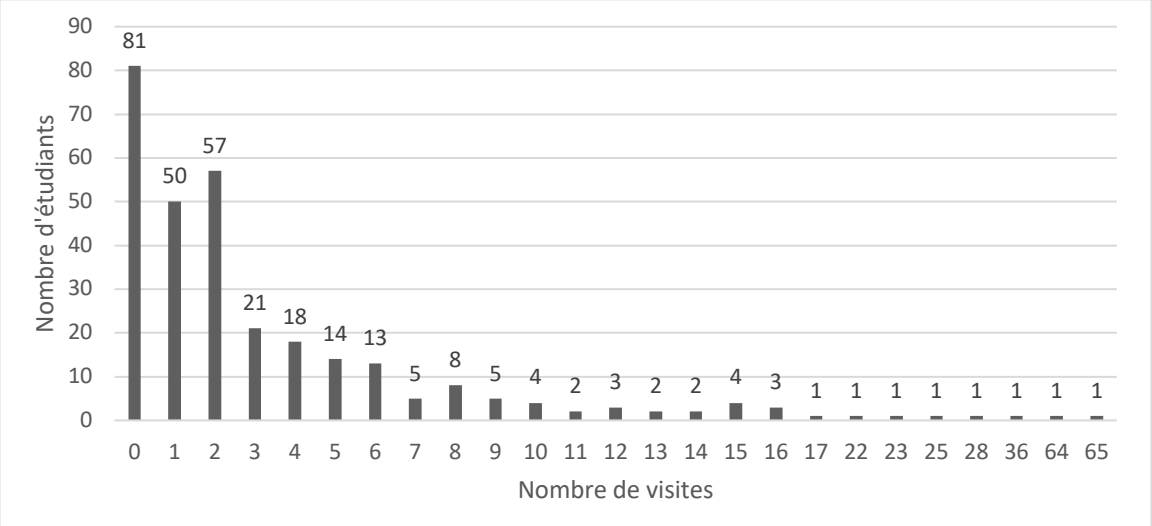
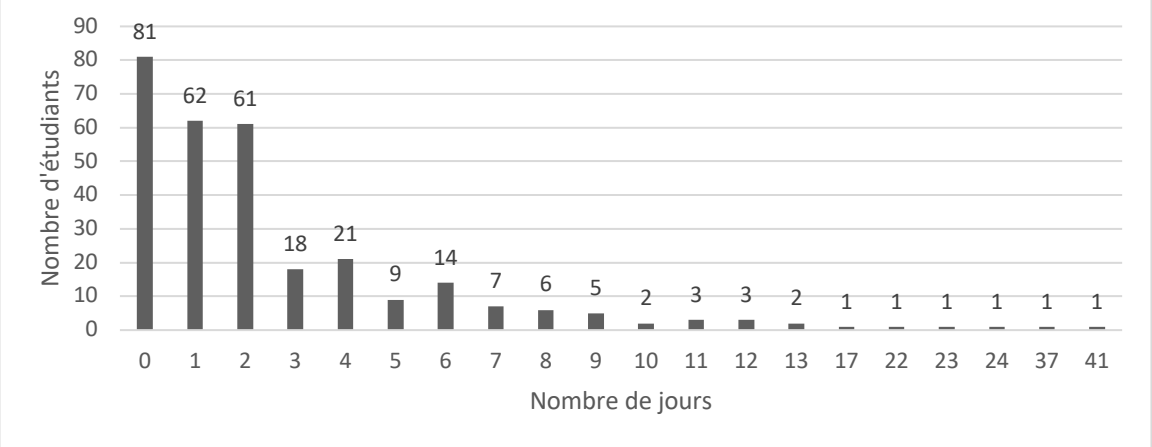


Figure 16 Nombre de jours ayant au moins eu une visite (n = 300)



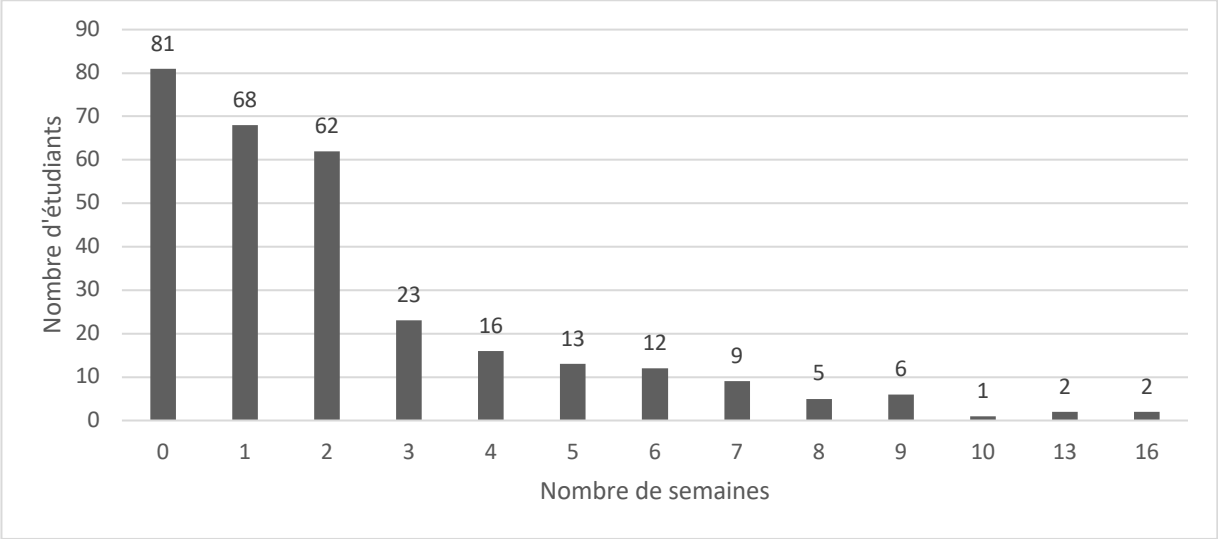
Le nombre de semaines pour lesquelles il y a eu une visite sur la page de l'outil a également été analysé. La moyenne pour l'ensemble de l'échantillon est de 2,29 semaines, alors qu'elle est de 3,14 si on regarde seulement du côté des visiteurs. Le tableau 22 présente les statistiques descriptives concernant le nombre de semaines ayant eu au moins une visite à *Ma réussite*.

Tableau 22 Statistiques pour le nombre de semaines ayant eu au moins une visite (n = 219)

Moyenne	3,14
Écart-type	2,69
Médiane	2,00
Asymétrie (Skewness)	2,00
Aplatissement (Kurtosis)	5,05

Comme on peut le voir à la figure 17, la majorité des participants qui ont utilisé *Ma réussite* ont visité l'outil durant une semaine (68 participants soit 31 % des utilisateurs) ou deux semaines (62 participants soit 28 % des utilisateurs).

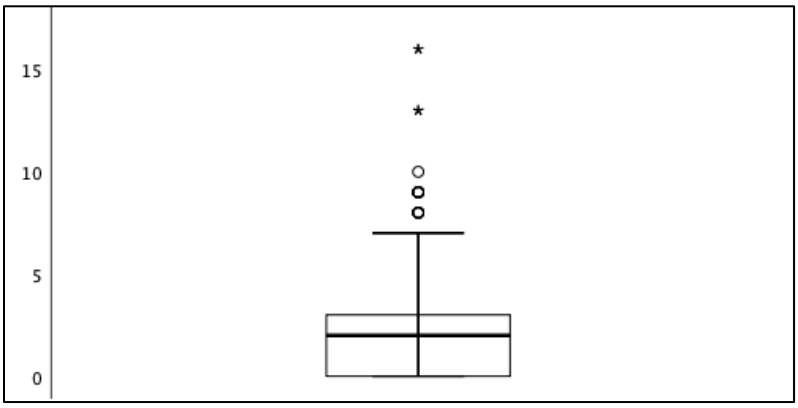
Figure 17 Nombre de semaines ayant au moins eu une visite (n = 300)



La transformation des données du nombre de visites en nombre de semaines ayant au moins une visite a permis de réduire les données extrêmes de huit à deux (figure 18). Puisque les participants ayant des données extrêmes au niveau du nombre de visites et du nombre de

jours ayant eu au moins une visite peuvent fausser les analyses statistiques, la variable de la fréquence d'utilisation sera mesurée dans notre modèle de recherche par le nombre de semaines où l'outil a été visité. Nous jugeons que le fait de visiter l'outil plusieurs fois par semaine et ensuite pas du tout reflète moins bien l'utilisation que le nombre de semaines pendant lesquelles l'outil a été visité.

Figure 18 Boîte à moustache du nombre semaines ayant au moins une visite (n = 300)



À partir de ces données, cinq catégories ont été créées afin de classer les étudiants selon l'intensité de l'utilisation de *Ma réussite.* Pour ce faire, nous avons utilisé les quartiles dégagés dans la boîte à moustache présentée à la figure 18. Le premier quartile correspondant à zéro semaine constitue la première catégorie, soit aucune utilisation. Puisque le deuxième quartile se situe à deux semaines, la deuxième catégorie catégorisant une faible utilisation comprend une à deux semaines ayant au moins une visite. Ensuite, la catégorie d'utilisation modérée se compose de trois à six visites, soit le troisième quartile qui se situe à trois semaines, jusqu'au maximum sans les données aberrantes qui est de 6. La catégorie d'utilisation élevée se compose des données aberrantes, soit de six à dix semaines, et la catégorie d'utilisation intense se compose des données extrêmes soit plus de 10 semaines ayant au moins une visite. Tel que présenté au tableau 23, 27 % des répondants n'ont jamais accédé à la page de *Ma réussite* durant la session d'automne 2019, et que 43,3 % en font une faible utilisation (1 à 2 semaines), 21,3 % une utilisation modérée (3 à 6 semaines), 7,0 % une utilisation élevée (7 à 10 semaines) et 1,3 % une utilisation intense (plus de 10 semaines).

Tableau 23 Intensité d'utilisation de Ma réussite durant la session d'automne 2019 (n = 300)

Intensité d'utilisation	Nombre d'étudiants	Pourcentage
Aucune utilisation (0 visite)	81	27,0 %
Utilisation faible (1 à 2 semaines)	130	43,3 %
Utilisation modérée (3 à 6 semaines)	64	21,3 %
Utilisation élevée (7 à 10 semaines)	21	7,0 %
Utilisation intense (plus de 10 semaines)	4	1,3 %

En ce qui concerne les ressources d'aide présentées dans l'outil *Ma réussite*, seulement 27 étudiants (8,7 %) affirment en avoir déjà utilisé au moins une. Le tableau 24 présente les différentes ressources d'aide utilisées par les étudiants telles que déclarées dans le sondage. Les outils d'autoévaluation, l'information présentée sur le site du Centre d'aide aux étudiants (CAE) de même que les formations en ligne qui y sont offertes sont les ressources d'aide les plus utilisées par ces étudiants, mais il demeure qu'elles ont été peu utilisées par notre échantillon. Les traces fournies par le BSE indiquent pour leur part que 25 étudiants ont complété un outil d'autoévaluation et que 30 ont cliqué sur les ressources du CAE.

Tableau 24 Ressources d'aide utilisées déclarées par les étudiants (n = 27)

Ressources	Nombre	Pourcentage
Outils d'autoévaluation	19	70,3 %
Lecture d'information sur le site du CAE	13	48,1 %
Formations en ligne du CAE	11	40,7 %
Ateliers ou conférences du CAE	6	22,2 %
Consultation individuelle avec le CAE	5	18,5 %

5.2.3. Différences dans l'utilisation selon les variables sociodémographiques

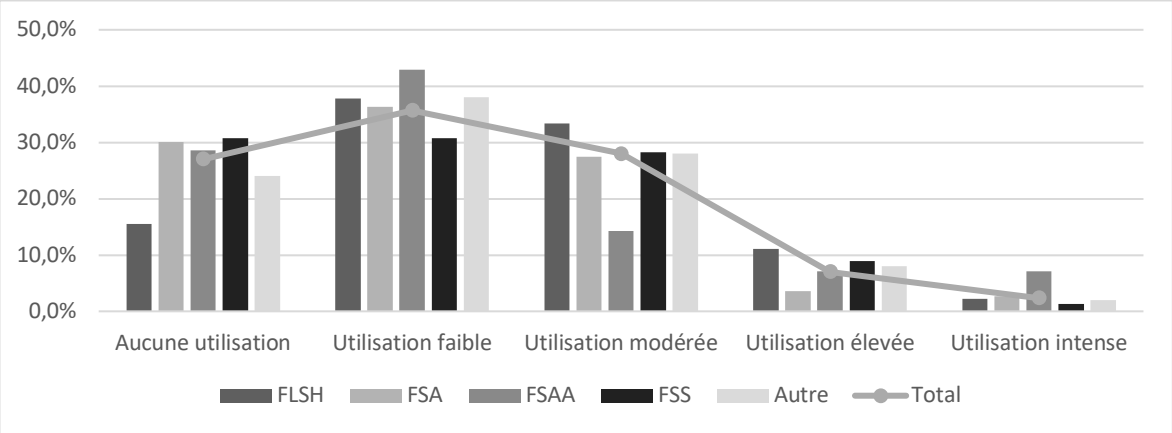
Nous avons ensuite tenté de déterminer si l'intensité d'utilisation diffère selon certains groupes d'utilisateurs. Pour ce faire, nous avons décrit les caractéristiques sociodémographiques selon les catégories d'intensité d'utilisation, dont le sommaire est présenté au tableau 25. On y retrouve le nombre de participants dans chaque catégorie, de même que la répartition en pourcentage de chaque catégorie d'intensité d'utilisation selon les groupes sociodémographiques.

Tableau 25 Intensité d'utilisation selon les variables sociodémographiques (n = 300)

Caractéristiques sociodémographiques		Aucune utilisation		Utilisation faible		Utilisation modérée		Utilisation élevée		Utilisation intense	
Faculté	FLSH	7	15,6 %	17	37,8 %	15	33,3 %	5	11,1 %	1	2,2 %
	FSA	34	30,1 %	41	36,3 %	31	27,4 %	4	3,5 %	3	2,7 %
	FSAA	4	28,6 %	6	42,9 %	2	14,3 %	1	7,1 %	1	7,1 %
	FSS	24	30,8 %	24	30,8 %	22	28,2 %	7	9,0 %	1	1,3 %
	Autre	12	24,0 %	19	38,0 %	14	28,0 %	4	8,0 %	1	2,0 %
Régime d'études	Partiel	15	20,0 %	31	41,3 %	17	22,7 %	9	12,0 %	3	4,0 %
	Complet	66	29,3 %	76	33,8 %	67	29,8 %	12	5,3 %	4	1,8 %
Programme à distance	Oui	19	22,9 %	32	38,6 %	21	25,3 %	7	8,4 %	4	4,8 %
	Non	62	28,6 %	75	34,6 %	63	29,0 %	14	6,5 %	3	1,4 %
Nombre de sessions complétées	0	12	14,8 %	32	39,5 %	27	33,3 %	7	8,6 %	3	3,7 %
	1 ou 2	20	27,4 %	28	38,4 %	19	26,0 %	3	4,1 %	3	4,1 %
	3 ou 4	23	29,1 %	26	32,9 %	23	29,1 %	7	8,9 %	0	0,0 %
	5 ou 6	15	42,9 %	12	34,3 %	4	11,4 %	3	8,6 %	1	2,9 %
	7 et plus	11	34,4 %	9	28,1 %	11	34,4 %	1	3,1 %	0	0,0 %
Nombre de cours en ligne suivis	1	5	21,7 %	6	26,1 %	8	34,8 %	2	8,7 %	2	8,7 %
	2	8	20,0 %	12	30,0 %	12	30,0 %	7	17,5 %	1	2,5 %
	3 à 5	20	21,3 %	40	42,6 %	28	29,8 %	3	3,2 %	3	3,2 %
	6 à 9	21	26,6 %	27	34,2 %	26	32,9 %	4	5,1 %	1	1,3 %
	10 et plus	27	42,2 %	22	34,4 %	10	15,6 %	5	7,8 %	0	0,0 %
Âge	20 et -	12	19,4 %	19	30,6 %	24	38,7 %	5	8,1 %	2	3,2 %
	21 à 25	55	33,1 %	58	34,9 %	44	26,5 %	7	4,2 %	2	1,2 %
	26 à 30	5	20,8 %	13	54,2 %	3	12,5 %	3	12,5 %	0	0,0 %
	31 à 35	6	37,5 %	7	43,8 %	3	18,8 %	0	0,0 %	0	0,0 %
	36 à 40	2	13,3 %	3	20,0 %	7	46,7 %	2	13,3 %	1	6,7 %
	41 et +	1	5,9 %	7	41,2 %	3	17,6 %	4	23,5 %	2	11,8 %
Genre	Féminin	66	28,8 %	80	34,9 %	62	27,1 %	16	7,0 %	5	2,2 %
	Masculin	15	21,1 %	27	38,0 %	22	31,0 %	5	7,0 %	2	2,8 %
Première utilisation	Oui	14	17,7 %	26	32,9 %	28	35,4 %	7	8,9 %	4	5,1 %
	Non	67	30,3 %	81	36,7 %	56	25,3 %	14	6,3 %	3	1,4 %

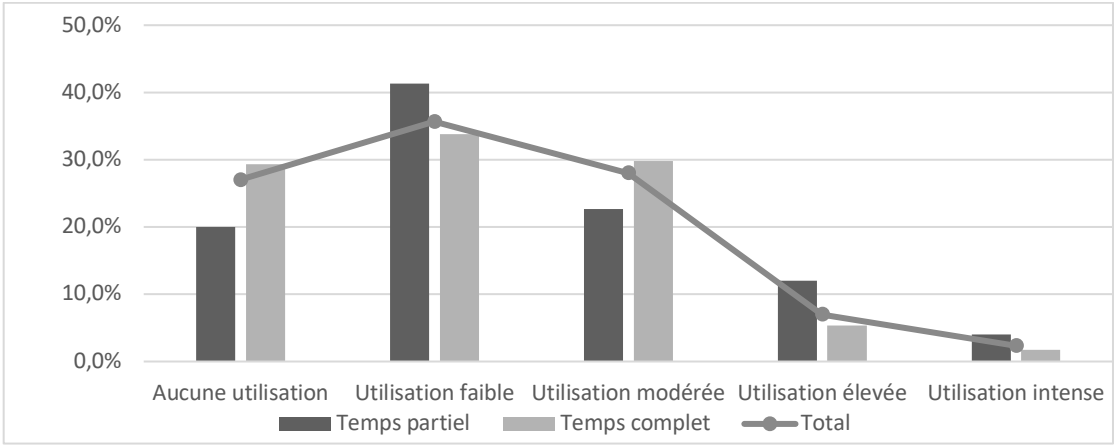
En ce qui concerne la faculté d'appartenance, la figure 19 montre que la FLSH a un pourcentage moins élevé d'étudiants qui n'ont jamais utilisé l'outil soit 15,6 % comparativement à 27,0 % pour l'ensemble de l'échantillon. La FSAA a également un pourcentage moins élevé d'utilisation modérée (14,3 %) en contrepartie d'un pourcentage plus élevé d'utilisation faible (42,9 %). Ces différences ne sont toutefois pas significatives (voir le tableau 26).

Figure 19 Intensité d'utilisation selon la faculté (n = 300)



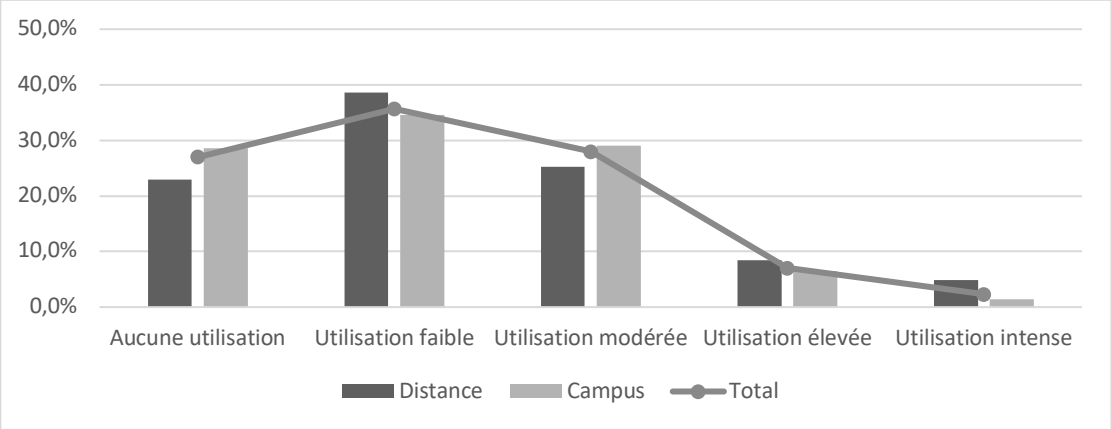
La figure 20 montre qu'il y a un peu moins d'étudiants à temps partiel qui n'ont jamais utilisé *Ma réussite* durant la session (20,0 %) comparativement aux étudiants à temps complet (29,3 %). Cependant, ces derniers sont plus nombreux à en faire une utilisation faible et moins nombreux à en faire une utilisation modérée.

Figure 20 Intensité d'utilisation selon le régime d'études (n = 300)



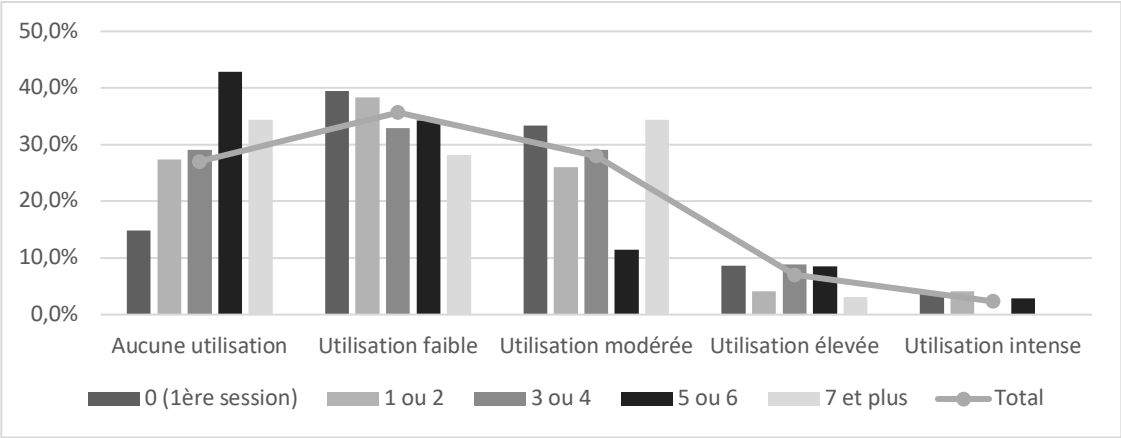
La figure 21 ne montre pas pour sa part de grandes différences dans l'intensité d'utilisation entre les étudiants inscrits dans des programmes entièrement à distance et ceux inscrits à des programmes sur campus.

Figure 21 Intensité d'utilisation selon la modalité du programme (n = 300)



On peut toutefois constater que l'expérience à l'université semble influencer l'utilisation de *Ma réussite*. Selon la figure 22, les étudiants primo-entrants sont moins nombreux à n'avoir jamais visité *Ma réussite* durant la session (14,8 % comparativement à 27,0 % pour l'ensemble de l'échantillon), alors que ceux qui ont plus de 5 sessions de complétées sont plus nombreux.

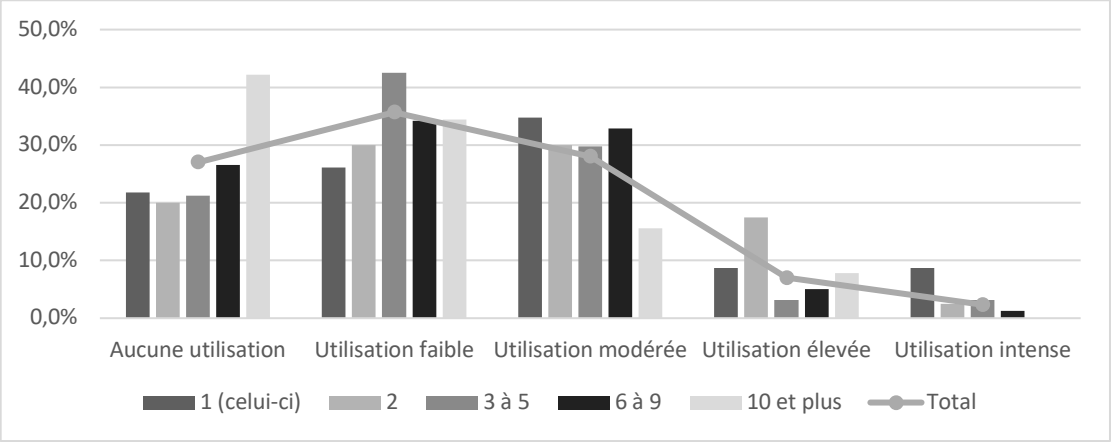
Figure 22 Intensité d'utilisation selon le nombre de sessions complétées (n = 300)



L'expérience en formation en ligne semble également jouer un rôle, puisque les étudiants qui ont beaucoup d'expérience en formation en ligne (10 cours et plus) sont beaucoup plus

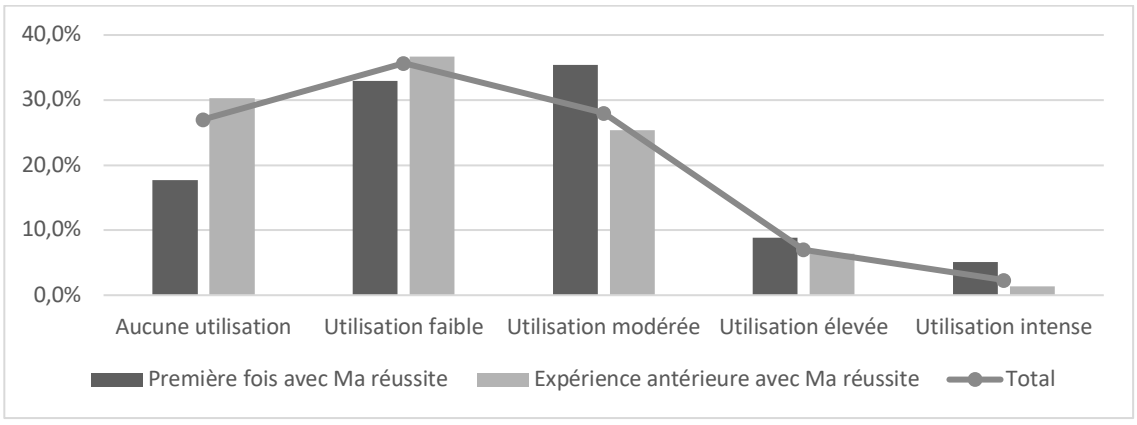
nombreux à ne pas utiliser *Ma réussite* (42,2 % comparativement à 27,0 % pour l'ensemble de l'échantillon), comme présenté à la figure 23.

Figure 23 Intensité d'utilisation selon le nombre de cours en ligne déjà suivis (n = 300)



Il en va de même avec l'expérience antérieure avec *Ma réussite*, puisque les étudiants qui sont en contact avec l'outil pour la première fois sont moins nombreux à ne pas l'utiliser (17,7 % comparativement à 27,0 % pour l'ensemble de l'échantillon), comme présenté à la figure 24.

Figure 24 Intensité d'utilisation selon l'expérience antérieure avec Ma réussite (n = 300)



En ce qui concerne le genre, il ne semble pas y avoir de différence importante dans l'intensité d'utilisation, sauf en ce qui concerne la non-utilisation puisque les répondants de genre

féminin sont plus nombreux à ne pas avoir visité *Ma réussite* durant la session (28,8 % comparativement à 21,1 % pour ceux de genre masculin), tel que présenté à la figure 25. La figure 26 indique quant à elle l'intensité d'utilisation selon l'âge, où l'on peut remarquer des différences entre chacune des catégories.

Figure 25 Intensité d'utilisation selon le genre (n = 300)

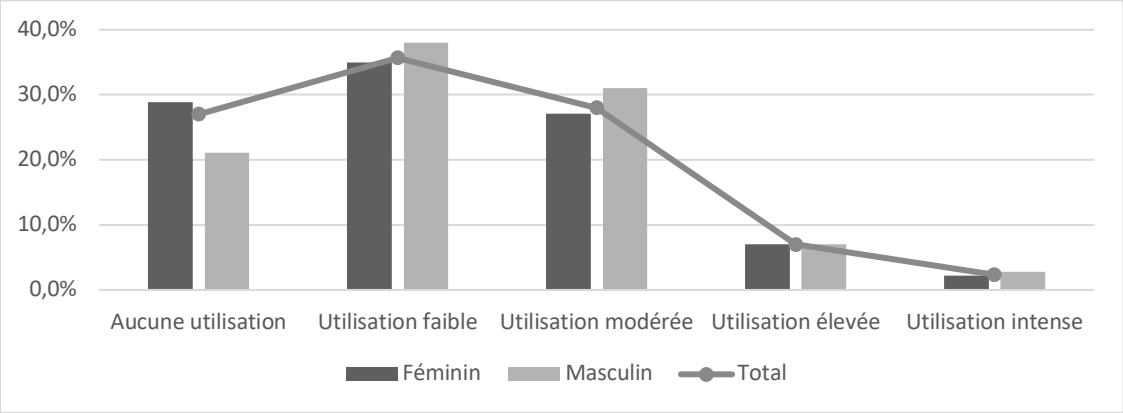
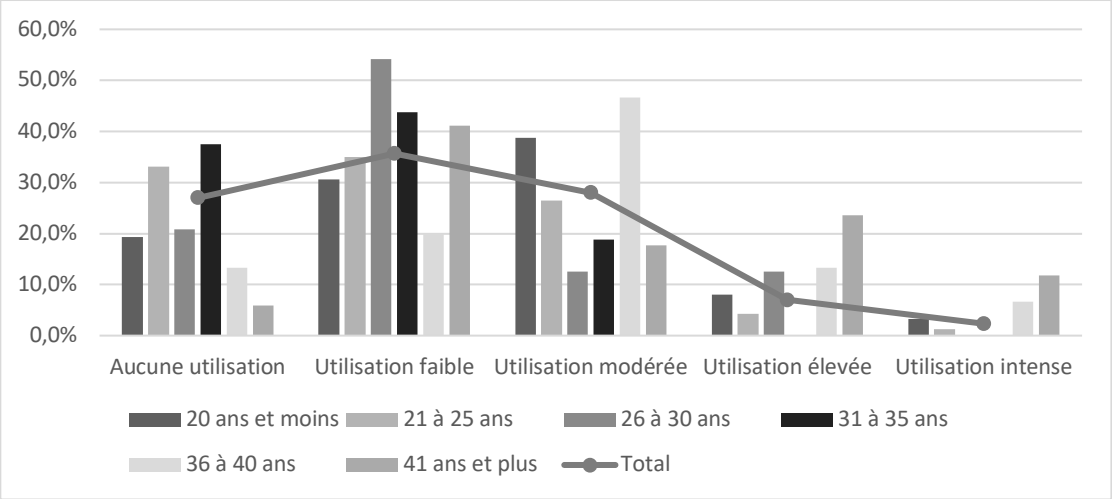


Figure 26 Intensité d'utilisation selon l'âge (n = 300)



Toutes ces constatations étant basées sur une analyse visuelle des graphiques de distribution, nous devons vérifier si ces différences entre les groupes de variables sociodémographiques sont statistiquement significatives. Pour ce faire, nous avons croisé les différentes données sociodémographiques collectées avec la fréquence d'utilisation catégorisée selon l'intensité. Puisqu'il s'agit de variables nominales, la relation entre ces variables a été analysée avec un

test de Khi-deux, dont les résultats sont présentés au tableau 26. L'analyse des données indique que les variables suivantes ont une influence significative sur la fréquence d'utilisation : l'âge ($\chi^2 = 41,79$, ddl = 20, p = 0,003), le fait d'être exposé pour la première fois à l'outil ($\chi^2 = 9,73$, ddl = 4, p = 0,045) et le nombre de cours en ligne déjà suivis ($\chi^2 = 29,58$, ddl = 16, p = 0,02).

Tableau 26 Relations entre l'intensité d'utilisation et les variables sociodémographiques (n = 300)

Caractéristiques sociodémographiques	Khi-deux	Valeur de p
Faculté	10,72	0,821
Régime d'études	8,49	0,075
Programme à distance	4,66	0,324
Nombre de sessions complétées	31,47	0,285
Nombre de cours en ligne suivis	29,58	0,020
Âge	41,79	0,003
Genre	1,72	0,786
Première utilisation	9,73	0,045

Nous avons également comparé les moyennes du nombre de visites entre les groupes de variables sociodémographiques. Puisque la distribution du nombre de visites ne suit pas une courbe normale, nous avons utilisé le test de Mann-Whitney (qui donne une valeur de U) pour les variables sociodémographiques dichotomiques et le test de Kruskal Wallis (qui donne une valeur de H) pour les variables sociodémographiques à plus de deux catégories. Les résultats présentés au tableau 27 démontrent que les variables suivantes ont une influence significative sur le nombre de visites : l'âge, le nombre de sessions complétées et le nombre de cours en ligne déjà suivis, et le fait d'être exposé pour la première fois à l'outil. Il s'agit donc des mêmes variables que lors des analyses du test du Khi-deux, à l'exception du nombre de sessions complétées qui s'ajoute lorsque l'on compare les moyennes du nombre de visites. En effet, il semble que plus l'étudiant a complété de sessions, plus le nombre moyen de visites diminue. Il en va de même pour le nombre de cours en ligne déjà suivis, puisque le nombre de visites est plus élevé pour les étudiants qui en sont à leur premier ou deuxième cours en ligne, avec des moyennes respectivement de 7,52 et 6,30 comparativement à une moyenne de visites de 3,77 pour l'ensemble de l'échantillon. Le test de Kruskal-Wallis permet seulement de déterminer qu'au moins un groupe est différent d'un autre, mais ce test ne permet pas de déterminer lesquels. Nous avons donc effectué des tests post-hoc, qui indiquent

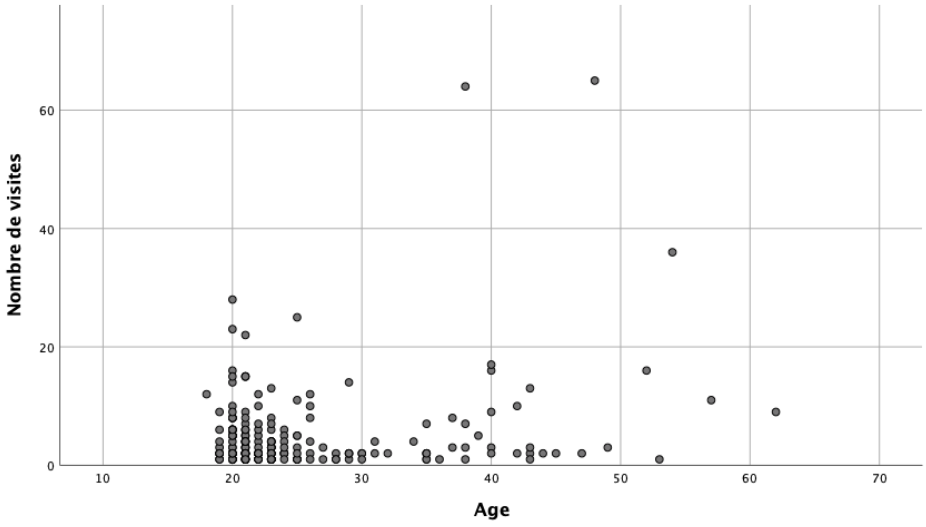
des différences significatives dans la distribution du nombre de visites entre les étudiants qui sont en première session, et ceux qui sont en deuxième session (U = 33,62, p = 0,02), en quatrième session (U = 34,00, p = 0,03), en cinquième session (U = 66,12, p = 0,001) et en septième session (U = 36,27, p = 0,04). Il n'y a pas de différences entre les autres groupes en ce qui concerne le nombre de sessions complétées. Du côté du nombre de cours en ligne suivis, les tests post-hoc indiquent des différences significatives entre les étudiants qui ont suivi dix cours et plus et tous les autres groupes : un cours (U = 58,16, p = 0,005), deux cours (U = 58,41, p = 0,001), trois à cinq cours (U = 34,66, p = 0,012) et six à neuf cours (U= 31,75, p = 0,027). Il n'y a pas de différences significatives entre tous les autres groupes en ce qui concerne le nombre de cours en ligne déjà suivis.

Tableau 27 Nombre de visites moyen selon les variables sociodémographiques (n = 300)

Caractéristiques sociodémographiques		Nombre d'étudiants	Nb moyen de visites	Valeur de U ou de H	Valeur de p
Régime d'études	Temps partiel Temps complet	75 225	5,39 3,23	U = 7614,5	0,199
Programme à distance	Oui Non	83 217	5,29 3,19	U = 8391,5	0,353
Genre	Féminin Masculin	229 71	3,70 3,99	U = 7289,0	0,181
Première utilisation	Oui Non	79 221	5,81 3,04	U = 6402,5	< 0,001
Faculté	FLSH FSA FSAA FSS Autre	45 113 14 78 50	4,51 3,80 3,86 3,45 3,52	H = 5,39	0,250
Nombre de sessions complétées	0 (1ère session) 1 ou 2 3 ou 4 5 ou 6 7 et plus	81 73 79 35 32	4,79 4,52 3,04 2,71 2,44	H = 14,99	0,036
Nombre de cours en ligne suivis	1 (celui-ci) 2 3 à 5 6 à 9 10 et plus	23 40 94 79 64	7,52 6,30 3,47 3,08 2,14	H = 15,07	0,005
Âge	20 ans et moins 21 à 25 ans 26 à 30 ans 31 à 35 ans 36 à 40 ans 41 ans et plus	62 166 24 16 15 17	4,63 2,58 2,96 1,69 9,27 10,47	H = 23,50	< 0,001

Les étudiants qui sont exposés pour la première fois à l'outil ont effectué en moyenne 5,81 visites comparativement à 3,04 visites pour ceux y ayant déjà eu accès. La différence entre ces deux groupes est aussi significative (U = 6402,5, p < 0,001). L'âge est également un facteur déterminant (H = 23,50, ddl = 5, p < 0,001), puisque l'on observe une moyenne de nombre de visites plus élevée que la moyenne de l'échantillon pour la catégorie des 20 ans et moins ($\bar{x}$ = 4,63) ainsi que pour les catégories des 36 à 40 ans ($\bar{x}$ = 9,27) et des 41 ans et plus ($\bar{x}$ = 10,47). Puisque nous disposons de données quantitatives concernant l'âge (nous avons demandé au participant d'inscrire leur âge réel et non de se déclarer dans une catégorie), nous avons effectué une régression linéaire simple pour déterminer de quelle façon l'âge influence le nombre de visites sur la page de *Ma réussite*. Ainsi, l'âge est la variable indépendante et le nombre de visites la variable dépendante. Cette analyse indique que l'âge est une variable qui prédit significativement le nombre de visites : F (1) = 20,300, β = 0,253, p < 001, R^2 = 0,064. Cependant, l'âge ne permet d'expliquer que 6 % de la variance du nombre de visites, puisque comme l'illustre la figure 27, les données concernant l'utilisation sont très dispersées.

Figure 27 Diagramme de dispersion du nombre de visites selon l'âge (n = 300)



5.2.4. Liens entre l'utilisation et la note finale au cours

Nous avons également effectué une analyse de corrélation de Spearman pour déterminer s'il existe des liens entre l'utilisation de *Ma réussite* et les pastilles affichées ainsi que la note

finale au cours (tableau 28). Cette analyse montre qu'il n'y a pas de relation significative entre l'utilisation de *Ma réussite* et la note finale au cours (ρ = -0,08, p = 0,17). Nous avons également vérifié s'il existait une différence significative entre les notes finales au cours et le fait d'avoir visité *Ma réussite* au moins une fois durant la session. Puisque les notes finales sont distribuées normalement, nous avons utilisé le test t de Student pour comparer les moyennes des notes entre les étudiants qui ont visité *Ma réussite* et ceux qui ne l'ont pas visité. La note moyenne pour les étudiants ayant visité *Ma réussite* est de 3,05 alors qu'elle est de 3,12 pour ceux qui ne l'ont pas visité. La différence entre ces deux groupes n'est pas significative (t = 0,60, ddl = 285, p = 0,55).

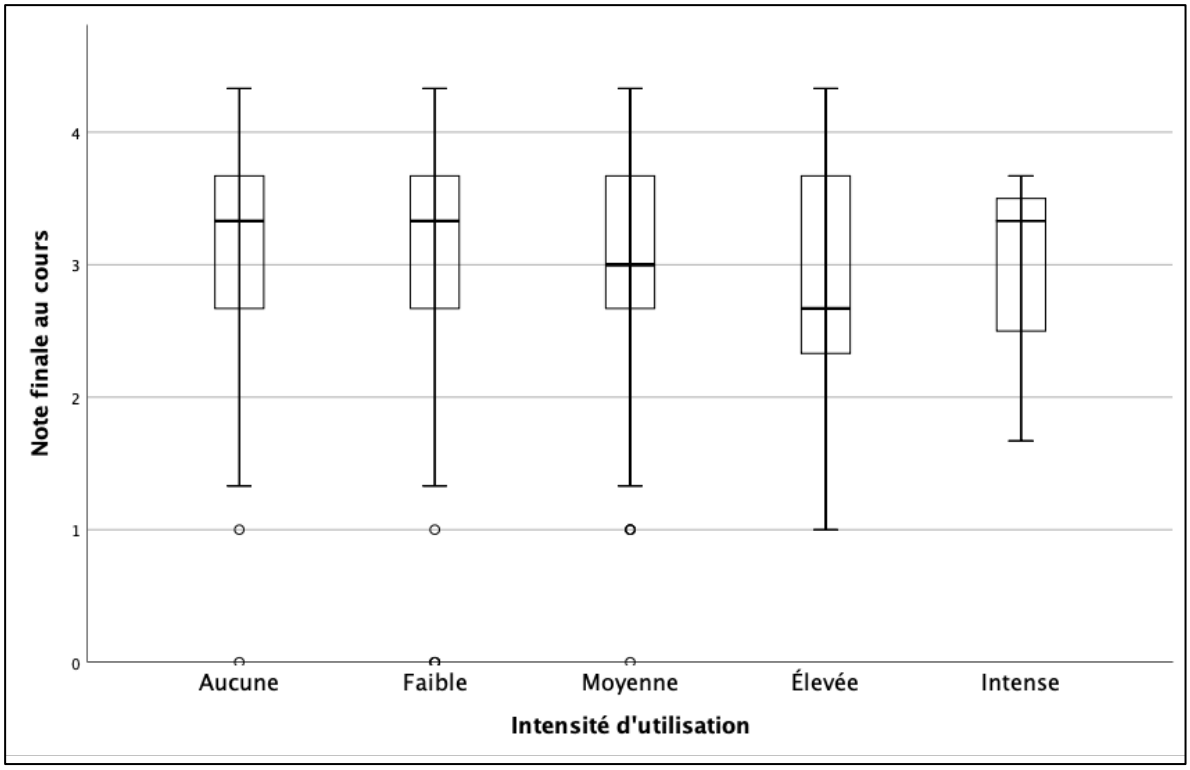
Tableau 28 Matrice de corrélation entre l'utilisation et des éléments du dossier académique

Variables	1	2	3	4	5	6	7
1- Nombre de visites							
2- Nombre de semaines ayant au moins une visite	0,97**						
3- Nombre de pastilles rouges	0,03	0,02					
4- Nombre de pastilles jaunes	0,09	0,09	0,19**				
5- Nombre de clics sur les courriels de contact	0,17**	0,16**	-0,09	-0,00			
6- Nombre de clics sur les ressources du CAE	0,23**	0,21**	0,09	0,062	0,23**		
7- Nombre de minitests complétés	0,32**	0,31**	-0,06	0,08	0,15**	0,17**	
8- Note finale au cours	-0,08	-0,10	-0,33**	-0,47**	0,07	-0,04	-0,14*

* p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001

Nous avons également comparé les moyennes entre les catégories de participants selon leur intensité d'utilisation avec une ANOVA. La différence entre les cinq groupes (figure 28) n'est cependant pas significative (F = 0,94, ddl = 286, p = 0,44).

Figure 28 Note finale au cours selon l'intensité d'utilisation (n = 289)



Les résultats indiquent également qu'il n'y a pas de relation significative entre le nombre de pastilles jaunes ou rouges affichées à l'étudiant et le nombre de visites à la page de *Ma réussite* ($\rho = 0{,}09$, $p = 0{,}14$, et $\rho = 0{,}03$, $p = 0{,}64$). On dénote une corrélation moyenne entre le nombre de pastilles rouges et la note finale au cours ($\rho = -0{,}33$, $p < 0{,}001$, ainsi qu'entre le nombre de pastilles jaunes et la note finale au cours ($\rho = -0{,}47$, $p < 0{,}001$). En effet, les étudiants ayant eu au moins une pastille jaune durant la session ont une moyenne de note finale au cours de 2,65 comparativement à 3,38 pour ceux qui n'en ont pas eu. La différence entre ces deux groupes est significative ($t = 7{,}57$, ddl = 286, $p < 0{,}001$). Il en va de même pour les étudiants ayant eu au moins une pastille rouge, puisque leur moyenne est de 2,51 comparativement à 3,29 pour ceux qui n'en ont pas eu ($t = 7{,}21$, ddl = 286, $p < 0{,}001$). On peut également remarquer au tableau 28 des corrélations significatives entre le nombre de visites et l'utilisation des différentes ressources d'aide : nombre de clics sur les courriels de contact ($\rho = 0{,}17$, $p = 0{,}004$), nombre de clics sur les ressources du CAE ($\rho = 0{,}23$, $p < 0{,}001$), et nombre de minitests complétés ($\rho = 0{,}32$, $p < 0{,}001$). Ces corrélations sont toutefois faibles.

5.3. Perceptions des étudiants concernant l'outil Ma réussite

Le sondage visait principalement à documenter les perceptions de l'outil *Ma réussite* comme soutien à l'autorégulation des étudiants, ainsi que leurs perceptions sur son utilité et sa facilité d'utilisation. Les tableaux qui suivent aux prochaines sections présentent les résultats de ce sondage. Dans ces tableaux, les codes 1 à 7 représentent le niveau d'accord du participant avec l'énoncé selon l'échelle de Likert suivante : 1 = Pas du tout d'accord, 2 = Pas d'accord, 3 = Légèrement pas d'accord, 4 = Ni d'accord, ni pas d'accord, 5 = Légèrement d'accord, 6 = D'accord, 7 = Tout à fait d'accord. Le tableau 29 présente les moyennes et écarts-types de chacune des échelles selon les résultats du sondage. Les prochaines sections présentent les détails des résultats pour chacun des items des échelles, ainsi que les commentaires recueillis lors de l'analyse de contenu.

Tableau 29 Moyennes et écarts-types des échelles (n = 309)

Construit	Moyenne	Écart-type
Établissement des buts et stratégies	4,18	1,50
Monitorage	5,16	1,28
Demande d'aide	4,66	1,30
Régulation de l'effort	5,18	1,34
Autoévaluation	4,58	1,42
Adaptativité	4,45	1,46
Utilité des informations	4,87	1,25
Performance attendue	4,54	1,52
Effort attendu	5,85	1,25
Influence sociale	4,03	1,29
Conditions facilitatrices	5,36	1,19
Intention d'utilisation	5,22	1,64

5.3.1. Soutien à l'établissement des buts et stratégies

Le soutien à l'établissement des buts et stratégies est l'échelle qui obtient le score moyen le moins élevé avec une moyenne de 4,18. Le tableau 30 présente les fréquences et les pourcentages correspondants quant aux perceptions des étudiants en lien avec le soutien que procure *Ma réussite* à l'établissement des buts et objectifs. À la ligne Total, on peut constater que seulement 48,9 % des étudiants sont d'accord pour dire que *Ma réussite* leur est utile pour se fixer des buts et sélectionner des stratégies d'apprentissage (23,3 % légèrement d'accord, 20,6 % d'accord et 5,0 % tout à fait d'accord), et que 19,9 % des réponses sont neutres.

Tableau 30 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'établissement des buts et stratégies (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
BUTS1 Utiliser *Ma réussite* m'aide à établir ce que mes buts d'apprentissage devraient être	30 (9,7 %)	41 (13,3 %)	29 (9,4 %)	59 (19,1 %)	61 (19,7 %)	**77 (24,9 %)**	12 (3,9 %)	4,16
BUTS2 Utiliser *Ma réussite* m'aide à choisir les stratégies d'apprentissage qui me permettront de poursuivre mes buts	29 (9,4 %)	44 (14,2 %)	22 (7,1 %)	**67 (21,7 %)**	66 (21,4 %)	64 (20,7 %)	17 (5,5 %)	4,16
BUTS3 Utiliser *Ma réussite* m'incite à me fixer des buts d'apprentissage	28 (9,1 %)	33 (10,7 %)	31 (10,0 %)	58 (18,8 %)	**84 (27,2 %)**	56 (18,1 %)	19 (6,1 %)	4,23
BUTS4 Utiliser *Ma réussite* m'incite à sélectionner les stratégies d'apprentissage qui me permettront d'atteindre les buts que je me suis fixés	24 (7,8 %)	38 (12,3 %)	36 (11,7 %)	62 (20,1 %)	**77 (24,9 %)**	58 (18,8 %)	14 (4,5 %)	4,17
Total	111 (9,0 %)	156 (12,6 %)	118 (9,5 %)	246 (19,9 %)	**288 (23,3 %)**	255 (20,6 %)	62 (5,0 %)	4,18

Un seul participant a abordé ce thème dans ses commentaires. Il suggère que l'outil demande aux étudiants qui obtiennent des pastilles jaunes ou rouges de se fixer des objectifs et qu'il intègre des questionnaires d'autoévaluation face à ces objectifs :

> Quand j'avais écouté les formations en ligne, on disait de se fixer des objectifs, alors pourquoi ne pas amener les étudiants avec des pastilles jaunes et rouges à se cibler de petits objectifs ? Pour les aider à se mettre en action. J'ai moi-même accumulé 3 semaines de retard pendant la session, je dois absolument me reprendre et m'assurer de concentrer mon énergie au bon endroit. Un outil facilitant cette réflexion serait sûrement aidant pour d'autres étudiants.... (Participant 81)

5.3.2. Soutien au monitorage

Le soutien au monitorage est un des deux construits qui obtient un score moyen supérieur à 5. *Ma réussite* ayant été conçu notamment pour permettre aux étudiants de prendre

rapidement conscience de leur niveau de participation et de leurs résultats dans leurs cours, on peut conclure que cet objectif est atteint pour la plupart des étudiants avec un score moyen pour l'échelle de 5,16. Le tableau 31 présente les perceptions des étudiants en lien avec le soutien que procure *Ma réussite* au monitorage. On peut constater que la plupart des réponses pour les quatre items retenus pour l'échelle indiquent que 77,9 % des étudiants sont d'accord pour dire que *Ma réussite* leur est utile pour prendre conscience de leur progrès (18,19 % légèrement d'accord, 34,4 % d'accord et 21,0 % tout à fait d'accord).

Tableau 31 Perceptions des étudiants concernant le soutien au monitorage (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
MONIT1 En utilisant *Ma réussite* je me demande ou j'en suis dans mes progrès	21 (6,8 %)	24 (7,8 %)	15 (4,9 %)	38 (12,3 %)	65 (21,0 %)	**99 (32,0 %)**	47 (15,2 %)	4,90
MONIT2 En utilisant *Ma réussite* je me demande si je réussis bien	17 (5,5 %)	16 (5,2 %)	8 (2,6 %)	20 (6,5 %)	50 (16,2 %)	**114 (36,9 %)**	84 (27,2 %)	5,42
MONIT3 En utilisant *Ma réussite* je prends conscience de mon niveau d'activité dans le cours	10 (3,2 %)	9 (2,9 %)	4 (1,3 %)	15 (4,9 %)	31 (10,0 %)	**126 (40,8 %)**	114 (36,9 %)	5,85
MONIT4 Utiliser *Ma réussite* m'incite à m'arrêter à l'occasion pour me demander si je comprends bien	28 (9,1 %)	34 (11,0 %)	22 (7,1 %)	48 (15,5 %)	74 (23,9 %)	**75 (24,3 %)**	28 (9,1 %)	4,43
MONIT5 Utiliser *Ma réussite* m'incite à m'interroger sur mes progrès	21 (6,8 %)	17 (5,5 %)	6 (1,9 %)	23 (7,4 %)	72 (23,3 %)	**118 (38,2 %)**	52 (16,8 %)	5,17
Total	97 (6,3 %)	100 (6,5 %)	55 (3,6 %)	144 (9,3 %)	292 (18,9 %)	**532 (34,4 %)**	325 (21,0 %)	5,16

On dénombre 16 participants qui ont abordé ce thème dans leurs commentaires, ce qui en fait le thème le plus commenté parmi les thèmes liés au soutien à l'autorégulation. Ils

mentionnent que l'outil permet de faire le suivi de leur progression et de se situer par rapport à leur réussite dans le cours. Par exemple, un participant mentionne que :

> L'utilisation de *Ma réussite* m'est très utile pour comprendre si je réussis bien à mon goût ou pas et sur quels éléments travailler pour mieux réussir. (Participant 70)

5.3.3. Soutien à la demande d'aide

Le tableau 32 présente les perceptions des étudiants en lien avec le soutien que procure *Ma réussite* à la demande d'aide. La plupart des répondants sont d'accord pour dire que *Ma réussite* leur est utile dans le processus de demande d'aide (18,6 % légèrement d'accord, 24,9 % d'accord et 16,2 % tout à fait d'accord). On peut remarquer que les moyennes aux trois premiers items liés à la demande d'aide sont beaucoup plus élevées que les moyennes aux trois derniers items. Les trois premiers items réfèrent à la détermination du besoin d'aide. En effet, un taux élevé de 86,8 % des étudiants pensent qu'utiliser *Ma réussite* les aide à déterminer s'ils sont en difficulté dans le cours, et que 76,7 % sont d'avis qu'utiliser *Ma réussite* les aide à déterminer s'ils ont besoin d'obtenir de l'aide. Les trois derniers items réfèrent à l'action de demander de l'aide. Les réponses sont plus nuancées ici, avec une majorité d'étudiants étant neutres quant à savoir si *Ma réussite* les incite à demander de l'aide. Un seul participant a abordé ce thème dans ses commentaires :

> Je crois que cela fait en sorte que nous pouvons avoir un accès très transparent à notre réussite, et qu'en cas d'échec ou de difficulté, il est plus facile de repérer OÙ sont les difficultés grâce au très grand nombre d'indicateurs (cote projetée, nombre de questions sur le forum, documents ouverts, classe virtuelle, etc.) (Participant 252)

Tableau 32 Perceptions des étudiants concernant le soutien à la demande d'aide (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
AIDE1 Utiliser *Ma réussite* m'aide à déterminer si je suis en difficulté dans le cours	9 (2,9 %)	13 (4,2 %)	8 (2,6 %)	11 (3,6 %)	32 (10,4 %)	104 (33,7 %)	**132 (42,7 %)**	5,86
AIDE2 Utiliser *Ma réussite* m'aide à déterminer si j'ai besoin d'obtenir de l'aide	12 (3,9 %)	22 (7,1 %)	9 (2,9 %)	29 (9,4 %)	68 (22,0 %)	**100 (32,4 %)**	69 (22,3 %)	5,25
AIDE3 En utilisant *Ma réussite* je me demande si j'ai besoin d'obtenir de l'aide dans ce cours	22 (7,1 %)	30 (9,7 %)	18 (5,8 %)	39 (12,6 %)	67 (21,7 %)	**93 (30,1 %)**	40 (12,9 %)	4,74
AIDE4 Utiliser *Ma réussite* m'incite à demander de l'aide à l'enseignant lorsque je ne comprends pas	36 (11,7 %)	42 (13,6 %)	22 (7,1 %)	**70 (22,7 %)**	58 (18,8 %)	56 (18,1 %)	25 (8,1 %)	4,10
AIDE5 Utiliser *Ma réussite* m'incite à demander de l'aide à un autre étudiant du cours lorsque je ne comprends pas	46 (14,9 %)	46 (14,9 %)	27 (8,7 %)	**63 (20,4 %)**	52 (16,8 %)	56 (18,1 %)	19 (6,1 %)	3,88
AIDE6 Utiliser *Ma réussite* me permet d'obtenir de l'aide	21 (6,8 %)	46 (14,9 %)	23 (7,4 %)	**84 (27,2 %)**	67 (21,7 %)	53 (17,2 %)	15 (4,9 %)	4,13
Total	146 (7,9 %)	199 (10,7 %)	107 (5,8 %)	296 (16,0 %)	344 (18,6 %)	**462 (24,9 %)**	300 (16,2 %)	4,66

5.3.4. Soutien à la régulation de l'effort

La régulation de l'effort est le construit qui obtient le score moyen le plus élevé (5,18). Le tableau 33 présente les perceptions des étudiants en lien avec le soutien que procure *Ma*

réussite à la régulation de l'effort. On peut constater que la plupart des réponses indiquent que les étudiants (73,2 %) sont d'accord pour dire que *Ma réussite* les incite à augmenter le niveau d'effort dans leur cours. En effet, 18,3 % des répondants sont légèrement d'accord, 33,6 % des répondants sont en accord et 21,3 % sont tout à fait d'accord.

Tableau 33 Perceptions des étudiants concernant le soutien à la régulation de l'effort (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
EFFORT1 En utilisant *Ma réussite* je me questionne sur le niveau d'effort que j'investis dans le cours	12 (3,9 %)	18 (5,8 %)	14 (4,5 %)	38 (12,3 %)	51 (16,5 %)	**110 (35,6 %)**	66 (21,4 %)	5,24
EFFORT2 Utiliser *Ma réussite* m'incite à consulter un plus grand nombre de pages et fichiers	15 (4,9 %)	18 (5,8 %)	12 (3,9 %)	38 (12,3 %)	62 (20,1 %)	**97 (31,4 %)**	67 (21,7 %)	5,18
EFFORT3 Utiliser *Ma réussite* m'incite à consulter un plus grand nombre d'éléments multimédias	16 (5,2 %)	17 (5,5 %)	17 (5,5 %)	37 (12,0 %)	60 (19,4 %)	**102 (33,0 %)**	60 (19,4 %)	5,12
EFFORT4 Utiliser *Ma réussite* m'incite à consulter plus souvent le forum	19 (6,1 %)	15 (4,9 %)	13 (4,2 %)	38 (12,3 %)	53 (17,2 %)	**97 (31,4 %)**	74 (23,9 %)	5,19
EFFORT5 Utiliser *Ma réussite* m'incite à compléter un plus grand nombre de questionnaires formatifs	25 (8,1 %)	22 (7,1 %)	14 (4,5 %)	40 (12,9 %)	58 (18,8 %)	**93 (30,1 %)**	57 (18,4 %)	4,91
EFFORT6 Utiliser *Ma réussite* m'incite à augmenter le niveau d'effort que j'investis dans le cours	15 (4,9 %)	14 (4,5 %)	13 (4,2 %)	29 (9,4 %)	63 (20,4 %)	**107 (34,6 %)**	68 (22,0 %)	5,28
EFFORT7 Utiliser *Ma réussite* m'incite à travailler fort pour réussir dans le cours	15 (4,9 %)	17 (5,5 %)	11 (3,6 %)	28 (9,1 %)	48 (15,5 %)	**121 (39,2 %)**	69 (22,3 %)	5,32
Total	117 (5,4 %)	121 (5,6 %)	94 (4,3 %)	248 (11,5 %)	395 (18,3 %)	**727 (33,6 %)**	461 (21,3 %)	5,18

On dénombre 5 participants qui ont abordé ce thème dans leurs commentaires. Ces derniers mentionnent que l'outil les a incités à ajuster leur temps d'études lorsqu'ils ont constaté une pastille jaune, par exemple :

> Je trouve que c'est un outil pratique, lorsque je suis tombée dans le jaune j'ai réalisé que je devrais peut-être plus investir mon temps dans le forum pour poser des questions, aider les autres ayant des questions, ce qui m'a aidée dans l'apprentissage de ce cours. (Participant 220)

5.3.5. Soutien à l'autoévaluation

Le tableau 34 présente les perceptions des étudiants en lien avec le soutien que procure *Ma réussite* à l'autoévaluation. Les résultats indiquent que la plupart des étudiants sont d'accord pour dire que *Ma réussite* les amène à comparer leurs résultats avec leurs objectifs ou avec leurs pairs (19,3 % légèrement d'accord, 27,4 % d'accord et 11,5 % tout à fait d'accord).

Tableau 34 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'autoévaluation (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
EVAL1 En utilisant *Ma réussite* je réfléchis afin de déterminer à quel point mes objectifs d'apprentissage ont été réussis	21 (6,8 %)	25 (8,1 %)	30 (9,7 %)	50 (16,2 %)	67 (21,7 %)	**91 (29,4 %)**	25 (8,1 %)	4,59
EVAL2 En utilisant *Ma réussite* j'évalue les résultats que j'obtiens en fonction des objectifs que je me suis fixés	20 (6,5 %)	21 (6,8 %)	31 (10,0 %)	60 (19,4 %)	59 (19,1 %)	**91 (29,4 %)**	27 (8,7 %)	4,61
EVAL3 En utilisant *Ma réussite* je compare mes résultats avec mes buts d'apprentissage	24 (7,8 %)	23 (7,4 %)	35 (11,3 %)	63 (20,4 %)	58 (18,8 %)	**74 (23,9 %)**	32 (10,4 %)	4,48
EVAL4 En utilisant *Ma réussite* je compare mes résultats avec ceux de mes pairs	39 (12,6 %)	31 (10,0 %)	22 (7,1 %)	21 (6,8 %)	55 (17,8 %)	**83 (26,9 %)**	58 (18,8 %)	4,63
Total	104 (8,4 %)	100 (8,1 %)	118 (9,5 %)	194 (15,7 %)	239 (19,3 %)	**339 (27,4 %)**	142 (11,5 %)	4,58

On dénombre 7 participants qui ont abordé ce thème dans leurs commentaires. Ils mentionnent qu'ils se servent de *Ma réussite* pour se comparer avec les autres étudiants de leur groupe, par exemple :

> J'ai découvert l'outil *Ma réussite* que très récemment. Je trouve très intéressant de pouvoir comparer ma participation au cours avec celle des autres étudiants, en fonction du nombre de pages consultées, etc. Toutefois, par rapport à mes résultats cumulés, je trouve dommage que je ne puisse les comparer également avec la moyenne ou la médiane du groupe. (Participant 166)

5.3.6. Soutien à l'adaptativité

Le tableau 35 présente les perceptions des étudiants en lien avec le soutien que procure *Ma réussite* à l'adaptativité.

Tableau 35 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'adaptativité (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
ADAP1 Utiliser *Ma réussite* m'aide à déterminer la source de mes difficultés afin de trouver une solution qui me convient	23 (7,4 %)	39 (12,6 %)	20 (6,5 %)	49 (15,9 %)	**79 (25,6 %)**	63 (20,4 %)	36 (11,7 %)	4,47
ADAP2 En utilisant *Ma réussite* j'évalue les stratégies que j'ai utilisées afin de déterminer à quel point j'ai été efficace et comment je pourrais utiliser cette information pour m'améliorer	23 (7,4 %)	30 (9,7 %)	22 (7,1 %)	67 (21,7 %)	68 (22,0 %)	**70 (22,7 %)**	29 (9,4 %)	4,47
ADAP3 Utiliser *Ma réussite* m'incite à faire un plan pour résoudre mes difficultés	27 (8,7 %)	37 (12,0 %)	26 (8,4 %)	**73 (23,6 %)**	63 (20,4 %)	61 (19,7 %)	22 (7,1 %)	4,23
ADAP4 Utiliser *Ma réussite* m'incite à rajuster mes stratégies en vue des prochaines fois	27 (8,7 %)	26 (8,4 %)	11 (3,6 %)	51 (16,5 %)	76 (24,6 %)	**88 (28,5 %)**	30 (9,7 %)	4,64
Total	100 (8,1 %)	132 (10,7 %)	79 (6,4 %)	240 (19,4 %)	**286 (23,1 %)**	282 (22,8 %)	117 (9,5 %)	4,45

On peut constater que la plupart des réponses indiquent que les étudiants (55,4 %) sont d'accord pour dire que *Ma réussite* les aide à évaluer et à adapter leurs stratégies d'études. En effet, 23,1 % des répondants sont légèrement d'accord, 22,8 % des répondants sont en

accord et 9,5 % sont tout à fait d'accord. Aucun participant n'a mentionné ce thème dans ses commentaires.

5.3.7. Utilité des informations présentées dans *Ma réussite*

Nous avons également questionné les étudiants sur l'utilité des différentes informations présentées dans *Ma réussite*. Parmi l'ensemble des commentaires reçus, 36 sont en lien avec l'utilité des informations présentées dans *Ma réussite*, ce qui en fait le thème le plus abordé. Le tableau 36 indique que l'information jugée la plus utile par les étudiants est la cote projetée avec une moyenne de 6,30, suivie des résultats accumulés avec une moyenne de 6,21. La pastille de couleur (indicateur de réussite) est également perçue comme utile avec une moyenne de 5,82. L'analyse de ces commentaires va dans le même sens puisque la cote projetée semble bien appréciée, mais certains remettent en doute la pertinence de la pastille de couleur, par exemple:

> La couleur de la pastille peut porter à confusion, ne reflète pas toujours la réalité. (Participant 119)

> Je ne considère pas que 3 couleurs permettent de juger de notre efficacité dans nos études. (Participant 287)

Les informations issues de l'indicateur de participation sont pour leur part jugées moins utiles par les étudiants avec des moyennes de 4,01 à 4,87. À cet effet, 6 participants mentionnent dans leurs commentaires que ces données ne sont pas de bons indicateurs de réussite puisqu'ils ne reflètent pas l'utilisation réelle des contenus pédagogiques. Par exemple, un participant mentionne ceci :

> En visitant *Ma réussite*, je me suis rendu compte que *Ma réussite* au cours était moyenne (pastille jaune) parce que mon nombre de visites sur le site de cours était inférieur à la moyenne du groupe. Je trouve que cela est injustifié, puisque par exemple une seule visite est nécessaire pour télécharger les notes de cours en ligne. Après la lecture des notes et leur compréhension, un étudiant ayant visité le site de cours peu de fois est autant en mesure de réussir un quiz qu'un étudiant ayant visité le site 100 fois à mon avis. Ainsi, une différence par rapport à la moyenne du groupe quant aux nombres de visites sur le site de cours ne me semble pas un élément majeur et important de la réussite d'un cours et ne justifie pas que la pastille change de couleur. (Participant 94)

Tableau 36 Perceptions des étudiants concernant les informations présentées dans Ma réussite (n = 309)

Je trouve que chacun des éléments présentés dans *Ma réussite* est utile :	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
INFO1 Indicateur de réussite (pastille de couleur)	17 (5,5 %)	7 (2,3 %)	10 (3,2 %)	10 (3,2 %)	37 (12,0 %)	85 (27,5 %)	**143 (46,3 %)**	5,82
INFO2 Cote projetée	3 (1,0 %)	2 (0,6 %)	4 (1,3 %)	14 (4,5 %)	21 (6,8 %)	87 (28,2 %)	**178 (57,6 %)**	6,30
INFO3 Nombre d'accès au site	34 (11,0 %)	35 (11,3 %)	31 (10,0 %)	38 (12,3 %)	60 (19,4 %)	**72 (23,3 %)**	39 (12,6 %)	4,38
INFO4 Nombre de pages consultées	33 (10,7 %)	34 (11,0 %)	32 (10,4 %)	47 (15,2 %)	59 (19,1 %)	**67 (21,7 %)**	37 (12,0 %)	4,34
INFO5 Nombre de fichiers téléchargés	34 (11,0 %)	36 (11,7 %)	33 (10,7 %)	47 (15,2 %)	60 (19,4 %)	**67 (21,7 %)**	32 (10,4 %)	4,27
INFO6 Nombre d'éléments multimédias consultés	34 (11,0 %)	32 (10,4 %)	35 (11,3 %)	50 (16,2 %)	62 (20,1 %)	**65 (21,0 %)**	31 (10,0 %)	4,27
INFO7 Nombre de messages rédigés dans le forum	42 (13,6 %)	37 (12,0 %)	35 (11,3 %)	59 (19,1 %)	**61 (19,7 %)**	48 (15,5 %)	27 (8,7 %)	4,01
INFO8 Nombre d'éléments consultés dans le forum	46 (14,9 %)	32 (10,4 %)	27 (8,7 %)	44 (14,2 %)	**71 (23,0 %)**	55 (17,8 %)	34 (11,0 %)	4,17
INFO9 Nombre de tentatives aux questionnaires formatifs	20 (6,5 %)	18 (5,8 %)	21 (6,8 %)	48 (15,5 %)	70 (22,7 %)	**80 (25,9 %)**	52 (16,8 %)	4,87
INFO10 Durée de visionnement des classes virtuelles	32 (10,4 %)	22 (7,1 %)	21 (6,8 %)	61 (19,7 %)	55 (17,8 %)	**75 (24,3 %)**	43 (13,9 %)	4,56
INFO11 Résultats accumulés	5 (1,6 %)	1 (0,3 %)	5 (1,6 %)	6 (1,9 %)	27 (8,7 %)	116 (37,5 %)	**149 (48,2 %)**	6,21
INFO12 Ressources d'aide	15 (4,9 %)	13 (4,2 %)	12 (3,9 %)	48 (15,5 %)	63 (20,4 %)	**89 (28,8 %)**	69 (22,3 %)	5,18

Le nombre de messages consultés dans le forum semble être l'information jugée la moins utile pour les répondants. Les statistiques liées aux forums de discussion obtiennent les moyennes les plus faibles. D'ailleurs, 7 répondants ont remis en question la pertinence des statistiques liées aux forums de discussion dans leurs commentaires, par exemple :

> Je trouve qu'avoir un indicateur pour les forums particulièrement me décourage d'utiliser *Ma réussite*. Je suis très occupé dans mon jour à jour alors le temps que j'ai à dédier à l'académique est déjà très restreint. Je ne passe pas mon temps à regarder chaque question de chaque étudiant et donc, ce cercle est généralement rouge. Je trouve que cette fonction nuit à l'exactitude des données fournies par *Ma réussite*. (Participant 219)
>
> Je crois que la consultation des forums n'est pas le meilleur indicateur de réussite pour un cours, c'est ce point qui m'a encouragé à camoufler les pastilles. (Participant 58)

5.3.8. Performance attendue

Le tableau 37 présente les perceptions des étudiants quant à la performance attendue de *Ma réussite*, à savoir si l'outil est utile pour améliorer la performance dans un cours.

Tableau 37 Perceptions des étudiants concernant la performance attendue (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
PA1 L'utilisation de *Ma réussite* permet d'améliorer ma performance dans le cours	20 (6,5 %)	30 (9,7 %)	19 (6,1 %)	59 (19,1 %)	**83 (26,9 %)**	70 (22,7 %)	28 (9,1 %)	4,54
PA2 Je trouve que *Ma réussite* utile pour mes activités d'apprentissage	18 (5,8 %)	27 (8,7 %)	22 (7,1 %)	64 (20,7 %)	**75 (24,3 %)**	72 (23,3 %)	31 (10,0 %)	4,59
PA3 Si j'utilise *Ma réussite*, j'augmente mes chances de réussir le cours	22 (7,1 %)	34 (11,0 %)	16 (5,2 %)	**69 (22,3 %)**	67 (21,7 %)	72 (23,3 %)	29 (9,4 %)	4,48
PA4 Si j'utilise *Ma réussite*, j'augmente mes chances d'obtenir de meilleures notes	21 (6,8 %)	30 (9,7 %)	20 (6,5 %)	65 (21,0 %)	69 (22,3 %)	**73 (23,6 %)**	31 (10,0 %)	4,53
Total	81 (6,6 %)	121 (9,8 %)	77 (6,2 %)	257 (20,8 %)	**294 (23,8 %)**	287 (23,3 %)	119 (9,6 %)	4,54

On peut constater que la plupart des réponses indiquent que les étudiants (56,6 %) sont d'accord pour dire que *Ma réussite* est utile. En effet, 23,8 % des répondants sont légèrement d'accord, 23,2 % des répondants sont en accord et 9,6 % sont tout à fait d'accord. Parmi les commentaires reçus, un étudiant mentionne ceci :

> Je trouve qu'il manque de recommandations pour être réellement utile aux étudiants. (Participant 118)

5.3.9. Effort attendu

Le tableau 38 présente les perceptions des étudiants quant à l'effort attendu de l'utilisation de *Ma réussite*. Une forte majorité des répondants (85,9 %) sont d'accord pour dire que *Ma réussite* est facile à utiliser. En effet, 10,5 % des répondants sont légèrement d'accord, 40,2 % des répondants sont en accord et 35,2 % sont tout à fait d'accord. Ce thème a été mentionné par six participants dans leurs commentaires, qui indiquent que *Ma réussite* est facile à utiliser.

Tableau 38 Perceptions des étudiants concernant l'effort attendu (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
EA1 Apprendre à utiliser *Ma réussite* est facile pour moi	4 (1,3 %)	9 (2,9 %)	9 (2,9 %)	21 (6,8 %)	33 (10,7 %)	**124 (40,1 %)**	109 (35,3 %)	5,84
EA2 La façon d'interagir avec *Ma réussite* est claire et compréhensible	3 (1,0 %)	9 (2,9 %)	12 (3,9 %)	19 (6,1 %)	36 (11,7 %)	**124 (40,1 %)**	106 (34,3 %)	5,82
EA3 Il est facile pour moi de devenir habile à utiliser *Ma réussite*	3 (1,0 %)	8 (2,6 %)	11 (3,6 %)	23 (7,4 %)	36 (11,7 %)	**121 (39,2 %)**	107 (34,6 %)	5,82
EA4 Je trouve *Ma réussite* facile à utiliser	2 (0,6 %)	8 (2,6 %)	9 (2,9 %)	24 (78 %)	25 (8,1 %)	**128 (41,4 %)**	113 (36,6 %)	5,91
Total	12 (1,0 %)	34 (2,8 %)	41 (3,3 %)	87 (7,0 %)	130 (10,5 %)	**497 (40,2 %)**	435 (35,2 %)	5,85

5.3.10. Influence sociale

Le tableau 39 présente les perceptions des étudiants quant à l'influence sociale pour utiliser *Ma réussite*. La moyenne de cette échelle de 4,03 indique que les répondants sont plutôt neutres concernant cet aspect, 32,1 % des répondants ne sont d'ailleurs ni en accord ni en désaccord avec les items de cette échelle. On constate également que près de la moitié des répondants (49,5 %) indiquent que l'enseignant du cours ne les a pas encouragés à utiliser *Ma réussite*, et que le score moyen de cet item de 3,18 est le plus faible. Parmi les

commentaires reçus, six participants ont abordé ce thème, en mentionnant que l'outil n'est pas valorisé par les enseignants ou l'université, par exemple :

> Depuis mon arrivée à l'université, je ne m'en suis jamais fait parler. Je pensais que ça indiquait seulement notre réussite. Il serait donc utile d'en parler au nouveau pour leur permettre de vraiment voir c'est quoi parce qu'avoir su, je l'aurais utilisé plus tôt. (Participant 223)

Tableau 39 Perceptions des étudiants concernant l'influence sociale (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
IS1 Les personnes qui ont une influence sur mon comportement pensent que je devrais utiliser *Ma réussite*	42 (13,6 %)	33 (10,7 %)	13 (4,2 %)	**153 (49,5 %)**	17 (5,5 %)	35 (11,3 %)	16 (5,2 %)	3,77
IS2 L'enseignant qui donne ce cours m'a encouragé à utiliser *Ma réussite*	87 (28,2 %)	43 (13,9 %)	23 (7,4 %)	**89 (28,8 %)**	30 (9,7 %)	25 (8,1 %)	12 (3,9 %)	3,18
IS3 En général, l'Université soutient l'utilisation de *Ma réussite*	18 (5,8 %)	19 (6,1 %)	29 (9,4 %)	**96 (31,1 %)**	53 (17,2 %)	64 (20,7 %)	30 (9,7 %)	4,49
IS4 Le fait d'utiliser *Ma réussite* est académiquement valorisant	20 (6,5 %)	19 (6,1 %)	29 (9,4 %)	59 (19,1 %)	70 (22,7 %)	**73 (23,6 %)**	39 (12,6 %)	4,67
Total	167 (13,5 %)	114 (9,2 %)	94 (7,6 %)	**397 (32,1 %)**	170 (13,8 %)	197 (15,9 %)	97 (7,8 %)	4,03

5.3.11. Conditions facilitatrices

Le tableau 40 présente les perceptions des étudiants quant aux conditions facilitatrices à l'utilisation de *Ma réussite*. La plupart des répondants croient posséder les ressources et les connaissances pour utiliser *Ma réussite*, cependant 45,6 % des répondants ne savent pas vers qui se tourner en cas de difficulté avec l'outil. On dénombre 13 répondants ayant abordé ce thème dans leurs commentaires; la plupart d'entre eux mentionnent que c'est le sondage qui leur a fait découvrir cet outil. Plusieurs mentionnent qu'ils ne savaient pas comment l'outil fonctionnait et l'outil ne leur a jamais été présenté, et certains ont également formulé le

besoin d'une formation ou d'un guide pour comprendre le fonctionnement et les possibilités de l'outil, par exemple :

> Je n'étais pas beaucoup au courant du programme de *Ma réussite*. Je ne savais pas qu'il y avait autant d'informations reliées à celui-ci. Le sondage m'a permis d'en apprendre plus. (Participant 17)

> Je trouve qu'il devrait y avoir une petite formation pour savoir comment utiliser correctement cet outil. Je crois en son potentiel, cependant, nous devrions avoir plus d'information de la part de l'Université pour bien l'utiliser et ainsi voir une différence dans la réussite de nos cours. (Participant 21)

Tableau 40 Perceptions des étudiants concernant les conditions facilitatrices (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
CF1 Je possède les ressources nécessaires pour utiliser *Ma réussite*	7 (2,3 %)	6 (1,9 %)	8 (2,6 %)	26 (8,4 %)	43 (13,9 %)	**110 (36,5 %)**	109 (35,3 %)	5,78
CF1 Je possède les connaissances nécessaires pour utiliser *Ma réussite*	7 (2,3 %)	5 (1,6 %)	20 (6,5 %)	11 (3,6 %)	43 (13,9 %)	**113 (36,6 %)**	110 (35,6 %)	5,77
CF3 Une personne-ressource est disponible pour m'assister si j'éprouve des difficultés avec *Ma réussite*	14 (4,5 %)	11 (3,6 %)	18 (5,8 %)	**141 (45,6 %)**	35 (11,3 %)	62 (20,1 %)	28 (9,1 %)	4,52
Total	28 (3,0 %)	22 (2,4 %)	46 (5,0 %)	178 (19,2 %)	121 (13,1 %)	**285 (30,7 %)**	247 (26,6 %)	5,36

5.3.12. Intention d'utilisation

Le tableau 41 présente les perceptions des étudiants quant aux intentions d'utilisation de *Ma réussite*. La majorité des répondants (74,1 %) indiquent avoir l'intention d'utiliser *Ma réussite* dans les prochaines sessions. Cette statistique est intéressante puisqu'on se rappelle que 27 % des étudiants sondés n'ont jamais consulté l'outil dans le cours visé par notre étude. Nous avons donc comparé les moyennes à l'échelle de l'intention d'utilisation entre les étudiants n'ayant jamais visité l'outil (n= 81, $\bar{\bar{x}}$ = 4,95) et ceux l'ayant déjà visité au moins une fois (n=219, $\bar{\bar{x}}$ = 5,36) avec le test de Mann-Whitney. Le fait d'avoir déjà utilisé l'outil est donc lié significativement à l'intention d'utilisation (U = 7073, p < 0,01). Deux

participants ont mentionné dans leurs commentaires que le sondage les a éclairés sur les possibilités de *Ma réussite* qu'ils ne soupçonnaient pas et que cela les incitera à l'utiliser à l'avenir. Trois autres participants trouvent dommage que l'outil ne soit pas accessible dans tous leurs cours.

Tableau 41 Perceptions des étudiants concernant l'intention d'utilisation (n = 309)

Item du questionnaire	Nombre de répondants et pourcentage pour chaque degré d'accord							$\bar{\bar{x}}$
	1	2	3	4	5	6	7	
IU1 J'ai l'intention d'utiliser *Ma réussite* dans les sessions à venir	15 (4,9 %)	14 (4,5 %)	14 (4,5 %)	35 (11,3 %)	60 (19,4 %)	**100 (32,4 %)**	71 (23,0 %)	5,25
IU2 Je prévois utiliser *Ma réussite* dans les sessions à venir	15 (4,9 %)	15 (4,9 %)	14 (4,5 %)	32 (10,4 %)	65 (21,0 %)	**93 (30,1 %)**	75 (24,3 %)	5,25
IU3 Je planifie utiliser *Ma réussite* dans les sessions à venir	18 (5,8 %)	16 (5,2 %)	14 (4,5 %)	38 (12,3 %)	60 (19,4 %)	**92 (29,8 %)**	71 (23,0 %)	5,16
Total	48 (5,2 %)	45 (4,9 %)	42 (4,5 %)	105 (11,3 %)	85 (20,0 %)	**285 (30,7 %)**	217 (23,4 %)	5,22

5.3.13. Motivation et anxiété

À la suite de l'analyse des commentaires émis par les participants, nous avons constaté l'émergence de deux thèmes qui ne faisaient pas partie du projet de recherche, soit la motivation et l'anxiété générée par l'outil. En effet, six participants ont mentionné comment *Ma réussite* influence leur motivation pour le cours. Quatre d'entre eux indiquent que les pastilles jaunes les démotivent ou les découragent, par exemple :

> Je trouve décourageant de voir une pastille jaune alors que je suis en haut de 70 % dans certains cours… je ne trouve pas que ça encourage les étudiants (Participant 98)

> Lorsque je vois le point jaune (alors que j'ai de bonnes notes et que je considère consulter les forums qui me servent réellement), cela me démotive momentanément et m'irrite, car cela me donne une fausse impression d'échec à venir. (Participant 6)

Deux étudiants ont au contraire mentionné que l'outil les aide à maintenir leur motivation; il s'agit cependant de deux étudiants n'ayant jamais eu de pastille jaune ou rouge.

De plus, 13 participants ont mentionné le thème de l'anxiété dans leurs commentaires. En effet, plusieurs sont d'avis que l'outil ajoute un stress supplémentaire lorsque la pastille passe du vert au jaune ou au rouge. Voici quelques commentaires intéressants :

> C'est sûr que ça ajoute un stress supplémentaire lorsque la couleur change à jaune ou rouge. Bien que ceci pourrait encourager certains étudiants à se forcer plus dans le cours en question, je trouve que je stresse plus lorsque la couleur n'est pas verte. Dans une session ou que j'avais beaucoup de misère dans mes cours, j'ai fini par retirer les couleurs car ça me stressait encore plus. (Participant 45)

> Inutile en début de session lorsque nous n'avons pas ouvert tous les forums. Amène du stress pour rien puisqu'aucune évaluation n'a été faite et nous avons l'impression d'être en retard sur le groupe. (Participant 101)

> Je trouve que le fait d'avoir une pastille de couleur et d'avoir sa cote projetée sous les yeux en tout temps est extrêmement anxiogène pour les étudiants qui sont forcés à avoir une moyenne élevée pour accéder à leur maîtrise. (Participant 171)

Bien que le sondage ne contenait aucune question sur la motivation et l'anxiété, ces deux thèmes sont ressortis naturellement dans les commentaires des étudiants. Nous sommes donc d'avis que les impacts psychologiques liés à l'exposition des étudiants à *Ma réussite* devraient être étudiés lors de recherches futures.

5.3.14. Influence des variables sociodémographiques sur les perceptions

Dans les sections précédentes, nous avons vérifié si les variables sociodémographiques avaient une influence sur l'utilisation de *Ma réussite*. Nous allons maintenant vérifier si ces mêmes variables sociodémographiques ont une influence sur les perceptions des répondants concernant le soutien à l'autorégulation que procure *Ma réussite*, la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'intention d'utilisation. Le tableau 42 présente les résultats du U de Mann-Withney qui permet de comparer la distribution de deux échantillons. Si le test est significatif ($p < 0,05$), on peut conclure que les deux groupes ont une distribution différente.

Tableau 42 Résultats du test U de Man-Withney pour la comparaison des groupes sociodémographiques quant aux perceptions (n = 309)

	Genre	Régime d'études	Programme à distance	Première session	Premier cours en ligne	Première utilisation
Buts et stratégies	8546,50 p = 0,82	8354,00 p = 0,53	9375,00 p = 0,99	**7284,00** **p < 0,01**	2903,00 p = 0,22	**7296,00** **p < 0,01**
Monitorage	8443,00 p = 0,71	7970,00 p = 0,23	9081,50 p = 0,67	**7432,00** **p < 0,01**	3207,50 p = 0,61	7994,00 p = 0,06
Demande d'aide	7946,00 p = 0,26	**7443,00** **p = 0,05**	8710,00 p = 0,34	**8005,00** **p = 0,04**	3114,50 p = 0,47	**7849,50** **p = 0,04**
Régulation de l'effort	8191,5 p = 0,45	**7137,00** **p = 0,02**	8484,50 p = 0,20	**7770,50** **p = 0,02**	3276,00 p = 0,73	8591,50 p = 0,30
Autoévaluation	8404,00 p = 0,66	7955,50 p = 0,22	9075,00 p = 0,66	**7732,50** **p = 0,01**	2696,00 p = 0,08	**7622,50** **p = 0,02**
Adaptativité	8461,00 p = 0,26	8768,00 p = 0,99	8753,00 p = 0,37	**7857,00** **p = 0,02**	2946,00 p = 0,26	**7649,00** **p = 0,04**
Performance attendue	8198,00 p = 0,46	8140,5 p = 0,35	9098,50 p = 0,67	**7620,50** **p = 0,01**	3089,50 p = 0,43	**7581,50** **p = 0,01**
Effort attendu	**7417,00** **p = 0,05**	8333,50 p = 0,50	9064,50 p = 0,64	9245,00 p = 0,76	2958,50 p = 0,26	8977,50 p = 0,63
Influence sociale	8595,00 p = 0,88	8738,00 p = 0,96	9125,00 p = 0,72	**7676,00** **p = 0,01**	3117,50 p = 0,47	**7555,00** **p = 0,01**
Conditions facilitatrices	7660,50 p = 0,12	8710,00 p = 0,92	8958,50 p = 0,54	8859,50 p = 0,39	3098,50 p = 0,84	8554,50 p = 0,27
Intention d'utilisation	7878,50 p = 0,21	8367,50 p = 0,54	8663,00 p = 0,29	**7358,50** **p < 0,01**	3335,50 p = 0,84	**7390,00** **p < 0,01**

En ce qui concerne le genre, la lecture du tableau 42 nous permet de constater que les participants de genre féminin perçoivent davantage que *Ma réussite* est facile à utiliser. Les étudiants à temps plein considèrent que *Ma réussite* soutient davantage la demande d'aide et la régulation de l'effort que ceux qui étudient à temps partiel. Nous n'avons relevé aucune différence entre les étudiants qui suivent des programmes entièrement à distance et ceux qui suivent des programmes traditionnels, ni entre les étudiants qui suivent pour la première fois un cours en ligne comparativement à ceux qui ont de l'expérience avec ce type de cours. Nous relevons toutefois plusieurs différences entre les étudiants qui sont en première session et ceux qui ont au moins une session de complétée. En effet, tous les construits, à l'exception de l'effort attendu et des conditions facilitatrices, sont perçus plus positivement chez les primo-entrants. Il en va de même pour ceux qui sont en contact avec *Ma réussite* pour la première fois, sauf que pour ceux-ci nous n'avons pas relevé de différences au niveau des perceptions concernant le monitorage et la régulation de l'effort. Nous avons également

effectué une analyse de Kruskal-Wallis afin de déterminer s'il y avait des différences de perceptions selon l'âge. Les résultats sont non significatifs pour l'ensemble des construits, ce qui signifie que les perceptions ne sont pas influencées par l'âge.

Puisque 27 % de notre échantillon n'a jamais visité *Ma réussite* durant la session concernée, nous nous sommes demandée si leurs réponses au sondage pouvaient fausser les résultats des perceptions concernant l'outil. Nous avons donc effectué le test de Man-Withney pour vérifier les différences dans les perceptions entre les répondants qui ont visité l'outil au moins une fois et ceux qui ne l'ont pas visité. Les résultats du test n'indiquent aucune différence significative dans les perceptions entre ces deux groupes. Il convient de souligner que même si l'étudiant n'a pas visité l'outil dans le cadre du cours visé dans l'étude, il peut l'avoir visité dans le cadre d'un autre cours et être en mesure de rendre compte de ses perceptions.

5.3.15. Facteurs liés au non-usage

Notre questionnaire ne comportait pas de question à savoir pourquoi les étudiants n'utilisent pas l'outil *Ma réussite*. Parmi les commentaires recueillis dans le sondage, 15 participants ont naturellement abordé la ou les raisons pour lesquelles ils n'utilisent pas *Ma réussite*. Six participants mentionnent ne pas avoir besoin d'utiliser *Ma réussite* puisqu'ils n'éprouvent pas de difficultés et qu'ils réussissent bien dans leurs cours à distance. Quatre autres participants mentionnent ne pas en avoir besoin puisqu'ils sont disciplinés et autonomes. C'est donc dire que pour ces dix étudiants, *Ma réussite* ne répond pas à un besoin. Un participant indique qu'il n'a pas utilisé *Ma réussite* puisqu'il n'en avait jamais entendu parler. Finalement, deux participants indiquent qu'ils considèrent que l'information présentée dans *Ma réussite* n'est pas pertinente et que les pastilles de couleur ne sont pas représentatives de la réalité, et que pour cette raison ils les désactivent. D'ailleurs, trois participants mentionnent que les pastilles de couleur peuvent être gênantes s'ils consultent leur portail de cours en compagnie d'autres étudiants, par exemple :

> Les cotes de couleurs devraient être affichées ailleurs que sur la page principale qui ouvre. Question de discrétion. C'est pour cette raison que j'enlève toujours mes indicatifs de réussite sur mon portail. (Participant 122)

5.4. Validation du modèle de recherche

En plus de décrire les perceptions des étudiants concernant *Ma réussite*, cette recherche vise à valider l'UTAUT, adaptée à l'étude telle que présentée à la figure 9, à l'aide des données empiriques obtenues par les résultats du sondage présentés précédemment. Pour ce faire, nous avons utilisé la régression des moindres carrés par modélisation d'équations structurelles (PLS-SEM) avec le logiciel SmartPLS, version 3.3.3. Nous avons d'abord procédé à l'évaluation du modèle de mesure en validant les différentes échelles par des analyses factorielles confirmatoires. Puisque la section précédente ne présentait que des statistiques descriptives relativement aux réponses du sondage, nous n'avons pas utilisé ces échelles à des fins d'analyses statistiques inférentielles avant la présente section. Puisque cette section vise à tester les hypothèses du modèle, il est nécessaire de s'assurer que les échelles sont valides. Nous avons ensuite testé les hypothèses de recherche en évaluant la structure du modèle, et vérifié s'il existait des différences dans le modèle selon différents groupes sociodémographiques.

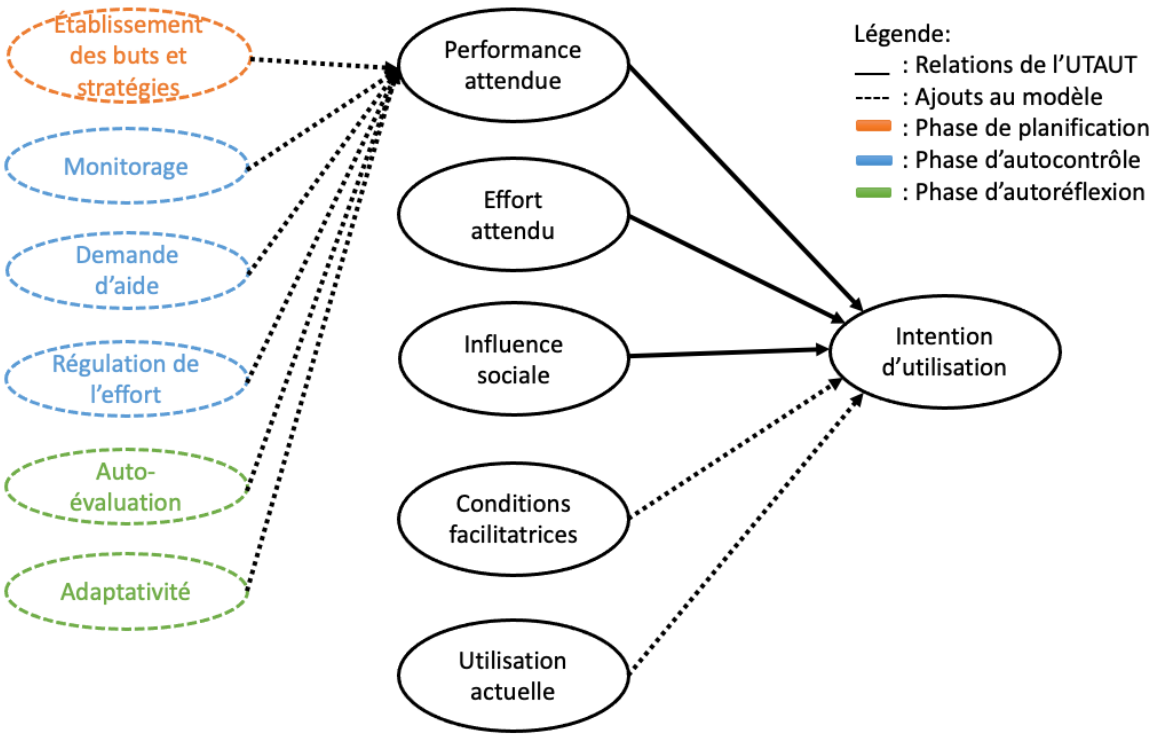
Tout d'abord, nous devons déterminer si les relations du modèle sont de nature formative, réflective, ou une combinaison des deux, car cela affecte le choix des types d'analyses à effectuer. Cette étape est indispensable, puisque la fiabilité des résultats en dépend : « une mauvaise spécification du sens causal entre un construit et ses mesures conduit inévitablement à des conclusions erronées en ce qui concerne les relations structurelles avec les construits » (Crié, 2005, p. 20). Contrairement à d'autres méthodes d'équation structurelles, la régression selon la méthode des moindres carrés permet différentes modélisations des construits. Les variables du modèle sont des variables latentes, c'est-à-dire qu'elles ne sont pas observables et qu'elles doivent être mesurées à l'aide de variables observables, par exemple des items d'un questionnaire. Dans un modèle de mesure formatif, les variables observées correspondent à des causes multiples du concept qu'elles construisent, alors que dans un modèle de mesure réflectif, les variables observées sont considérées comme le reflet du construit qui rend compte de leurs variances et covariances observées (Crié, 2005). Par exemple, la quantité d'alcool absorbée par un individu est une mesure formative de son état d'ébriété puisqu'il s'agit de la cause, alors que son taux

d'alcoolémie ou sa coordination motrice sont des indicateurs potentiels de son état d'ébriété et donc de nature réflective.

Les items de l'AREGA-TIC et du questionnaire de l'UTAUT, qui ont servi de base à l'élaboration de notre questionnaire, sont tous de nature réflective (Petter et al., 2007). Selon Crié (2005), dans un modèle réflectif, la relation causale part de la variable latente et va vers les variables observées, puisque les items sont des manifestations du construit et ne définissent pas le construit. Ainsi, une variation du construit entraîne une variation des items. De plus, dans ce type de modèle, les items sont interchangeables et similaires en contenu, et doivent avoir une cohérence interne avec le construit. Ajouter et retirer un item ne change pas le sens conceptuel du construit, et les items reflètent souvent un trait ou un état mental des individus. Finalement, on retrouve dans ce modèle une covariation entre les items, de sorte que la variation d'un item se traduit par la variation des autres items qui mesurent le construit. Dans le cadre de notre recherche, notre modèle est de type réflectif puisque toutes ces caractéristiques sont rencontrées, les items représentant des manifestations des construits et non des causes. Nous avons donc réalisé toutes nos analyses avec les fonctions de type *consistent* qui s'appliquent aux modèles de type réflectif dans SmartPLS. Cette correction de l'algorithme PLS original a été conçue pour augmenter la puissance et réduire l'erreur de type II (acceptation de l'hypothèse nulle alors qu'elle est fausse) dans les modèles réflectifs (Garson, 2016). Pour effectuer les tests de signification des coefficients du modèle, nous avons utilisé le *consistent bootstrapping*, qui est une méthode non paramétrique de rééchantillonnage adaptée aux modèles réflectifs. Le rééchantillonnage consiste à répliquer l'échantillon initial en une grande quantité de nouveaux échantillons obtenus par tirage aléatoire. Cette opération est répétée des milliers de fois, ce qui permet de générer des statistiques et des intervalles de confiance, sans formuler d'hypothèse quant à la distribution (Field, 2013). Le rééchantillonnage avec des données qui n'ont pas une distribution normale peut produire de l'aplatissement et de l'asymétrie. La fonction *consistent boostrapping* permet de résoudre ce problème puisqu'elle ajuste les intervalles de confiance pour tenir compte de l'asymétrie (Hair et al., 2019).

Ensuite, le bon fonctionnement de la méthode PLS nécessite une absence de colinéarité entre les construits, car il s'agit d'un biais aux analyses de régression (Hair et al., 2019). Nous avons d'abord construit le modèle en intégrant les construits suivants comme des prédicteurs de la performance attendue : établissement des buts et stratégies, monitorage, demande d'aide, régulation de l'effort, autoévaluation et adaptativité (figure 29). Comme tous ces construits sont fortement corrélés entre eux, nous avons anticipé un problème de validité discriminante et de colinéarité. La validité discriminante indique si les items de différentes échelles sont reliés, afin de déterminer si les construits sont différents les uns des autres. Pour analyser la validité discriminante, nous avons utilisé le ratio HTMT (heterotrait-monotrait), qui doit être inférieur à 0,90 et idéalement inférieur à 0,85 (Hair et al., 2019) afin de déterminer qu'il s'agit bien de construits différents.

Figure 29 Modèle à six dimensions pour prédire la performance attendue



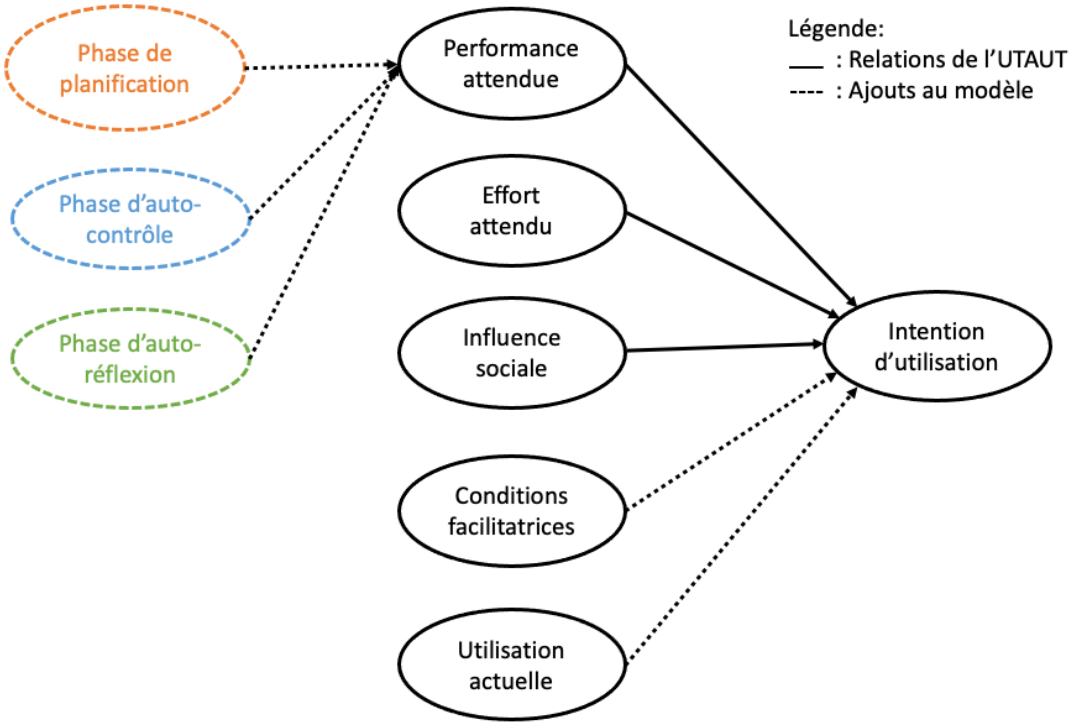
Les résultats de l'analyse du ratio HTMT indiquent que certains construits ont un ratio supérieur à 0,90, tels que la demande d'aide et le monitorage (0,91), qui sont deux composantes de la phase de contrôle d'exécution de Zimmerman, de même que l'adaptativité

et l'autoévaluation (0,90), qui sont deux composantes de la phase d'autoréflexion. Ces résultats sont donc conformes à la théorie. Nous remarquons toutefois un ratio de 0,95 entre l'adaptativité et l'établissement des buts et stratégies, et un ratio de 0,91 entre l'adaptativité et la demande d'aide alors que ces construits intègrent des phases différentes du SRLM de Zimmerman. Cependant, comme l'autorégulation est un processus itératif, l'adaptativité peut se répercuter sur d'autres phases. On peut également constater plusieurs valeurs supérieures à 0,85, ce qui nous indique que les construits sont fortement liés entre eux.

La colinéarité se vérifie avec le facteur d'inflation de la variance (*variance inflation factor*, VIF), qui indique si une variable indépendante a une relation linéaire forte avec les autres. La règle arbitraire généralement acceptée stipule qu'une valeur de VIF plus grande que 5 indique la présence d'un problème de colinéarité (Hair et al., 2019). Les statistiques obtenues pour nos six variables varient entre 1,05 et 20,36, ce qui signifie que nous avons de la multicolinéarité entre plusieurs construits. En effet, on peut constater que tous les construits liés à l'autorégulation sont fortement corrélés à la performance attendue. Cette conclusion, combinée à l'absence de validité discriminante, nous indique que ces six construits mesurent le même phénomène. En pareille situation, Hair et al. (2017) recommandent entre autres de fusionner des variables prédicatrices en un seul construit.

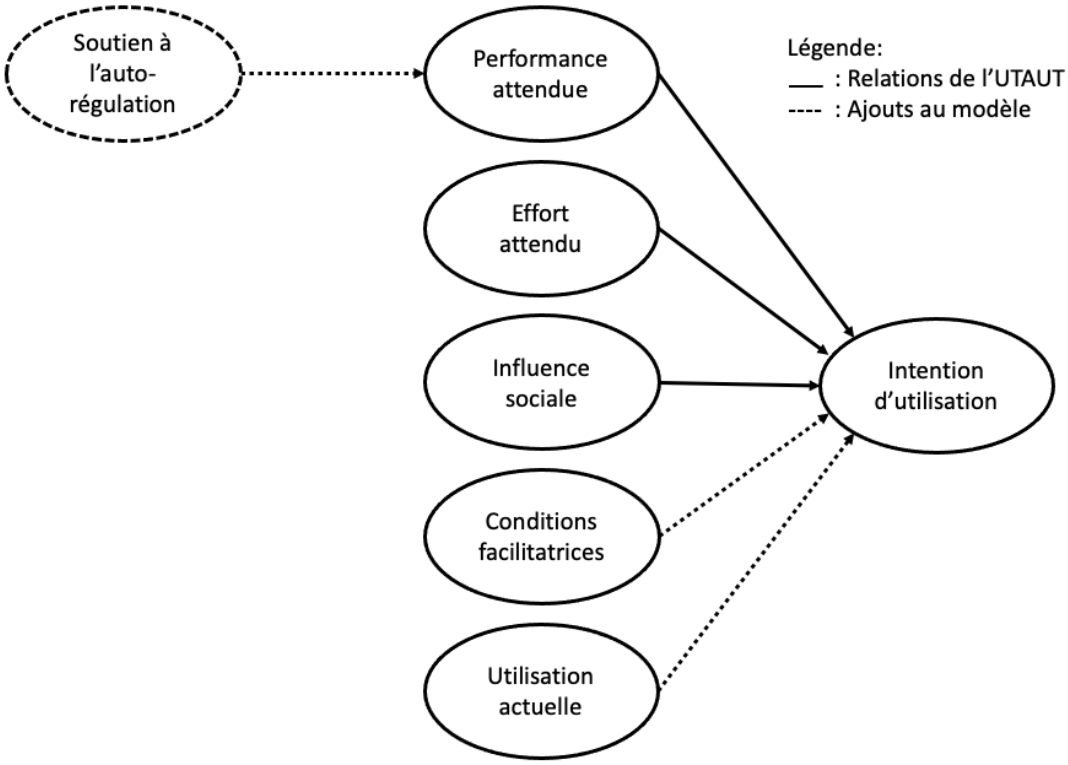
Nous avons donc tenté de regrouper les construits selon les trois phases de Zimmerman (planification, contrôle d'exécution et autoréflexion) pour réduire les problèmes de colinéarité (figure 30). La phase de planification comprend donc le construit d'établissement des buts et objectifs, la phase de contrôle d'exécution comprend le monitorage, la demande d'aide et la régulation de l'effort, et la phase d'autoréflexion comprend l'autoévaluation et l'adaptativité.

Figure 30 Modèle à trois phases pour prédire la performance attendue



Nous obtenons encore une fois des problèmes de validité discriminante puisque le ratio HTMT est supérieur à 0,85 pour les trois phases. De plus, les statistiques de colinéarité VIF obtenues pour ces trois variables varient entre 5,29 et 10,63, ce qui signifie que nous avons de la multicolinéarité entre les trois phases de l'autorégulation et la performance attendue (planification 7,25, contrôle d'exécution 5,29 et autoréflexion 10,63). Ces analyses nous amènent à penser que ces trois phases peuvent être regroupées sous un seul construit de soutien à l'autorégulation. Nous avons donc combiné tous les items des construits d'établissement des buts et stratégies, de monitorage, de demande d'aide, de régulation de l'effort, d'autoévaluation et d'adaptativité pour créer une seule variable prédicatrice de la performance attendue, soit la variable de soutien à l'autorégulation. Le modèle qui résulte de cette opération est présenté à la figure 31, est c'est le modèle qui est validé dans la prochaine section.

Figure 31Modèle à une variable pour prédire la performance attendue



5.4.1. Validation du modèle de mesure

Pour valider les échelles de mesure, nous avons effectué des analyses factorielles confirmatoires dans SmartPLS. La première étape pour valider les échelles de mesure consiste à examiner les saturations des items, qui devraient être supérieures à 0,60 pour des recherches de types exploratoires et à 0,70 pour des mesures bien établies. Ces résultats doivent être significatifs avec une valeur de *t* supérieure à 1,96 (Hair et al., 2019). Nous avons donc effectué une analyse factorielle dans SmartPLS, et les résultats indiquent que six items ne saturent pas significativement sur le construit de soutien à l'autorégulation (MONIT2 = 0,51, MONIT3 = 0,58, EFFORT2 = 0,56, EFFORT3 = 0,57, EFFORT4 = 0,55, ÉVAL4 = 0,40). Ces items, à l'exception de ÉVAL4, sont des items qui ont été développés pour les fins de l'étude et ne proviennent pas d'échelles déjà validées. Nous les avons donc retirés du modèle et nous avons réexécuté les analyses[3]. Il est à noter que bien que les items IS1 et IS2 aient des saturations inférieures à 0,60, nous les avons conservés dans le modèle puisqu'ils

[3] Ces items ont été conservés pour les analyses descriptives de la section 5.3, à l'exception des analyses présentée au tableau 42 puisque ces analyses devaient être exécutées avec un score d'échelle.

proviennent d'échelles de mesure bien établies. Tel que présenté au tableau 43, tous les items, à l'exception de ces deux derniers, ont une saturation significative sur leurs construits respectifs puisque les valeurs des tests *t* sont toutes supérieures à 1,96 et que les saturations varient entre 0,62 et 0,98.

Nous avons ensuite vérifié la consistance interne à l'aide du coefficient Omega de McDonald et de la fiabilité composite (*composite reliability*), pour lesquels une valeur supérieure à 0,70 est considérée comme acceptable. Les valeurs de fiabilité composite et l'Omega de McDonald sont présentés dans le tableau 43, puisqu'elles sont plus précises que l'alpha de Cronbach. Des valeurs plus élevées indiquent généralement des niveaux de fiabilité plus élevés, et des valeurs entre 0,70 et 0,90 sont considérées comme satisfaisantes (Hair et al., 2019). Ces valeurs se situent entre 0,75 et 0,99, ce qui nous indique que les échelles ont toutes une bonne cohérence interne. Cependant, certaines échelles ont des valeurs supérieures à 0,95, ce qui indique une redondance dans les items ou encore des réponses indésirables. L'échelle d'intention d'utilisation est particulièrement problématique avec une fiabilité composite de 0,99, ce qui signifie que trois items ne sont probablement pas nécessaires pour mesurer ce construit, puisque la plupart des répondants ont répondu la même chose à ces trois items. Nous avons toutefois décidé de conserve l'échelle telle quelle puisqu'elle est reconnue et a été utilisée dans de nombreuses études.

Nous avons également évalué la validité de construit des échelles afin de s'assurer qu'elles mesurent bien le construit. D'abord, la validité convergente indique si les items qui sont supposés mesurer le même construit sont corrélés entre eux et dans quelle mesure le construit converge pour expliquer la variance de ces items. Pour ce faire, nous utilisons la variance moyenne extraite (*average variance extracted*), qui doit être supérieure à 0,50 pour affirmer que le construit explique au moins 50 % de la variance des items reliés (Hair et al., 2019). Comme présenté au tableau 43, la variance moyenne extraite est supérieure à 0,50 pour tous les construits à l'exception de l'influence sociale (0,44). Encore une fois, puisque les items liés à l'influence sociale proviennent d'une échelle bien établie, et que la variance moyenne extraite se situe tout de même près de 0,50, nous conservons cette échelle telle quelle.

Tableau 43 Résultats de l'analyse factorielle confirmatoire

Construit	Item	Saturation	Valeur de t	Omega de McDonald	Fiabilité composite	Variance moyenne extraite
Soutien à l'autorégulation	BUTS1	0,74	17,46	0,97	0,96	0,52
	BUTS2	0,76	17,97			
	BUTS3	0,81	23,89			
	BUTS4	0,74	16,97			
	MONIT1	0,68	11,78			
	MONIT4	0,75	17,94			
	MONIT5	0,84	25,73			
	AIDE1	0,64	12,75			
	AIDE2	0,65	11,90			
	AIDE3	0,62	10,56			
	AIDE4	0,72	14,09			
	AIDE5	0,64	11,69			
	AIDE6	0,69	13,73			
	EFFORT1	0,69	13,10			
	EFFORT5	0,63	11,57			
	EFFORT6	0,80	18,96			
	EFFORT7	0,75	17,16			
	ÉVAL1	0,80	21,71			
	ÉVAL2	0,75	17,56			
	ÉVAL3	0,75	18,37			
	ADAP1	0,74	16,68			
	ADAP2	0,71	15,87			
	ADAP3	0,71	16,46			
	ADAP4	0,72	15,35			
Performance attendue	PA1	0,88	33,01	0,93	0,93	0,77
	PA2	0,91	36,54			
	PA3	0,85	31,12			
	PA4	0,86	34,23			
Effort attendu	EA1	0,89	35,05	0,97	0,97	0,89
	EA2	0,98	49,07			
	EA3	0,95	57,84			
	EA4	0,95	50,5			
Influence sociale	IS1	0,58	10,35	0,77	0,75	0,44
	IS2	0,48	8,66			
	IS3	0,66	15,05			
	IS4	0,88	26,53			
Conditions facilitatrices	CF1	0,76	17,32	0,83	0,80	0,57
	CF2	0,79	20,93			
	CF3	0,70	12,42			
Intention d'utilisation	IU1	0,98	104,99	0,99	0,99	0,96
	IU2	0,98	95,28			
	IU3	0,98	84,18			

En ce qui concerne la validité discriminante, nous avons utilisé le ratio HTMT, dont les résultats sont présentés au tableau 44. Bien que la plupart des études utilisant la méthode PLS évaluent la validité discriminante avec le critère de Fornell-Larcker, les recherches récentes ont démontré que ce critère n'est pas adéquat et suggèrent que le ratio HTMT est préférable (Hair et al., 2019). On peut constater que tous les ratios sont inférieurs ou égaux à 0,85, ce qui signifie que les items représentent différents construits. Pour confirmer la validité discriminante des échelles, nous avons également analysé les saturations croisées pour tous les items. Chaque item a une saturation plus élevée sur son construit que sur les autres.

Tableau 44 Résultats de l'analyse du ratio HTMT

	1	2	3	4	5
1- Soutien à l'autorégulation					
2- Performance attendue	0,85				
3- Effort attendu	0,36	0,33			
4- Influence sociale	0,69	0,70	0,49		
5- Conditions facilitatrices	0,41	0,38	0,85	0,64	
6- Intention d'utilisation	0,70	0,71	0,48	0,67	0,48

Finalement, nous avons vérifié le résiduel moyen standardisé SRMR (*standardized root mean residual*) pour l'ensemble du modèle. Cet indice, qui représente la moyenne des différences entre les corrélations attendues et observées, permet de déterminer si les données s'ajustent bien au modèle. Selon Hu et Bentler (1999), un SRMR inférieur à 0,08 indique un bon ajustement alors qu'un indice inférieur à 0,05 indique un ajustement idéal. Notre indice SRMR est de 0,06, soit sous la limite de 0,08, ce qui nous permet de confirmer que les données s'ajustent bien aux facteurs déterminés. À la suite de toutes ces analyses, nous pouvons conclure que le modèle factoriel de mesure est satisfaisant.

Avant d'évaluer les relations entre les variables, on doit vérifier l'absence de colinéarité entre elles puisqu'il s'agit d'une source de biais importante. Les statistiques de VIF obtenues pour nos six variables varient entre 1,00 et 4,02 ce qui signifie que les problèmes de colinéarité ont été réglés en regroupant tous les six construits liés à l'autorégulation sous la variable de soutien à l'autorégulation, puisque les valeurs VIF sont toutes inférieures à 5. Le tableau 45 présente les résultats de notre évaluation du modèle de mesure comparativement aux seuils

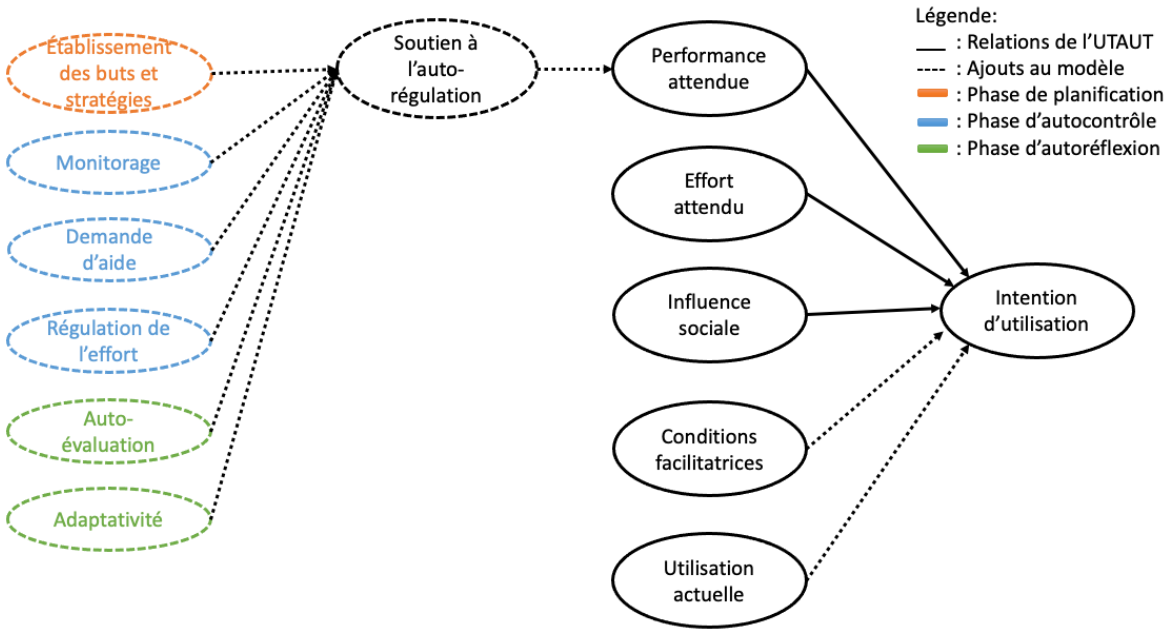
acceptables définis dans la littérature. Nous concluons qu'en vertu de tous les critères examinés, le modèle de mesure est satisfaisant.

Tableau 45 Sommaire de l'évaluation du modèle de mesure

Critère	Seuils (Hair et al., 2019)	Nos résultats
Consistance interne	Fiabilité composite ≥ 0,70	0,75 à 0,99
Fiabilité	Saturation de l'item ≥ 0,70	0,48 à 0,98
Validité convergente	Variance moyenne extraite ≥ 0,50	0,44 à 0,96
Validité discriminante	Ratio HTMT ≤ 0,90	0,33 à 0,85
Colinéarité	VIF < 5	1,00 à 4,02

Nous avons tout de même vérifié s'il était possible de modéliser chacune des dimensions de l'autorégulation dans un sous-construit de soutien à l'autorégulation directement dans le modèle (figure 32). La variable de soutien à l'autorégulation est donc une variable latente de deuxième niveau car elle n'est pas mesurée par des items. Ce modèle présente des problèmes de validité discriminante puisque le ratio HTMT est supérieur à 0,85 pour cinq des six dimensions. De plus, les statistiques de colinéarité VIF obtenues pour les six dimensions varient entre 4,58 et 20,50, ce qui signifie que nous avons de la multicolinéarité entre cinq des six dimensions et le soutien à l'autorégulation.

Figure 32 Modèle à six dimensions pour prédire la performance attendue avec variable de second ordre de soutien à l'autorégulation



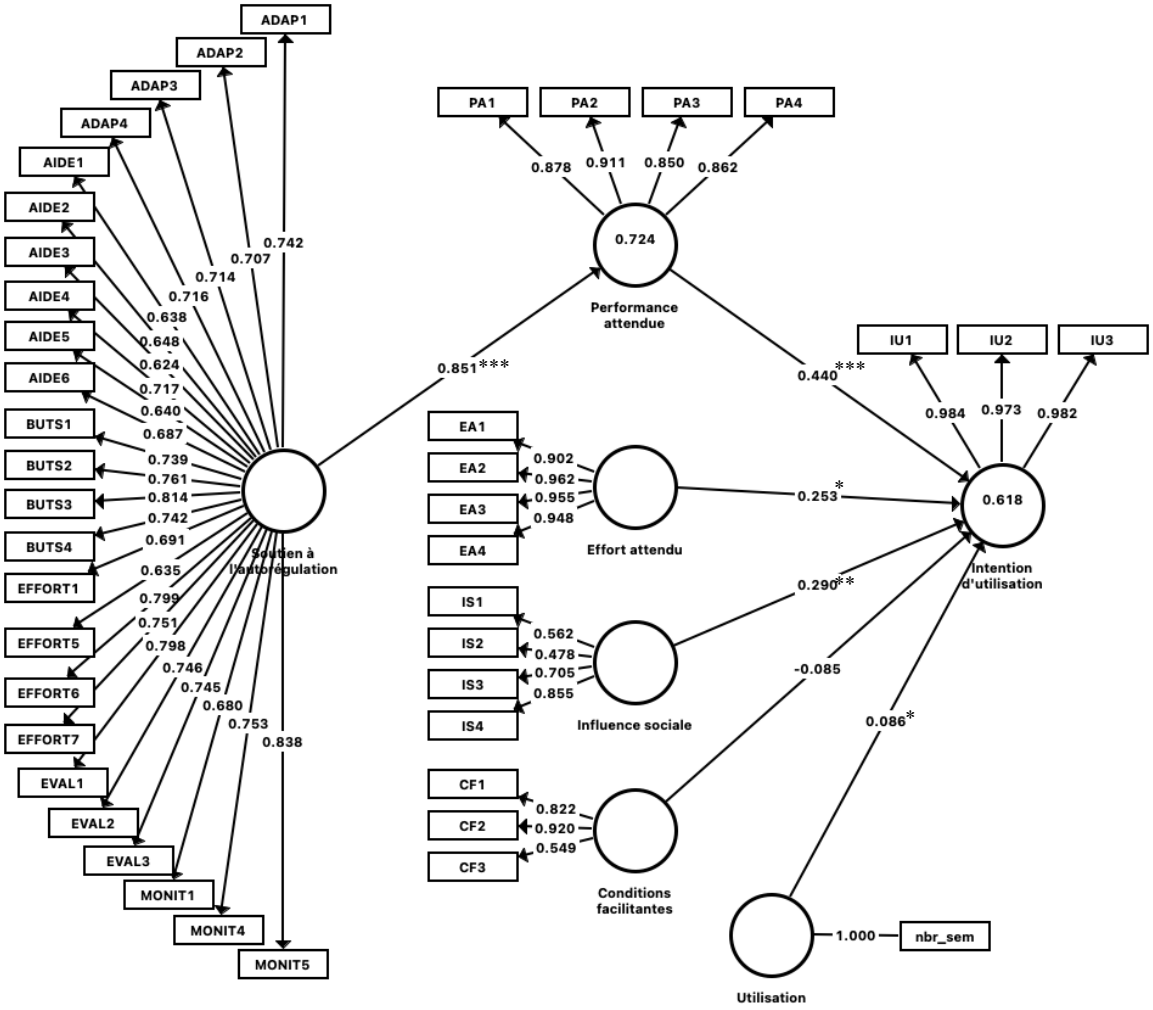
Ces analyses nous amènent à conclure que le meilleur modèle est celui présenté à la figure 31 et validé dans la présente section, qui comprend une seule variable latente de soutien à l'autorégulation pour prédire la performance attendue. Cette variable est mesurée à l'aide de 24 items qui composaient les six dimensions de l'autorégulation retenues pour les fins de cette étude. C'est donc avec ce modèle que nous avons validé les hypothèses de recherche.

5.4.2. Validation des hypothèses du modèle

Afin de vérifier les hypothèses de recherche et la structure du modèle, nous avons effectué des analyses de cheminement dans le logiciel SmartPLS. Pour ce faire, nous avons évalué plusieurs indicateurs : le coefficient de détermination avec le R^2, la taille d'effet avec le f^2 et la valeur prédictive du modèle avec le Q^2. Tel qu'illustré à la figure 33, le coefficient de détermination R^2 indique que 61,8 % de la variance de l'intention d'utilisation est expliquée par le modèle. En effet, la performance attendue ($\beta = 0{,}44$, $t = 5{,}75$, $p < 0{,}001$), l'effort attendu ($\beta = 0{,}25$, $t = 2{,}41$, $p = 0{,}02$), l'influence sociale ($\beta = 0{,}29$, $t = 2{,}76$, $p = 0{,}01$) et l'utilisation actuelle ($\beta = 0{,}09$, $t = 2{,}25$, $p = 0{,}03$) ont une influence positive significative sur l'intention d'utilisation. Les conditions facilitatrices n'ont pour leur part aucune influence significative sur l'intention d'utilisation. De plus, le soutien à l'autorégulation a une influence positive significative sur la performance attendue ($\beta = 0{,}85$, $t = 36{,}91$, $p < 0{,}001$) et explique 72,4 % de la variance de la performance attendue. Le tableau 46 présente les résultats des analyses de cheminement.

Ensuite, nous avons vérifié la taille d'effet des différentes relations avec le coefficient f^2. Selon Cohen (1988), un coefficient supérieur à 0,02 indique une taille d'effet faible, supérieur à 0,15 moyenne et supérieure à 0,35 élevée. Le tableau 46 indique que même si l'effort attendu et l'influence sociale ont des scores bêta moyens, leur taille d'effet, respectivement de $f^2 = 0{,}05$ et $f^2 = 0{,}07$, est faible. La performance attendue a pour sa part une taille d'effet moyenne sur l'intention d'utilisation ($f^2 = 0{,}23$). On peut également constater que la taille d'effet du soutien à l'autorégulation sur la performance attendue est très élevée ($f^2 = 2{,}62$).

Figure 33 Résultats de l'analyse de cheminement



*p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001

Tableau 46 Résultats des analyses de cheminement

	β	*t*	*p*	f^2
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,85	36,91	< 0,001	2,62***
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,44	5,75	< 0,001	0,23**
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,25	2,41	0,02	0,05
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,29	2,76	0,01	0,07
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,09	0,67	0,50	0,01
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,09	2,25	0,03	0,02

*p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001

Nous avons également vérifié si le soutien à l'autorégulation avait un effet direct sur l'intention d'utilisation afin de vérifier si la performance attendue est une variable médiatrice comme prévu par nos hypothèses de recherche. Pour ce faire, nous avons analysé les effets indirects dans l'analyse de cheminement. Les résultats indiquent que le soutien à l'autorégulation n'a pas d'influence directe sur l'intention d'utilisation ($\beta = 0{,}19$, $t = 1{,}58$, $p = 0{,}11$), alors que l'effet indirect via la performance attendue est significatif ($\beta = 0{,}37$, $t = 5{,}64$, $p < 0{,}001$), ce qui confirme la présence de médiation.

Finalement, nous avons effectué l'analyse *blindfolding* dans SmartPLS pour évaluer la valeur prédictive du modèle avec la valeur de Q^2. Cette mesure ne permet pas d'évaluer la valeur prédictive du modèle à l'extérieur de l'échantillon, mais elle combine cette dernière avec la puissance d'explication du modèle dans l'échantillon, ce qui permet de mieux évaluer la valeur prédictive du modèle. Une valeur de Q^2 entre 0 et 0,25 indique une valeur prédictive faible, supérieure à 0,25 une valeur prédictive moyenne et supérieure à 0,50 une valeur prédictive élevée (Hair et al., 2019). Les résultats de l'analyse indiquent une valeur Q^2 de 0,53 pour prédire la performance attendue et de 0,55 pour prédire l'intention d'utilisation, ce qui confirme que la valeur prédictive du modèle est élevée dans l'échantillon. Nous n'avons pas cherché à évaluer la valeur prédictive du modèle hors échantillon puisque notre échantillon n'est pas probabiliste et que cela ne fait pas partie de nos objectifs de recherche.

5.4.3. Validation des effets des caractéristiques sociodémographiques sur le modèle

Les analyses effectuées précédemment ont été effectuées sur l'ensemble des données en supposant qu'elles proviennent d'une seule population homogène. Or, notre échantillon peut comporter des caractéristiques non homogènes, notamment en ce qui concerne les différentes variables sociodémographiques telles que le genre, l'âge, l'expérience dans le programme, l'expérience en formation en ligne, et l'expérience avec l'outil, le régime d'études et la modalité du programme. Il est également légitime de se demander si la structure du modèle est différente pour ceux qui n'ont pas visité *Ma réussite* durant la session comparativement à ceux qui l'ont visitée, ou encore pour ceux qui ont obtenu des pastilles jaunes ou rouges comparativement à ceux qui ont obtenu seulement des pastilles vertes. Le fait de ne pas tenir compte d'une telle hétérogénéité peut être une menace pour la validité des résultats et

conduire à des conclusions erronées, et c'est pourquoi il est important d'identifier, d'évaluer et, le cas échéant, de traiter l'hétérogénéité des données (Hair et al., 2017). Les coefficients obtenus lors de l'analyse de cheminement sur différents groupes sont presque toujours différents, l'analyse multigroupes de SmartPLS permet de vérifier si ces différences sont significatives.

L'analyse multigroupes nécessite que l'hypothèse de l'invariance du modèle de mesure (*measurement invariance of composite models,* ci-après MICOM) soit rencontrée, de même qu'une taille d'échantillon similaire entre les groupes. Pour nous assurer de l'invariance des mesures, nous avons donc vérifié les trois étapes proposées par Henseler et al. (2016), qui consistent à vérifier 1- l'invariance de configuration, 2- l'invariance de composition et 3- l'égalité des moyennes et des variances. L'invariance de configuration est respectée puisque les échelles de mesure utilisent les mêmes items pour tous les groupes, et que le traitement des données et les paramètres de l'algorithme sont identiques. L'invariance de composition implique que les scores des items d'un construit sont créés également entre les groupes. Pour vérifier l'invariance de composition, nous avons utilisé l'analyse de permutation dans SmartPLS. La permutation est un test non paramétrique qui permet d'assigner aléatoirement les observations à un groupe, un grand nombre de fois. L'invariance de composition est démontrée si la corrélation originale entre les items n'est pas significativement différente de celle de la distribution des permutations. L'égalité des moyennes et des variances entre les groupes peuvent également être vérifiées avec les analyses de permutation dans SmartPLS. Ces dernières sont considérées égales lorsque leur différence originale n'est pas statistiquement différente de celle des permutations (Henseler et al., 2016). La vérification des hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et des variances, de même que les résultats des analyses multigroupes sont présentées ci-après.

5.4.3.1. Statut de visiteur

D'abord, nous souhaitions examiner les différences dans la structure du modèle entre les répondants qui ont visité au moins une fois la page de *Ma réussite* durant la session et ceux qui ne l'ont pas visitée. Nous avons donc séparé les données en deux groupes, soit le groupe des visiteurs (au moins une visite durant la session, n = 219) et le groupe des non-visiteurs

(aucune visite, n = 81). Le tableau 47 indique la valeur du bêta pour chacune des relations du modèle. Cependant, puisque la taille du groupe des non-visiteurs est trop petite, il n'est pas possible de vérifier les hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et variances. Les analyses multigroupes ne peuvent donc pas être effectuée pour cette variable.

Tableau 47 Analyse des différences entre les coefficients selon le statut de visiteur (n = 300)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	Visiteurs	Non-visiteurs	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,82***	0,80***	N/A	N/A	N/A
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,50***	0,45***	N/A	N/A	N/A
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,18	0,24**	N/A	N/A	N/A
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,24*	0,26***	N/A	N/A	N/A
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,03	-0,01	N/A	N/A	N/A
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	Cette analyse ne peut être effectuée puisque les non-visiteurs n'ont pas d'utilisation actuelle.				

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

5.4.3.2. Genre

Nous avons ensuite voulu vérifier s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon le genre féminin (n = 235) ou masculin (n = 74). Cependant, puisque la taille du groupe masculin est trop petite, il n'est pas possible de vérifier les hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et variances. Les analyses multigroupes ne peuvent donc pas être effectuée pour cette variable. Le tableau 48 indique la valeur du bêta pour chacune des relations du modèle.

5.4.3.3. Âge

Nous avons également vérifié s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon l'âge. Pour ce faire, nous avons séparé notre échantillon en deux groupes d'âge soit les participants de 21 ans et moins (n = 132) et ceux de 22 ans et plus (n = 177). Nous avons choisi de séparer nos deux groupes selon l'âge médian qui est de 22 ans. De plus, un étudiant qui aurait un cheminement sans embuche termine le secondaire à 16 ans, réalise deux années de cégep et trois années à l'université, ce qui l'amène au diplôme à 21 ans. Nous considérons

que c'est une bonne balise pour distinguer nos groupes. Les résultats des tests de permutation ont permis de vérifier les hypothèses d'invariance de composition (tableau 49) et d'égalité des moyennes et variances (tableau 50). Les résultats présentés dans le tableau 51 indiquent qu'il n'y a aucune différence significative dans les relations du modèle entre les répondants de 21 ans et moins et ceux de 22 ans et plus.

Tableau 48 Analyse des différences entre les coefficients bêta selon le genre (n = 309)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	Féminin	Masculin	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,81***	0,84***	N/A	N/A	N/A
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,49***	0,34**	N/A	N/A	N/A
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,16*	0,35**	N/A	N/A	N/A
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,25***	0,25	N/A	N/A	N/A
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,02	0,02	N/A	N/A	N/A
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,10**	0,10	N/A	N/A	N/A

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

Tableau 49 Résultats de l'analyse MICOM pour l'invariance de composition (âge)

Construit	Invariance de composition		
	Corrélation originale	Corrélation permutation	Valeur de p
Soutien à l'autorégulation	0,999	0,999	0,14
Performance attendue	1,000	1,000	0,40
Effort attendu	1,000	1,000	0,10
Influence sociale	0,997	0,990	0,45
Conditions facilitatrices	0,986	0,982	0,10
Intention d'utilisation	1,000	1,000	0,46
Utilisation actuelle	1,00	1,000	0,41

Tableau 50 Résultats de l'analyse MICOM pour l'égalité des moyennes et variances (âge)

Construit	Égalité des moyennes			Égalité des variances		
	Originale	Permutation	Valeur de p	Originale	Permutation	Valeur de p
Soutien à l'autorégulation	-0,169	-0,002	0,15	0,322	0,009	0,08
Performance attendue	-0,214	-0,002	0,07	0,093	0,005	0,55
Effort attendu	0,041	-0,002	0,73	0,034	0,009	0,89
Influence sociale	-0,036	-0,004	0,76	-0,045	0,006	0,78
Conditions facilitatrices	-0,103	-0,002	0,39	0,028	0,015	0,91
Intention d'utilisation	-0,137	-0,002	0,25	0,316	0,006	0,09
Utilisation actuelle	-0,14	0,002	0,24	0,087	0,010	0,79

Tableau 51 Analyse des différences entre les coefficients selon l'âge (n = 309)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	21 ans et moins	22 ans et plus	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,78***	0,83***	0,05	0,94	0,35
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,42***	0,46***	0,04	0,40	0,69
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,36**	0,16*	0,20	1,41	0,16
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,16	0,30***	0,14	1,25	0,21
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,09	0,02	0,11	0,73	0,47
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,04	0,14**	0,10	1,36	0,18

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

5.4.3.4. Expérience à l'université

Nous avons ensuite tenté de vérifier s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon le fait que l'étudiant en soit à sa première session à l'université (n = 84) ou non (n = 225). Cependant, puisque la taille du groupe des primo-entrants est trop petite, il n'est pas possible de vérifier les hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et variances. Les analyses multigroupes ne peuvent donc pas être effectuée pour cette variable. Le tableau 52 indique la valeur du bêta pour chacune des relations du modèle.

Tableau 52 Analyse des différences entre les coefficients selon l'expérience à l'université (n = 309)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	Étudiants en 1ère session	Autres étudiants	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,78***	0,82***	N/A	N/A	N/A
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,35***	0,50****	N/A	N/A	N/A
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,18	0,26**	N/A	N/A	N/A
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,13	0,24***	N/A	N/A	N/A
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	0,29*	-0,10	N/A	N/A	N/A
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,14	0,08*	N/A	N/A	N/A

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

5.4.3.5. Expérience avec Ma réussite (n = 309)

Nous aurions également souhaité vérifier s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon le fait qu'il s'agisse du premier cours en ligne de l'étudiant. Cependant, le nombre d'étudiants qui entrent dans ce groupe est trop faible pour effectuer des analyses satisfaisantes (n = 24). Nous avons donc tenté de vérifier s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon le fait que l'étudiant est en contact avec *Ma réussite* pour la première fois (n = 82) ou non (n = 227). Bien que les étudiants en première session soient nécessairement exposés à l'outil pour la première fois, il est possible que des étudiants soient exposés à l'outil pour la première fois même s'ils ne sont pas en première session. Cependant, puisque la taille du groupe des étudiants sans expérience avec l'outil est trop petite, il n'est pas possible de vérifier les hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et variances. Les analyses multigroupes ne peuvent donc pas être effectuée pour cette variable. Le tableau 53 indique la valeur du bêta pour chacune des relations du modèle.

Tableau 53 Analyse des différences entre les coefficients selon l'expérience avec Ma réussite (n = 309)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	Sans expérience	Avec expérience	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,81***	0,81***	N/A	N/A	N/A
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,37***	0,47***	N/A	N/A	N/A
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,04	0,31***	N/A	N/A	N/A
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,23*	0,24***	N/A	N/A	N/A
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	0,31*	-0,12	N/A	N/A	N/A
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,11	0,10*	N/A	N/A	N/A

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

5.4.3.6. Régime d'études

Ensuite, nous avons voulu vérifier s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon le fait que l'étudiant soit inscrit à temps partiel (n = 75) ou à temps complet (n = 234). Cependant, puisque la taille du groupe des étudiants sans expérience avec l'outil est trop petite, il n'est pas possible de vérifier les hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et variances. Les analyses multigroupes ne peuvent donc pas être effectuée pour cette variable. Le tableau 54 indique la valeur du bêta pour chacune des relations du modèle.

5.4.3.7. Modalité du programme

Nous avons également vérifié s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon que le programme de l'étudiant soit dispensé en totalité à distance (n = 83) ou non (n = 226). Cependant, puisque la taille du groupe des étudiants qui sont inscrits dans des programmes à distance est trop petite, il n'est pas possible de vérifier les hypothèses d'invariance de composition et d'égalité des moyennes et variances. Les analyses multigroupes ne peuvent donc pas être effectuée pour cette variable. Le tableau 55 indique la valeur du bêta pour chacune des relations du modèle.

Tableau 54 Analyse des différences entre les coefficients selon le régime d'études (n = 309)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	Temps partiel	Temps complet	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,86***	0,78***	N/A	N/A	N/A
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,30**	0,49***	N/A	N/A	N/A
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,17	0,25**	N/A	N/A	N/A
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,50***	0,17**	N/A	N/A	N/A
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,08	0,01	N/A	N/A	N/A
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,13*	0,08*	N/A	N/A	N/A

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

Tableau 55 Analyse des différences entre les coefficients selon la modalité du programme (n = 309)

	Coefficients		Analyse multigroupes		
Hypothèses	Programme distance	Programme campus	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,88***	0,78***	N/A	N/A	N/A
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,36***	0,48***	N/A	N/A	N/A
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,27	0,20**	N/A	N/A	N/A
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,36***	0,21**	N/A	N/A	N/A
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,01	-0,02	N/A	N/A	N/A
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,15*	0,07	N/A	N/A	N/A

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

5.4.3.8. Couleur de pastilles affichées

Finalement, nous avons examiné s'il y avait des différences dans la structure du modèle selon le fait que l'étudiant ait obtenu des pastilles jaunes ou rouge (n = 173) ou seulement des pastilles vertes (n = 136). Les résultats des tests de permutation ont permis de vérifier les hypothèses d'invariance de composition (tableau 56) et d'égalité des moyennes et variances (tableau 57).

Tableau 56 Résultats de l'analyse MICOM pour l'invariance de composition (pastille)

Construit	Invariance de composition		
	Corrélation originale	Corrélation permutation	Valeur de p
Soutien à l'autorégulation	0,999	0,999	0,14
Performance attendue	1,000	1,000	0,40
Effort attendu	1,000	1,000	0,10
Influence sociale	0,997	0,990	0,45
Conditions facilitatrices	0,986	0,982	0,10
Intention d'utilisation	1,000	1,000	0,46
Utilisation actuelle	1,00	1,000	0,41

Tableau 57 Résultats de l'analyse MICOM pour l'égalité des moyennes et variances (pastille)

Construit	Égalité des moyennes			Égalité des variances		
	Originale	Permutation	Valeur de p	Originale	Permutation	Valeur de p
Soutien à l'autorégulation	-0,169	-0,002	0,15	0,322	0,009	0,08
Performance attendue	-0,214	-0,002	0,07	0,093	0,005	0,55
Effort attendu	0,041	-0,002	0,73	0,034	0,009	0,89
Influence sociale	-0,036	-0,004	0,76	-0,045	0,006	0,78
Conditions facilitatrices	-0,103	-0,002	0,39	0,028	0,015	0,91
Intention d'utilisation	-0,137	-0,002	0,25	0,316	0,006	0,09
Utilisation actuelle	-0,14	0,002	0,24	0,087	0,010	0,79

Les résultats présentés dans le tableau 58 indiquent qu'il n'y a aucune différence significative dans les relations du modèle entre les répondants ayant obtenu des pastilles jaunes ou rouges et ceux qui ont obtenu seulement des pastilles vertes.

Tableau 58 Analyse des différences entre les coefficients selon les couleurs de pastilles (n = 309)

	Coefficients		Analyses multigroupes		
	Pastilles vertes	Pastilles jaunes /rouges	Δ	Valeur de t	Valeur de p
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,79***	0,82***	0,03	0,56	0,57
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,42***	0,52***	0,10	0,95	0,34
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,16	0,27**	0,11	0,81	0,42
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,30***	0,16*	0,14	1,31	0,19
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,01	0,00	0,01	0,06	0,95
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,13*	0,07	0,06	0,90	0,37

* p <0,05; ** p < 0,01; *** p <0,001

Chapitre 6. Discussion

Cette recherche visait à répondre à quatre questions concernant les cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval : Comment et par qui le tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* est-il utilisé? Quelles sont les représentations des étudiants à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage? Comment l'UTAUT peut-elle expliquer l'utilisation de l'outil *Ma réussite*? Quel est le lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite? Dans ce chapitre, nous présentons l'interprétation des résultats pour chacune des questions de recherche. Ensuite, nous exposons les contributions de l'étude à l'avancement des connaissances dans le domaine de l'utilisation des tableaux de bord de l'apprentissage, puis les limites de l'étude sont explicitées. Finalement, nous présentons des pistes de recherches qui semblent intéressantes à explorer dans le futur.

6.1. Interprétation des résultats

D'abord, nous interprétons les résultats décrits au chapitre précédent, en les reliant au cadre théorique et conceptuel ainsi qu'au modèle de recherche. Pour ce faire, les résultats sont comparés aux hypothèses de recherche ainsi qu'aux résultats d'études antérieures afin de relever les concordances et les divergences.

6.1.1. Question 1 : Comment et par qui le tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* est-il utilisé dans les cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval?

Le premier objectif de cette recherche visait à décrire la fréquence et les périodes d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants durant la session d'automne 2019. À la suite de l'analyse de nos résultats, nous concluons que *Ma réussite* est peu utilisé par les étudiants de premier cycle de l'Université Laval. Le nombre de visites à *Ma réussite* par étudiant durant la session d'automne 2019 varie entre 0 et 65, avec une moyenne de 3,77. La moyenne est de 5,16 si on considère uniquement les étudiants qui ont visité *Ma réussite* au moins une fois. Les données ne suivent pas une distribution normale et se concentrent entre 0 et 2 visites. Bien

que ces données témoignent d'une faible utilisation, elle est plus élevée que celle rapportée par Kim et al. (2016). Ces auteurs, les seuls ayant à notre connaissance documenté la fréquence d'utilisation du tableau de bord, ont rapporté une moyenne du nombre de visites au tableau de bord à 1,34 par étudiant durant un semestre. La distribution de leurs données était toutefois très similaire à la nôtre. Nous avons cependant choisi de mesurer l'utilisation selon le nombre de semaines ayant au moins une visite à *Ma réussite*. En effet, cette donnée nous permet de dresser un portrait d'utilisation durable sur une session complète, puisqu'un simple nombre de visites ne permet pas de vérifier comment ces visites sont réparties durant la session. À partir des quartiles, nous avons catégorisé l'intensité d'utilisation des étudiants, et nous avons constaté que 27,0 % des participants n'en ont fait aucune utilisation, 43,3 % une utilisation faible, 21,3 % une utilisation modérée et 8,3 % une utilisation élevée ou intense. À notre connaissance, une seule autre étude a catégorisé les étudiants selon leur intensité d'utilisation du tableau de bord, et les catégories créées sont semblables aux nôtres : utilisation faible avec 2 semaines ou moins ayant au moins une visite, utilisation moyenne avec 3 ou 4 semaines, et utilisation élevée avec 5 semaines ou plus (Huberth et al., 2015). Nous avons pour notre part fixé la catégorie d'utilisation moyenne de 3 à 6 semaines, la catégorie d'utilisation élevée de 7 à 10 semaines, et la catégorie d'utilisation intense pour plus de 10 semaines ayant au moins une visite.

Nos résultats indiquent également que le nombre moyen de semaines ayant au moins une visite est de 2,29 (3,14 si on regarde seulement les visiteurs), ce qui signifie que les étudiants ne font pas une utilisation continue durant la session, mais plutôt une utilisation ponctuelle à certains moments. Nos analyses ont d'ailleurs démontré que la consultation de *Ma réussite* a été plus élevée au début de la deuxième semaine, ce qui peut être attribuable au fait qu'un courriel automatisé est envoyé à tous les étudiants au début de la deuxième semaine de cours (9 septembre pour la session d'automne 2019), pour les aviser que l'outil *Ma réussite* est activé dans leur cours. Un autre pic d'utilisation est visible le 27 novembre, date à laquelle le recrutement pour notre étude a débuté. Nous avons d'ailleurs obtenu 52 % de nos réponses lors de cette journée, ce qui nous permet de poser l'hypothèse que la passation de notre questionnaire a influencé les répondants au sondage à consulter l'outil *Ma réussite* pendant la journée où ils ont participé à l'étude. La date du 28 novembre, pour laquelle nous avons

obtenu 27 % de nos réponses, comporte aussi un nombre de visites plus élevé que la normale. Les données concernant le nombre de visites sont donc contaminées par notre étude, puisque le nombre de visites n'aurait probablement pas été aussi élevé si les étudiants n'avaient pas eu à remplir notre questionnaire. Il semble donc que des interventions externes peuvent favoriser la consultation.

Le deuxième objectif de cette recherche était de vérifier s'il y a une différence statistiquement significative concernant l'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants entre les groupes d'étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, faculté, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil. Nos résultats indiquent des différences significatives concernant le nombre de visites en ce qui concerne l'expérience à l'université. En effet, le nombre de visites à *Ma réussite* est significativement plus élevé pour les étudiants qui suivent leur premier cours en ligne, et les primo-entrants ont utilisé davantage *Ma réussite* que les étudiants ayant déjà complété une session à l'université. Une étude ayant déjà démontré que les primo-entrants réussissent moins bien dans un cours en ligne que les non primo-entrants (Mottet et al., 2013), il se peut que ces derniers éprouvent plus de difficultés et qu'ils soient davantage intéressés aux outils d'aide offerts par l'université. Les enseignants ne semblent pas parler davantage de l'outil dans les cours de première année puisque nous n'avons pas relevé de différences significatives dans les réponses des étudiants primo-entrants concernant l'influence de l'enseignant à utiliser *Ma réussite* comparativement aux autres étudiants. Il peut simplement s'agir de curiosité puisque c'est la première fois qu'ils ont accès à un tel outil.

D'ailleurs, le nombre de visites à *Ma réussite* est significativement plus élevé pour les étudiants qui sont en contact avec l'outil pour la première fois. Selon Venkatesh et al. (2003), l'expérience avec la technologie est une variable qui modère les relations entre les variables qui expliquent l'utilisation, ce qui est donc cohérent avec nos résultats. L'âge et le genre sont également des variables modératrices dans l'UTAUT. Nous n'avons pas relevé de différences significatives dans l'utilisation selon le genre, contrairement à l'étude de Huberth et al. (2015). Cependant, nos résultats indiquent que l'âge influence le nombre de visites à *Ma*

réussite. En effet, il semble que plus l'âge des étudiants augmente, plus le nombre de visites augmente. Ces résultats soulèvent une certaine incohérence puisque les primo-entrants sont normalement les étudiants les plus jeunes, et nous avons déjà relevé que les primo-entrants utilisent davantage *Ma réussite* que les autres. Une analyse plus approfondie des données nous a permis de constater que le nombre de visites à *Ma réussite* est plus élevé chez les moins de 20 ans, de même que chez les 36 ans et plus. Cette dernière catégorie comprend d'ailleurs plusieurs répondants catégorisés comme ayant des utilisations élevées ou intenses.

Notre devis de recherche ne prévoyait pas de tenir compte dans nos analyses du fait que les étudiants aient obtenu des pastilles jaunes ou rouges. Puisque cette donnée nous a été fournie par le BSE, nous avons réalisé des analyses supplémentaires. Ces analyses indiquent que le nombre de pastilles jaunes ou rouges affichées à l'étudiant n'est pas corrélé au nombre de visites ou au nombre de semaines ayant au moins une visite. Cela signifie que les étudiants ayant obtenu des pastilles jaunes ou rouges ne consultent pas davantage l'outil *Ma réussite* que les étudiants ayant des pastilles vertes. Ce résultat nous semble quelque peu surprenant puisque la pastille devrait servir d'alerte à l'étudiant. Rappelons que la pastille de couleur attribuée à chaque cours est visible sur la page d'accueil de l'ENA, et que c'est en cliquant sur celle-ci que l'étudiant accède à la page de l'outil *Ma réussite*. Considérant qu'un des objectifs de l'Université Laval dans la création de cet outil était de permettre aux étudiants de prendre rapidement conscience de leur niveau de participation et de leurs résultats dans leurs cours, il semble donc que les étudiants ne se sentent pas interpellés par cette alerte.

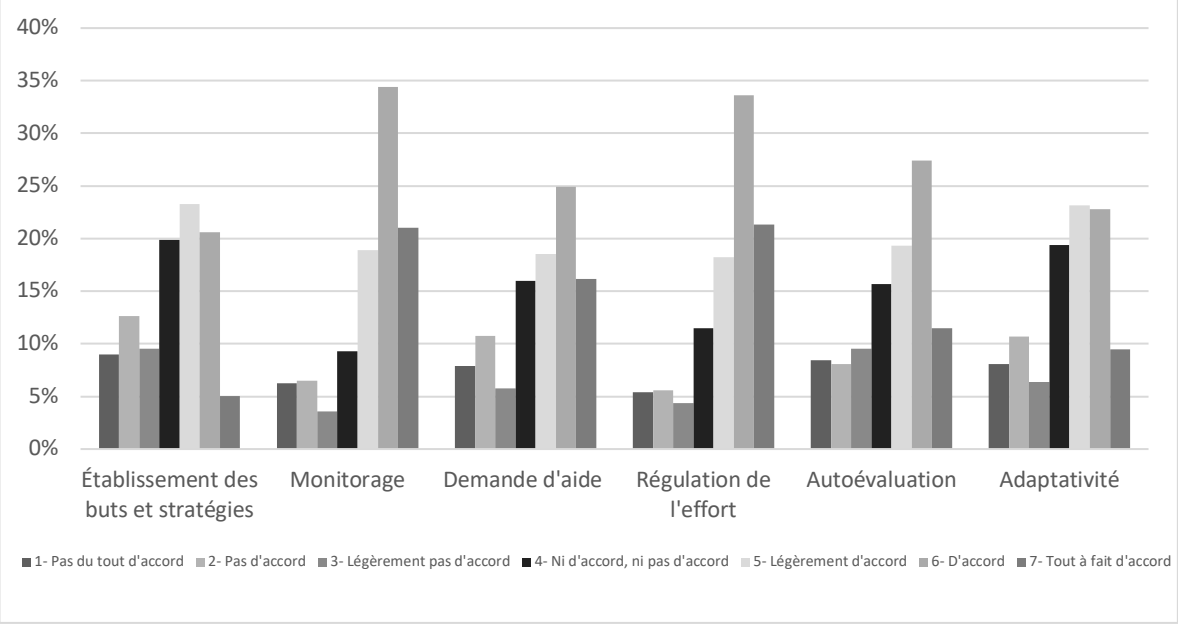
La page de *Ma réussite* étant peu visitée, nous avons également constaté que les ressources d'aide qui y sont proposées sont peu utilisées, puisque seulement 20 % de nos répondants au sondage ont déjà cliqué sur une ressource d'aide. Pourtant, une proportion élevée de notre échantillon a déjà obtenu une pastille jaune (43 %) ou une pastille rouge (27 %), ce qui signifie que plus des deux tiers des répondants ont été considérés comme à risque ou à surveiller par le système. Nos analyses n'ont d'ailleurs révélé aucune corrélation entre le nombre de pastilles jaunes ou rouge affichées à l'étudiant et ses clics sur les différentes ressources d'aide. Considérant qu'un des objectifs de l'Université Laval dans la création de cet outil était d'orienter les étudiants vers des ressources d'aide, il semble que les étudiants n'utilisent pas les ressources d'aide proposées. Nous avons toutefois relevé des corrélations

entre les clics des différentes ressources d'aide, ce qui signifie que lorsqu'un étudiant en consulte une il a tendance à un consulter plusieurs. Nous avons également relevé une corrélation entre le nombre de visites à *Ma réussite* et le nombre de clics sur les ressources d'aide, ce qui nous apparaît logique puisque ces ressources d'aide sont accessibles par la page de *Ma réussite*.

6.1.2. Question 2 : Quelles sont les représentations des étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage?

Notre recherche visait également à décrire les représentations des étudiants à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage. Les perceptions des étudiants en ce qui concerne le soutien à l'autorégulation sont synthétisées à la figure 34.

Figure 34 Perceptions des étudiants concernant le soutien à l'autorégulation



Le soutien à l'établissement des buts et stratégies est le processus qui a obtenu le score moyen le plus faible. Avec une moyenne près de 4, les étudiants semblent donc neutres à savoir si *Ma réussite* les aide à se fixer des objectifs et à planifier leurs stratégies. Ces résultats ne sont

pas surprenants puisque l'outil *Ma réussite* n'a pas été développé dans l'optique de soutenir l'établissement des buts et des stratégies. Pour améliorer le soutien que l'outil peut apporter à l'autorégulation, il serait intéressant de développer un volet qui demanderait à l'étudiant de se fixer des objectifs en début de session. Actuellement, l'outil *Ma réussite* n'offre pas de fonctionnalité pour soutenir l'étudiant dans l'établissement de buts et objectifs. Il s'agit pourtant d'un élément important du processus d'autorégulation selon Zimmerman (1998) et Pintrich (2004). Ces objectifs pourraient être liés aux objectifs d'apprentissage du cours, mais également au niveau de participation dans le cours et aux résultats académiques. Une banque d'objectifs prédéfinis pourrait être proposée à l'étudiant pour l'aider dans cette réflexion. *Ma réussite* pourrait également suggérer aux étudiants qui ont des pastilles jaunes ou rouge de se fixer des objectifs pour remonter la pente, dans le but de les mettre en action. De façon similaire, des suggestions de stratégies d'apprentissage pourraient leur être apportées, ce qui permettrait de les aider à sélectionner des stratégies qui leur permettraient d'atteindre leurs objectifs. Selon Ott et al. (2015), bien que les étudiants apprécient l'information fournie dans le tableau de bord, ils ne modifient pas leurs comportements d'études à la suite de sa consultation. Il est donc possible que les étudiants ne sachent pas quoi faire pour améliorer leurs stratégies d'apprentissage. L'établissement de stratégies est également un élément important du processus d'autorégulation selon Zimmerman (1998) et Pintrich (2004).

Les étudiants sont majoritairement d'accord pour dire que *Ma réussite* les aide dans leur monitorage de soi. Ils sont d'avis que *Ma réussite* les aide à prendre conscience de leur niveau d'activité dans le cours à 87,7 %, ce qui a d'ailleurs été confirmé dans une autre étude (Tabuenca et al., 2015). Considérant que cela était un des objectifs principaux de l'outil, il semble que cet objectif soit atteint. Le soutien au monitorage est d'ailleurs le construit ayant obtenu le score moyen le plus élevé, avec la régulation de l'effort. Bien que la régulation de l'effort ne constitue pas un objectif visé par l'outil *Ma réussite*, il semble que son utilisation incite les étudiants à consulter un plus grand nombre de pages et fichiers, d'éléments multimédias, de questionnaires formatifs ainsi qu'à consulter le forum plus souvent. Il s'agit toutefois que des perceptions des étudiants, puisque nous n'avons pas mesuré l'augmentation des interactions avec les contenus dans le site du cours suite à la consultation de *Ma réussite*. Les études qui ont examiné ce phénomène rapportent des résultats contradictoires, puisque

selon Chen et al. (2008), le nombre d'activités d'apprentissage complétées serait plus important pour les étudiants exposés au tableau de bord, alors que ce n'est pas le cas pour d'autres chercheurs (Kosba et al., 2005, Ott et al., 2015). Nos résultats indiquent d'ailleurs que plusieurs étudiants ayant obtenu des pastilles jaunes ou rouges (44 %) utilisent une stratégie de contournement de l'algorithme, c'est-à-dire qu'ils vont aller cliquer sur les différentes ressources dans l'ENA afin de changer la couleur de la pastille, mais sans nécessairement compléter plus d'activités d'apprentissage.

L'autre objectif principal de l'outil *Ma réussite* était d'orienter les étudiants vers les ressources d'aide appropriées. Les étudiants sont majoritairement d'avis que *Ma réussite* les aide à identifier leur besoin d'aide, mais cela ne va pas nécessairement se traduire en demande d'aide par la suite. En effet, les réponses aux questions qui réfèrent à l'action de demander de l'aide sont plus nuancées, avec une proportion importante d'étudiants étant neutres quant à savoir si *Ma réussite* les incite à demander de l'aide. On peut donc conclure que cet objectif n'est pas atteint puisque bien que les étudiants prennent conscience de leur besoin d'aide, ils ne vont pas pour autant demander de l'aide malgré le fait que *Ma réussite* leur propose de nombreuses ressources d'aide. Nous avons d'ailleurs soulevé précédemment que les ressources d'aide proposées dans *Ma réussite* sont très peu utilisées. Une étude récente dans un contexte de cours en ligne à l'Université Laval a d'ailleurs démontré que les étudiants ne demandent pas d'aide, que ce soit par courriel ou dans les forums de discussion (Fatoux, 2019). Pour améliorer le soutien que l'outil *Ma réussite* peut apporter à l'autorégulation, il serait intéressant de développer un outil pour faciliter la demande d'aide. Par exemple, lorsqu'un étudiant obtient une pastille jaune ou rouge, un petit questionnaire pourrait lui apparaître lorsqu'il se connecte à son portail de cours. Ce questionnaire pourrait demander à l'étudiant de faire un choix sur le type de demande d'aide qu'il souhaite faire, par exemple, ne pas demander d'aide (choix conscient), envoyer un courriel à l'enseignant, demander à être contacté par l'enseignant, prendre un rendez-vous avec l'enseignant ou un tuteur, s'inscrire à un service de mentorat avec d'autres étudiants. Bien entendu, ces mesures de soutien doivent être mises en place institutionnellement, l'outil *Ma réussite* ne pouvant que servir de pont entre l'étudiant et ces services, puisqu'il est possible que l'étudiant ne soit pas au courant des types d'aide qui peuvent s'offrir à lui.

En ce qui concerne le soutien à l'autoévaluation, les étudiants semblent davantage utiliser *Ma réussite* pour se comparer avec leurs pairs plutôt que pour se comparer avec leurs objectifs, puisque la moyenne du seul item faisant référence à la comparaison avec les pairs est plus élevée que celles des items référant aux objectifs. Les commentaires des étudiants mentionnent d'ailleurs qu'ils apprécient pouvoir comparer leur niveau de participation avec les autres étudiants de leur groupe, ce qui a déjà été soulevé dans d'autres études (Corrin et al., 2014; Govaerts et al., 2012; Roberts et al., 2016; Santos et al., 2012). Toutefois, les étudiants qui s'autorégulent devraient idéalement comparer leurs résultats avec leurs objectifs personnels plutôt qu'avec les autres étudiants (Zimmerman, 2002). Pour améliorer le soutien que l'outil *Ma réussite* peut apporter à l'autorégulation, il serait intéressant de développer un outil permettant à l'étudiant de comparer ses résultats avec ses objectifs, qui auraient été établis dans *Ma réussite* au préalable, comme discuté précédemment. Les pastilles de couleur liées à certains indicateurs de participation pourraient également être calculées à partir d'un standard établi par l'enseignant plutôt qu'à partir de la médiane du groupe, par exemple le nombre de fichiers téléchargés ou le nombre d'éléments multimédias consultés. Cela permettrait d'ajouter de la validité à l'indicateur puisqu'il ne serait pas influencé par le niveau de la cohorte, qui peut varier d'une session à l'autre.

Finalement, le soutien que *Ma réussite* procure à l'adaptativité est perçu comme faible par les étudiants, ce qui peut encore une fois s'expliquer par le fait que l'outil n'a pas été développé dans cette optique. Dans l'ensemble, puisque tous ces processus ont obtenu des scores moyens supérieurs à 4, nous sommes en mesure de conclure que les étudiants perçoivent que *Ma réussite* soutient l'autorégulation d'apprentissage. D'ailleurs, le score global moyen pour le soutien à l'autorégulation lorsque l'on combine les processus d'établissement des buts et objectifs, de monitorage, de demande d'aide, de régulation de l'effort, d'autoévaluation et d'adaptativité est de 4,76.

Nous avons également questionné les étudiants pour connaître leurs perceptions concernant l'utilité des différentes informations présentées dans *Ma réussite*. Les étudiants trouvent très utiles les résultats accumulés, la cote projetée et la pastille de couleur sommaire, puisque ces

trois éléments obtiennent les moyennes les plus élevées. Cela démontre qu'ils sont très axés sur leurs résultats académiques, puisque ces trois éléments y sont fortement reliés. Le nombre d'accès au site, de pages consultées, de fichiers téléchargés et d'éléments multimédias consultés sont perçus comme légèrement utile, bien que certaines études ont démontré la relation entre le nombre de ressources consultées dans l'ENA et la note finale au cours (Macfadyen et al., 2010; Morris et al., 2005). Le nombre de messages rédigés dans le forum et le nombre d'éléments consultés dans le forum sont considérés comme moins utiles, plusieurs étudiants ayant remis en doute leur pertinence dans leurs commentaires. Pourtant, selon Macfadyen et Dawson (2010), la variable qui prédit le mieux la note finale de l'étudiant est le nombre de contributions totales aux forums de discussion, alors que selon Morris et al. (2005), c'est le nombre de messages lus dans le forum. Ces données devraient donc être conservées dans l'algorithme même si les étudiants les considèrent comme moins pertinentes. Le nombre de tentatives aux questionnaires formatifs est pour sa part l'indicateur de participation perçu comme étant le plus utile par les étudiants. Le nombre de questionnaires réussis est d'ailleurs le principal déterminant de la performance pour Romero, Ventura et Garcia (2008) alors qu'elle est la deuxième variable prédictive la plus significative selon les résultats de l'étude de Macfadyen et Dawson (2010).

Puisque nous avons mesuré les construits de l'UTAUT en lien avec l'outil *Ma réussite*, nous sommes également en mesure de rapporter les perceptions des étudiants concernant son utilité, sa facilité d'utilisation, l'influence sociale et les conditions facilitatrices s'y rapportant. La majorité des étudiants interrogés sont d'avis que *Ma réussite* est utile pour réussir le cours ou pour obtenir de meilleures notes, ce qui est également confirmé par plusieurs études (Ali et al., 2012; Govaerts et al., 2012; Kim et al., 2016; Kosba et al., 2005; Santos et al., 2012; Scheuer et al., 2007). À l'exception des messages rédigés et lus consultés dans le forum, les étudiants sont donc d'avis que les informations présentées dans *Ma réussite* sont utiles. À notre connaissance, une seule étude a documenté les perceptions des étudiants concernant les informations présentées dans le tableau de bord. Cette dernière révèle que les étudiants ne perçoivent pas l'information divulguée dans le tableau de bord comme étant utile à leur apprentissage et à leur réussite (Yoo et al., 2015).

Notre étude s'étant déroulée dans des cours en ligne, cela signifie probablement que les activités d'apprentissage se déroulent dans l'ENA. Verbert et al. (2014) soulignaient que les étudiants perçoivent une faible utilité au tableau de bord lorsque beaucoup d'activités d'apprentissage pertinentes se déroulent à l'extérieur de l'ENA puisque dans ce cas, les données collectées ne rendent pas compte de tout le travail qu'ils ont effectué, ce qui constitue une limite inhérente au tableau de bord des activités d'apprentissage.

Tout comme dans certaines études (Ali et al., 2012; Scheuer et al., 2007), la plupart des étudiants interrogés pour notre sondage sont d'avis que le tableau de bord est facile à utiliser, et croient posséder les ressources et les connaissances pour utiliser *Ma réussite*. Pourtant, dans un sondage mené auprès d'experts dans le domaine, Greller et Drachsler (2012) rapportaient que seulement 21 % des 111 répondants sont d'avis que les enseignants et les étudiants possèdent les compétences requises pour interpréter eux-mêmes les résultats de l'analyse de l'apprentissage et pour déterminer les interventions appropriées. Plusieurs étudiants ont affirmé dans leurs commentaires qu'ils ne savaient pas comment fonctionne *Ma réussite* et que c'est notre étude qui leur a fait mieux connaître cet outil. Aucune formation n'est offerte aux étudiants concernant cet outil, cependant il existe de la documentation sur le site Internet du BSE qui en explique le fonctionnement. À la lumière des commentaires recueillis, nous doutons cependant que les étudiants connaissent l'existence de cette documentation et qu'ils sachent où la trouver. De façon similaire, Fritz (2011) soulignait que s'ils n'ont pas été formés sur le fonctionnement et l'utilisation de l'outil, les étudiants ne savent pas comment et pourquoi l'utiliser. Pour améliorer cela, le système pourrait proposer aux étudiants le lien vers la documentation lors de la première session à l'université ou encore lorsque l'étudiant a accès pour la première fois à l'outil. Cette documentation pourrait aussi être intégrée directement sur la page de *Ma réussite* sous forme de lien hypertexte pour en apprendre davantage sur son fonctionnement.

L'influence sociale pour utiliser *Ma réussite* serait également à travailler. En effet, 78 % des étudiants affirment que leur enseignant ne les a pas encouragés à utiliser *Ma réussite*. Plusieurs personnes ont mentionné dans leurs commentaires que leur enseignant ne leur en avait jamais parlé, et que cet outil n'est pas suffisamment mis de l'avant par l'université.

Nous menons un projet de recherche connexe portant sur l'utilisation de *Ma réussite* par les enseignants[4], et selon les données obtenues du BSE, seulement 35 % des enseignants à distance avaient accédé au moins une fois à l'outil pendant la session d'automne 2019 et que, parmi eux, seulement 22 % des enseignants ont généré une intervention en envoyant un courriel aux étudiants à partir de l'outil. De plus, seulement 4 % d'entre eux ont utilisé le journal de suivi. Nous pouvons constater que l'utilisation par les enseignants est faible, ce qui peut expliquer qu'ils ne présentent pas l'outil à leurs étudiants. Arnold et Pistilli (2012) rapportaient d'ailleurs un manque de pratiques efficaces ou d'utilisation constante du tableau de bord par les enseignants, qui sont les principaux responsables des interventions auprès des étudiants, ce qui semble le cas également à l'Université Laval. Dans l'échantillon de cette étude connexe, un seul enseignant parmi les 19 enseignants rencontrés lors de nos entrevues utilisait *Ma réussite* pour générer des interventions. L'analyse de l'utilisation du tableau de bord par les enseignants déborde du cadre de cette thèse, cependant nous pouvons constater que leur faible utilisation se répercute sur les perceptions des étudiants.

Un autre de nos objectifs de recherche était de vérifier s'il y a une différence statistiquement significative concernant les perceptions de l'utilité de *Ma réussite* par les étudiants entre les groupes d'étudiants classés selon les variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil. Nos résultats indiquent que les perceptions des étudiants ne sont pas influencées par l'âge, le genre, le fait que le programme soit entièrement suivi à distance ou non, ou le fait que l'étudiant ait déjà suivi un cours en ligne ou non, à l'exception que les étudiants de genre féminin perçoivent davantage *Ma réussite* comme étant facile à utiliser. Nous avons toutefois relevé des différences importantes pour les étudiants primo-entrants et pour ceux qui sont en contact avec *Ma réussite* pour la première fois. En effet, il semble que ces groupes d'étudiants perçoivent davantage que *Ma réussite* soutient l'autorégulation de l'apprentissage (établissement des buts et stratégies, monitorage, demande d'aide, régulation de l'effort, autoévaluation, adaptativité), et qu'il soit plus utile.

[4] Les données relatives à cette étude ne sont pas publiées car elles sont en cours d'analyse au moment de la publication de cette thèse.

Ces derniers ont d'ailleurs davantage l'intention de l'utiliser dans les prochaines sessions. Il se pourrait toutefois que cela soit dû à l'effet de nouveauté. Selon Viau (2005),

> [L]orsque l'on expérimente une nouvelle méthode ou un nouvel outil dans une classe, on voit la motivation des élèves augmenter rapidement. Toutefois, lorsque l'effet de nouveauté s'estompe, leur motivation décroît et revient à son niveau initial. Étant donné que dans plusieurs recherches, les chercheurs ont mesuré la motivation des élèves après une courte utilisation des TIC, il est possible que l'effet de nouveauté ait influencé les résultats.

Nos résultats indiquent également que les étudiants qui sont inscrits à temps plein perçoivent davantage que *Ma réussite* soutient la demande d'aide et la régulation de l'effort que ceux inscrits à temps partiel. Puisque le taux de diplomation est beaucoup plus élevé chez les étudiants à temps plein que chez les étudiants à temps partiel (Conseil supérieur de l'éducation, 2019), il est possible que ces étudiants soient davantage engagés dans leurs études et qu'ils soient plus disposés à demander de l'aide et à réguler leur effort.

Nous avons constaté précédemment que *Ma réussite* était peu utilisé, bien que nos résultats suggèrent que les perceptions à son égard soient positives. Certains participants ont mentionné dans leurs commentaires les raisons pour lesquelles ils n'utilisent pas *Ma réussite*. On retrouve parmi ces raisons que ce n'est pas un besoin pour les étudiants qui n'éprouvent pas de difficultés ou pour ceux qui sont autonomes. Plusieurs étudiants considèrent également que les pastilles de couleur ne sont pas représentatives de la réalité et qu'elles sont gênantes puisqu'elles sont affichées sur la page d'accueil de l'ENA. Selon nous, une raison importante pour laquelle les étudiants n'ont pas utilisé *Ma réussite* est la faible influence sociale exercée par les enseignants, les facultés et l'université. Plusieurs étudiants ont mentionné ne jamais en avoir entendu parler avant notre sondage.

6.1.3. Question 3 : Comment l'UTAUT peut-elle expliquer l'utilisation de l'outil *Ma réussite* par les étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval?

Nos objectifs de recherche étaient également de vérifier si le soutien à l'autorégulation de l'apprentissage permet de prédire significativement l'utilité de *Ma réussite* (performance attendue) perçue par les étudiants, ainsi que de vérifier si la performance attendue, l'effort

attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'utilisation actuelle permettent de prédire significativement l'intention d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants. Les résultats de notre recherche démontrent que toutes ces variables influencent positivement l'intention des étudiants d'utiliser *Ma réussite*, à l'exception des conditions facilitatrices, ce qui est conforme à l'étude originale de Venkatesh et al. (2003) qui visait à valider l'UTAUT. Le tableau 59 présente le sommaire des résultats concernant les relations du modèle de recherche.

Tableau 59 Sommaire des résultats concernant les relations du modèle

Relations du modèle	β	f^2	Seuil de Cohen	Taille d'effet
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	0,85***	2,62	f^2 >0,35	Élevée
H2 Performance attendue → Intention d'utilisation	0,44***	0,23	f^2 >0,15	Modérée
H3 Effort attendu → Intention d'utilisation	0,25*	0,05	f^2 >0,02	Faible
H4 Influence sociale → Intention d'utilisation	0,29**	0,07	f^2 >0,02	Faible
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	-0,09	0,01	s. o.	s. o.
H6 Utilisation actuelle → Intention d'utilisation	0,09*	0,02	f^2 >0,02	Faible

*p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001

Notre modèle a ajouté une variable à l'UTAUT pour prédire la performance attendue, notre étude étant donc la seule ayant testé la relation entre le soutien à l'autorégulation procuré par *Ma réussite* et la performance attendue. Cette relation est très forte car ce seul construit permet d'expliquer 72 % de la variance de la performance attendue. Cela signifie donc que pour que les étudiants trouvent le tableau de bord utile dans le cadre de leurs études, il doit soutenir les différentes phases de l'autorégulation de l'apprentissage. Cette conclusion est donc conforme à notre hypothèse de départ, puisque selon Jivet et al. (2017), la théorie de l'autorégulation de l'apprentissage est le fondement théorique sur lequel la plupart des tableaux de bord adressés aux étudiants s'appuient. La taille d'effet est d'ailleurs extrêmement élevée avec un coefficient f^2 de 2,62. Selon Cohen (1988), un coefficient f^2 supérieur à 0,02 indique une taille d'effet faible, supérieur à 0,15, une taille d'effet modérée et supérieur à 0,35, une taille d'effet élevée. Le tableau 60 présente la comparaison de nos résultats avec les résultats de la méta-analyse de l'UTAUT réalisée par Khechine et al. (2016), de même qu'avec quatre études portant sur la validation de l'UTAUT pour expliquer l'utilisation d'ENA par des étudiants, qui ont utilisé les mêmes techniques d'analyse, soit la

méthode PLS-SEM. Rappelons qu'à notre connaissance, aucune étude ne s'est penchée sur l'explication de l'utilisation des tableaux de bord à partir de l'UTAUT, ce qui signifie que nous ne pouvons pas comparer nos résultats avec d'autres études portant sur la même technologie. Nous avons donc choisi de comparer nos résultats avec des études portant sur une technologie différente, mais qui se rapproche le plus du tableau de bord à notre avis, soit les ENA.

Tableau 60 Comparaison des coefficients entre notre étude et celles de Khechine et al. (2016), Zwain (2019), Alsheri et al. (2009), Alsheri et al. (2020), et Lakhal et al. (2021)

Relations	Khechine et al. (2016)	Zwain (2019)	Alsheri et al. (2019)	Alsheri et al. (2020)	Lakhal et al. (2021)	Bistodeau (2021)
H1 Soutien à l'autorégulation → Performance attendue	s. o.	s. o.	s. o.	s. o.	s.o	0,85
H2 Performance attendue →Intention d'utilisation	0,45	0,16	0,25	0,57	0,11	0,44
H3 Effort attendu →Intention d'utilisation	0,44	n. s.	n. s.	0,16	0,12	0,25
H4 Influence sociale →Intention d'utilisation	0,39	n. s.	0,38	0,08	n.s.	0,29
H5 Conditions facilitatrices → Intention d'utilisation	0,44	n. s.	n. s.	n. s.	0,31	n. s.
H6 Utilisation actuelle →Intention d'utilisation	s. o.	s. o.	s. o.	s. o.	s.o.	0,09
Conditions facilitatrices → Utilisation	0,36	0,20	0,51	0,23	s.o.	n. s.
Intention d'utilisation → Utilisation	0,43	0,31	0,23	0,27	s.o.	s. o.
Variance expliquée de l'intention d'utilisation (R^2)	s. o.	67 %	82 %	65 %	24 %	62 %

s. o. : sans objet puisque non étudié ou non rapporté, n. s. : non significatif

À l'instar de nombreuses études, et tel que démontré dans la méta-analyse de Khechine et al. (2016), nos résultats démontrent que la performance attendue est la variable qui influence le plus l'intention d'utilisation le tableau de bord des activités d'apprentissage. Cela signifie que pour que les étudiants aient l'intention d'utiliser le tableau de bord, ils doivent le trouver utile et donc croire que l'utilisation de ce dernier les aidera à améliorer leur performance dans leurs cours. La taille d'effet de cette relation est modérée avec un f^2 de 0,23 (tableau 59). Il en va d'ailleurs de même pour l'utilisation de l'ENA, bien qu'il semble que ce soit dans une

moindre mesure dans les études de Zwain (2019) et de Alsheri et al. (2019) (tableau 60). L'effort attendu et l'influence sociale se sont également révélés être des prédicteurs de l'intention d'utilisation, mais de façon moins importante avec des tailles d'effet faibles, respectivement de 0,05 et 0,07. Cela signifie donc que bien que ces variables influencent l'intention d'utilisation du tableau de bord, elles contribuent très peu à en expliquer la variance. Zwain (2019) a d'ailleurs rapporté que ces variables ne prédisent pas l'intention d'utilisation de l'ENA par des étudiants, contrairement aux résultats de Alsheri et al. (2020).

En ce qui concerne les conditions facilitatrices, nous avons posé l'hypothèse qu'elles influenceraient positivement l'intention d'utilisation, alors que Venkatesh et al. (2003) ont plutôt démontré que ces dernières avaient une influence sur l'utilisation, et non sur l'intention d'utilisation. De notre côté, nous n'avons pas relevé de relation entre les conditions facilitantes et l'utilisation actuelle, contrairement à des études antérieures portant sur la validation de l'UTAUT pour expliquer l'utilisation d'ENA par des étudiants (Alshehri et al., 2019, 2020; Zwain, 2019; Lakhal et al., 2021). Cependant, ces études confirment nos résultats concernant l'absence de relation entre les conditions facilitantes et l'intention d'utilisation (tableau 60). Finalement, nous avons ajouté au modèle l'utilisation actuelle comme variable prédictive de l'intention d'utilisation future. Nos résultats indiquent que cette variable influence significativement l'intention d'utilisation, avec un coefficient bêta de 0,09, ce qui demeure une faible influence. Lwonga et Komba (2015), les seuls autres auteurs qui, à notre connaissance, ont étudié cette relation dans un contexte d'utilisation d'un ENA par des étudiants, ont révélé des résultats similaires avec un coefficient bêta de 0,10.

Le tableau 61 présente nos résultats en ce qui concerne le pouvoir explicatif et la valeur prédictive du modèle de recherche. On peut remarquer que la variance expliquée concernant l'intention d'utilisation dans notre étude de 62 % se rapproche de l'étude originale de Venkatesh et al. (2003) qui expliquait une variance de 70 %, ainsi que de celles de Zwain (2019) à 67 % et de Alsheri et al. (2019) à 65 %, qui ont étudié l'utilisation de l'ENA (tableau 5). Selon Hair et al. (2019), un coefficient R^2 supérieur à 50 % indique que la variance expliquée est modérée, et élevée pour un coefficient supérieur à 75 %. Puisque notre

coefficient se situe à mi-chemin entre ces deux balises, on peut considérer que la variance expliquée est moyennement élevée.

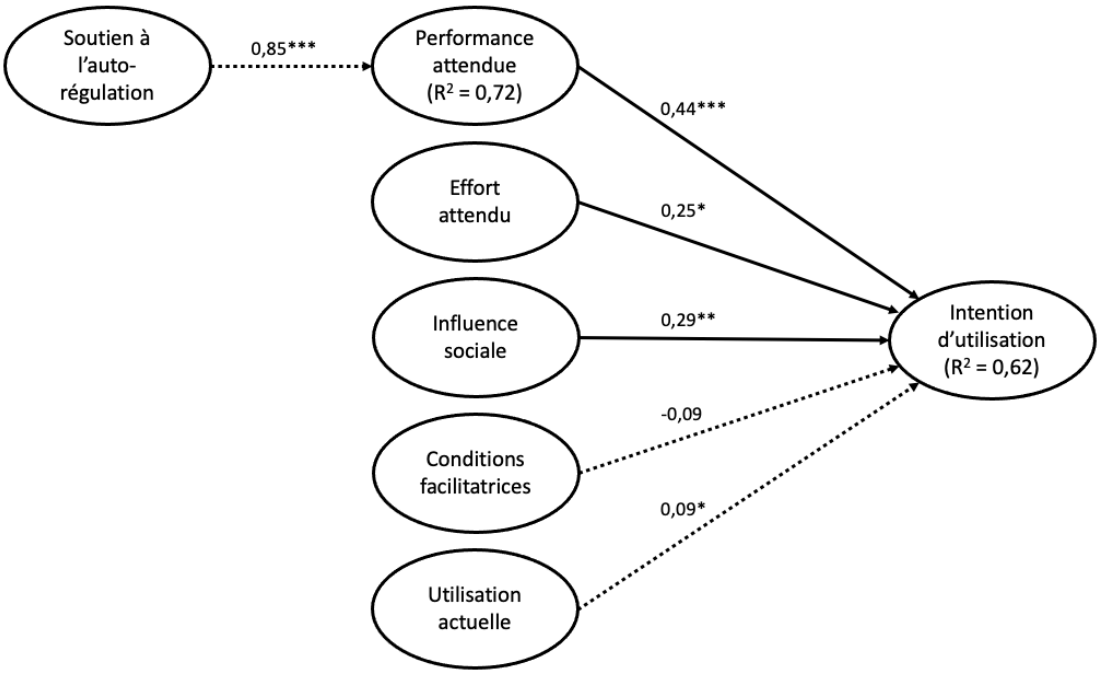
Tableau 61 Sommaire des résultats des analyses PLS-SEM

Variables endogènes	R^2	Seuil (Hair et al. 2019)	Pouvoir explicatif	Q^2	Seuil (Hair et al. 2019)	Valeur prédictive
Performance attendue	0,72	$R^2 > 0,25$ = faible $R^2 > 0,50$ = moyen $R^2 > 0,75$ = élevé	Élevé	0,53	$Q^2 > 0$ = faible $Q^2 > 0,25$ = moyen $Q^2 > 0,50$ = élevé	Élevée
Intention d'utilisation	0,62		Moyen	0,55		Élevée

La valeur prédictive du modèle est d'ailleurs élevée puisque la valeur du Q^2 est supérieure à 0,50. Le modèle UTAUT permet donc d'expliquer et de prédire de façon importante l'intention d'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants de notre échantillon. Cependant, cela signifie que d'autres variables non examinées dans notre modèle pourraient contribuer à expliquer l'intention d'utilisation du tableau de bord.

Bien que cela ne faisait pas partie de nos hypothèses de recherche, nous avons vérifié s'il existait un lien entre les variables qui prédisent l'intention d'utilisation (performance attendue, effort attendu, influence sociale, conditions facilitatrices) et l'utilisation actuelle. Tout comme Yueh et al. (2015), qui ont étudié les facteurs qui peuvent influencer l'utilisation de wikis par des étudiants, nous n'avons pas relevé de relations significatives entre les variables prédictives de l'UTAUT (la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale et les conditions facilitatrices) et l'utilisation actuelle. La figure 35 illustre les résultats de notre modèle de recherche, et le tableau 62 présente un sommaire des résultats à nos différentes hypothèses de recherche. On peut constater que toutes nos hypothèses de recherche sont confirmées, à l'exception de l'hypothèse H5 puisque les conditions facilitatrices n'ont pas d'influence sur l'intention d'utiliser *Ma réussite*.

Figure 35 Résultats du modèle de recherche



*p < 0,05; ** p < 0,01; *** p < 0,001

Tableau 62 Sommaire des résultats concernant les hypothèses de recherche

Hypothèses	Résultats
H1 Le soutien à l'autorégulation influence positivement la performance attendue	Confirmée
H2 La performance attendue influence positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*	Confirmée
H3 L'effort attendu influence positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*	Confirmée
H4 L'influence sociale influence positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*	Confirmée
H5 Les conditions facilitatrices influencent positivement l'intention d'utiliser *Ma réussite*	Non confirmée
H6 L'utilisation actuelle influence l'intention d'utiliser *Ma réussite*	Confirmée

Notre étude visait également à vérifier s'il y a une différence significative dans la structure du modèle entre les groupes d'étudiants classés selon les groupes de variables sociodémographiques suivantes : genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne, expérience avec l'outil. Malheureusement, en raison de la petite taille d'échantillon de certains groupes, il n'a pas été possible d'effectuer ces tests pour la plupart des variables sociodémographiques, à l'exception de l'âge.

Étant donné qu'une bonne partie de notre échantillon n'a jamais visité *Ma réussite* durant la session où s'est déroulée l'étude, nous nous sommes demandée si ces participants étaient en mesure d'en évaluer l'utilité et la facilité d'utilisation. Nous avons donc vérifié s'il existait des différences dans le modèle de recherche entre les étudiants ayant déjà visité *Ma réussite* dans la session et ceux qui ne l'ont pas visité. L'effet de l'effort attendu sur l'intention d'utilisation est significatif pour les non-visiteurs, mais pas pour les visiteurs. Cependant, nous n'avons pas été en mesure de déterminer si la différence entre ces deux groupes est significative en raison de la petite taille d'échantillon pour les non-visiteurs. Bien qu'ils n'aient jamais visité *Ma réussite* durant la session, il est possible qu'ils l'aient visité dans une session antérieure et qu'ils soient en mesure de donner leurs avis le concernant.

En ce qui concerne l'expérience à l'université, l'effort attendu, l'influence sociale et l'utilisation actuelle n'ont pas d'effet significatif pour les étudiants primo-entrants, alors que l'effet est significatif pour les autres étudiants. À l'inverse, l'effet des conditions facilitatrices sur l'intention d'utilisation est significatif pour les primo-entrants ainsi que les étudiants sans expérience avec l'outil et pas pour les autres. L'expérience avec la technologie est d'ailleurs une variable qui modère la relation entre les conditions facilitatrices et l'utilisation dans l'UTAUT (Venkatesh et al. 2003). La seule étude qui a examiné cette relation en contexte éducatif, à notre connaissance, n'a pourtant relevé aucune différence significative entre les étudiants ayant de l'expérience ou non avec la technologie (Khechine et al., 2018). D'ailleurs, ceci concorde avec les résultats concernant l'expérience avec l'outil, puisque l'effet de l'effort attendu et de l'utilisation actuelle sur l'intention d'utilisation n'est pas significatif pour les étudiants sans expérience, alors qu'il est significatif pour ceux qui ont déjà été exposés à l'outil dans une session antérieure. Cela nous apparaît normal puisque les primo-entrants sont automatiquement en contact pour la première fois avec l'outil. Ces étudiants ont possiblement davantage besoin d'instructions sur le fonctionnement de l'outil que ceux qui ont de l'expérience avec celui-ci. Toutefois, nous n'avons pas été en mesure de déterminer si les différences entre ces groupes sont significatives en raison de la petite taille d'échantillon pour les primo-entrants et les étudiants en contact avec *Ma réussite* pour la première fois.

Nos résultats indiquent que le soutien à l'autorégulation semble un peu plus important pour prédire la performance attendue chez les étudiants qui suivent un programme entièrement à distance et chez les étudiants à temps partiel, mais que la performance attendue est moins importante. Ces résultats sont conformes à nos attentes puisque la formation en ligne exige que les étudiants fassent preuve d'autonomie et d'autorégulation dans leur apprentissage en raison de sa flexibilité (Barnard et al., 2009; Dabbagh et al., 2004; Kim et al., 2016; Pardo et al., 2016). De plus, l'influence sociale se révèle plus importante pour prédire l'intention d'utilisation chez les étudiants à temps partiel. Selon Lee (2017), les étudiants à temps partiel doivent trouver l'équilibre entre l'emploi, la famille et les responsabilités scolaires. Il peut être plus difficile pour eux de suivre les politiques de l'établissement puisqu'ils manquent de préparation relativement aux outils nécessaires pour faire leurs travaux. Ils développent également un faible sentiment d'appartenance à leur propre établissement puisque « Bien que, récemment, les étudiantes et étudiants à temps partiel s'intègrent de plus en plus au milieu postsecondaire, leurs expériences scolaires et sociales, leurs besoins et leurs défis particuliers varient et peuvent différer de ceux de la population étudiante traditionnelle à temps plein. » (Lee, 2017, p. 89) Il semble donc que le fait que l'enseignant, la faculté ou l'université valorise l'utilisation de *Ma réussite* soit davantage liée à l'intention des étudiants de l'utiliser, et donc que les étudiants à temps partiel sont plus sensibles à cette influence sociale que les étudiants à temps plein. Finalement, l'effet de l'effort attendu sur l'intention d'utilisation est significatif pour les étudiants à temps complet et les étudiants inscrits dans un programme à distance et non significatif pour les étudiants à temps partiel ou inscrits à un programme sur campus. L'effet de l'utilisation actuelle sur l'intention d'utilisation est significatif pour les étudiants à distance et non significatif pour ceux sur campus. Nous n'avons toutefois pas été en mesure de déterminer si les différences entre ces groupes sont significatives en raison de la petite taille d'échantillon pour les étudiants à temps partiel.

Peu de recherches portant sur l'UTAUT en contexte éducatif ont examiné les différences dans les relations du modèle selon les caractéristiques sociodémographiques. À notre connaissance, aucune étude portant sur l'utilisation de l'ENA n'a examiné cela, cependant nous avons relevé trois études portant sur l'utilisation de vidéoconférence en formation à distance qui ont examiné les différences entre les relations de l'UTAUT selon le genre, l'âge

et l'expérience avec la technologie. Une de ces études révèle que la relation entre l'effort attendu et l'intention d'utilisation serait plus forte chez les répondants de genre féminin (Lakhal et al., 2013). Ces résultats sont similaires à ceux obtenus dans notre étude puisque le coefficient bêta qui relie l'influence sociale à l'intention d'utilisation est de 0,16 pour les répondants de genre féminin et de 0,35 pour ceux de genre masculin; ces deux coefficients étant significatifs. Deux des trois études ont démontré que l'influence sociale serait davantage corrélée à l'intention d'utilisation chez les répondants de genre masculin (Lakhal et al., 2013, 2017) alors que nos résultats indiquent le contraire. L'effet de l'influence sociale et de l'utilisation actuelle sur l'intention d'utilisation résulte au même coefficient bêta, mais ce dernier est significatif pour les répondants de genre féminin, alors qu'il ne l'est pas pour ceux de genre masculin. Toutefois, nous n'avons pas été en mesure de déterminer si les différences entre ces deux groupes de répondants sont significatives en raison de la petite taille d'échantillon pour les répondants masculins.

Une étude a également démontré que les conditions facilitatrices seraient davantage corrélées à l'intention d'utilisation pour les répondants plus âgés (Khechine et al., 2018). Toutefois, Lakhal et al. (2013) n'avaient pas relevé de différences dans le modèle selon l'âge des étudiants, ce qui est conforme aux résultats de notre étude. La relation entre l'effort attendu et l'intention d'utilisation semble plus forte pour les étudiants de 21 ans et moins, alors que les relations entre l'utilisation actuelle et l'intention d'utilisation, de même que l'influence sociale et l'intention d'utilisation semblent plus forte pour les étudiants de 22 ans et plus. Toutefois ces différences ne sont pas significatives. Ces résultats sont contraires à ce que prévoit l'UTAUT, puisque selon Venkatesh et al. (2003), le genre et l'âge sont des variables modératrices de plusieurs relations du modèle. Finalement, nous n'avons pas relevé de différences significatives dans le modèle dépendamment si l'étudiant a déjà obtenu une pastille jaune ou rouge, ou non.

6.1.4. Question 4 : Quel est le lien entre l'utilisation de *Ma réussite*, et la réussite des étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval?

Finalement, notre étude comportait un dernier objectif qui était de vérifier l'existence et la nature du lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite des étudiants. Nos analyses indiquent qu'il n'y a pas de différence significative entre les notes des étudiants selon leur intensité d'utilisation de *Ma réussite*. Ces résultats sont contraires à la seule étude qui, à notre connaissance, a évalué cela. En effet, Huberth et al. (2015) ont relevé des différences significatives entre les catégories d'utilisateurs, puisque les utilisateurs avaient des notes plus élevées que les non-utilisateurs, et les groupes ayant une utilisation modérée ou élevée avaient des notes plus élevées que les groupes ayant une utilisation faible.

De plus, nos analyses ne révèlent aucune corrélation significative entre l'utilisation de *Ma réussite* et la note finale au cours des étudiants, ce qui est conforme à la seule autre étude, qui à notre connaissance a étudié le sujet. En effet, Kim et al. (2016) n'ont pas relevé de corrélation significative entre la fréquence d'utilisation du tableau de bord et la note finale au cours, cependant leur étude révèle que le groupe expérimental exposé au tableau de bord a obtenu de meilleurs résultats que le groupe contrôle qui n'y était pas exposé. Comme discuté précédemment, notre devis de recherche exploratoire n'a pas conduit ce type d'expérience. Il ne nous est donc pas possible de conclure si l'utilisation du tableau de bord a un effet ou non sur la réussite des étudiants, puisque nous n'avons pas contrôlé les usages du tableau de bord.

Nous avons toutefois relevé des corrélations négatives entre le nombre de pastilles jaunes ou rouges affichées à l'étudiant et sa note finale. En effet, plus l'étudiant a de pastilles jaunes ou rouge, moins il a une bonne note, et moins il a une bonne note, plus il a de pastilles jaunes ou rouges. Les coefficients de Spearman sont respectivement de -0,33*** et de -0,47***, ce qui indique une taille d'effet moyenne pour les pastilles jaunes et une taille d'effet élevée pour les pastilles rouges. Ces résultats indiquent donc que l'algorithme qui calcule la pastille de couleur arrive bien à prédire la note de l'étudiant. Cependant, comme ce dernier prend en compte les résultats de l'étudiant aux éléments d'évaluation, et que cet élément a un poids important dans l'algorithme, ces résultats étaient attendus.

6.2. Contributions de l'étude aux connaissances

Cette étude visait plusieurs objectifs. D'abord, elle visait à documenter l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants de cours en ligne de premier cycle à l'Université Laval. De nombreuses études se sont penchées sur le design des tableaux de bord, quelques-unes en ont examiné les effets, et une seule en avait documenté l'utilisation (Kim et al., 2016). Toutefois, aucune étude n'a tenté d'analyser l'utilisation des tableaux de bord par les étudiants selon leurs caractéristiques démographiques ou encore selon leur niveau de performance scolaire (Bodily et al., 2017). Larrabee Sonderlund et al. (2019) recommandaient d'ailleurs que les résultats de recherches futures soient examinés en fonction des caractéristiques de la population, par exemple le genre, les modalités d'études et le régime d'études, afin de mieux comprendre les variables modératrices et médiatrices qui peuvent influencer l'utilisation et ainsi être en mesure d'ajuster les interventions. Notre étude permet donc d'apporter un éclairage sur la fréquence et les périodes d'utilisation du tableau de bord par les étudiants selon plusieurs caractéristiques sociodémographiques telles que le genre, l'âge, le régime d'études, la modalité du programme, l'expérience à l'université, l'expérience en formation en ligne et l'expérience avec l'outil.

Notre étude visait également à décrire les représentations des étudiants à l'égard de l'utilité de l'outil *Ma réussite* pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage. Très peu de recherches ont exploré la perception des utilisateurs concernant les tableaux de bord (Roberts et al., 2016). Les quelques études portant sur l'évaluation de tableaux de bord se sont limitées à évaluer leur utilité et leur facilité d'utilisation perçues dans l'ensemble. Notre étude a permis d'approfondir le concept d'utilité du tableau de bord, en explorant les perceptions des étudiants sur le soutien que procure *Ma réussite* à l'autorégulation de l'apprentissage. De plus, les quelques études en question ont été réalisées avec de petits échantillons d'étudiants (Schwendimann et al., 2017; Verbert et al., 2014). Notre étude a été réalisée avec un vaste échantillon de 309 étudiants, ce qui nous a permis d'obtenir plus d'information sur les besoins des utilisateurs et sur les problèmes qu'ils rencontrent. Verbert et al. (2014) affirmaient d'ailleurs que l'évaluation de l'utilisation réelle des tableaux de bord par les utilisateurs est nécessaire pour comprendre la valeur ajoutée de ces outils et faire avancer la recherche dans ce domaine. De plus, très peu de recherches ont été effectuées pour évaluer l'utilité perçue

des différentes données qui composent le tableau de bord (Park et al., 2015; Verbert et al., 2014). Notre étude a permis de documenter les perceptions des étudiants concernant les différents éléments présentés dans *Ma réussite*.

En plus de documenter l'utilisation de l'outil *Ma réussite* et les perceptions des étudiants, notre recherche a tenté de valider l'UTAUT comme modèle explicatif de l'intention d'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage. Seulement deux études ont testé un modèle d'acceptation de la technologie en contexte d'analyse de l'apprentissage, et ces deux études sont basées sur le TAM plutôt que sur l'UTAUT (Ali et al., 2013; Amazona et al., 2019). Notre étude est donc la première à documenter l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants en se basant sur l'UTAUT, et à tenter de valider ce modèle en contexte d'analyse de l'apprentissage. Plusieurs recherches ont tenté de valider ce modèle dans un contexte éducatif, mais seulement quatre se sont penchées sur les variables sociodémographiques comme variables modératrices (Khechine et al., 2018; Lakhal et al., 2013, 2017, 2021). Notre étude permet donc d'approfondir les connaissances concernant les variables genre, âge, régime d'études, modalité du programme, expérience à l'université, expérience en formation en ligne et expérience avec l'outil.

Finalement, notre étude visait à explorer le lien entre l'utilisation de *Ma réussite*, et la réussite des étudiants, puisqu'à notre connaissance, seulement deux études ont traité de la question (Huberth et al., 2015; Kim et al., 2016). Notre étude a donc permis de vérifier s'il existait un lien entre ces variables dans une optique exploratoire. En effet, il nous semblait prématuré d'évaluer les effets du tableau de bord des activités d'apprentissage sans avoir au préalable procédé à une étude descriptive et corrélationnelle concernant son utilisation. Kim et al. (2016) soulignaient d'ailleurs qu'avant d'étudier les effets du tableau de bord sur l'apprentissage, la persévérance ou la réussite, il est nécessaire d'analyser les comportements réels des étudiants ayant accès à ces tableaux de bord. Puisque nous n'avons relevé aucune corrélation entre l'utilisation de *Ma réussite* et la note finale au cours, il semble que ces variables ne soient pas liées. Cependant, une étude expérimentale permettrait de vérifier les effets du tableau de bord sur la réussite des étudiants.

Pour terminer, soulignons que la grande majorité des études portant sur les tableaux de bord de l'apprentissage ont été menées aux États-Unis, au Royaume-Uni et en Australie, et dans une poignée d'universités (Ferguson et al., 2017). À notre connaissance, aucune étude sur le sujet n'avait été réalisée au Québec ou au Canada. De plus, Schwendimann et al. (2017) soulignaient que l'état actuel de la recherche concernant l'évaluation des tableaux de bord dans des situations éducatives réelles est faible. Le présent projet de recherche a donc permis d'étudier l'utilisation d'un tableau de bord des activités d'apprentissage pour la première fois au Québec, avec un grand échantillon provenant de plusieurs facultés et dans des situations d'apprentissage réelles à l'université. Ces découvertes peuvent ainsi fournir de l'information aux gestionnaires de l'outil pour l'améliorer, notamment en ajoutant des fonctionnalités permettant de mieux soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et en informant davantage les parties prenantes concernant son fonctionnement.

À la lumière de nos découvertes, nos recommandations seraient les suivantes :

- Développer une fonctionnalité demandant à l'étudiant de se fixer des objectifs;
- Développer une fonctionnalité permettant aux étudiants de sélectionner des stratégies pour atteindre leurs objectifs;
- Développer une fonctionnalité pour faciliter la demande d'aide;
- Réfléchir à la façon dont l'algorithme détermine la pastille de couleur, à savoir si la cohorte actuelle est une bonne base de comparaison comparativement à un standard établi par l'enseignant, ou encore aux objectifs établis par l'étudiant;
- Développer un plan de formation concernant l'outil *Ma réussite* pour informer les étudiants primo-entrants et ceux qui sont en contact avec l'outil pour la première fois de son fonctionnement et de son utilité;
- Développer un plan de communication concernant l'outil *Ma réussite* pour rappeler le fonctionnement de l'outil aux étudiants plus expérimentés;
- Développer un plan de communication et de formation concernant l'outil *Ma réussite* pour informer les enseignants de son fonctionnement et de son utilité, et comment ils peuvent l'utiliser pour générer des interventions auprès des étudiants.

6.3. Limites de l'étude

Comme décrit dans les chapitres précédents, cette recherche comporte certaines limites, notamment en ce qui concerne le modèle de recherche. En effet, ce dernier ne prend pas en compte plusieurs facteurs personnels, liés au système ou encore au cours. Bien que notre modèle de recherche permette d'expliquer 62 % de la variance de l'intention d'utilisation, nous n'avons pas pu identifier toutes les variables qui pourraient l'expliquer, ou contrôler

toutes les variables qui pourraient en modérer les relations. Les commentaires recueillis des étudiants ont d'ailleurs permis d'identifier deux variables qui semblent pouvoir influencer l'utilisation du tableau de bord, soit la motivation et l'anxiété. Ces variables n'ont pas été mesurées et incluses dans notre modèle de recherche. De plus, nous n'avons pas été en mesure de relier l'intention d'utilisation avec l'utilisation future, puisque notre devis de recherche ne comportait pas de volet longitudinal.

La méthodologie retenue comporte également certaines limites. D'abord, tous les construits de l'UTAUT sont mesurés à l'aide de données autorapportées, ce qui peut altérer la validité des résultats en raison du biais de désirabilité sociale. De plus, le fait d'avoir rémunéré les participants peut avoir biaisé les réponses des participants. Les traces numériques d'utilisation obtenues du BSE comportent également des limites puisque ces traces ne reflètent pas nécessairement le comportement réel. D'ailleurs, la fréquence d'utilisation de *Ma réussite* semble avoir été contaminée par des interventions externes, notamment un courriel automatisé envoyé à la deuxième semaine de cours, et par notre sondage à la treizième semaine de cours.

En ce qui concerne la taille de notre échantillon, nous avons obtenu 309 réponses à notre sondage. Bien que cela soit suffisant pour effectuer des analyses statistiques puissantes, il n'est pas possible de généraliser les résultats de cette étude à l'ensemble de la population, et encore moins à d'autres contextes étant donné que chaque tableau de bord des activités d'apprentissage est conçu différemment. Puisque la taille du groupe d'étudiants ayant bénéficié d'un enseignant qui utilisait *Ma réussite* était limitée, nous n'avons pas été en mesure de vérifier s'il y avait des différences entre ce groupe et les autres étudiants concernant l'utilisation, les perceptions et les relations du modèle de recherche. De plus, les sous-groupes créés pour vérifier les différences dans la structure du modèle entre les variables sociodémographiques étaient souvent de taille insuffisante pour effectuer des analyses multigroupes et déterminer si les différences entre les groupes étaient significatives.

En adoptant une approche quantitative, nous avons pu recueillir les perceptions des étudiants, mais nous sommes limités dans leur compréhension. Nous avons pu obtenir des pistes de

réponses à savoir pour quelles raisons les étudiants n'utilisent pas le tableau de bord, mais en l'absence d'entretiens approfondis, ces pistes de réponses sont limitées. La réalisation d'entrevues avec des étudiants aurait pu permettre de mieux comprendre l'utilisation de *Ma réussite* et les barrières à son utilisation. Deux thèmes ont d'ailleurs émergé des commentaires des étudiants, soit la motivation et l'anxiété, et puisque ces thèmes n'étaient pas prévus au questionnaire, ils n'ont pas pu être approfondis.

De plus, en réalisant des analyses de types corrélationnelles, nous ne sommes pas en mesure de conclure à un lien causal. Par exemple, nos résultats indiquent que le soutien à l'autorégulation est lié positivement à la performance attendue, alors que l'inverse pourrait également être vrai, c'est-à-dire que ce serait les étudiants qui perçoivent *Ma réussite* comme étant utile qui perçoivent davantage qu'il soutient l'autorégulation de l'apprentissage. Bien que nous ayons relevé des corrélations significatives entre les variables du modèle, il est difficile de déterminer une relation de cause à effet puisque nous n'avons pas procédé à une étude expérimentale, qui permet de contrôle un maximum de variables.

Puisque l'outil *Ma réussite* était déjà implanté depuis 2014, il était difficile de procéder à une étude expérimentale pour tester les effets de l'outil sur la persévérance et la réussite, et plus précisément de créer un groupe contrôle qui n'a jamais été en contact avec celui-ci. Bien que nous ayons recueilli les perceptions des étudiants concernant le soutien qu'il procure à l'autorégulation de l'apprentissage, nous n'avons pas été en mesure de vérifier l'effet que le tableau de bord peut avoir sur les comportements d'autorégulation des étudiants ou sur leur réussite.

6.4. Pistes de recherche futures

Puisque notre recherche était de nature exploratoire, nos résultats soulèvent plusieurs pistes de recherches intéressantes à explorer dans le futur. D'abord, il serait intéressant d'explorer si l'ajout de certaines variables permet de mieux expliquer l'intention d'utilisation du tableau de bord. La motivation et l'anxiété sont deux thèmes qui ont émergé des commentaires des étudiants. La motivation étant un élément de la phase de planification du SRLM, il serait pertinent de l'ajouter comme variable de soutien à l'autorégulation puisque certains étudiants

ont mentionné que la consultation du tableau de bord avait un effet sur leur motivation. L'UTAUT (Venkatesh et al., 2003), rejetait l'effet de l'anxiété relative à l'utilisation du système comme variable ayant une influence sur l'intention d'utilisation. Certains étudiants ont mentionné dans le cadre de notre étude que la consultation du tableau de bord leur générait un stress additionnel. Cette variable pourrait donc être ajoutée au modèle de recherche pour des validations futures. Toutefois dans notre contexte, il s'agirait de l'anxiété liée aux retombées de la technologie et non l'anxiété à en faire l'utilisation.

D'autres variables pourraient également être considérées pour des études exploratoires concernant l'utilisation du tableau de bord, notamment à savoir s'il y a un lien entre l'utilisation faite par l'enseignant et l'utilisation des étudiants. Notre étude n'a pas permis d'explorer cela, mais puisque l'influence sociale est une variable prédictive de l'intention d'utilisation, nous posons l'hypothèse que les étudiants utiliseraient davantage le tableau de bord si l'enseignant l'incitait à le faire. Il serait également pertinent de vérifier si les variables suivantes influencent l'intention d'utilisation du tableau de bord : le design et la structure du cours, son niveau de difficulté, la perception d'intrusion dans la vie privée, le niveau d'innovation personnel face aux TIC, la culture au sein des facultés, les contraintes de temps de l'étudiant, son niveau d'autonomie et ses compétences informationnelles et technologiques.

Bien que notre étude ait permis d'identifier certains facteurs liés au non-usage du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants, une approche qualitative avec des entretiens approfondis permettrait de mieux comprendre pourquoi les étudiants n'utilisent pas ou peu *Ma réussite*. De plus, cela permettrait d'augmenter la richesse des réponses des participants, qui pourraient davantage expliquer leurs perceptions que dans un sondage.

Finalement, une autre piste de recherche future serait de mesurer le niveau d'autorégulation des étudiants, et de vérifier s'il y a un lien entre ce dernier et l'utilisation du tableau de bord. Selon Viberg et al. (2020), les preuves que l'analyse de l'apprentissage soutient l'autorégulation de l'apprentissage font défaut. Il serait également intéressant de mesurer le niveau d'autorégulation des étudiants avant et après l'exposition au tableau de bord, pour

déterminer si ce dernier a un effet. De plus, puisque les preuves des effets du tableau de bord des activités d'apprentissage et la réussite sont limitées, il serait également intéressant de mesurer les effets de *Ma réussite* sur la note au cours et le taux d'abandon. Puisque l'outil *Ma réussite* est déjà bien implanté, une telle étude devrait être réalisée chez les primo-entrants étant donné que ces derniers n'ont jamais été exposés à l'outil auparavant.

Conclusion

Cette thèse visait à mieux comprendre l'utilisation du tableau de bord *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite. Plus précisément, elle avait pour objectif de documenter comment et par qui le tableau de bord des activités d'apprentissage est utilisé ainsi que les représentations des étudiants à son égard. Cette thèse visait également à vérifier si l'UTAUT, adaptée à la présente étude, pouvait expliquer l'utilisation du tableau de bord et si son utilisation avait un lien avec la réussite des étudiants. Pour ce faire, nous avons réalisé un sondage auprès de 309 étudiants inscrits à 15 cours en ligne différents dans quatre facultés. Nous avons également obtenu du BSE de l'Université Laval les traces numériques d'utilisation de *Ma réussite* par les étudiants durant la session d'automne 2019.

En nous basant sur l'UTAUT (Venkatesh et al. 2003), nous avons d'abord décrit l'utilisation de *Ma réussite* faite par les 309 participants à l'étude en documentant la fréquence et la période d'utilisation, de même que les différences concernant l'intensité d'utilisation selon les caractéristiques démographiques. Nos résultats indiquent que *Ma réussite* est peu utilisé, et qu'il est plus utilisé durant les semaines pour lesquelles une incitation à le consulter a été effectuée. Notre étude a également révélé que le nombre de visites à *Ma réussite* est significativement plus élevé pour les étudiants qui suivent leur premier cours en ligne, pour ceux qui sont en contact avec l'outil pour la première fois et pour les primo-entrants. À l'aide du modèle d'autorégulation de Zimmerman (1998), nous avons exploré les perceptions des étudiants concernant l'utilité du tableau de bord pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage. Nous avons ainsi sondé les perceptions concernant le soutien à l'établissement des buts et stratégies, au monitorage, à la demande d'aide, à la régulation de l'effort, à l'autoévaluation et à l'adaptativité. Nos résultats indiquent que les étudiants sont d'accord que *Ma réussite* soutient l'autorégulation de l'apprentissage, notamment le monitorage et la régulation de l'effort. Les primo-entrants et les étudiants qui sont en contact avec l'outil pour la première fois perçoivent davantage le tableau de bord comme un soutien à l'autorégulation. Nous avons également documenté les perceptions des étudiants concernant les variables qui prédisent l'utilisation selon l'UTAUT, soit la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale, les conditions facilitatrices et l'intention

d'utilisation. Nos résultats indiquent que *Ma réussite* est utile, facile à utiliser que les conditions facilitant son utilisation sont en place. Cependant, l'influence sociale pour l'utiliser est perçue comme étant faible. Les étudiants en contact avec l'outil pour la première fois et les primo-entrants perçoivent *Ma réussite* plus utile et ont davantage l'intention de l'utiliser à l'avenir que les autres étudiants.

Ensuite, nous avons validé l'UTAUT, adaptée à l'étude, avec des analyses d'équations structurelles basées sur les moindres carrés partiels (PLS-SEM). Nos résultats ont permis de valider toutes les hypothèses comme quoi la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale et l'utilisation actuelle influencent l'intention d'utilisation. Cependant, nos résultats indiquent que les conditions facilitatrices ne sont pas un facteur déterminant de l'intention d'utilisation. Notre modèle de recherche permet d'expliquer 62 % de la variance de l'intention d'utilisation et 72 % de la variance de la performance attendue, avec comme seule variable prédictive le soutien à l'autorégulation. La valeur prédictive de notre modèle pour prédire l'intention d'utilisation du tableau de bord s'est avérée élevée. Soulignons que nous n'avons pas relevé de différences significatives dans la structure du modèle selon l'âge ou selon le fait que l'étudiant ait déjà obtenu une pastille jaune ou rouge. Finalement, nos résultats n'ont pas permis de confirmer un lien entre l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage et la réussite des étudiants. Nous avons toutefois relevé des corrélations négatives entre le nombre de pastilles jaunes ou rouges affichées à l'étudiant et sa note finale. Cependant, puisque l'algorithme calcule la pastille de couleur à partir des résultats cumulés, ces résultats étaient attendus.

Notre étude a ainsi contribué à l'avancement des connaissances, puisque très peu d'études se sont penchées sur l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage par les étudiants dans des contextes éducatifs réels. Malgré la rigueur avec laquelle cette étude a été conduite, elle comporte certaines limites quant à l'échantillon, au type de données collectées, aux variables incluses dans le modèle de recherche et au type de devis exclusivement quantitatif qui ne permet pas de comprendre les raisons du non-usage du tableau de bord. Une piste de recherche future intéressante consiste d'ailleurs à réaliser des entretiens approfondis afin de mieux comprendre les raisons pour lesquelles les étudiants n'utilisent pas ou peu *Ma réussite*.

Pour conclure, l'analyse de l'apprentissage semble offrir de belles possibilités pour améliorer l'encadrement et l'apprentissage des étudiants en ligne, bien que les preuves empiriques de son influence sur la réussite et la persévérance sont encore peu nombreuses. L'analyse de l'apprentissage est un domaine en constante évolution qui doit faire face à de nombreux défis entourant notamment la fiabilité des modèles prédictifs, l'interprétation des données, le respect de la vie privée, et comme le démontre cette étude, l'utilisation par les différents membres de la communauté universitaire. Même si elle est encore peu présente dans le portrait universitaire canadien (et même mondial), l'analyse de l'apprentissage sera probablement adoptée à grande échelle par les établissements d'éducation supérieure dans un avenir très rapproché. Il est important que les concepteurs des outils d'analyse de l'apprentissage tiennent compte des besoins et préoccupations des utilisateurs, afin que ces derniers les trouvent utiles et les utilisent.

Références

Aguilar, S., Lonn, S. et Teasley, S. D. (2014). Perceptions and use of an early warning system during a higher education transition program. Dans *Proceedings of the Fourth International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 113-117). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2567574.2567625

Ain, N. U., Kaur, K. et Waheed, M. (2016). The influence of learning value on learning management system use: An extension of UTAUT2. *Information Development*, *32*(5), 1306-1321. https://doi.org/10.1177/0266666915597546

Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organanizational Behavior and Human Decision Process*, *50*(2), 179-211. https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T

Alexander, B., Ashford-Rowe, K., Barajas-Murphy, N., Dobbin, G., Knott, J., McCormack, M., … Weber, N. (2019). *EDUCAUSE Horizon Report: 2019 Higher Education Edition*. https://library.educause.edu/resources/2019/4/2019-horizon-report

Ali, L., Asadi, M., Gasevic, D., Jovanovic, J. et Hatala, M. (2013). Factors influencing beliefs for adoption of a learning analytics tool: An empirical study. *Computers and Education*, *62*(1), 130-148. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2012.10.023

Ali, L., Hatala, M., Gasevic, D. et Jovanovic, J. (2012). A qualitative evaluation of evolution of a learning analytics tool. *Computers and Education*, *58*(1), 470-489. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2011.08.030

Allen, I. E. et Seaman, J. (2013). *Changing course: Ten years of tracking online education in the United States*. http://www.onlinelearningsurvey.com/reports/changingcourse.pdf

Almaiah, M. A., Alamri, M. M. et Al-Rahmi, W. (2019). Applying the UTAUT model to explain the students' acceptance of mobile learning system in higher education. *IEEE Access*, *7*, 174673-174686. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2957206

Alshehri, A., Rutter, M. J. et Smith, S. (2019). An implementation of the UTAUT model for understanding students' perceptions of learning management systems: A study within tertiary institutions in Saudi Arabia. *International Journal of Distance Education Technologies*, *17*(3), 1-24. http://doi.org/10.4018/IJDET.2019070101

Alshehri, A., Rutter, M. et Smith, S. (2020). The effects of UTAUT and usability qualities on students' use of learning management systems in Saudi tertiary education. *Journal of Information Technology Education: Research*, *19*, 891-930. https://doi.org/10.28945/4659

Amazona, M. V. et Hernandez, A. A. (2019). User acceptance of predictive analytics for student academic performance monitoring: Insights from a higher education institution in the Philippines. Dans *2019 IEEE 13th International Conference on Telecommunication Systems, Services, and Applications (TSSA) Proceedings* (p. 124-127). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/TSSA48701.2019.8985457

Anderson, T. (2008). *The theory and practice of online learning*. http://www.aupress.ca/books/120146/ebook/99Z_Anderson_2008-Theory_and_Practice_of_Online_Learning.pdf

Arnold, K. E. et Pistilli, M. D. (2012). Course signals at purdue: Using learning analytics to increase student success. Dans S. Buckingham Shum, D. Gasevic et R. Ferguson (dir.), *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 267-270). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2330601.2330666

Assor, A. et Connell, J. P. (1992). The validity of student's self-reports as measures of performance affecting sel-appraisals. Dans D. H. Schunk et J. L. Meece (dir.), *Student perceptions in the classroom* (p. 25-47). Erlbaum.

Atarodi, S., Berardi, A. M. et Toniolo, A.-M. (2019). Le modèle d'acceptation des technologies depuis 1986 : 30 ans de développement. *Psychologie du travail et des organisations*, *25*, 191-207. https://doi.org/10.1016/j.pto.2018.08.001

Audet, L. (2009). *Mémoire sur le développement des compétences pour l'apprentissage à distance : Point de vue des enseignants, tuteurs et apprenants*. http://archives.refad.ca/nouveau/Memoire_sur_les_competences_FAD_Mars_09.pdf

Bakar, A. A., Zaidi, F., Razak, A., Salihin, W. et Abdullah, W. (2013). Assessing the effects of UTAUT and self-determination predictor on students continuance intention to use student portal. *World Applied Sciences Journal*, *21*(10), 1484-1489. https://doi.org/10.5829/idosi.wasj.2013.21.10.2920

Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought at action: A social cognitive theory*. Prentice-Hall.

Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. Freeman.

Barnard, L., Lan, W. Y., To, Y. M., Paton, V. O. et Lai, S.-L. (2009). Measuring self-regulation in online and blended learning environments. *Internet and Higher Education*, *12*(1), 1-6. https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2008.10.005

Barnett, T., Pearson, A. W., Pearson, R. et Kellermanns, F. W. (2015). Five-factor model personality traits as predictors of perceived and actual usage of technology. *European Journal of Information Systems*, *24*(4), 374-390. https://doi.org/10.1057/ejis.2014.10

Baron, J. D. (2013). *Open academic analytics initiative : Final progress report*. https://confluence.sakaiproject.org/download/attachments/75671025/OAAI_Final_Progress_Report.pdf?version=1&modificationDate=1391705397000&api=v2

Baron, R. M. et Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, *51*(6), 1173-1182. https:/doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173

Bates, T., Desbiens, B., Donovan, T., Martel, É., Mayer, D., Paul, R., … Seaman, J. (2017). *Évolution de la formation à distance et de l'apprentissage en ligne dans les universités et collèges du Canada : 2017*. http://www.cdlra-acrfl.ca/wp-content/uploads/2020/07/2017_national_technique_fr.pdf

Bates, T., Donovan, T., Jeff Seaman, Mayer, D., Martel, É., Paul, R., … Poulin, R. (2018). *Évolution de la formation à distance et de l'apprentissage en ligne dans les universités et collèges du Canada : 2018*. http://www.cdlra-acrfl.ca/wp-content/uploads/2020/07/2018_national_fr.pdf

Baugher, D., Varanelli, A. et Weisbord, E. (2005). Hybrid and traditional course formats. Dans C. Howard, J. V. Boettcher, L. Justice, K. Schenk, P. L. Rogers et G. A. Berg (dir.), *Encyclopedia of Distance Learning* (chap. 148, p. 1012-1018). IGI Global.

Benbasat, I. et Barki, H. (2007). Quo vadis, TAM? *Journal of the Association for Information Systems*, *8*(4), 211-218. https://doi.org/10.17705/1jais.00126

Bienkowski, M., Feng, M. et Means, B. (2012). *Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: An issue brief*. https://tech.ed.gov/wp-content/uploads/2014/03/edm-la-brief.pdf

Bodily, R. et Verbert, K. (2017). Trends and issues in student-facing learning analytics reporting systems research. Dans *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference* (p. 309-318). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3027385.3027403

Bos, N. et Brand-Gruwel, S. (2016). Student differences in regulation strategies and their use of learning resources: implications for educational design. Dans *Proceeding of the Sixh International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 344-353). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2883851.2883890

Brangier, É., Hammes-Adelé, S. et Bastien, J.-M. C. (2010). Analyse critique des approches de l'acceptation des technologies : de l'utilisabilité à la symbiose humain-technologie-organisation. *Revue européenne de psychologie appliquée*, *60*, 129-146. https://doi.org/10.1016/j.erap.2009.11.002

Brodeur, M., Mercier, J., Dussault, M., Daudelin, C. et Richer, J. (2006). Élaboration et validation d'une échelle d'autorégulation de l'apprentissage relative à l'intégration pédagogique des TIC (AREGA-TIC). *Canadian Journal of Behavioural Science*, *38*(3), 238-249. https://doi.org/10.1037/cjbs2006011

Cambruzzi, W., Rigo, S. J. et Barbosa, J. L. V. (2015). Dropout prediction and reduction in distance education courses with the learning analytics multitrail approach. *Journal of Universal Computer Science*, *21*(1), 23-47. http://www.jucs.org/jucs_21_1/dropout_prediction_and_reduction/jucs_21_01_0023_0047_cambruzzi.pdf

Campbell, J. P., Deblois, P. B. et Oblinger, D. G. (2007). Academic analytics: A new tool for a new era. *EDUCAUSE Review*, *42*(4), 40-57. http://er.educause.edu/~/media/files/article-downloads/erm0742.pdf

Campbell, J. P. et Oblinger, D. G. (2007). *Academic analytics*. http://net.educause.edu/ir/library/pdf/PUB6101.pdf

Chen, G. D., Chang, C. K. et Wang, C. Y. (2008). Ubiquitous learning website: Scaffold learners by mobile devices with information-aware techniques. *Computers and Education*, *50*(1), 77-90. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2006.03.004

Chen, P. Y. et Hwang, G. J. (2019). An empirical examination of the effect of self-regulation and the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) factors on the online learning behavioural intention of college students. *Asia Pacific Journal of Education*, *39*(1), 79-95. https://doi.org/10.1080/02188791.2019.1575184

Cho, M. H. et Shen, D. (2013). Self-regulation in online learning. *Distance Education*, *34*(3), 290-301. https://doi.org/10.1080/01587919.2013.835770

Clow, D. (2012). The learning analytics cycle: Closing the loop effectively. Dans S. Buckingham Shum, D. Gasevic et R. Ferguson (dir.), *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 134-137). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2330601.2330636

Clow, D. (2013). An overview of learning analytics. *Teaching in Higher Education*, *18*(6), 683-695. https://doi.org/10.1080/13562517.2013.827653

Clow, D. et Makriyannis, E. (2011). iSpot analysed: Participatory learning and reputation. Dans P. Long et G. Siemens (dir.), *Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 34-43). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2090116.2090121

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2e éd.). New York : Lawrence Erlbaum Associates. https://doi.org/10.4324/9780203771587

Cohen, J. (1992). A power primer. *Psychological Bulletin*, *112*(1), 155-159. https://doi.org/10.1037/0033-2909.112.1.155

Compeau, D. R. et Higgins, C. A. (1995). Computer self-efficacy: Development of a measure and initial test. *MIS Quartely*, *19*(2), 189-211. https://doi.org/10.1037/0033-2909.112.1.15510.2307/249688

Conseil supérieur de l'éducation. (2015). *La formation à distance dans les universités québécoises : un potentiel à optimiser*. http://cse.gouv.qc.ca/fichiers/documents/publications/Avis/50-0486.pdf

Conseil supérieur de l'éducation. (2019). *Les réussites, les enjeux et les défis en matière de formation universitaire au Québec*. Québec. https://www.cse.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/2019/12/50-0521-avis-reussites-enjeux-defis-universitaire-1.pdf

Corrin, L. et de Barba, P. (2014). Exploring students' interpretation of feedback delivered through learning analytics dashboards. Dans B. Hegarty, J. McDonald et S.-K. Loke (dir.), *Proceedings of ASCILITE 2014 - Annual Conference of the Australian Society for Computers in Tertiary Education* (p. 629-633). ASCILITE. http://www.ascilite.org/conferences/dunedin2014/files/concisepapers/223-Corrin.pdf

Cosnefroy, L. (2013). D'un modèle de l'autorégulation des apprentissages à ses implications pour l'enseignement. Dans J.-L. Berger et F. P. Büchel (dir.), *L'autorégulation de l'apprentissage: perspectives théoriques et applications* (p. 93-124). Ovadia.

Crié, D. (2005). De l'usage des modèles de mesure réflectifs ou formatifs dans les modèles d'équations structurelles. *Recherche et applications en marketing*, *20*(2), 5-27. https://doi.org/10.1177/076737010502000201

Dabbagh, N. et Kitsantas, A. (2004). Supporting self-regulation in student-centered web-based learning environments. *International Journal on E-Learning*, *3*(1), 40-47. https://www.learntechlib.org/p/4104/

Dahlstrom, E., Brooks, D. C. et Bichsel, J. (2014). *The current ecosystem of learning management systems in higher education: Student, faculty, and IT perspectives*. https://net.educause.edu/ir/library/pdf/ers1414.pdf

Davis, F. D. (1989). Perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008

Davis, F. D., Bagozzi, R. P. et Warshaw, P. R. (1989). User acceptance of computer technology: A comparison of two theoretical models. *Management Science*, *35*(8), 982-1003. http://www.jstor.org/stable/2632151

Davis, F. D., Bagozzi, R. P. et Warshaw, P. R. (1992). Extrinsic and intrinsic motivation to use computers in the workplace. *Journal of Applied Social Psychology*, *22*(14), 1111-1132. https://doi.org/10.1111/j.1559-1816.1992.tb00945.x

Donaldson, R. L. (2011). *Student acceptance of mobile learning*. [Thèse de doctorat, Florida State University, États-Unis]. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.10.483

Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Jeyaraj, A., Clement, M. et Williams, M. D. (2019). Re-examining the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Towards a revised theoretical model. *Information Systems Frontiers*, *21*(3), 719-734. https://doi.org/10.1007/s10796-017-9774-y

Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Tamilmani, K. et Raman, R. (2020). A meta-analysis based modified unified theory of acceptance and use of technology (meta-UTAUT): a review of emerging literature. *Current Opinion in Psychlogy*, *36*, 13-18. https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2020.03.008

Efiloglu Kurt, O. et Tingoy, O. (2017). The acceptance and use of a virtual learning environment in higher education: an empirical study in Turkey, and the UK. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *14*, 1-15. https://doi.org/10.1186/s41239-017-0064-z

Escobar-Rodriguez, T., Carvajal-Trujillo, E. et Monge-Lozano, P. (2014). Factors that influence the perceived advantages and relevance of Facebook as a learning tool : An extension of the UTAUT. *Australasian Journal of Educational Technology*, *30*(2), 136-151. https://doi.org/10.14742/ajet.585

Fatoux, C. (2019). *L'autorégulation dans les demandes d'aide d'étudiants universitaires de premier cycle dans un cours en ligne*. [Thèse de doctorat, Université Laval, Canada]. https://corpus.ulaval.ca/jspui/handle/20.500.11794/35741

Ferguson, R. et Clow, D. (2017). Where is the evidence? A call to action for learning analytics. Dans *Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference* (p. 56-65). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3027385.3027396

Field, A. (2013). *Discovering statistics using SPSS* (4e éd.). Sage Publications.

Fishbein, M. et Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, Intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.

Fortin, M.-F. et Gagnon, J. (2015). *Fondements et étapes du processus de recherche: Méthodes quantitatives et qualitatives* (3e éd.). Chenelière Éducation.

Fritz, J. (2011). Classroom walls that talk: Using online course activity data of successful students to raise self-awareness of underperforming peers. *The Internet and Higher Education*, *14*(2), 89-97. https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2010.07.007

Gagné, P., Deschênes, A.-J., Bourdages, L., Bilodeau, H. et Dallaire, S. (2002). Les activités d'apprentissage et d'encadrement dans des cours universitaires à distance : Le point de vue des apprenants. *Revue de l'éducation à distance*, *17*(1), 25-56. http://www.ijede.ca/index.php/jde/article/viewFile/132/109

Gagnon, N. et Bilodeau, C. (2014). L'environnement numérique d'études : Un levier stratégique, pédagogique et financier. Dans *[Diaporama] Congrès annuel 2014 de l'Association canadienne du personnel administratif universitaire, Victoria, Canada*. https://www.caubo.ca/fr/06-16-2014_b_bilodeau_christian/?_sf_s=Congrès&sf_paged=2.

Garson, G. D. (2016). *Partial least squares: regression and structural equation models.* Statistical Associates Publishing. http://www.statisticalassociates.com/pls-sem.htm

Ghasemy, M., Teeroovengadum, V., Becker, J.-M. et Ringle, C. M. (2020). This fast car can move faster: a review of PLS-SEM application in higher education research. *Higher Education*, *80*, 1121-1152. https://doi.org/10.1007/s10734-020-00534-1

Gingras, M.-È. et Belleau, H. (2015). *Avantages et désavantages du sondage en ligne comme méthode de collecte de données : une revue de la littérature*. http://espace.inrs.ca/2678/1/Inedit02-15.pdf

Glikman, V. (2002). *Des cours par correspondance au « e-learning ».* Presses Universitaires de France.

Goldstein, P. J. et Katz, R. N. (2005). *Academic analytics: The uses of management information and technology in higher education*. https://net.educause.edu/ir/library/pdf/ers0508/rs/ers0508w.pdf

Govaerts, S., Verbert, K., Duval, E. et Pardo, A. (2012). The student activity meter for awareness and self-reflection. Dans *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings* (p. 869-884). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2212776.2212860

Greller, W. et Drachsler, H. (2012). Translating learning into numbers : A generic framework for learning analytics. *Educational Technology & Society*, *15*(3), 42 – 57. http://www.ifets.info/journals/15_3/4.pdf

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J. et Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis* (7e éd.). Pearson.

Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M. et Sarstedt, M. (2017). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2e éd.). Sage.

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M. et Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, *31*(1), 2-24. https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203

Henseler, J., Ringle, C. M. et Sarstedt, M. (2016). Testing measurement invariance of composites using partial least squares. *International Marketing Review*, *33*(3), 405-431. https://doi.org/10.1108/IMR-09-2014-0304

Herbert, M. (2006). Staying the course: A Study in online student satisfaction and retention. *Online Journal of Distance Learning Administration*, *9*(4), 300-317. http://fsweb.bainbridge.edu/qep/files/teachingres/staying the course.pdf

Herodotou, C., Zdrahal, Z., Rienties, B., Hlosta, M., Boroowa, A. et Naydenova, G. (2017). Implementing predictive learning analytics on a large scale: The teacher's perspective. Dans *Proceedings of the 7th International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 267-271). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3027385.3027397

Ho, C. B., Chou, Y. D. et Fang, H. V. (2016). Technology adoption of podcast in language learning : Using Taiwan and China as examples. *International Journal of e-Education, e-Business, e-Management and e-Learning Technology*, *6*(1), 1-13. https://doi.org/10.17706/ijeeee.2016.6.1.1-12

Hsu, H. (2012). The acceptance of moodle: An empirical study based on UTAUT. *Creative Education*, *3*(8), 44-46. https://doi.org/10.4236/ce.2012.38b010

Huberth, M., Chen, P., Tritz, J. et McKay, T. A. (2015). Computer-tailored student support in introductory physics. *PLoS ONE*, *10*(9), 1-17. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0137001

Inan, F., Yukselturk, E., Kurucay, M. et Flores, R. (2016). The impact of self-regulation strategies on student success and satisfaction in an online course. *International Journal on E-Learning*, *16*(1), 23-32. https://www.learntechlib.org/p/147296/

Jaillet, A. (2009). Traces et histoires de traces. Dans A. Jaillet et F. Larose (dir.), *Traces numériques en enseignement et formation: analyses et usages* (p. 15-36). L'Harmattan.

Jayaprakash, S. M., Moody, E. W., Lauria, E. J. M., Regan, J. R. et Baron, J. D. (2014). Early alert of academically at-Risk students: An open source analytics initiative. *Journal of Learning Analytics*, *1*(1), 6-47. https://doi.org/10.18608/jla.2014.11.3

Jivet, I., Scheffel, M., Drachsler, H. et Specht, M. (2017). Awareness is not enough: Pitfalls of learning analytics dashboards in the educational practice. Dans É. Lavoué, H. Drachsler, K. Verbert, J. Broisin et M. Pérez-Sanagustín (dir.), *EC-TEL 2017. Lecture Notes in Computer Science, vol 10474* (p. 82-96). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66610-5_7

Johnson, N., Bates, T., Donavan, T. et Seaman, J. (2019). *Évolution de l'apprentissage en ligne dans les universités et collèges du Canada: Sondage national sur la formation à distance et l'apprentissage en ligne 2019*. http://www.cdlra-acrfl.ca/wp-content/uploads/2020/07/2019_national_fr.pdf

Kember, D. (1989). A longitudinal-process model of drop-out from distance education. *The Journal of Higher Education*, *60*(3), 278-301. https://doi.org/10.2307/1982251

Kember, D. (1995). *Open learning courses for adults: A model of student progress*. Englewood Cliffs: Educational Technology Publications.

Kerly, A., Ellis, R. et Bull, S. (2008). CALMsystem: A conversational agent for learner modelling. *Knowledge-Based Systems*, *21*(3), 238-246. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2007.11.015

Khechine, H. et Lakhal, S. (2018). Technology as a double-edged sword: From behavior prediction with UTAUT to students' outcomes considering personal characteristics. *Journal of Information Technology Education: Research*, *17*, 63-102. https://doi.org/10.28945/4022

Khechine, H., Lakhal, S. et Ndjambou, P. (2016). A meta-analysis of the UTAUT model: Eleven years later. *Canadian Journal of Administrative Sciences*, *33*(2), 138-152. https://doi.org/10.1002/cjas.1381

Khechine, H., Raymond, B. et Augier, M. (2020). The adoption of a social learning system: Intrinsic value in the UTAUT model. *British Journal of Educational Technology*, *51*(6), 2306-2325. https://doi.org/10.1111/bjet.12905

Kim, J., Jo, I.-H. et Park, Y. (2016). Effects of learning analytics dashboard: Analyzing the relations among dashboard utilization, satisfaction, and learning achievement. *Asia Pacific Education Review*, *17*(1), 13-24. https://doi.org/10.1007/s12564-015-9403-8

King, W. R. et He, J. (2006). A meta-analysis of the technology acceptance model. *Information and Management*, *43*(6), 740-755. https://doi.org/10.1016/j.im.2006.05.003

Kosba, E., Dimitrova, V. et Boyle, R. (2005). Using student and group models to support teachers in web-based distance education. Dans L. Ardissono, P. Brna et A. Mitrovic (dir.), *Proceedings of the 10th International Conference on User Modeling* (p. 124-133). Springer. https://doi.org/10.1007/11527886_17

Krosnick, J. A. et Presser, S. (2010). Question and questionnaire design. Dans P. Marsden et J. Wright (dir.), *Handbook of Survey Research* (2e éd., chap. 9, p. 263-313). Emerald.

Krumm, A. E., Waddington, R. J., Teasley, S. D. et Lonn, S. (2014). A learning management system-based early warning system for academic advising in undergraduate engineering. Dans J. A. Larusson et B. White (dir.), *Learning Analytics: From Research to Practice* (p. 103-119). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-3305-7_6

Lacroux, A. (2011). Les avantages et les limites de la méthode « partial least square » (PLS) : une illustration empirique dans le domaine de la GRH. *Revue de gestion des ressources humaines*, *80*, 45-64. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0347-9_6

Lakhal, S. (2019). Les déterminants technologiques de la persévérance des étudiants dans les cours à distance de niveau collégial : Les modalités de cours jouent- elles un rôle? *Canadian Journal of Learning and Technology*, *45*(2), 1-20. https://doi.org/10.21432/cjlt27813

Lakhal, S. et Khechine, H. (2017). Relating personality (Big Five) to the core constructs of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *Journal of Computers in Education*, *4*(3), 251-282. https://doi.org/10.1007/s40692-017-0086-5

Lakhal, S., Khechine, H. et Mukamurera, J. (2021). Explaining persistence in online courses in higher education: a difference-in-differences analysis. *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 18*(19) https://doi.org/10.1186/s41239-021-00251-4

Lakhal, S., Khechine, H. et Pascot, D. (2013). Student behavioural intentions to use desktop video conferencing in a distance course: Integration of autonomy to the UTAUT model. *Journal of Computing in Higher Education*, *25*(2), 93-121. https://doi.org/10.1007/s12528-013-9069-3

Lan, W. Y. (1998). Teaching self-monitoring skills in statistics. Dans D. H. Schunk et B. J. Zimmerman (dir.), *Self-regulated learning: From teaching to self-reflective practice* (p. 86-105). Guilford Press.

Larousse. (s. d.). *Dictionnaire de français*. http://www.larousse.fr/dictionnaires/francais

Larrabee Sonderlund, A., Hughes, E. et Smith, J. (2019). The efficacy of learning analytics interventions in higher education: A systematic review. *British Journal of Educational Technology*, *50*(5), 2594-2618. https://doi.org/10.1111/bjet.12720

Lee, N. E. (2018). L'expérience étudante à temps partiel: son incidence sur l'engagement, les perceptions et la rétention. *La revue canadienne pour l'étude de l'éducation des adultes*, *30*(1), 87-107. https://cjsae.library.dal.ca/index.php/cjsae/article/view/5423

Lee, Y. et Choi, J. (2011). A review of online course dropout research: Implications for practice and future research. *Educational Technology Research and Development*, *59*(5), 593-618. https://doi.org/10.1007/s11423-010-9177-y

Legris, P., Ingham, J. et Collerette, P. (2003). Why do people use information technology? A critical review of the technology acceptance model. *Information and Management*, *40*(3), 191-204. https://doi.org/10.1016/S0378-7206(01)00143-4

Levy, Y. (2007). Comparing dropouts and persistence in e-learning courses. *Computers and Education*, *48*(2), 185-204. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2004.12.004

Long, P. et Siemens, G. (2011). Penetrating the penetrating the fog: Analytics in learning and education. *EDUCAUSE review*, *46*(5), 31-40. https://net.educause.edu/ir/library/pdf/ERM1151.pdf

Lund, K. et Mille, A. (2009). Traces, traces d'interactions, traces d'apprentissages : définitions, modèles informatiques, structurations, traitements et usages. Dans A. Mille et J.-C. Marty (dir.), *Analyse de traces et personnalisation des environnements informatiques pour l'apprentissage humain* (p. 21-66). Hermes Sciences. http://liris.cnrs.fr/Documents/Liris-3967.pdf

Lwoga, E. T. et Komba, M. (2015). Antecedents of continued usage intentions of web-based learning management system in Tanzania. *Education and Training*, *57*(7), 738-756. https://doi.org/10.1108/ET-02-2014-0014

Ma, Q. et Liu, L. (2004). The technology acceptance model: A meta-analysis of empirical findings. *Journal of Organizational and End User Computing*, *16*(1), 59-72. https://doi.org/10.4018/978-1-59140-474-3.ch006

Macfadyen, L. P. et Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an « early warning system » for educators: A proof of concept. *Computers and Education*, *54*(2), 588-599. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2009.09.008

Mahande, R. D. et Malago, J. D. (2019). An e-learning acceptance evaluation through UTAUT model in a postgraduate program. *Journal of Educators Online*, *16*(2), 1-10. https://doi.org/10.9743/jeo.2019.16.2.7

Marchand, L. et Loisier, J. (2005). *Pratiques d'apprentissage en ligne*. Chenelière Éducation.

Marchand, L., Loisier, J., Bernatchez, P.-A. et Page-Lamarche, V. (2002). *Guide des pratiques d'apprentissage en ligne auprès de la francophonie pancanadienne*. http://archives.refad.ca/pdf/Guide_pratiques_apprentissage.pdf

Marchewka, J. T., Liu, C. et Kostiwa, K. (2007). An application of the UTAUT model for understanding student perceptions using course management software. *Communications of the IIMA*, *7*(2), 93-104. http://scholarworks.lib.csusb.edu/ciima/vol7/iss2/10

Martel, C. (2015). *Analysis and review of the distance education: Online and distance education capacity of canadian universities*. Montreal, Canada : Global Affairs Canada and EduConsillium. https://www.tonybates.ca/wp-content/uploads/ANALYSIS-AND-REVIEW-of-Canada-Distance-Education-2015-EN-final-1-1.pdf

Marzouk, Z., Rakovic, M., Liaqat, A., Vytasek, J., Samadi, D., Stewart-Alonso, J., … Nesbit, J. C. (2016). What if learning analytics were based on learning science? *Australasian Journal of Educational Technology*, *32*(6), 1-18. https://doi.org/10.14742/ajet.3058

McKeown, T. et Anderson, M. (2016). UTAUT: Capturing differences in undergraduate versus postgraduate learning? *Education and Training*, *58*(9), 945-965. https://doi.org/10.1108/ET-07-2015-0058

Mclean, E., Sedera, D. et Tan, F. T. C. (2011). Reconceptualizing system use for contemporary information systems. Dans *Proceedings of the 15th Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS)*. Association for Information Systems. https://aisel.aisnet.org/pacis2011/130

Means, B., Toyama, Y., Murphy, R., Bakia, M. et Jones, K. (2010). *Evaluation of evidence-based practices in online learning: A meta-analysis and review of online learning studies*. https://www2.ed.gov/rschstat/eval/tech/evidence-based-practices/finalreport.pdf

Mille, A. (2013). Traces numériques et construction de sens. Dans B. Galinon-Mélénec et S. Zlitni (dir.), *Traces numériques: De la production à l'interprétation* (p. 111-128). CNRS Éditions. https://doi.org/10.4000/books.editionscnrs.21699

Milliron, M. D., Malcolm, L. et Kil, D. (2014). Insight and action analytics: Three case studies to consider. *Research & Practice in Assessment*, *9*(2), 70-89. https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1062814.pdf

Moore, G. C. et Benbasat, I. (1991). Development of an instrument to measure the perceptions of adopting an information technology innovation. *Information Systems Research*, *2*(3), 192-222. https://doi.org/10.1287/isre.2.3.192

Moore, M. G. et Kearsley, G. (2012). *Distance education: A systems view of online learning* (3e éd.). Wadsworth.

Morris, L. V, Finnegan, C. et Wu, S.-S. (2005). Tracking student behavior, persistence, and achievement in online courses. *The Internet and Higher Education*, *8*(3), 221-231. https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2005.06.009

Mosunmola, A., Mayowa, A., Okuboyejo, S. et Adeniji, C. (2018). Adoption and use of mobile learning in higher education: The UTAUT model. Dans *Proceedings of the 9th International Conference on E-Education, E-Business, E-Management and E-Learning* (p. 20-25). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3183586.3183595

Mottet, M. et Rouissi, S. (2013). Stratégies de gestion des ressources et réussite dans un cours en ligne par des étudiants primo-entrants. *Formation et profession*, *21*(2), 70-82. https://doi.org/10.18162/fp.2013.15

Ngampornchai, A. et Adams, J. (2016). Students' acceptance and readiness for E-learning in northeastern Thailand. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *13*(1), 1-13. https://doi.org/10.1186/s41239-016-0034-x

Nicholas-Omoregbe, O. S., Azeta, A. A., Chiazor, I. A. et Omoregbe, N. (2017). Predicting the adoption of e-learning management system: A case of selected private universities in Nigeria. *Turkish Online Journal of Distance Education*, *18*(2), 106-121. https://doi.org/10.17718/tojde.30656

Nistor, N. et Hernandez-Garciac, A. (2018). What types of data are used in learning analytics? An overview of six cases. *Computers in Human Behavior*, *89*, 335-338. https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.07.038

Nistor, N., Stanciu, D., Lerche, T. et Kiel, E. (2019). "I am fine with any technology, as long as it doesn't make trouble, so that I can concentrate on my study": A case study of university students' attitude strength related to educational technology acceptance. *British Journal of Educational Technology*, *50*(5), 2557-2571. https://doi.org/10.1111/bjet.12832

Nussbaumer, A., Scheffel, M., Niemann, K., Kravcik, M. et Albert, D. (2012). Detecting and reflecting learning activities in personal learning environments. Dans *Proceedings of the 2nd Workshop on Awareness and Reflection in Technology-Enhanced Learning* (p. 125-131). http://ceur-ws.org/Vol-931/paper10.pdf

Office québécois de la langue française. (s. d.). *Le grand dictionnaire terminologique*. Outremont, Québec. http://gdt.oqlf.gouv.qc.ca/

Ollagnier-Beldame, M. (2013). Interagir dans un monde de plus en plus réflexif: Processus cognitifs et traces numériques. Dans B. Galinon-Mélénec et S. Zlitni (dir.), *Traces numériques: De la production à l'interprétation* (p. 129-142). CNRS Éditions. https://doi.org/10.4000/books.editionscnrs.21699

Ott, C., Robins, A., Haden, P. et Shephard, K. (2015). Illustrating performance indicators and course characteristics to support students' self-regulated learning in CS1. *Computer Science Education*, *25*(2), 174-198. https://doi.org/10.1080/08993408.2015.1033129

Panadero, E. (2017). A review of self-regulated learning: Six models and four directions for research. *Frontiers in Psychology*, *8*(422), 1-28. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00422

Papamitsiou, Z. et Economides, A. (2014). Learning analytics and educational data mining in practice : A systematic literature review of empirical evidence. *Educational Technology & Society*, *17*(4), 49-64. http://www.ifets.info/journals/17_4/4.pdf

Papi, C. (2012). Causes et motifs du non-usage de ressources numériques. *Recherches & éducations*, *6*, 127-142. http://rechercheseducations.revues.org/1074

Paquelin, D. (2016). D'une université campus à une université multi-modale: Analyse d'une dynamique québécoise, le cas de l'Université Laval. *Distances et médiations des savoirs*, *16*. https://dms.revues.org/1602

Pardo, A., Han, F. et Ellis, R. A. (2016). Exploring the relation between self-regulation, online activities, and academic performance: A case study. Dans *Proceeding of the Sixh International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 422-429). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2883851.2883883

Park, J. H. et Choi, H. J. (2009). Factors influencing adult learners' decision to drop out or persist in online learning. *Educational Technology and Society*, *12*(4), 207-217. https://www.learntechlib.org/p/74987/

Park, Y. et Jo, I.-H. (2015). Development of the learning analytics dashboard to support students' learning performance. *Journal of Universal Computer Science*, *21*(1), 110-133. https://doi.org/10.3217/jucs-021-01-0110

Parr, M. (2017). *Portrait des inscriptions à des cours en formation à distance (secondaire, collégial et universitaire) au Québec depuis 1995-1996*. http://www.sofad.qc.ca/media/portrait_inscriptions_fad.pdf

Peraya, D., Batier, C., Paquelin, D., Rizza, D. et Vieira, M. (2009). Les traces d'usage et l'usage des traces: Le rôle des traces dans l'orientation stratégique des unités de développement de l'eLearning et des dispositifs hybrides dans l'enseignement supérieur. Dans A. Jaillet et F. Larose (dir.), *Traces numériques en enseignement et formation: analyses et usages* (p. 37-80). L'Harmattan.

Peters, J., Hall, C. et Skinkle, R. (2017). *L'incidence des incitatifs, des communications et de l'effort requis par les tâches sur la participation des étudiants postsecondaires à la recherche en ligne*. Toronto. https://heqco.ca/wp-content/uploads/2020/02/Formatted-Final-Incentives-Report-French.pdf

Petter, S., Straub, D. et Rai, A. (2007). Specifying formative constructs in information systems research. *MIS Quaterly*, *31*(4), 623-656. https://doi.org/10.2307/25148814

Pintrich, P. R. (2000). The role of goal orientation in self-regulated learning. Dans M. Boekaerts, P. R. Pintrich et M. Zeidner (dir.), *Handbook of self-regulation* (p. 452-502). Academic Press.

Pintrich, P. R. (2004). A conceptual framework for assessing motivation and self-regulated learning in college students. *Educational Psychology Review*, *16*(4), 385-407. https://doi.org/10.1007/s10648-004-0006-x

Poellhuber, B. (2007). *Les effets de l'encadrement et de la collaboration sur la motivation et la persévérance dans les formations ouvertes et à distance soutenues par les TIC.* [Thèse de doctorat, Université de Montréal, Canada). http://www2.crifpe.ca/gif/these/TheseBrunoPoellhuberFinale2007.pdf

Potvin, P. (2010). *La réussite éducative. Texte pour le Cadre de référence du Centre de transfert pour la réussite éducative du Québec*. http://www.pierrepotvin.com/6. Publications/Texte-reussite educative.doc

Provençal, A.-M. (2016). *Ma réussite : Outils facilitant le dépistage des étudiants en difficulté et le soutien à la réussite*. https://www.enseigner.ulaval.ca/appui-a-l-innovation/appui-la-reussite-et-depistage-des-etudiants-en-difficulte

Puustinen, M. (2013). *La demande d'aide chez l'élève : avancées conceptuelles, méthodologiques et nouvelles données*. L'Harmattan.

Puzziferro, M. (2008). Online technologies self-efficacy and self-regulated learning as predictors of final grade and satisfaction in college-level online courses. *American Journal of Distance Education ISSN:*, *21*(1), 72-89. https://doi.org/10.1080/08923640802039024

Rabardel, P. (1995). *Les hommes et les technologies: approche cognitive des instruments contemporains*. Armand Colin. https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01017462/document

Richardson, M., Abraham, C. et Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students' academic performance: A systematic review and meta-analysis. *Psychological Bulletin*, *138*(2), 353-387. https://doi.org./10.1037/a0026838

Ringle, C. M., Wende, S. et Becker, J.-M. (2015). *SmartPLS 3* (3.3). [Logiciel]. Bonningstedt. www.smartpls.com

Roberts, L. D., Howell, J. A., Seaman, K. et Gibson, D. C. (2016). Student attitudes toward learning analytics in higher education: « The fitbit version of the learning world ». *Frontiers in Psychology*, *7*(1959), 1-11. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.01959

Rogers, E. M. (1995). *Diffusion of Innovations* (3e éd.). Free Press. https://teddykw2.files.wordpress.com/2012/07/everett-m-rogers-diffusion-of-innovations.pdf

Roland, N., De Clercq, M., Dupont, S., Parmentier, P. et Frenay, M. (2015). Vers une meilleure compréhension de la persévérance et de la réussite académique : analyse critique de ces concepts adaptée au contexte belge francophone. *Revue internationale de pédagogie de l'enseignement supérieur*, *31*(3), 1-15. http://ripes.revues.org/1009

Romainville, M. et Michaut, C. (2012). *Réussite, échec et abandon dans l'enseignement supérieur*. De Boeck.

Romero, C., Ventura, S. et Garcia, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers and Education*, *51*(1), 368-384. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2007.05.016

Rovai, A. P. (2003). In search of higher persistence rates in distance education online programs. *The Internet and Higher Education*, *6*(1), 1-16. https://doi.org/10.1016/S1096-7516(02)00158-6

Ryan, R. M. et Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American psychologist*, *55*(1), 68-78. https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68

Salloum, S. A. et Shaalan, K. (2019). Factors affecting students' acceptance of e-learning system in higher education using UTAUT and structural equation modeling approaches. Dans A. E. Hassanien, M. F. Tolba, K. Shaalan et A. T. Azar (dir.), *Proceedings os the International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics 2018* (vol. 845, p. 469-480). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-99010-1_43

Santos, J. L., Govaerts, S., Verbert, K. et Duval, E. (2012). Goal-oriented visualizations of activity tracking: a case study with engineering students. Dans S. Buckingham Shum, D. Gasevic et R. Ferguson (dir.), *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 143-152). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2330601.2330639

Santos, J. L., Verbert, K., Govaerts, S. et Duval, E. (2013). Addressing learner issues with StepUp!: an evaluation. Dans D. Suthers, K. Verbert, E. Duval et X. Ochoa (dir.), *Proceedings of the Third International Conference on Learning Analytics and Knowledge* (p. 14-22). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2460296.2460301

Sauvé, L., Racette, N. et Royer, M. (2008). *L'abandon et la persévérance aux études postsecondaires*. http://www.savie.qc.ca/CampusVirtuel/Upload/Fichiers/SAMI-Perseverance_rapport_recension_15-06-09-VF.pdf

Scheffel, M., Drachsler, H., Stoyanov, S. et Specht, M. (2014). Quality indicators for learning analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, *17*(4), 117-132. http://www.ifets.info/journals/17_4/8.pdf

Scheuer, O. et Zinn, C. (2007). How did the e-learning session go? The Student Inspector. Dans R. Luckin, K. R. Koedinger et J. Greer (dir.), *Proceedings of the 13th International Conference on Artificial Intelligence and Education* (p. 487-494). IOS Press. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.567.8608&rep=rep1&type=pdf

Schumacher, C. et Ifenthaler, D. (2018). Features students really expect from learning analytics. *Computers in Human Behavior*, *78*, 397-407. https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.06.030

Schwendimann, B., Rodriguez-Triana, M., Vozniuk, A., Prieto, L., Boroujeni, M., Holzer, A., … Dillenbourg, P. (2017). Perceiving learning at a glance: A systematic literature review of learning dashboard research. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, *10*(1), 30-41. https://doi.org/10.1109/TLT.2016.2599522

Sclater, N. (2014). *Code of practice for learning analytics : A literature review of the ethical and legal issues*. http://repository.jisc.ac.uk/5661/1/Learning_Analytics_A-_Literature_Review.pdf

Shachak, A., Kuziemsky, C. et Petersen, C. (2019). Beyond TAM and UTAUT: Future directions for HIT implementation research. *Journal of Biomedical Informatics*, *100*, 103315. https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103315

Siadaty, M., Gasevic, D. et Hatala, M. (2016). Measuring the impact of technological scaffolding interventions on micro-level processes of self-regulated workplace learning. *Computers in Human Behavior*, *59*, 469-482. https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.02.025

Siemens, G., Gasevic, D. et Dawson, S. (2013). *Preparing for the digital university: A review of the history and current state of distance, blended, and online learning*. http://linkresearchlab.org/PreparingDigitalUniversity.pdf

Sitzmann, T., Kraiger, K., Stewart, D. et Wisher, R. (2006). The comparative effectiveness of web-based and classroom instruction: A meta-analysis. *Personnel Pshychology*, *59*(3), 623-664. https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.2006.00049.x

Slade, S. et Prinsloo, P. (2013). Learning analytics: ethical issues and dilemmas. *American Behavioral Scientist*, *57*(10), 1509-1528. https://doi.org/10.1177/0002764213479366

Sumak, B., Hericko, M. et Pusnik, M. (2011). A meta-analysis of e-learning technology acceptance: The role of user types and e-learning technology types. *Computers in Human Behavior*, *27*, 2067-2077. https://doi.org/10.1016/j.chb.2011.08.005

Sun, Y. et Jeyaraj, A. (2013). Information technology adoption and continuance: A longitudinal study of individuals' behavioral intentions. *Information and Management*, *50*(7), 457-465. https://doi.org/10.1016/j.im.2013.07.005

Tabuenca, B., Kalz, M., Drachsler, H. et Specht, M. (2015). Time will tell: The role of mobile learning analytics in self-regulated learning. *Computers and Education*, *89*, 53-74. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2015.08.004

Taiwo, A. A. et Downe, A. G. (2013). The theory of user acceptance and use of technology (UTAUT): A meta-analytic review of empirical findings. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, *49*(1), 48-58. http://www.jatit.org/volumes/Vol49No1/7Vol49No1.pdf

Taylor, S. et Todd, P. A. (1995). Understanding information technology usage: Atest of competing models. *Information Systems Research*, *6*(2), 144-176. https://www.jstor.org/stable/23011007

Teo, T. (2011). Technology acceptance research in education. Dans T. Teo (dir.), *Technology acceptance in education* (p. 1-5). Sense Publishers. https://doi.org/10.1007/978-94-6091-487-4

Terry, N. (2001). Assessing enrollment and attrition rates for the online MBA. *T.H.E. Journal*, *28*(7), 64-68. https://www.learntechlib.org/p/94140/

Thomas, T. D., Singh, L. et Gaffar, K. (2013). The utility of the UTAUT model in explaining mobile learning adoption in higher education in Guyana. *International Journal of Education and Development using Information and Communication Technology*, *9*(3), 71-85. https://doi.org/10.4018/978-1-4666-8358-7.ch086

Thompson, R. L., Higgins, C. A. et Howell, J. M. (1991). Personal computing: Toward a conceptual model of utilization. *MIS Quarterly*, *15*(1), 125-143. http://www.jstor.org/stable/249443

Tinto, V. (1993). *Leaving college: Rethinking the causes and cures of student attrition* (2e éd.). University of Chicago Press.

United Nations Educational Scientific and Cultural Organization. (2012). *Learning analytics*. https://iite.unesco.org/pics/publications/en/files/3214711.pdf

Université Laval. (s. d.). *Appui à la réussite et dépistage des étudiants en difficulté*. https://www.enseigner.ulaval.ca/appui-a-l-innovation/appui-la-reussite-et-depistage-des-etudiants-en-difficulte

Université Laval. (2015). *Système de notation*. https://www.reg.ulaval.ca/system/files/public/accueil/REG-900-RN.pdf

Université Laval. (2016a). *Appui à la réussite. Guide de l'enseignant*. https://www.enseigner.ulaval.ca/system/files/appui_reussite_-_fonctionnalites_offertes_aux_enseignants_vf_2016.pdf

Université Laval. (2016b). *Ma Réussite. Description des fonctionnalités offertes aux étudiants*. https://www.enseigner.ulaval.ca/system/files/ma_reussite_-_fonctionnalites_offertes_aux_etudiants_vf_2016.pdf

Université Laval. (2019). *Formation à distance*. http://www.distance.ulaval.ca/

Université Laval. (2020). *Nos indicateurs repères 2020*. https://www.ulaval.ca/sites/default/files/notre-universite/direction-gouvernance/bsg/documents-officiels/rapports/indicateurs-reperes-2020.pdf

Vallerand, R. J. (2006). Les méthodes de recherche en psychologie sociale. Dans R. J. Vallerand (dir.), *Les fondements de la psychologie sociale* (2e éd., p. 37-79). Gaëtan Morin éditeur.

Venkatesh, V., Brown, S. A., Maruping, L. M. et Bala, H. (2008). Predicting different conceptualizations of system use: The competing roles of behavioral intention, facilitating conditions, and behavioral expectation. *MIS Quarterly*, *32*(3), 483-502. http://www.jstor.org/stable/25148853

Venkatesh, V. et Davis, F. D. (2000). A Theoretical extension of the technology acceptance model : Four longitudinal field studies. *Management Science*, *46*(2), 186-204. https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. et Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, *27*(3), 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

Venkatesh, V., Thong, J. Y. L. et Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, *36*(1), 157-178. https://doi.org/10.2307/41410412

Verbert, K., Duval, E., Klerkx, J., Govaerts, S. et Santos, J. L. (2013). Learning analytics dashboard applications. *American Behavioral Scientist*, *57*(10), 1500-1509. https://doi.org/10.1177/0002764213479363

Verbert, K., Govaerts, S., Duval, E., Santos, J. L., Van Assche, F., Parra, G. et Klerkx, J. (2014). Learning dashboards: An overview and future research opportunities. *Personal and Ubiquitous Computing*, *18*(6), 1499-1514. https://doi.org/10.1007/s00779-013-0751-2

Viau, R. (2005). *12 questions sur l'état de la recherche scientifique sur l'impact des TIC sur la motivation à apprendre*. https://m2.teluq.ca/theme/ted6501/includes/questions_viau.pdf

Viberg, O., Khalil, M. et Baars, M. (2020). Self-regulated learning and learning analytics in online learning environments: A review of empirical research. Dans *Proceeding of the 10th International Conference on Learning Analytics & Knowledge* (p. 524-533). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3375462.3375483

Weerasinghe, S. et Hindagolla, M. (2017). Technology acceptance model in the domains of LIS and education: A review of selected literature. *Library Philosophy and Practice*, *1582*, 97-115. http://digitalcommons.unl.edu/libphilprac/1582

West, D., Heath, D., Lizzio, A., Toohey, D. et Miles, C. (2016). Higher education teachers' experiences with learning analytics in relation to student retention. *Australasian Journal of Educational Technology*, *32*(5), 308-319. https://doi.org/10.14742/ajet.3435

Williams, P. E. et Hellman, C. M. (2004). Differences in self-regulation for online learning between first and second generation college students. *Research in Higher Education*, *45*(1), 71-82. https://doi.org/10.1023/B:RIHE.0000010047.46814.78

Winne, P. H. (2017). Learning analytics for self-regulated learning. Dans C. Lang, G. Siemens, A. Wise et D. Gasevic (dir.), *Handbook of Learning Analytics* (p. 241-249). Society for Learning Analytics Research. https://doi.org/10.18608/hla17.021

Yoo, Y., Lee, H., Jo, I.-H. et Park, Y. (2015). Educational dashboards for smart learning: Review of case studies. Dans G. Chen, V. Kumar, H. R. Kinshuk et S. . Kong (dir.), *Emerging issues in smart learning* (p. 145-155). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-662-44188-6

Yueh, H.-P., Huang, J. et Chang, C. (2015). Exploring factors affecting students' continued Wiki use for individual and collaborative learning : An extended UTAUT perspective. *Australasian Journal of Educational Technology*, *31*(1), 16-31. https://doi.org/10.14742/ajet.170

Zimmerman, B. J. (1998). Developing self-fulfilling cycles of academic regulation: An analysis of exemplary instructional models. Dans Dale H Schunk et B. J. Zimmerman (dir.), *Self-regulated learning: From teaching to self-reflective practice* (p. 1-19). Guilford Press.

Zimmerman, B. J. (2000). Attaining self-regulation: A social cognitive perspective. Dans M. Boekaerts, P. R. Pintrich et M. Zeidner (dir.), *Handbook of self-regulation* (p. 13-39). Academic Press. https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50031-7

Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a self-regulated learner: An overview. *Theory into Practice*, *41*(2), 64-70. https://doi.org/10.1207/s15430421tip4102_2

Zimmerman, B. J. (2008). Investigating self-regulation and motivation: Historical background, methodological developments, and future prospects. *American Educational Research Journal*, *45*(1), 166-183. https://doi.org/10.3102/0002831207312909

Zimmerman, B. J. (2013). From cognitive modeling to self-regulation: A social cognitive career path. *Educational Psychologist*, *48*(3), 135-147. https://doi.org/10.1080/00461520.2013.794676

Zimmerman, B. J. et Moylan, A. R. (2009). Self-regulation: Where metacognition and motivation intersect. Dans D. J. Hacker, J. Dunlosky et A. C. Graesser (dir.), *Handbook of metacognition in education* (p. 299-315). Routledge. https://doi.org/10.4324/9780203876428.ch16

Zimmerman, B. J. et Schunk, D. H. (2001). Theories of self-regulated learning and academic achievement: An overview and analysis. Dans B. J. Zimmerman et D. H. Schunk (dir.), *Self-regulated learning and academic achievement: Theoretical perspectives* (2e éd.). Routledge.

Zimmerman, M. C. (2002). *Academic self-regulation explains persistence and attrition in web-based courses: A grounded theory.* [Thèse de doctorat, Northern Arizona University, États-Unis]. https://www.learntechlib.org/p/117742/

Zwain, A. A. A. (2019). Technological innovativeness and information quality as neoteric predictors of users' acceptance of learning management system: An expansion of UTAUT2. *Interactive Technology and Smart Education*, *16*(3), 239-254. https://doi.org/10.1108/ITSE-09-2018-0065

Annexe 1. Questionnaire

1. **À la session d'automne 2019, était-ce la première fois que vous aviez accès à l'outil Ma Réussite?**
   ☐ Oui ☐ Non

2. **Durant la session d'automne 2019, vous avez consulté la page de l'outil Ma Réussite**
   - ☐ Très souvent
   - ☐ Souvent
   - ☐ De temps en temps
   - ☐ Rarement
   - ☐ Très rarement

3. **Durant la session d'automne 2019, vous avez consulté la page de l'outil Ma Réussite**
   - ☐ Jamais
   - ☐ 1 à 2 fois dans toute la session
   - ☐ 1 fois ou plus par mois
   - ☐ 1 fois ou plus par semaine
   - ☐ 1 fois ou plus par jour

4. **Avez-vous déjà eu une pastille de couleur jaune ou rouge dans ce cours?**
   ☐ Oui ☐ Non

   4.1 Si vous avez répondu oui, avez-vous déjà pris une des actions ci-dessous suite à la consultation des informations présentées dans *Ma réussite* ? (cochez les choix pertinents)
   - ☐ En parler avec un proche (famille ou ami)
   - ☐ En parler avec un collègue de classe
   - ☐ Contacter l'enseignant pour demander de l'aide

5. **Avez-vous déjà utilisé une ressource d'aide proposée dans l'outil Ma Réussite?**
   ☐ Oui ☐ Non

   5.1 Si oui lesquelles ? (cochez les choix pertinents)
   - ☐ Outils d'autoévaluation (minitests)
   - ☐ Lecture d'informations sur le site du Centre d'aide aux étudiants
   - ☐ Ateliers, conférences du Centre d'aide aux étudiants
   - ☐ Formations en ligne du Centre d'aide aux étudiants
   - ☐ Consultations individuelles avec le Centre d'aide aux étudiants

Sur une échelle de 1 à 7, 1 représentant « Pas du tout d'accord » et 7 représentant « Tout à fait d'accord », sélectionnez le chiffre qui vous correspond le mieux.	Pas du tout d' accord	Pas d' accord	Légèrement pas d' accord	Ni d' accord, ni pas d' accord	Légèrement d' accord	D' accord	Tout à fait d' accord
	1	2	3	4	5	6	7
Utiliser *Ma réussite* m'aide à 6. établir ce que mes buts d'apprentissage devraient être 7. choisir les stratégies d'apprentissage qui me permettront de poursuivre mes buts 8. déterminer si je suis en difficulté dans le cours 9. déterminer si j'ai besoin d'obtenir de l'aide 10. déterminer la source de mes difficultés afin de trouver une solution qui me convient							
En utilisant *Ma réussite* 11. je me demande où j'en suis dans mes progrès 12. je me demande si je réussis bien 13. je me demande si j'ai besoin d'obtenir de l'aide dans ce cours 14. je prends conscience de mon niveau d'activité dans le cours 15. je me questionne sur le niveau d'effort que j'investis dans le cours 16. je réfléchis afin de déterminer à quel point mes objectifs d'apprentissage ont été atteints 17. j'évalue les résultats que j'obtiens en fonction des objectifs que je me suis fixés 18. je compare mes résultats avec mes buts d'apprentissage 19. je compare mes résultats avec ceux de mes pairs 20. j'évalue les stratégies que j'ai utilisées afin de déterminer à quel point j'ai été efficace et comment je pourrais utiliser cette information pour m'améliorer dans mes apprentissages futurs							
Utiliser *Ma réussite* m'incite à 21. me fixer des buts d'apprentissage 22. sélectionner les stratégies d'apprentissage qui me permettront d'atteindre les buts que je me suis fixés 23. m'arrêter à l'occasion pour me demander si je comprends bien 24. m'interroger sur mes progrès 25. demander de l'aide à l'enseignant lorsque je ne comprends pas							

26. demander de l'aide à un autre étudiant du cours lorsque je ne comprends pas 27. consulter un plus grand nombre de pages et fichiers dans le cours 28. consulter un plus grand nombre d'éléments multimédias dans le cours 29. consulter plus souvent le forum du cours 30. compléter un plus grand nombre de questionnaires formatifs dans le cours 31. augmenter le niveau d'effort que j'investis dans le cours 32. travailler fort pour réussir dans le cours 33. faire un plan pour résoudre mes difficultés 34. rajuster mes stratégies en vue des prochaines fois							
35. Utiliser *Ma réussite* me permet d'obtenir de l'aide							
36. L'utilisation de *Ma réussite* permet d'améliorer ma performance dans le cours							
37. Je trouve que Ma Réussite est utile pour mes activités d'apprentissage							
38. Si j'utilise *Ma réussite*, j'augmente mes chances de réussir le cours							
39. Si j'utilise *Ma réussite*, j'augmente mes chances d'obtenir de meilleures notes							
Je trouve que chacun des éléments présentés dans Ma Réussite est utile : 40. Indicateur de réussite (pastille de couleur) 41. Nombre d'accès au site 42. Nombre de pages consultées 43. Nombre de fichiers téléchargés 44. Nombre d'éléments multimédias consultés 45. Nombre de messages rédigés dans le forum 46. Nombre d'éléments consultés dans le forum 47. Nombre de tentatives aux questionnaires formatifs 48. Indicateur de résultat (cote projetée) 49. Ressources d'aide							
50. Apprendre à utiliser Ma Réussite est facile pour moi							
51. La façon d'interagir avec Ma Réussite est claire et compréhensible							
52. Il est facile pour moi de devenir habile à utiliser Ma Réussite							
53. Je trouve Ma Réussite facile à utiliser							
54. Les personnes qui ont une influence sur mon comportement pensent que je devrais utiliser Ma Réussite							
55. Les personnes qui sont importantes pour moi pensent que je devrais utiliser Ma Réussite							

56. L'enseignant qui donne ce cours m'a encouragé à utiliser Ma Réussite							
57. En général, l'Université soutient l'utilisation de Ma Réussite							
58. Le fait d'utiliser *Ma réussite* est académiquement valorisant							
59. Je possède les ressources nécessaires pour utiliser Ma Réussite							
60. Je possède les connaissances nécessaires pour utiliser Ma Réussite							
61. Une personne-ressource est disponible pour m'assister si j'éprouve des difficultés avec *Ma réussite*							
62. J'ai l'intention d'utiliser Ma Réussite dans les sessions à venir							
63. Je prévois que j'utiliserai Ma Réussite dans les sessions à venir							
64. Je planifie utiliser Ma Réussite dans les sessions à venir							

65. Quel est votre sexe?

☐ Homme ☐ Femme

66. Quel est votre âge?

67. Quel est votre régime d'études?

☐ Temps plein ☐ Temps partiel

68. Dans quelle faculté votre programme est-il rattaché?

☐ Faculté des sciences de l'administration
☐ Faculté des sciences sociales
☐ Faculté des lettres et sciences humaines
☐ Faculté des sciences de l'agriculture et de l'alimentation
☐ Autre

69. Votre programme d'études est-il entièrement dispensé à distance?

☐ Oui ☐ Non

70. Combien de sessions avez-vous complétées dans votre programme avant la session d'automne 2019?

☐ 0 (je suis en 1ère session)
☐ 1
☐ 2
☐ 3
☐ 4
☐ 5
☐ 6
☐ 7
☐ 8
☐ 9
☐ 10 et plus

71. Combien de cours en ligne avez-vous suivis depuis votre entrée à l'université, tous programmes confondus?

- ☐ 1 (celui-ci)
- ☐ 2
- ☐ 3 à 5
- ☐ 6 à 10
- ☐ Plus de 10

72. Quel est votre degré d'habileté à suivre un cours en ligne?

- ☐ Peu habile
- ☐ Moyennement habile
- ☐ Très habile
- ☐ Expert

73. Avez-vous des commentaires à formuler concernant l'outil Ma réussite ?

74. Souhaitez-vous fournir vos coordonnées afin d'obtenir la compensation de 20 $ pour avoir complété ce questionnaire ?

- ☐ Oui
- ☐ Non

Si oui : Pour obtenir une compensation de 20 $ pour avoir complété ce questionnaire, deux modes de paiement s'offrent à vous:

- Virement Interac. Si vous choisissez cette option, veuillez indiquer une adresse courriel valide. Cette dernière sera utilisée pour effectuer un virement Interac. Le mot de passe pour obtenir les fonds est " étude ".
- Chèque par la poste. Si vous choisissez cette option, veuillez nous indiquer votre adresse postale complète. Un chèque vous sera acheminé à cette adresse.

Annexe 2. Courriel de recrutement

Bonjour,

Dans le cadre du projet de recherche doctoral d'Audrey Bistodeau, dirigé par Martine Mottet, du Département d'études sur l'enseignement et l'apprentissage à l'Université Laval, une étude intitulée « L'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite » se déroulera dans le cours XXX1234 « nom du cours » à la session d'automne 2019.

L'objectif de cette recherche est de mieux comprendre l'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage (outil *Ma réussite*) ainsi que son utilité pour soutenir la régulation de l'apprentissage et la réussite des étudiants de cours en ligne à l'université.

Vous être éligibles à participer à cette étude en tant qu'étudiant inscrit au cours XXX1234 « nom du cours » à la session d'automne 2019. Nous avons obtenu votre adresse courriel de la liste des étudiants inscrits à ce cours fournie par l'enseignant. Cependant, ni l'enseignant responsable du cours, ni votre direction de programme ne seront informés de votre décision d'accepter ou non de participer à l'étude.

Le fait de participer à cette recherche vous offre une occasion de réfléchir à vos pratiques d'apprentissage en ligne. Les participants devront répondre à un questionnaire en ligne d'une durée d'environ 30 minutes, qui sera disponible vers la fin de la session. Le questionnaire portera sur les éléments suivants : éléments d'information sur les répondants, éléments sur l'utilisation de l'outil *Ma réussite*, éléments sur les perceptions concernant son utilité et sa facilité d'utilisation.

Les participants devront également consentir à ce que leurs traces numériques d'utilisation de l'outil *Ma réussite* dans le cours XXX1234 à la session d'automne 2019 ainsi que leur note finale au cours soient obtenues du Bureau de soutien à l'enseignement et soit analysées par la chercheure.

Une compensation d'un montant forfaitaire de 20 $ sera versée à tous les participants qui auront complété le questionnaire et qui fourniront une adresse courriel ou postale pour effectuer le paiement. Notez que la recherche est limitée à 300 participants.

Durant cette recherche, votre nom sera remplacé par votre identifiant unique Laval (IDUL). Seul le Bureau de soutien à l'enseignement aura accès à votre nom. Les données concernant vos traces numériques d'utilisation de *Ma réussite* et votre note finale au cours seront conservées dans les serveurs de l'Université Laval et seront transmises à la chercheure par serveur sécurisé, dans un fichier protégé par un mot de passe auquel seule la chercheure aura accès. Les données recueillies dans les questionnaires seront hébergées par LimeSurvey sur un serveur canadien sécurisé, et exportées dans des fichiers cryptés dont l'accès sera protégé par l'utilisation d'un mot de passe et auquel seule la chercheure aura accès. Tout le matériel de la recherche sera conservé dans un classeur verrouillé, dans un local sous clé. Les données

recueillies seront traitées de manière entièrement confidentielle. Aucune donnée individuelle ou nominative ne sera diffusée. Les résultats de la recherche ne permettront pas d'identifier les personnes participantes.

Vous pouvez dès maintenant consulter le formulaire de consentement, qui décrit le but de la recherche, ses procédures détaillées, ses avantages, risques et inconvénients, à l'adresse suivante : [lien vers le formulaire de consentement et le questionnaire].

Si vous êtes intéressé à participer à cette recherche, vous pourrez donner votre consentement de façon électronique et répondre au questionnaire de l'étude, qui sera disponible du 26 novembre au 20 décembre 2019.

Pour de plus amples informations, veuillez contacter la chercheure responsable, dont voici les coordonnées :

Audrey Bistodeau
Étudiante au doctorat en technologie éducative
Audrey.Bistodeau.1@ulaval.ca
xxx-xxx-xxxx

Une relance sera effectuée dans les prochaines semaines.

Merci de votre attention.

Ce projet a été approuvé par le Comité d'éthique de la recherche de l'Université Laval : No d'approbation 2019-002 A-1 / 11-11-2019.

Ce projet est réalisé dans le cadre de la thèse de doctorat d'Audrey Bistodeau, étudiante au Département d'études sur l'enseignement et l'apprentissage de l'Université Laval, sous la direction de Mme Martine Mottet, professeure au Département d'études sur l'enseignement et l'apprentissage de l'Université Laval.

Annexe 3. Formulaire de consentement électronique

Titre de la recherche

L'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir l'autorégulation de l'apprentissage et la réussite

Présentation de la chercheure

Cette recherche est réalisée dans le cadre du projet de recherche doctoral d'Audrey Bistodeau, dirigé par Martine Mottet, du Département d'études sur l'enseignement et l'apprentissage à l'Université Laval. Avant d'accepter de participer à ce projet de recherche, veuillez prendre le temps de lire et de comprendre les renseignements qui suivent. Ce document vous explique le but de ce projet de recherche, ses procédures, avantages, risques et inconvénients.

Nature de l'étude

La recherche a pour but d'étudier l'utilisation de l'outil *Ma réussite* par les étudiants de cours en ligne, leur perception concernant son utilité pour soutenir la régulation de l'apprentissage, ainsi que le lien entre l'utilisation de *Ma réussite* et la réussite. Ce projet a été approuvé par le Comité d'éthique de la recherche de l'Université Laval : N^{o} d'approbation *2019-002 A-1 / 11-11-2019.*

Déroulement de la participation

Votre participation à cette recherche en tant qu'étudiant du cours XXX1234 « nom du cours » consiste à répondre à un questionnaire en ligne d'une durée d'environ 30 minutes, où il vous sera demandé de choisir, parmi les énoncés proposés, ceux qui vous correspondent le mieux. Le questionnaire portera sur les éléments suivants :

- éléments d'information sur les répondants ;
- éléments sur l'utilisation de l'outil *Ma réussite* ;
- éléments sur les perceptions concernant son utilité et sa facilité d'utilisation.

Votre participation consiste également à autoriser la consultation de vos traces numériques concernant votre fréquence d'accès à l'outil *Ma réussite* durant la session d'automne 2019, de même que la consultation de votre note finale au cours. Ces données seront fournies à la chercheure par le Bureau de soutien à l'enseignement sous réserve de votre consentement.

Une compensation d'un montant forfaitaire de 20 $ sera versée à tous les participants qui auront complété le questionnaire et qui fourniront une adresse courriel ou postale pour effectuer le paiement. Notez que la recherche est limitée à 300 participants.

Avantages, risques ou inconvénients possibles liés à votre participation

Le fait de participer à cette recherche vous offre une occasion de réfléchir à vos pratiques d'apprentissage en ligne. En participant à ce projet, vous contribuez à faire avancer les

connaissances concernant l'utilisation des tableaux de bord de l'apprentissage. Il n'y a aucun risque connu lié à la participation à cette recherche.

Participation volontaire et droit de retrait

Vous êtes libre de participer à ce projet de recherche. Vous pouvez aussi mettre fin à votre participation sans conséquence négative ou préjudice et sans avoir à justifier votre décision. Si vous décidez de mettre fin à votre participation, il est important d'en prévenir la chercheure dont les coordonnées sont incluses dans ce document. Tout le matériel permettant de vous identifier, incluant l'enregistrement de l'entrevue, et les données que vous aurez fournies seront alors détruits, à moins que vous n'autorisiez la chercheure à les utiliser pour la recherche, malgré votre retrait. Le cas échéant, ils seront conservés selon les mesures décrites ci-après et qui seront appliquées pour tous les participants.

Confidentialité et gestion des données

En recherche, les chercheurs sont tenus d'assurer la confidentialité aux participants. À cet égard, voici les mesures qui seront appliquées dans le cadre de la présente recherche :

Durant la recherche:

- votre nom ne sera pas demandé pour compléter le questionnaire, mais plutôt votre identifiant unique Laval (IDUL);
- le Bureau de soutien à l'enseignement remplacera votre nom par un code (IDUL) pour fournir à la chercheure votre fréquence d'utilisation de *Ma réussite* et votre note finale au cours;
- seul le Bureau de soutien à l'enseignement aura accès à la liste contenant les noms et les codes;
- les données fournies par le Bureau de soutien à l'enseignement seront transmises à la chercheure par serveur sécurisé, dans un fichier protégé par un mot de passe auquel seule la chercheure aura accès;
- si vous décidez de fournir votre adresse courriel ou postale pour le paiement de la compensation, ces informations seront collectées sur une page indépendante afin de maintenir la confidentialité de vos réponses au questionnaire.
- les données provenant des réponses au questionnaire, incluant le consentement électronique et votre adresse courriel ou postale, seront hébergées par LimeSurvey sur un serveur canadien sécurisé, et exportées dans des fichiers cryptés dont l'accès sera protégé par l'utilisation d'un mot de passe et auquel seule la chercheure aura accès;
- tout le matériel de la recherche sera conservé dans un classeur verrouillé, dans un local sous clé.

Lors de la diffusion des résultats :

- les noms des participants ne paraîtront dans aucun rapport;
- les résultats seront présentés sous forme globale de sorte que les résultats individuels des participants ne seront jamais communiqués;

- les résultats de la recherche seront communiqués au Bureau de soutien à l'enseignement et publiés dans des revues scientifiques, et aucun participant ne pourra y être identifié ou reconnu;

Après la fin de la recherche :

- tout le matériel et toutes les données seront utilisés dans le cadre exclusif de cette recherche et ils seront détruits au plus tard en décembre 2023.

Remerciements

Votre collaboration est précieuse pour nous permettre de réaliser cette étude. C'est pourquoi nous tenons à vous remercier pour le temps et l'attention que vous acceptez d'y consacrer.

Renseignements supplémentaires

Si vous avez des questions sur la recherche, sur les implications de votre participation ou si vous souhaitez vous retirer de la recherche, veuillez communiquer avec Audrey Bistodeau, étudiante au doctorat en technologie éducative, au numéro de téléphone suivant : (xxx) xxx-xxxx, ou à l'adresse courriel suivante : Audrey.Bistodeau.1@ulaval.ca. Vous pouvez également vous adresser à Martine Mottet, Ph. D., professeure à la Faculté des Sciences de l'Éducation de l'Université Laval, par courriel à l'adresse suivante : Martine.Mottet@fse.ulaval.ca.

Plaintes ou critiques

Toute plainte ou critique sur ce projet de recherche pourra être adressée au Bureau de l'Ombudsman de l'Université Laval :

Pavillon Alphonse-Desjardins, bureau 3320
2325, rue de l'Université, Université Laval
Québec (Québec) G1V 0A6
Renseignements - Secrétariat : (418) 656-3081
Ligne sans frais : 1-866-323-2271
Courriel : info@ombudsman.ulaval.ca

Consentement électronique

En consentant à participer à la recherche intitulée : « L'utilisation du tableau de bord des activités d'apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l'Université Laval pour soutenir la régulation de l'apprentissage et la réussite », vous reconnaissez avoir pris connaissance du formulaire et compris le but, la nature, les avantages, les risques et les inconvénients du projet de recherche.

J’ai pris connaissance du formulaire et j’ai compris le but, la nature, les avantages, les risques et les inconvénients du projet de recherche. Je suis satisfait(e) des explications, précisions et réponses que la chercheure m’a fournies, le cas échéant, quant à ma participation à ce projet.

☐ Oui
☐ Non

Je consens librement à participer à la recherche intitulée : « L’utilisation du tableau de bord des activités d’apprentissage *Ma réussite* en formation en ligne à l’Université Laval pour soutenir la régulation de l’apprentissage et la réussite » et à compléter le questionnaire (en cochant Non, vous ne pourrez pas répondre au questionnaire et participer à l’étude).

☐ Oui
☐ Non

Je consens librement à ce que les traces numériques concernant ma fréquence d’utilisation de l’outil *Ma réussite* dans le cours XXX1234 à la session d’automne 2019 soient obtenues et analysées (en cochant Non, vous pourrez répondre au questionnaire, mais vos données concernant votre fréquence d’utilisation ne seront pas obtenues).

☐ Oui
☐ Non

Je consens librement à ce que ma note finale au cours XXX1234 à la session d’automne 2019 soit obtenue et analysée (en cochant Non, vous pourrez répondre au questionnaire, mais votre note finale au cours ne sera pas obtenue).

☐ Oui
☐ Non

Ce projet a été approuvé par le Comité d’éthique de la recherche de l’Université Laval : No d’approbation 2019-002 A-1 / 11-11-2019.