

CIGI QUALITA MOSIM 2023

Modèle de cas d'usage pour l'industrie 5.0

ALEXANDRE GOUJON¹, FRÉDÉRIC ROSIN¹, FLORIAN MAGNANI²,
SAMIR LAMOURI¹, ROBERT PELLERIN³

¹ LAMIH UMR CNRS 8201, Arts et Métiers Sciences et Technologies

2 Cours des Arts et Métiers, Aix-en-Provence, France

alexandre.goujon@ensam.eu ; frederic.rosin@ensam.eu ; samir.lamouri@ensam.eu

² ÉCOLE CENTRALE MARSEILLE

38 Rue Frédéric Joliot-Curie, Marseille, France

florian.magnani@centrale-marseille.fr

³ POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

2900 Boulevard Édouard-Montpetit, Montréal, Canada

robert.pellerin@polymtl.ca

Résumé – L'émergence du concept d'industrie 5.0 a placé les besoins humains au cœur des processus industriels. Ceci pose la question de l'amélioration du processus de décision des employés par les nouvelles technologies et de leur influence sur l'évolution de l'autonomie des équipes. La littérature récente montre que la meilleure façon de mesurer ces impacts est de mener des expérimentations dans des contextes environnementaux complexes et réalistes. Cet article contribue à ce besoin en présentant un modèle de conception de cas d'usage complémentaires pour évaluer l'impact des nouvelles technologies sur l'autonomie de manière structurée, réaliste et globale. Ce modèle en 6 étapes permet de définir un contexte cohérent précisant l'autonomie, les technologies à mettre en œuvre et leurs champs d'action, ainsi qu'un protocole détaillé de collecte de données.

Abstract – The emergence of the Industry 5.0 concept has put human needs at the heart of industrial processes. This raises the question of how new technologies can enhance the decision-making process of employees and influence the evolution of team autonomy. Recent literature shows that the best way to measure these impacts is to conduct experimentation in complex and realistic environment settings. This article contributes to this need by presenting a model for designing complementary use cases to evaluate the impact of new technologies on autonomy in a structured, realistic, and global manner. This 6-step model helps to define a coherent context specifying the autonomy, the technologies to be implemented, and their fields of action, as well as a detailed data collection protocol.

Mots clés – industrie 5.0, industrie 4.0, cas d'usage, autonomie, prise de décision.

Keywords – industry 5.0, industry 4.0, use case, autonomy, decision-making

1 INTRODUCTION

L'industrie 4.0 (I4.0) est généralement définie comme un terme global qui relie les nouvelles technologies et les modifications organisationnelles de leur usage sur l'ensemble de la chaîne de valeur d'une organisation. Se pose notamment la question de savoir si ces technologies, à l'interface entre l'homme et l'outil industriel, renforcent l'autonomisation des employés, et/ou facilitent les interactions entre employés dans la prise de décision. La prise de conscience croissante de l'impact de ces nouvelles technologies sur les travailleurs a donné naissance au concept d'industrie 5.0 (I5.0) [Maddikunta et al., 2021; Müller, 2020]. Au lieu de considérer la technologie comme un élément crucial, la Commission européenne identifie trois facteurs clés au centre du nouveau paradigme industriel [European Commission, 2021]. Outre les questions de durabilité et de résilience, la promotion et l'inclusion des besoins humains sont considérées au cœur du processus de production, ce qui conduit à favoriser la valorisation des pratiques en se demandant ce que la

technologie peut faire pour les travailleurs. L'I5.0 n'est donc pas un saut technologique, mais une façon d'envisager l'approche I4.0 dans un contexte plus large pour la prospérité des personnes, de la société et de la planète.

Dans ce contexte, il faut poursuivre les recherches qui étudient comment les nouvelles technologies améliorent la prise de décision et ont un impact sur l'autonomie des employés et des équipes. Une telle recherche est un défi, l'étude des situations du monde réel nécessite la mesure de variables expérimentales centrées sur l'humain qui sont complexes et presque impossibles à isoler. Heureusement, l'étude des processus centrés sur l'humain et des questions de transfert de technologie est possible dans un laboratoire d'observation [de Paula Ferreira et al., 2022; Zeisel, 2020], mais nécessite le développement de scénarios pertinents. L'évaluation de l'impact des technologies sur la performance, la motivation, l'engagement et la charge cognitive des travailleurs nécessite des cas d'usage (*use case*) réaliste, complets et cohérents.

Les cas d'usage diffèrent des études de cas (*case study*). Une étude de cas est une méthode empirique qui examine un

phénomène contemporain en profondeur et dans son contexte réel, en particulier lorsque les frontières entre le phénomène et le contexte peuvent ne pas être claires [Yin, 1981a, 1981b, 2018]. L'essence d'une étude de cas est de tenter de décrire et d'expliquer des phénomènes complexes se produisant dans la vie réelle. Les études de cas se concentrent sur des questions de recherche telles que le "comment" et le "pourquoi" sans contrôle sur les événements comportementaux et les événements contemporains [Yin, 1981a, 1981b, 2018]. Les études de cas se sont également avérées pertinentes lorsque l'objet principal de l'étude concerne la prise de décision, car elles peuvent être utilisées pour expliquer pourquoi des décisions ont été prises, comment elles ont été mises en œuvre et quels résultats ont été obtenus [Meyer, 2001 ; Schramm, 1971].

Bien que très riches en informations, les études de cas ne permettent pas de mesurer quantitativement la performance et le comportement des agents impliqués dans un processus. En revanche, les cas d'usage, qui sont des répliques artificielles de contextes réels, permettent de mener des expérimentations en laboratoire et de contrôler des variables spécifiques sans pouvoir anticiper les phénomènes qui auront lieu [Yin, 1981a, 1981b, 2018].

Dans le contexte de l'I4.0 ou de l'I5.0, le nombre et la diversité des cas d'usage possibles sont énormes, et la pertinence de chaque cas n'est pas facile à déterminer. Ainsi, cet article propose un cadre de conception de cas d'usage pour évaluer l'impact des technologies 4.0 sur les nouveaux modes d'autonomie d'une manière structurée, réaliste et complète. L'article est structuré comme suit. Dans la section 2, nous présentons d'abord une revue de la littérature sur les cas d'usage exploitant les technologies 4.0. Dans la section 3, nous proposons notre modèle de conception de cas d'usage. Nous concluons par une discussion sur les perspectives et opportunités offertes par ce modèle.

2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Les mécanismes de prises de décision et l'autonomie associée ont pu être étudiés à un niveau stratégique [Olhager et Feldmann, 2021]. Mais les mécanismes de prises de décisions opérationnelles ne sont pas encore pris en considération lorsqu'il s'agit de comprendre l'implantation de l'industrie 5.0 [Ivanov et al., 2022]. Le recours aux expérimentations dans les recherches en management des opérations se fait rare. Gao et al [2022] ont identifié seulement 192 études basées sur une méthodologie de type expérimentation, pour la plupart en laboratoire, dont 46 basées sur une méthodologie d'expérimentation sur le terrain. Qu'ils s'agissent d'expérimentation sur le terrain, dans les organisations ou dans des environnements contrôlés de type laboratoire, elles représentent pourtant un moyen riche d'établir les liens de causalités entre plusieurs éléments étudiés [Eden, 2017, Pinker, 2011] et amène à une compréhension plus fine de mécanismes étudiée en situation ainsi que les comportements des acteurs [Highhouse, 2009].

Les expérimentations en laboratoire peuvent être conçues pour tester des modèles analytiques d'une manière idéale pour vérifier la théorie sous-jacente étudiée en l'ancrant dans une situation réelle [Katok, 2011]. Les chercheurs appellent également à combiner les approches d'expérimentations de type laboratoire avec les approches d'expérimentations sur le terrain [Gao et al, 2022] afin de renforcer la validité et la généralisation des résultats de recherche. Afin de tirer parti des deux approches, les cas d'usage offrent un avantage en proposant des expériences proches de la réalité dans un environnement contrôlé. Dans la littérature, les cas d'usage sont généralement des scénarios reproduisant les processus et les technologies d'entreprises spécifiques, ce qui est essentiel puisqu'il existe toujours une interaction dynamique entre l'émergence technologique d'un écosystème et l'attraction des entreprises qui recherchent une valeur opérationnelle et commerciale significative [Maghazei et al, 2022]. En dépit des avantages intrinsèques aux cas d'usage, les études sur l'industrie 5.0 s'appuient le plus souvent sur des revues de la littérature [Panagou et al., 2023], de l'analyse de contenu [Grosse, 2023], de l'analyse d'entretiens [Oudenhoven et al, 2022], des expérimentations numériques [Abdous et al, 2022], ou des exemples de cas industriels [Kaasinen et al, 2019]. Quand une approche par cas d'usage est utilisée, elles sont généralement simples [Katok, 2011] ou centrées exclusivement sur une technologie en particulier [Rozanec et al 2022b]. Cela pourrait s'expliquer en partie par le fait qu'il n'existe pas de modèles spécifiques pour concevoir des cas d'usage pour mesurer l'impact des technologies sur les employés. Parmi les approches disponibles, Golan et al. [2020] proposent un cadre pour étudier le futur opérateur (c'est-à-dire l'interaction entre les postes de travail à l'ère de I4.0). Il s'agit d'un système complexe capable d'identifier la dégradation de la performance d'un opérateur ou de l'état du système et de la corriger par différentes interventions. Moencks et al. [2022] présentent un outil pour guider les praticiens dans le processus de décision. Cet outil adopte une vision macro des interfaces homme-technologie et s'assure que leur mise en œuvre génère de la valeur. Il n'aborde pas vraiment les aspects plus concrets de l'impact direct des nouvelles technologies sur les humains, leur autonomie ou leur capacité à prendre des décisions. En outre, aucun de ces modèles ne permet de concevoir des cas d'usage plus larges impliquant de multiples acteurs, et les méthodes de mesure ne sont pas abordées. La section suivante tente de combler cette lacune en proposant un cadre de développement de cas d'usage plus générique dédié à l'I5.0.

3 MODÈLE DE CONCEPTION DE CAS D'USAGE

Le modèle proposé vise donc à soutenir différentes méthodologies de recherche en définissant une variété de cas d'usage permettant à terme de mener des expérimentations permettant de recueillir des données qualitatives, quantitatives et relativement proches de celles issues d'un environnement industriel. Pour faciliter la lecture, nous imaginerons un exemple d'utilisation du modèle étape par étape.

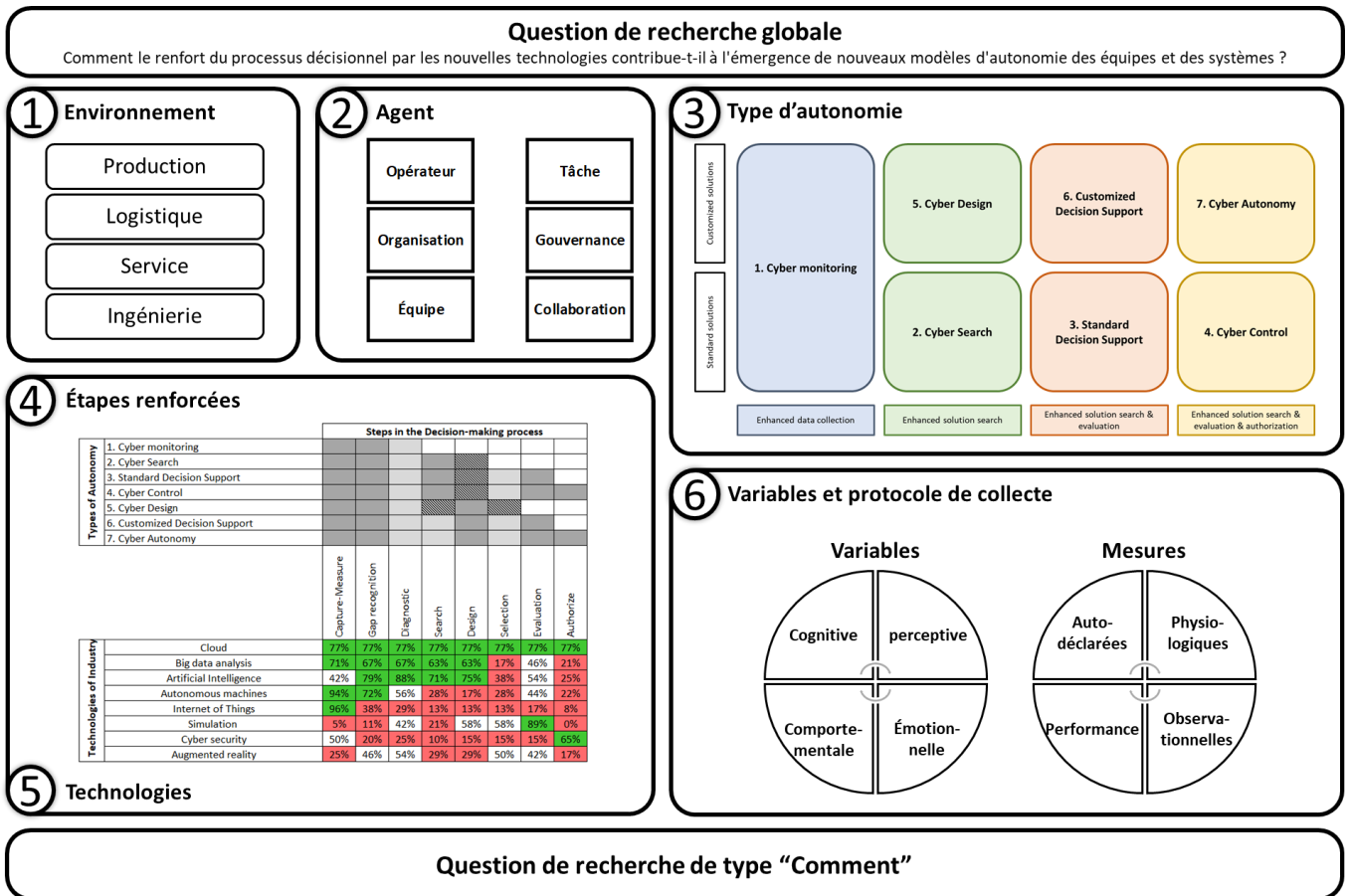


Figure 1. Modèle de conception de cas d'usage pour l'Industrie 5.0

Yin et al [2018] expliquent que la première étape de la conception de cas implique de définir en parallèle le cadre expérimental et le protocole de collecte de données. De manière similaire, notre modèle définit d'abord le contexte (où, qui, quoi) puis les variables à mesurer (comment). Le modèle permet de qualifier en 6 étapes le cas d'usage en donnant une réponse précise aux questions suivantes : qui, où, quoi, comment et pourquoi. Les étapes 1 à 5 permettent de définir le cadre expérimental tandis que l'étape 6 fournit le protocole de collecte de données. Ainsi, le modèle permet de concevoir des cas d'usage répondant aux questions de recherche suivantes :

- Comment un ensemble de technologies affecte-t-il les performances, la motivation, l'engagement et la charge cognitive des travailleurs dans un contexte de production ?
- Comment pouvons-nous aborder la conception et la mise en œuvre d'un ensemble de technologies de manière à obtenir des résultats positifs pour les employés ?

Le modèle général est illustré (Figure 1). Les sous-sections suivantes détaillent chaque étape du modèle.

3.1 Étape 1 : Définition de l'environnement

La première étape est de situer le contexte opérationnel dans lequel se déroulera l'expérience. Aucune contrainte n'est ensuite mise en place dans le modèle et toutes les options restent ouvertes pour poursuivre l'élaboration des cas. Cependant, certaines structures de cas d'usage semblent bien plus adaptées à certains environnements. Par exemple, les technologies renforçant la capture de données et la détection de stimuli seront plus sollicitées dans des environnements de production en travail standardisé. Le fait que le travail soit standardisé induit une comparaison de l'activité réelle à l'activité décrite dans le standard de travail pour déceler un

écart. En opposition, les technologies favorisant la recherche de solutions nouvelles et l'évaluation de ces dernières seront plus propices à des industries d'ingénierie, dans lesquelles les problèmes sont en général connus et à l'initiative des différents projets et que le besoin de concentrer surtout au niveau de la conception de nouvelles solutions.

Exemple d'application : Nous choisissons de concevoir un cas d'usage dans le milieu de la production.

3.2 Étape 2 : Caractérisation de l'agent

Nous définirons par agent l'entité humaine observée et étudiée au travers du cas d'usage. Toujours dans l'objectif d'approfondir le contexte d'étude, il s'avère que le cas d'usage fera intervenir un agent dont la fonction colorera fortement le contexte. L'agent peut représenter trois entités à responsabilité croissante : celle d'un opérateur, celle d'une équipe en général et celle d'une organisation. L'opérateur est un individu seul qui exécute des opérations techniques déterminées. Sa responsabilité est tout ou partie engagée sur ses propres résultats et son propre périmètre d'intervention. L'équipe est un regroupement d'individus partageant une situation de travail collectif, soumis à des objectifs communs et à une responsabilité partagée [A. Piquet, 2009]. Ainsi, la responsabilité est engagée sur l'ensemble des résultats, y compris sur les limites d'interventions de chacun des membres. Enfin, l'organisation est une entité stratégique s'exprimant par la voie de sa chaîne hiérarchique intérieure et de ses représentants. Sa responsabilité engage celle de tous ses membres n'en omettant aucune zone d'ombre.

Toutefois, ces fonctions sont à nuancer par la dimension de l'autonomie à laquelle elles font référence. Les dimensions de l'autonomie sont liées à la tâche (activité individuelle), à la coopération (activité collective) et à la gouvernance. Il s'agit

ici respectivement de l'autonomie d'un agent au regard d'action le concernant exclusivement, de l'autonomie d'un agent au regard des actions des autres membres de son équipe ou encore de la capacité de l'agent de déléguer cette autonomie à un tiers. Si des parallèles entre entité et dimension de l'autonomie sont évidents, à savoir les associations opérateur-tâche, équipe-collaboration et organisation-gouvernance, les autres combinaisons restent valides, comme l'organisation-tâche pour le manager qui prend des décisions dans le cadre de son champ de responsabilité directe, ou encore l'équipe-gouvernance pour les membres d'un comité de direction qui définissent de manière collaborative la stratégie du groupe.

Exemple d'application : Nous souhaitons nous intéresser à l'impact des nouvelles technologies sur le travail quotidien d'un opérateur de production. Aussi, nous choisissons un agent de type Opérateur Tâche.

3.3 Étape 3 : Choix du type d'autonomie 4.0

Des nouveaux modèles d'autonomie ont été structurés autour du processus de prise de décision par les technologies de l'industrie 4.0 [Rosin et al., 2021]. Suivant le modèle de [Mintzberg et al., 1976], ce processus se décompose en 3 phases : (1) Validation du problème ou de l'opportunité (2) Validation de la solution, et (3) Validation de la mise en œuvre.

La phase de validation du problème ou de l'opportunité comprend les étapes de Capture-Mesure et de Gap Recognition. L'étape Capture-Mesure consiste à collecter des informations en temps réel dans le système de production, tandis que l'étape de Gap Recognition consiste à reconnaître une situation anormale nécessitant une réaction. On passe alors à la phase de validation de la solution, et plus précisément par les étapes Diagnosis, Search, Design, Selection et Evaluation. L'étape Diagnosis vise à caractériser le problème en établissant les relations de cause à effet dans la situation étudiée pour pouvoir ensuite identifier si des solutions existent déjà et poursuivre vers l'étape Search ou si au contraire la situation est nouvelle et qu'il faut poursuivre vers l'étape Design. L'étape Search est utilisée pour obtenir la ou les solutions la plus propices à la résolution du problème. L'étape Design permet quant à elle de concevoir une solution nouvelle. Si les solutions sont multiples, l'ensemble débouche sur l'étape de Sélection qui agira comme un filtre pour refuser les solutions inadaptées. Enfin, l'étape Evaluation compare les solutions et valide que la solution retenue viendra résoudre le problème. Arrive alors la phase 3 et son unique étape : Autorisation. Une autorisation de mise en œuvre de la solution est émise par l'autorité supérieure, voire par l'opérateur ou la machine.

Il faut bien sûr remarquer que chaque type d'autonomie se différencie des autres par la nature des étapes du processus de décision renforcées par des technologies 4.0 et par le fait que la solution à concevoir, à valider ou à autoriser soit déjà connue ou non. En effet, les types d'autonomie peuvent être classés en 4 grandes catégories si on fait abstraction du fait que la solution soit connue ou non : enhanced data collection (type 1), enhanced solution search (type 2 et type 5), enhanced solution evaluation (type 3 et type 6) et enhanced solution authorization (type 4 et type 7). De la même manière, les types d'autonomie peuvent également être classés en 2 familles, celle des solutions standardisées (type 1, type 2, type 3 et type 4) et celle des solutions sur mesure (type 1, type 5, type 6 et type 7). Ces 2 familles et ces 4 catégories aboutissent à une

matrice qui permet de cartographier les types d'autonomie selon ces deux axes (Figure 2).

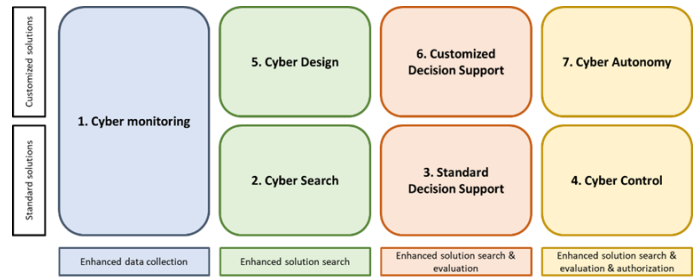


Figure 2. Classification des types d'autonomie (adapté de Rosin et al. [2021])

Pour permettre l'identification rapide du type d'autonomie mis en situation dans le cas d'usage, il s'agit de répondre à une série de questions présentées ici et reprises dans l'organigramme (Figure 3).

Quel type de stimuli déclenche le processus décisionnel ?

Le stimulus peut être lié à une dégradation, on constate alors un écart des performances actuelles par rapport à celles d'une situation antérieure. Dans ces conditions, il est possible que la solution soit déjà connue ce qui mène vers la famille des solutions standardisées, tout comme il peut s'agir d'une solution nouvelle, ce qui mène alors vers la seconde famille des solutions sur mesure. Le stimulus peut sinon être une opportunité, à savoir l'éventualité d'atteindre, sous certaines conditions plus ou moins maîtrisées, un niveau de performance meilleure que celui de la situation actuelle. On sort en général du contexte d'un travail standardisé et de son analyse d'écart construite sur les différences par rapport à un standard ; il est ici bien plus probable que la solution soit complètement nouvelle. La famille dont il est alors question semble plus naturellement être celle des solutions sur mesure.

Les solutions sont-elles toutes connues ?

Lorsque la solution est connue, on se dirige naturellement vers des types d'autonomie de la famille solutions standardisée, à savoir les types 2, 3 et 4. Inversement, lorsque la solution est inconnue, ce sont les types 5, 6 et 7, issus de la famille des solutions customisées, qui sont mis en avant.

L'autorisation de la hiérarchie est-elle nécessaire ?

Lorsque l'accord de la hiérarchie est nécessaire et renforcé, les types d'autonomies sont fatalement de la famille enhanced solution authorization.

Existe-t-il plusieurs solutions ?

Cette question permet de juger de l'utilité de l'étape Evaluation, permettant ainsi de savoir jusqu'où les technologies investissent le modèle de prise de décisions.

Exemple d'application : Nous limiterons notre étude sur une autonomie de Type 1, Cyber Monitoring. La question de recherche ainsi que le cas d'usage s'affinent déjà : Quels sont les impacts des nouvelles technologies sur la capacité d'un opérateur de production à déceler des problèmes dans ses tâches routinières ?

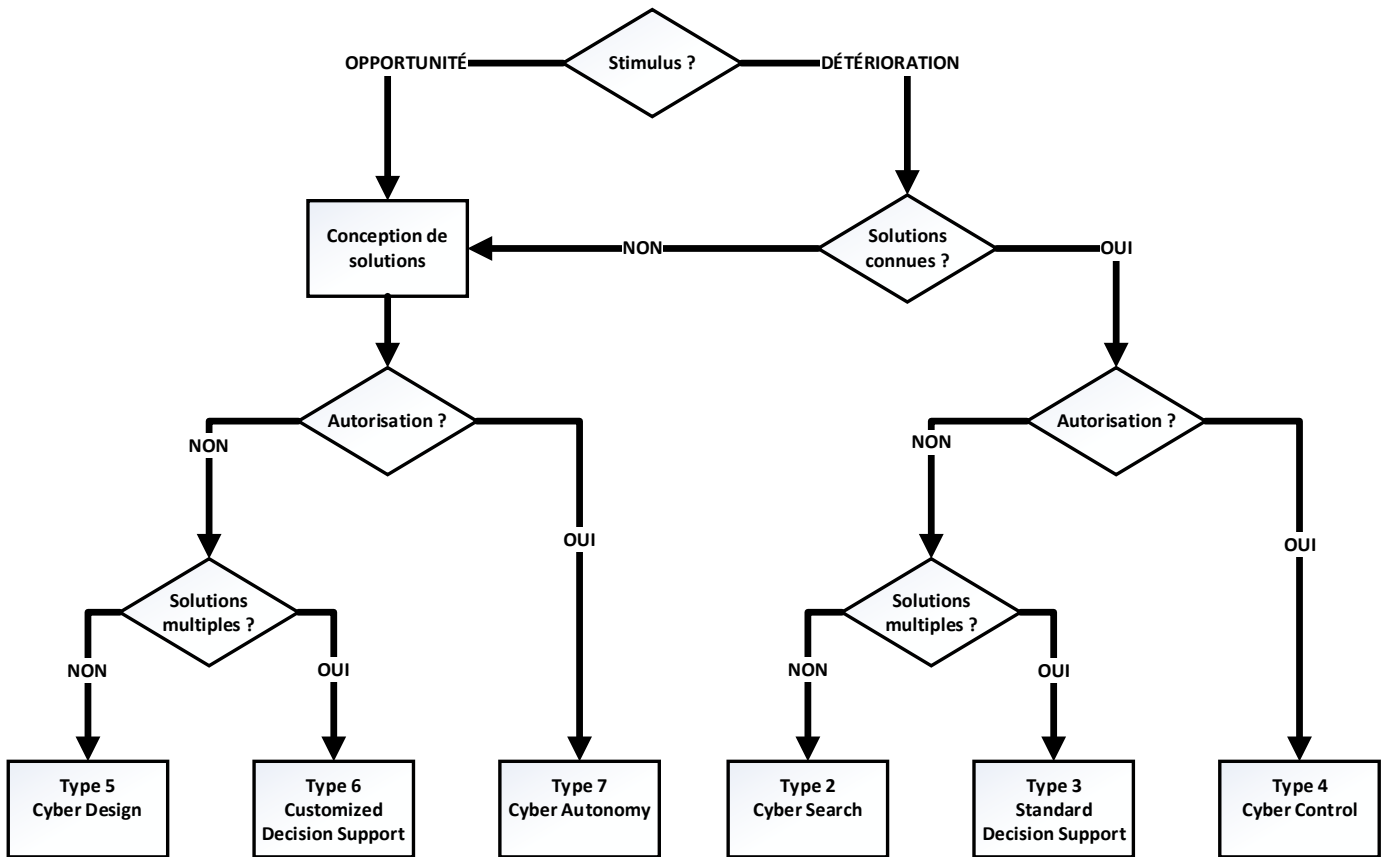


Figure 3. Aide au choix du type d'autonomie

3.4 Étape 4 : Choix des étapes renforcées

Après avoir choisi le type d'autonomie qui sera au cœur du cas d'usage, il s'agit de concentrer l'étude sur les principales étapes. Pour un type d'autonomie précis, étudier l'ensemble des étapes mises en avant peut se révéler contre-productif et il paraît dès lors judicieux de limiter le nombre d'étapes sollicitées. Pour se faire, il faut d'abord distinguer dans chaque modèle les étapes nécessaires, les étapes optionnelles et les étapes inutiles. En parallèle, parmi les étapes nécessaires et optionnelles, certaines seront renforcées par une ou plusieurs technologies de l'I4.0, tandis que les autres seront toujours présentes, mais encore réalisées sans aucun support technologique fort. Un rappel des technologies nécessaires et renforcées pour chacun des sept types d'autonomie 4.0 est présenté ci-dessus (Figure 4).

Cette figure montre la complémentarité de certains types d'autonomie. Effectivement, les types d'autonomie les plus

complexes, ceux qui contiennent un maximum d'étapes renforcées par les technologies de l'I4.0, peuvent d'une certaine façon être perçus comme la prolongation d'un type d'autonomie légèrement moins complexe. Le type Cyber Autonomy peut tout à fait être perçu comme l'équivalent d'un type Customized Decision Support dans lequel on aurait ajouté et renforcé l'étape Authorize. En conséquence, étudier un type d'autonomie complexe n'a d'intérêt que si l'étude porte sur les étapes réellement spécifiques à ce type d'autonomie. Il paraît a priori peu judicieux de construire un cas d'usage autour du type Cyber Autonomy en concentrant l'étude sur l'étape de Capture-Mesure, alors que le type Cyber Monitoring permettrait la même étude sans l'ajout de complexité due aux étapes postérieures.

Exemple d'application : Compte tenu du type d'autonomie retenu, il nous paraît ici pertinent de renforcer par les nouvelles technologies l'étape de Gap Recognition.

Types of Autonomy		Steps in the Decision-making process							
		Capture-Measure	Gap recognition	Diagnostic	Search	Design	Selection	Evaluation	Authorize
1. Cyber monitoring		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced
2. Cyber Search		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced
3. Standard Decision Support		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced
4. Cyber Control		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced
5. Cyber Design		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced
6. Customized Decision Support		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced
7. Cyber Autonomy		Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced	Enhanced

Figure 4. Étapes renforcées selon le type d'autonomie

Technologies of Industry		Capture-Measure	Gap recognition	Diagnostic	Search	Design	Selection	Evaluation	Authorize
		Cloud	77%	77%	77%	77%	77%	77%	77%
Big data analysis	71%	67%	67%	63%	63%	17%	46%	21%	
Artificial Intelligence	42%	79%	88%	71%	75%	38%	54%	25%	
Autonomous machines	94%	72%	56%	28%	17%	28%	44%	22%	
Internet of Things	96%	38%	29%	13%	13%	13%	17%	8%	
Simulation	5%	11%	42%	21%	58%	58%	89%	0%	
Cyber security	50%	20%	25%	10%	15%	15%	15%	65%	
Augmented reality	25%	46%	54%	29%	29%	50%	42%	17%	

Figure 5. Pertinence des technologies au regard des étapes du processus de décision (adapté de Rosin et al. [2022])

3.5 Étape 5 : Identification des technologies étudiées

L'interrogation d'un panel constitué à parts égales d'académiciens, d'industriels expérimentés et de fournisseurs de solutions 4.0, a permis d'établir la liste des technologies 4.0 les plus à même de renforcer une ou plusieurs des huit étapes du processus de prise de décision [Rosin et al. 2022] (Figure 5).

Il devient dès lors pertinent de suivre les préconisations de ces experts pour définir les scénarios d'étude visant à mesurer l'utilité des technologies avancées. Si certaines technologies comme l'intelligence artificielle (IA) et l'infonuagique semblent naturellement liées à plusieurs modèles d'autonomie 4.0, l'étude démontre également des dissensus dans l'application de quelques-unes de ces technologies. Les cas d'usage proposés par le modèle doivent naturellement prendre en considération ces dissensus pour enfin trancher sur l'utilité de ces technologies. Cette figure nous aide donc à la fois à définir les technologies de l'Industrie 4.0 qui seront étudiées par le cas d'usage, mais également quel type d'expérimentations le cas va pouvoir encadrer.

Les cas d'usage proposés viseront donc à confirmer les consensus ou dissensus, sur l'utilité d'une technologie donnée, ainsi qu'à clarifier l'utilité d'une technologie provoquant un fort dissensus. Il est possible de valider un consensus par une expérimentation binaire comparant une mise en situation dénuée de la technologie étudiée à une mise en situation strictement identique à la seule différence que la technologie étudiée est alors représentée ou simulé. Pour valider un dissensus, il s'agit d'abord de clarifier son origine même et définir s'il est issu d'un désaccord ou bien d'une indécision globale. La validation d'un dissensus construit sur un désaccord est réellement proche de la validation d'un consensus vue ci-dessus. En revanche, la validation d'un dissensus construit sur une indécision est beaucoup plus sujette à interprétation. Il s'agira alors de mettre en œuvre des expérimentations non binaire, construite sur l'observation des performances, de la motivation, de l'engagement et de la charge cognitive de l'opérateur.

Enfin, la mise en pratique d'une technologie ne doit pas se limiter à sa simple présence ou absence à un instant t, mais plutôt à son impact sur la durée, en fonction de son cycle de vie. Il est alors intéressant d'étudier des situations où la technologie apparaît ou disparaît à un moment l'expérience, voir reste présente sur un mode dégradé ou peu fiable. Ce comportement paraît naturellement plus représentatif de la réalité du déploiement d'une technologie au sein d'un site industriel et permettrait d'étudier son impact réel sur un agent.

Exemple d'application : Les experts semblent s'accorder sur le fait que l'IA est la technologie la plus pertinente pour renforcer l'étape de Gap Recognition. Il est intéressant de proposer un cas d'usage visant à valider cette affirmation dans notre contexte précis. Nous aurions pu également choisir la réalité augmentée, celle-ci provoquant un dissensus chez les experts. L'objectif aurait alors été de tirer ce dissensus au clair.

3.6 Étape 6 : Choix des variables d'observations (Comment ?)

L'étape finale du modèle consiste à identifier les variables d'observations, c'est-à-dire les données qu'il sera possible de capter lors des différentes phases expérimentales directement issues du cas d'usage. Notons que ces données demeurent complètement indépendantes de la fonction de l'agent, malgré le fait qu'elles semblent correspondre à des facultés propres à l'individu. On s'intéressera ici autant aux facultés d'un individu qu'aux facultés d'une équipe ou d'une organisation. Il s'agit ici de définir les variables qui seront mesurées dans le cadre du cas d'usage. Toutefois, le choix d'une ou plusieurs variables d'observation n'est pas suffisant tant qu'on n'a pas défini en parallèle la finalité de l'observation. Autrement dit, le type de mesure est tout aussi important que la donnée mesurée.

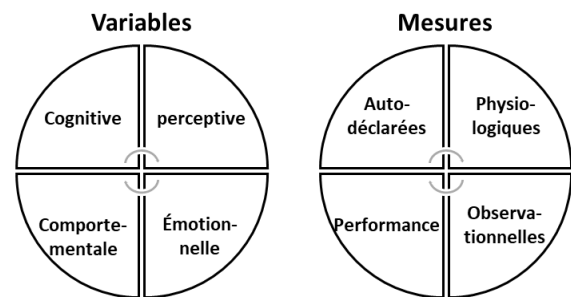


Figure 6. Variables d'observation et protocoles de mesure

Les variables sont classées en quatre grandes catégories : cognitive, perceptive, émotionnelle et comportementale (Figure 6). Les variables cognitives renvoient directement aux facultés mentales de l'agent comme la mémoire, l'attention et la capacité de décision. Les variables perceptives sont relatives à la perception sensorielle au sens large, alliant l'acuité visuelle à la sensibilité olfactive, en passant aussi par l'intuition. Les variables émotionnelles sont directement issues des émotions ressenties, que ce soit la joie, l'anxiété ou la peur. Enfin, les variables comportementales font référence au comportement, ou plutôt aux variations de comportement de

l'agent, comme la prise d'initiative, l'excitation, le stress ou encore l'agressivité.

Quatre types de mesure peuvent être utilisés : les mesures autodéclarées, les mesures physiologiques, les mesures observationnelles et les mesures de performance (Figure 6). Les mesures auto-déclarées sont des mesures dans lesquelles les participants rapportent leurs propres pensées, sentiments ou comportements. Cela se fait par le biais d'enquêtes, de questionnaires et d'entretiens. Ces mesures sont sujettes à des biais, puisque le fait reporté est d'abord interprété par l'individu qui le rapporte. Les mesures physiologiques évaluent les réponses physiologiques ou les fonctions corporelles. Ceci inclut donc la fréquence cardiaque, la pression artérielle, l'activité cérébrale ou encore les niveaux d'hormones. Ces mesures sont beaucoup plus objectives, mais nécessitent généralement un équipement invasif. Les mesures observationnelles évaluent des actions ou des comportements observables. Il s'agit par exemple de compter le nombre de fois qu'un comportement se produit, de chronométrer la durée d'un comportement, ou d'observer et d'évaluer la qualité d'un comportement. Ces mesures restent partiellement objectives puisqu'elles peuvent malgré tout être influencées par le biais de l'observateur. Enfin, les mesures de performance évaluent la capacité à réaliser une tâche spécifique, comme les tâches cognitives (mémoire, attention, intelligence), les tâches motrices (coordination, temps de réaction) et les tâches scolaires (lecture, écriture, mathématiques). Ces mesures sont objectives, mais peuvent être influencées par l'effet de la pratique et les stratégies de passation des tests. Déterminer ce que l'on va mesurer et comment on va le mesurer est déterminant, c'est l'objectif de cette étape.

Exemple d'application : Le cas d'usage propose à présent d'observer un opérateur de production dans son travail routinier, soutenu par une IA qui lui facilite la détection des problèmes. Nous souhaitons que cette observation se limite au comportement que l'opérateur pourrait avoir face à cette IA (variable comportementale), plus particulièrement son implication. Afin de limiter tout biais, nous utiliserons des mesures physiologiques, par l'usage de divers capteurs et équipements (rythme cardiaque, fréquence respiratoire, etc.).

4 CONCLUSION

Cette étude a permis de définir un modèle robuste de conception de cas d'usage pour soutenir de manière structurée, réaliste et globale une problématique de recherche de l'15.0. En effet, par le biais de ses six étapes, le modèle aboutit tout d'abord à une définition exhaustive et précise du contexte expérimental (où ? qui ? quoi ?). Celui-ci est constitué d'un environnement (production, logistique, service ou ingénierie), d'un agent caractérisé par sa fonction (opérateur, équipe ou organisation) et son degré d'autonomie (tâche, coopération ou gouvernance), d'un certain type d'autonomie et des étapes du processus de prise de décisions renforcées. Le modèle définit ensuite un large protocole de collecte de données (comment ?) caractérisé par un panel de nouvelles technologies sur lequel il est possible de jouer pour provoquer des comportements, ainsi qu'un ensemble de variables à mesurer et à observer.

L'exemple d'application qui illustre chaque étape du modèle démontre qu'il est possible via ces quelques étapes de définir un cas d'usage cohérent et pertinent. Le cas d'usage proposé permet alors de répondre à la question de recherche suivante : Quel est l'impact d'un système de détection de problème par l'intelligence artificielle sur l'implication d'un opérateur de production sur ses tâches routinières ?

Fort de ses nombreuses variables, le modèle est ainsi capable de proposer plus de 7000 cas d'usage issus de l'ensemble des combinaisons pertinentes des différents critères proposés. Les travaux futurs devraient se concentrer sur la validation de ce modèle par son utilisation et sa confrontation avec les cas d'usage existants.

5 RÉFÉRENCES

- Abdous, M.-A., Delorme, X., Battini, D., & Berger-Douce, S. (2022). Multi-objective collaborative assembly line design problem with the optimisation of ergonomics and economics. *International Journal of Production Research*, 0(0), 1–16. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2153185>
- de Paula Ferreira, W., Armellini, F., de Santa-Eulalia, L. A., & Thomasset-Laperrière, V. (2022). A framework for identifying and analysing industry 4.0 scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*, 65, 192–207. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2022.09.002>
- Eden, D. (2017). Field experiments in organizations. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 4, 91–122. <https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-041015-062400>
- European Commission. Directorate General for Research and Innovation. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human centric and resilient European industry*. Publications Office. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- Gao, Y., Li, M., & Sun, S. (2022). Field experiments in operations management. *Journal of Operations Management*, 1–42. <https://doi.org/10.1002/joom.1240>
- Golan, M., Cohen, Y., & Singer, G. (2020). A framework for operator – workstation interaction in Industry 4.0. *International Journal of Production Research*, 58(8), 2421–2432. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1639842>
- Grosse, E. H. (2023). Application of supportive and substitutive technologies in manual warehouse order picking: A content analysis. *International Journal of Production Research*, 1–20. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2169383>
- Ivanov, D. (2022). The Industry 5.0 framework: Viability-based integration of the resilience, sustainability, and human-centricity perspectives. *International Journal of Production Research*, 1–13. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2118892>
- Kaasinen, E., Schmalfuß, F., Öztürk, C., Aromaa, S., Boubekeur, M., Heilala, J., Heikkilä, P., Kuula, T., Liinasuo, M., Mach, S., Mehta, R., Petäjä, E., & Walter, T. (2020). Empowering and engaging industrial workers with Operator 4.0 solutions. *Computers & Industrial Engineering*, 139, 105678. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.01.052>
- Katok, E. (2011). Laboratory Experiments in Operations Management. In *Transforming Research into Action* (pp. 15–35). INFORMS. <https://doi.org/10.1287/educ.1110.0090>
- Maddikunta, P. K. R., Pham, Q.-V., B, P., Deepa, N., Dev, K., Gadekallu, T. R., Ruby, R., & Liyanage, M. (2021). Industry 5.0: A survey on enabling technologies and potential applications. *Journal of Industrial Information Integration*, 100257. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100257>
- Maghazei, O., Lewis, M. A., & Netland, T. H. (2022). Emerging technologies and the use case: A multi-year study of drone adoption. *Journal of Operations Management*, 68(6–7), 560–591.

<https://doi.org/10.1002/joom.1196>

- Meyer, C. B. (2001). A Case in Case Study Methodology. *Field Methods*, 13(4), 329–352. <https://doi.org/10.1177/1525822X0101300402>
- Mintzberg, H., Raisinghani, D., & Théorêt, A. (1976). The Structure of “Unstructured” Decision Processes. *Administrative Science Quarterly*, 21(2), 246–275. <https://doi.org/10.2307/2392045>
- Moencks, M., Roth, E., Bohné, T., Romero, D., & Stahre, J. (2022). Augmented Workforce Canvas: A management tool for guiding human-centric, value-driven human-technology integration in industry. *Computers & Industrial Engineering*, 163, 107803. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107803>
- Müller, J., & Müller, J. (2020). Enabling Technologies for Industry 5.0: Results of a workshop with Europe’s technology leaders. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/082634>
- Olhager, J., & Feldmann, A. (2022). Linking plant roles and operations strategy decision-making autonomy in international manufacturing networks. *International Journal of Production Research*, 60(1), 242–255. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1991026>
- Panagou, S., Neumann, W. P., & Fruggiero, F. (2023). A scoping review of human robot interaction research towards Industry 5.0 human-centric workplaces. *International Journal of Production Research*, 0(0), 1–17. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2172473>
- Piquet, A. (2009). Guide pratique du travail collaboratif : Théories, méthodes et outils au service de la collaboration. https://www.a-brest.net/IMG/pdf/Guide_pratique_du_travail_collaboratif.pdf
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2021). Impact of Industry 4.0 on decision-making in an operational context. *Advances in Production Engineering & Management*, 16(4), 500–514. <https://doi.org/10.14743/apem2021.4.416>
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2022). Enhancing the Decision-Making Process through Industry 4.0 Technologies. *Sustainability*, 14(1), 1. <https://doi.org/10.3390/su14010461>
- Schramm, W. (1971). Notes on Case Studies of Instructional Media Projects. <https://eric.ed.gov/?id=ed092145>
- van Oudenhoven, B., Van de Calseyde, P., Basten, R., & Demerouti, E. (2022). Predictive maintenance for industry 5.0: Behavioural inquiries from a work system perspective. *International Journal of Production Research*, 0(0), 1–20. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2154403>
- Xu, L. D., Xu, E. L., & Li, L. (2018). Industry 4.0: State of the art and future trends. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2941–2962. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806>
- Yin, R. K. (1981a). The Case Study Crisis: Some Answers. *Administrative Science Quarterly*, 26(1), 58–65. <https://doi.org/10.2307/2392599>
- Yin, R. K. (1981b). The Case Study as a Serious Research Strategy. *Knowledge*, 3(1), 97–114. <https://doi.org/10.1177/107554708100300106>
- Yin, R. K. (2018). Case study research and applications: Design and methods (Sixth edition). SAGE.
- Zeisel, S. (2020). A framework and use cases for big data in procurement. *International Journal of Procurement Management*, 13(6), 775–793. <https://doi.org/10.1504/IJPM.2020.111346>