

Impact de l'industrie 4.0 sur la prise de décisions opérationnelles

**Frédéric Rosin
Pascal Forget
Samir Lamouri
Robert Pellerin**

Décembre 2021

Bureau de Montréal
Université de Montréal
C.P. 6128, succ. Centre-Ville
Montréal (Québec) H3C 3J7
Tél : 1 514 343-7575
Télécopie : 1 514 343-7121

Bureau de Québec
Université Laval
2325, rue de la Terrasse
Pavillon Palasis-Prince, local 2415
Québec (Québec) G1V 0A6
Tél : 1 418 656 2073
Télécopie : 1 418 656 2624

Impact de l'industrie 4.0 sur la prise de décisions opérationnelles

Frédéric Rosin¹, Pascal Forget², Samir Lamouri³, Robert Pellerin^{4,*}

1. École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers (ENSAM) Aix-en-Provence {frederic.rosin@ensam.eu}
2. Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR), Trois-Rivières {pascal.forget@uqtr.ca}
3. École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers (ENSAM), Paris {samir.lamouri@ensam.eu}
4. Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport (CIRRELT) et Polytechnique Montréal {robert.pellerin@polymtl.ca}

Résumé. L'implantation de technologies de l'Industrie 4.0 suggère des impacts importants au niveau de la productivité et de la rentabilité des systèmes de production. Grâce au déploiement des nouvelles technologies, un certain nombre d'entreprises sont en mesure de récupérer en temps réel une masse importante de données remontant du terrain. Cependant ce capital immatériel reste encore largement sous-exploité et nombre d'industriels cherchent à mieux le valoriser en améliorant les prises de décision afin de renforcer la réactivité et le niveau d'autonomie des systèmes opérationnels. Mais comment la digitalisation peut-elle améliorer le processus de prise de décision et dans quelle mesure les différentes technologies associées à l'Industrie 4.0 contribuent-elles à renforcer l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels en les aidant à prendre de meilleures décisions ? Ce rapport propose un modèle qui caractérise différents types d'autonomie dans le processus de décision en fonction des étapes du processus décisionnel renforcées par les technologies 4.0. Le modèle a été confronté à un ensemble de cas d'application issus de la littérature. Il en ressort que les marges de progrès offertes par les nouvelles technologies pour le renforcement du processus de décision sont aujourd'hui importantes et pourront favoriser à terme la mise en place de nouveaux modes d'autonomie. Les décideurs pourront s'appuyer sur ce modèle afin de mieux appréhender les opportunités liées à la fusion des espaces cybernétiques, physiques et sociales et rendue possible grâce à l'Industrie 4.0.

Mots-clés : Industrie 4.0, processus décisionnel, système de production.

Results and views expressed in this publication are the sole responsibility of the authors and do not necessarily reflect those of CIRRELT.

Les résultats et opinions contenus dans cette publication ne reflètent pas nécessairement la position du CIRRELT et n'engagent pas sa responsabilité.

*Auteur correspondant : robert.pellerin@polymtl.ca

Dépôt légal – Bibliothèque et Archives nationales du Québec
Bibliothèque et Archives Canada, 2021

© Rosin, Forget, Lamouri, Pellerin et CIRRELT, 2021

1. Introduction

Les dernières années ont été marquées par un nombre grandissant d'implantation de technologies issues de l'Industrie 4.0 dans les entreprises manufacturières de toutes tailles. Différents chercheurs ont décrit les avantages potentiels de ces technologies pour améliorer la productivité et la rentabilité des systèmes de production (Porter et Heppelmann, 2015; Buer et al., 2018; Moeuf et al., 2017). Plusieurs travaux de recherche s'intéressent à la prise de décision basée sur des données de production touchant la conception, l'ordonnancement, la planification et le contrôle des processus (Osterrieder et al., 2017). En mettant l'accent sur la communication, la prise de décision renforcée et la réaction en temps réel, différentes technologies, dont l'Internet des objets, la réalité augmentée et les robots autonomes, permettent d'aider les humains à prendre des décisions pour résoudre des problèmes dans un contexte de production. L'introduction de certaines de ses technologies permet d'augmenter l'autonomie des systèmes de production, incluant les opérateurs et les équipements de production, dans leur prise de décision. Alors qu'avant, un opérateur (ou un système de production sans opérateur) devait en référer à son supérieur pour prendre certaines décisions, il peut désormais, aidé de la technologie, détecter une situation anormale, rechercher plus efficacement les causes du problème, trouver la solution à privilégier et autoriser sa réalisation.

Dépendamment des étapes du processus de décision qui sont renforcées ou non, différents types d'autonomie du système de production sont possibles. En fonction de la difficulté à détecter les situations anormales (problèmes) ou les opportunités d'amélioration du système actuel, de la complexité des informations à intégrer pour choisir la bonne solution à implanter pour résoudre la situation, du nombre de solutions possibles et de l'intérêt des gestionnaires à autonomiser ou non les systèmes de production, un type d'autonomie différent peut être privilégié.

Cet article s'intéresse particulièrement à décrire l'impact de technologies de l'industrie 4.0 sur la prise de décision dans les systèmes de production, au niveau du poste de charge (work center), en proposant un modèle de types d'autonomie dans le processus de prise de décision opérationnel, dépendamment des étapes du processus de prise de décision qui sont renforcées ou non. Le modèle a été validé à l'aide d'un ensemble d'articles publiés en lien avec l'utilisation de technologies issues de l'industrie 4.0 pour répondre à des problématiques de prise de décision en contexte opérationnel. De plus, des exemples de technologies possibles pour implanter les différents niveaux d'autonomie sont présentées.

La section 2 présente une revue de littérature sur le processus de prise de décision dans un contexte opérationnel. On y présente aussi une brève description des technologies de l'Industrie 4.0, ainsi que les niveaux de capacités des produits tels que décrits par Porter et Heppelmann (2015). À la section 3, le processus de prise de décision appliqué au contexte opérationnel est décrit. Le modèle de types d'autonomie dans la prise de décision est ensuite proposé ainsi qu'une validation de ce modèle s'appuyant sur une confrontation avec un ensemble de cas d'études issus de la littérature. Dans la section 4, on présente la contribution des technologies de l'industrie 4.0 à la mise en œuvre des différents types d'autonomie en renforçant certaines étapes du processus de décision. La section 5 présente les travaux futurs et une conclusion.

2. Revue de littérature

Poussé par différents gouvernements sous diverses appellations (L'Industrie du futur en France, Smart Industry aux États-Unis, Industrie 4.0 en Allemagne, Made in China 2025 en Chine, etc.), un virage technologique d'importance est proposé aux entreprises manufacturières. Grâce à l'inter connectivité des produits, des machines, de la chaîne d'approvisionnement et des clients, et les capacités grandissantes de prise de décision des systèmes, il serait possible d'atteindre une plus grande agilité et une meilleure rentabilité.

L'impact de l'industrie 4.0 sur le processus de prise de décision est un point dont l'importance est mise en avant par de nombreux auteurs (Kohler & Weisz, 2016; Lu et al., 2016; Jardim-Goncalves, 2017; Zhou et al., 2018; Osterrieder et al., 2019). Cependant, aucun chercheur, à notre connaissance, n'illustre clairement une chaîne causale complète partant du problème examiné, en déterminant pourquoi et quel type de données doivent être utilisées, les raisons pour ou contre l'utilisation des nouvelles méthodes d'analyse de données et l'obtention d'une solution finale. Aucun d'entre eux ne définit précisément en quoi l'ensemble des nouvelles technologies issues de l'Industrie 4.0 peut contribuer à renforcer chaque étape du processus de prise de décision et renforcer ainsi le niveau d'autonomie des ressources qui les portent.

Le processus de prise de décision humaine a été étudié et décrit par de nombreux travaux de recherche dans différents contextes opérationnels (Klein et al., 1993), stratégiques (Mintzberg, 1974) ou de crise (Cannon-Bowers et al., 1998). L'étude des stratégies intuitives et analytiques (Hammond et al., 1987) ont notamment donné lieu à des expériences menées en laboratoire dans le cadre de départements universitaires ou à des observations sur le terrain pour étudier les jugements et la prise de décision dans des conditions complexes (Kahneman et al., 2009 ; Gigerenzer et al., 2011). Faut-il privilégier l'intuition ou l'analyse ? Faut-il d'abord faire appel à son intuition avant de se lancer dans l'analyse ou est-ce l'inverse ? Le mode de pensée dominant et la séquence préférable restent largement discutés et alimentent toujours la littérature actuelle (Okoli et al., 2018). Le corpus de connaissances connu sous le nom de naturalistic decision making (NDM) qui émergea dans les années 1980 changea l'approche du processus décisionnel. On passa alors de modèles "normatifs" qui décrivent comment des décisions rationnelles devraient être prises, à des modèles descriptifs des décisions qui sont effectivement prises (Schraagen et al, 2008). Certains travaux ont notamment souligné les particularités de la prise de décision en contexte naturalistes (Orasanu and Connolly, 1993) et le manque de réalisme de certaines des hypothèses qui sous-tendent la théorie du choix rationnel (Klein, 2008). Dans un contexte opérationnel, les agents sont soumis à des contraintes qui ne leur permettent pas d'analyser un grand nombre d'informations pour envisager l'ensemble des options de choix disponibles ou de faire des calculs complexes afin d'évaluer différentes options et leurs potentiels impacts. D'autres chercheurs ont décrit des modèles de prises de décision ne conduisant pas nécessairement une décision optimale, mais où les activités du processus de décision sont exécutées par des humains ou par l'automatisation (Rasmussen, 1974 ; Naikar, 2010). Ces travaux ne font cependant pas le lien avec les différentes technologies pouvant être

employées. À l'opposé, d'autres auteurs ont proposé des modèles de prise de décision parfaite, notamment dans la littérature liée au développement de l'intelligence artificielle et des agents intelligents, dont les modèles BDI (Beliefs-Desire-Intention) (Rao & Georgeff, 1995; Kinny et al., 1996). Ce type de modèle, inspiré des modèles de prise de décision humaine, permet ensuite de concevoir les systèmes de prise de décision artificielle. Cependant, ces modèles reposent sur l'utilisation de technologies ciblées, le plus généralement rattachées aux techniques de simulation, à l'analyse de données massive ou à l'intelligence artificielle. Mais aucun de ces modèles ne fait le lien avec l'ensemble des technologies associées à l'industrie 4.0 en analysant les possibilités offertes par la contribution conjointe des différentes technologies à l'amélioration du processus de prise de décision.

Au bilan, la littérature associée à l'industrie 4.0 propose des prises de décisions en temps réels, de manière décentralisée mais coordonnée à l'échelle du système global et faisant collaborer hommes et machines. Au niveau opérationnel, ces évolutions favorisent la flexibilité et l'agilité des systèmes par l'accroissement de leur réactivité et de leur autonomie (CEFRIO, 2016). Cependant les travaux de recherche menés actuellement dans ce cadre ne rentrent pas dans le détail du processus de décision. Celui-ci a été largement décrit en analysant des prises de décisions humaines, mais la remise en question de ces modèles et de leurs limites par l'introduction de l'ensemble des technologies de l'Industrie 4.0 n'a pas encore été étudiée. Ce papier vise donc à proposer un modèle de types d'autonomie, reposant sur le renforcement par les nouvelles technologies du processus de décision au niveau opérationnel.

3. Modèle de prise de décision 4.0 dans un contexte opérationnel

3.1 Technologies de l'Industrie 4.0

Différentes définitions de l'Industrie 4.0 et des technologies associées ont été avancées. Le CEFRIO (2016) propose que l'industrie 4.0 regroupe un ensemble d'initiative pour l'amélioration des processus, des produits et des services permettant des décisions décentralisées basées sur l'acquisition de données en temps réel. Selon Buer et al. (2018), l'Industrie 4.0 se définit comme l'utilisation de produits et de processus intelligents, permettant la collecte et l'analyse autonome de données, et l'interaction entre les produits, les processus, les fournisseurs et les clients par Internet. Une image dynamique de l'atelier et une meilleure visibilité des informations fournissent notamment aux décideurs des informations précises et en temps réel. Kohler & Weisz (2016) décrivent l'Industrie 4.0 comme une nouvelle approche pour synchroniser en temps réel des flux et production en lot unitaire et personnalisée. Ces auteurs soulignent certaines questions clés que soulève l'Industrie 4.0 sur la réorganisation du travail dans l'entreprise physique et virtuelle, l'évolution des compétences métier, de l'apprentissage, des processus de décision et de contrôle et des modes de régulation entre les différentes parties prenantes. Selon le National Institute of Standards and Technology (NIST) (Lu et al., 2016), l'industrie intelligente (smart manufacturing) est complètement intégrée, collaborative, répond en temps réel aux changements dans l'usine, dans le réseau d'approvisionnement et selon les besoins des clients. Les technologies issues de l'Industrie 4.0 sont les moyens de

mettre en œuvre les principes de communication, de flexibilité et temps réel. Elles permettent la mise en œuvre de modes de contrôle très perfectionnés dans l'atelier et une prise de décision optimale. S'il n'existe pas de définition unique du concept d'Industrie 4.0, l'amélioration du processus de décision apparaît cependant comme un centre d'intérêt récurrent et un objectif primordial dans le déploiement des nouvelles technologies.

De manière similaire, les technologies associées à l'Industrie 4.0 ne sont pas non plus identifiées de façon définitive. Le Boston Consulting Group (Rüßmann et al., 2015) identifie neuf technologies principales associées à l'Industrie 4.0, soit les robots autonomes, la simulation, l'intégration horizontale et verticale des systèmes d'information, l'Internet des objets, la cyber sécurité, l'infonuagique, la fabrication additive, la réalité augmentée et l'analyse des données massives. Chacune des technologies proposées à l'intérieur du concept d'Industrie 4.0 permet d'améliorer plusieurs aspects de la production, dont la planification des opérations, la maintenance des équipements et la gestion des stocks. D'autres auteurs présentent des listes différentes de technologies, dont Moeuf et al. (2017), CEFRIO (2016), Dombrowski et al. (2017), Mayr et al. (2018), Sanders et al. (2016) et Wagner (2017).

Soulignant la difficulté pour les entreprises manufacturières d'établir une stratégie de déploiement pour les technologies 4.0, Osterrieder et al. (2019) proposent un modèle de l'usine intelligente structuré autour de 8 huit perspectives thématiques distinctes : decision making, cyber-physical systems, data handling, IT infrastructure, digital transformation, human machine interaction, IoT, and cloud manufacturing and services.

Les auteurs notent que les problèmes liés à la prise de décision sont communs à plusieurs de ces catégories, mais ils insistent sur la nécessité d'en faire un axe de recherche à part entière visant à analyser et développer des concepts pour des situations de prise de décision basées sur des données dans le secteur manufacturier, en utilisant les différentes technologies de l'industrie 4.0.

3.2 Prise de décision dans un contexte opérationnel

La prise de décision humaine a été étudiée dans de nombreux domaines, notamment en psychologie et en gestion. De plus, elle a été analysée dans différents contextes de prise de décision. Simon (1960) a été un des premiers à proposer un modèle de prise de décision, nommé IDC. Selon ce modèle, une décision passe par trois phases, soit Investigation, Conception et Sélection. La phase Investigation consiste à formuler le problème et à identifier un écart entre la situation actuelle et la situation voulue. Dans la phase Conception, le sujet élabore des actions possibles permettant la résolution de la situation et il tente de prédire l'impact de ces différentes actions sur son environnement. Pour la phase Sélection, il s'agit de comparer les différentes actions, de les classer et d'en choisir une. Mintzberg (1976) a repris des idées issues du modèle de Simon, mais en cherchant à énumérer toutes les approches de prises de décision humaine dans un contexte précis, soit celui des décisions stratégiques d'entreprises, par exemple le développement d'un nouveau produit ou l'achat d'un système informatique. En analysant 25 décisions de différentes entreprises, il a proposé un modèle de prise de décision qui inclut toutes les possibilités dénombrées.

Les phases proposées par Mintzberg (1976) sont similaires à Simon (1960) en proposant cette fois les phases Identification, Development et Selection. Dans la phase Identification, il inclut les étapes (qu'il nomme routines) Recognition et Diagnosis. La routine Recognition démarre lorsqu'on s'aperçoit d'un besoin de prendre une décision. Ce besoin provient de la constatation d'une différence entre la situation actuelle et un standard attendu. Il peut s'agir d'un problème rencontré, d'une opportunité identifiée ou d'une crise. La routine suivante, le diagnostic, consiste à comprendre les informations captées sur la situation actuelle et tenter de déterminer les liens de cause à effet. Par la suite, la phase Development permet de définir et clarifier les options. Elle inclut un choix entre deux routines, soit Search et Design. La routine Search est utilisée si des solutions sont connues et peuvent être utilisées comme telles. La routine Design est, au contraire, utilisée s'il est nécessaire de développer de nouvelles solutions sur mesure ou modifier de solutions existantes. La routine Search se base souvent sur la mémoire du sujet ou de l'organisation à laquelle il est rattaché. Il est possible qu'une recherche non fructueuse soit suivie de la routine Design. La routine Design consiste à créer une nouvelle solution ou modifier une solution connue. La création d'une nouvelle solution est plus complexe et itérative. La phase Selection inclut les routines Screen, Evaluation-choice et Authorisation. Screening suit la routine Search, dans le cas où un grand nombre de solutions sont connues, pour réduire le nombre à quelques-uns. Par la suite, c'est la routine Evaluation-choice qui est activée. Cette dernière se décline en trois possibilités, soit Judgement (choix par l'individu dont il ne peut expliquer le processus), Bargaining (compromis entre un ensemble d'individu) et Analysis (prise de décision basée sur les faits, par des technocrates). La routine Authorisation est utilisée si le sujet n'a pas l'autorité pour mettre en pratique la solution retenue.

Par son modèle de prise de décision, Mintzberg (1976) tente de présenter les processus utilisés réellement dans la prise de décision humaine et non pas un processus de décision idéal. Aussi, le modèle prévoit les interruptions possibles en cours de processus et les sauts de routines que les entreprises ont effectués. Un courant a suivi cet intérêt à décrire le processus réel de prise de décision, notamment le Naturalistic Decision Making (NDM) (Klein et al., 1993; Klein, 2008). Suivant ce courant, des auteurs se sont intéressés aux biais et limites de la prise de décision humaine, entre autres en situation de limite de temps (Power et al., 2019) ou de crise (Okoli et Watt, 2018; Klein, 2008).

D'autres parts, les approches d'amélioration continue de types Lean ou Six Sigma ont adopté leurs propres processus de résolution de problème, qui, sans être parfaits, représentent les meilleures pratiques en situation réelle de résolution de problème. Huber (1980) considère que le processus de prise de décision fait partie d'un processus plus large de résolution de problèmes dont les premières phases correspondent à la prise de décision. Pillet et al. (2013) proposent une comparaison des principaux processus de résolution de problèmes, soit DMAIC (Six Sigma), PDCA (Deming), 8D (Ford), A3 Report, 7 Steps (Shoji Shiba), Shainin, 9 Steps et QRQC (Valeo). Les auteurs en ressortent les éléments communs et distincts de ces processus, qui sont les suivants : Créer l'équipe, Définition du problème, Prendre les actions de confinement, Valider la mesure, Récolter des informations, Analyser, identifier les causes racines, Identifier les actions, Analyser les risques, Réaliser l'action, Vérifier l'efficacité, Mettre la solution sous contrôle, Adapter les

standards, Déployer la solution et Féliciter l'équipe. Une récente analyse de la littérature portant sur l'impact des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean a fait ressortir le manque de travaux sur l'amélioration de la résolution de problème par le biais de ces nouvelles technologies (Rosin et al., 2019). Le renforcement de la prise de décisions par les technologies 4.0 semble donc constituer une première étape importante pour une bonne intégration de ce principe clé de toute démarche d'excellence opérationnelle au sein des systèmes de production 4.0.

3.3 Processus de prise de décision

En s'inspirant du modèle de Mintzberg (1976) décrit plus tôt, un processus de prise de décision idéal est proposé, pour un contexte de production manufacturière de niveau opérationnel, dans le cas d'une prise de décision nécessaire en raison de la détection d'un problème de production (Figure 1).

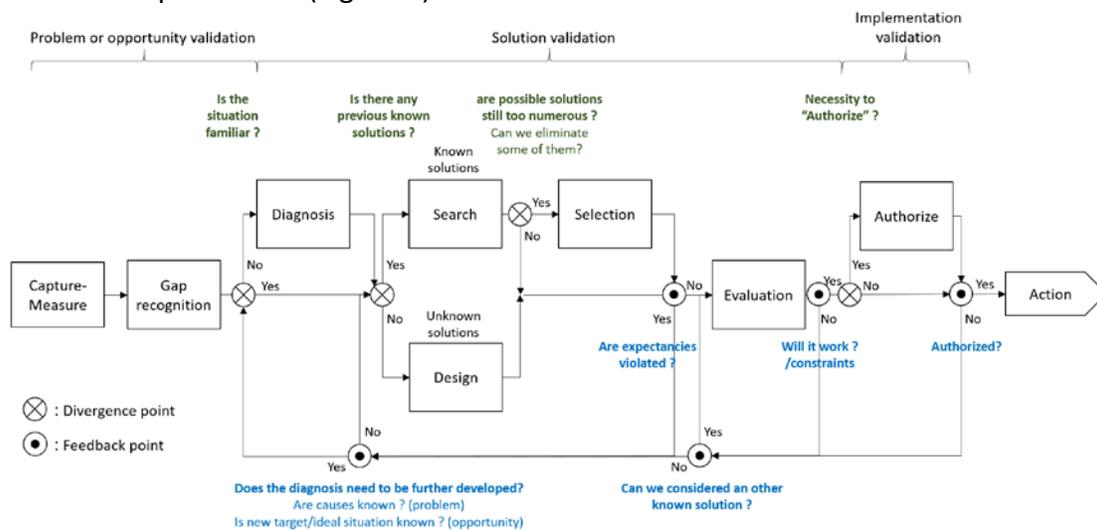


Figure 1. Processus décisionnel

Comme le modèle de Mintzberg (1976), ce processus comprend 3 phases, soit Problem or opportunity validation, Solution validation and Implementation validation. La phase Problem or opportunity Validation inclut les étapes Capture-Measure et Gap recognition. L'étape Capture-Measure consiste à collecter les informations en temps réel dans le système de production. La seconde étape, Gap recognition, consiste à reconnaître une situation anormale (un problème), soit un écart entre la situation actuelle et la situation désirée, qui demande une réaction auprès du centre de production.

Pour la phase Solution Validation, les étapes Diagnostic, Search, Design et Selection sont utilisées. L'étape Cause Diagnostic correspond à l'étape Diagnosis du modèle de Mintzberg (1976), soit la compréhension des relations de cause à effet dans la situation étudiée. Par la suite, dépendamment si des solutions sont connues ou non pour répondre au problème identifié, il s'agira de choisir entre les étapes Search ou Design. Si des solutions sont connues, l'étape Search est utilisée, où on recherche parmi les solutions possibles celles qui offrent à une réponse adéquate au problème. Si aucune solution n'est connue, l'étape Design est privilégiée, où il est nécessaire de concevoir une nouvelle

solution au problème ou modifier une solution connue. Par la suite, l'étape Selection permet, si nécessaire, d'éliminer des solutions peu appropriées afin de limiter le nombre de solutions à évaluer par la suite. Puis, l'étape Evaluation permet de comparer les solutions et de s'assurer que la solution retenue permettra de résoudre la situation, en respectant les contraintes de l'environnement. Finalement, la troisième phase inclut une seule étape, soit Authorize. Ici, si nécessaire, une autorisation est délivrée, soit par le centre de production lui-même (l'opérateur ou la machine) ou une entité hiérarchique supérieure, telle qu'un chef d'équipe, un gestionnaire ou un système informatique centralisé.

Ce modèle de prise de décision est non séquentiel et plusieurs types de rétroactions sont possibles. C'est notamment le cas lorsque l'étape Selection conduit à éliminer toutes les solutions connues identifiées au niveau de l'étape Search. Si la compréhension de la situation le permet, l'étape Design peut alors être engagée directement afin d'identifier une solution sur mesure. Dans le cas contraire, l'étape Diagnosis est engagée afin notamment d'identifier les causes racines du problème, définir précisément la situation cible visée et analyser les conditions de réduction de l'écart avec la situation actuelle. Le même type de rétroaction peut avoir lieu si l'étape Evaluation conduit à rejeter toutes les solutions connues ou conçues sur mesure ou si l'étape Authorize ne permet pas d'obtenir l'approbation pour la mise en œuvre de la solution retenue et proposée. Une rétroaction plus courte peut être engagée pour uniquement évaluer des solutions déjà identifiées, mais qui n'avaient pas été évaluées ou retenues en première instance.

3.4 Modèle d'aide à la décision 4.0

Les technologies issues de l'Industrie 4.0 peuvent aider un centre de production, incluant opérateurs et/ou machines, à réaliser une ou plusieurs étapes du processus de prise de décision proposée dans la section précédente. Dépendamment des besoins de l'entreprise et des caractéristiques propres au centre de production, plus ou moins d'étapes du processus de prise de décision peuvent être appuyées par une ou plusieurs technologies de l'industrie 4.0.

Porter et Heppelmann (2015) proposent un modèle des différents usages des technologies du 4.0, mais dans une perspective de produits intelligents et connectés, et non pas un contexte de production manufacturière. Ils proposent plus particulièrement quatre niveaux, qu'ils nomment des niveaux de capacité. Ces niveaux sont incrémentaux et reposent chacun sur le précédent. Ces niveaux de capacité sont les suivants : 1-Surveillance, 2- Contrôle, 3-Optimisation et 4-Autonomie. Ces niveaux ont été repris par quelques auteurs, dont Moeuf (2017) et CEFRIO (2016). Le rapprochement de ce modèle très structurant conçu pour des produits intelligents avec le modèle de prise de décision décrit précédemment a fait ressortir certaines limites. Il est apparu que des cas de figure n'étaient pas couverts par le modèle de Porter & al lorsqu'on s'intéresse à des prises de décision complexes impliquant généralement l'homme. Par exemple, la mise en œuvre de l'étape d'évaluation des solutions diffère selon qu'elle porte sur des solutions standards ou des solutions sur mesure. De plus, comme nous l'aborderons par la suite, le type de renforcement apporté par technologies 4.0 n'est pas de même nature dans ces 2 cas. Le traitement opéré autour de l'étape authorize n'est pas non plus spécifié dans le

modèle de Porter & al. Si cette étape peut être contournée pour des décisions prises localement, portant sur un périmètre relativement restreint et d'une complexité souvent limitée, il n'en va pas de même lorsqu'on intègre les hauts niveaux d'autonomie visés par l'Industrie 4.0. Le périmètre de responsabilité élargi confié aux équipes ou aux systèmes opérationnels nécessite que les décisions prises de manière décentralisée restent en cohérence avec l'optimisation du système global. Les nouvelles technologies peuvent être mobilisées afin de faciliter et renforcer les échanges d'information horizontaux, verticaux ou end to end. Selon le type de décision et le niveau d'autonomie visé, il est alors possible de rendre la prise de décision plus collaborative tout en conservant une forte réactivité du système opérationnel.

Inspiré par les quatre niveaux de capacité des produits de Porter et Heppelmann (2015), sept types d'autonomie dans le processus de décision basés sur les technologies Industry 4.0 pour les systèmes manufacturiers sont proposés ici. Un type d'autonomie doit être ciblé en tenant compte notamment du caractère plus ou moins stable et prédictible de l'environnement opérationnel, de la nature et de la complexité des décisions à prendre, de leur importance et de leur impact, du niveau de compétences et du périmètre de responsabilité des équipes opérationnelles, du modèle managérial et de la culture d'entreprise. Ces sept types d'autonomie ne sont donc pas incrémentaux, dans le sens où ils ne s'incluent pas mutuellement et ne présentent pas une gradation en termes d'intelligence et d'autonomie. Ils répondent plutôt à des besoins différents d'aide à la prise de décision, selon l'aide nécessaire et la connaissance ou non des solutions possibles. Les sept types d'autonomie s'appuyant sur les technologies de l'industries 4.0 dans un contexte manufacturier, pour un centre de production, sont les suivants : 1) Cyber Monitoring, 2) Cyber Search, 3) Standard Decision Support 4) Cyber Control, 5) Cyber Design, 6) Customized Decision Support and 7) Cyber Autonomy (figure 2). On distingue les sept types d'autonomie selon la quantité possible de solutions recherchées (pas de solution recherchée, nombre de solutions limité et nombre de solutions illimité) et selon les étapes spécifiques renforcées ou prises en charge par la ou les technologies 4.0 impliquées.

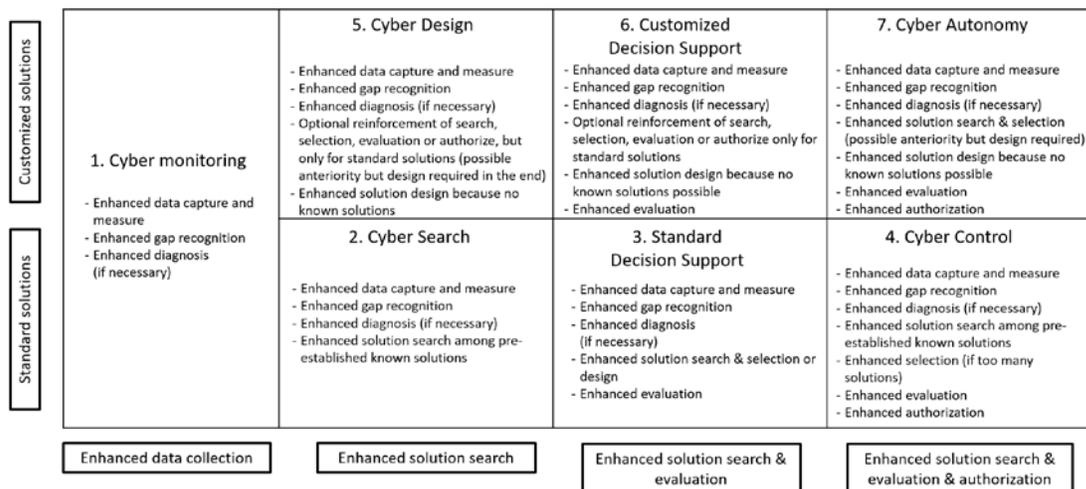


Figure 2. Modèle des types d'autonomie : un modèle d'aide à la décision 4.0

Le type Cyber Monitoring correspond au renforcement des étapes Capture and Measure et Gap recognition. On permet ici l'amélioration de la collecte des données de production et l'analyse de ces données pour permettre la détection d'une situation anormale ou d'une opportunité d'amélioration. La recherche de solutions n'est renforcée par aucune technologie de l'industrie 4.0 et les autres étapes du processus de prise de décision sont laissées à l'humain. Cependant l'étape Diagnosis peut dans certains cas être renforcée afin de mieux préparer les étapes dédiées à la recherche de solutions standards ou sur mesure. La figure 3 présente l'application du type Cyber Monitoring au processus de prise de décision proposé.

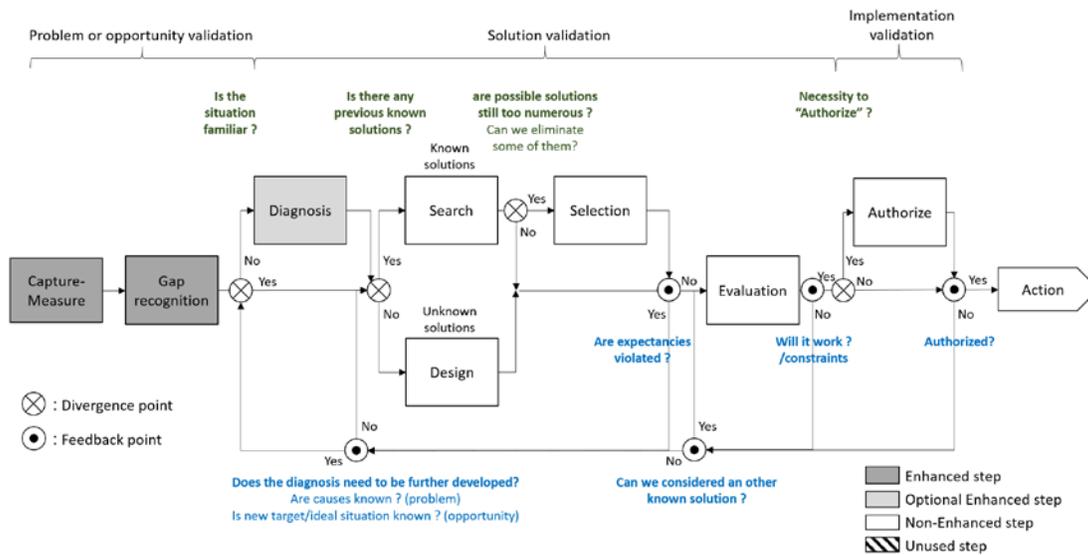


Figure 3. Cyber Monitoring

Le type Cyber Search correspond, comme au type Cyber Monitoring, au renforcement des étapes Capture and Measure et Gap recognition par l'emploi de technologies 4.0, mais en ajoutant une assistance optionnelle de l'étape Diagnostic si on ne reconnaît pas immédiatement les raisons sous-jacentes à l'écart observé. De plus, si des solutions sont connues par le système pour pouvoir résoudre la situation, l'étape Search est renforcée pour trouver la ou les solutions possibles à appliquer. Les étapes suivantes sont assurées par l'humain. La figure 4 présente l'application du type Cyber Search au processus de prise de décision proposé.

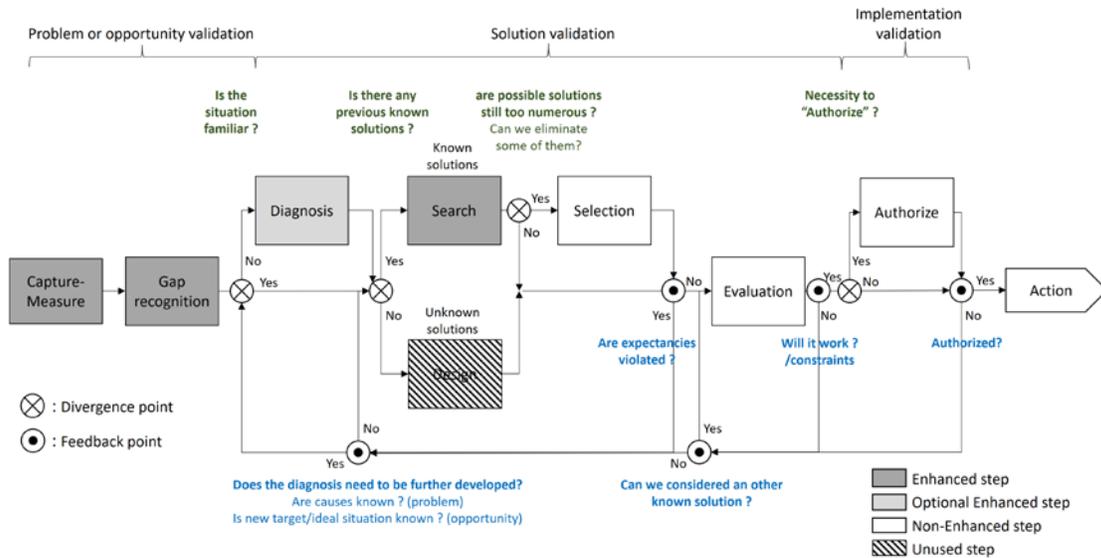


Figure 4. Cyber Search

Le type Standard Decision Support présentée en figure 5 ressemble au type Cyber Search, mais assiste par la suite les étapes de prise de décision Selection et Evaluation. Ainsi, pour une situation où des solutions sont connues, une recherche de solutions (étape Search) est effectuée, suivie par l'étape Selection dans le cas où plus d'une solution est possible. Cette étape vise à limiter le nombre de solutions qui seront ensuite évaluées en éliminant ce qui est irréalisable. L'étape Evaluation est aussi renforcée afin de déterminer la solution la plus appropriée, notamment en anticipant les conséquences de mise en application des solutions identifiées en étape Search et filtrées par l'étape Selection.

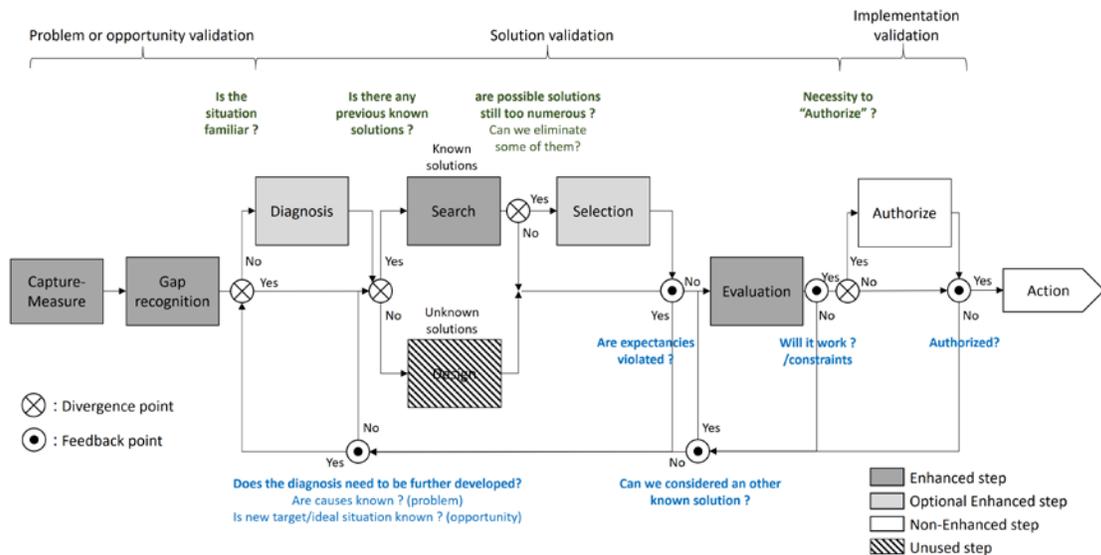


Figure 5. Standard Decision Support

Le type Cyber Control assiste l'ensemble des étapes de prise de décision dans le cas où des solutions sont connues. L'étape finale d'autorisation de l'action est aussi renforcée afin de faciliter l'engagement de l'action lorsque celui-ci doit être approuvé à un autre niveau que le périmètre d'où émane la solution retenue. La figure 6 présente l'application du type Cyber Control au processus de prise de décision proposé.

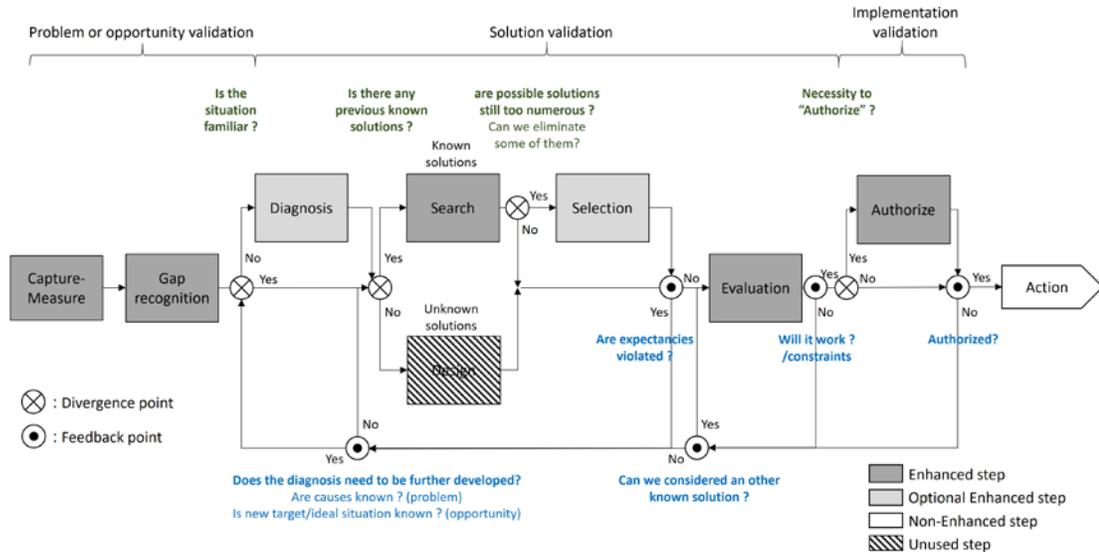


Figure 6. Cyber Control

Le type Cyber Design ressemble au type Cyber Search, mais dans la situation où aucune solution possible n'est connue. Ici, c'est l'étape Design qui est renforcée afin de concevoir une solution sur-mesure. La recherche d'une solution standard s'appuyant sur le renforcement optionnel des étapes Search, Selection, Evaluation et Authorize peut parfois avoir précédé la mobilisation de l'étape design, mais sans succès. Les technologies 4.0 privilégiées doivent être en mesure de construire une nouvelle solution qui permettrait de réduire l'écart observé dans le système de production. Les étapes qui succèdent à l'étape Design sont ensuite laissées à la responsabilité de l'humain sans assistance particulière. La figure 7 présente l'application du type Cyber Design au processus de prise de décision proposé.

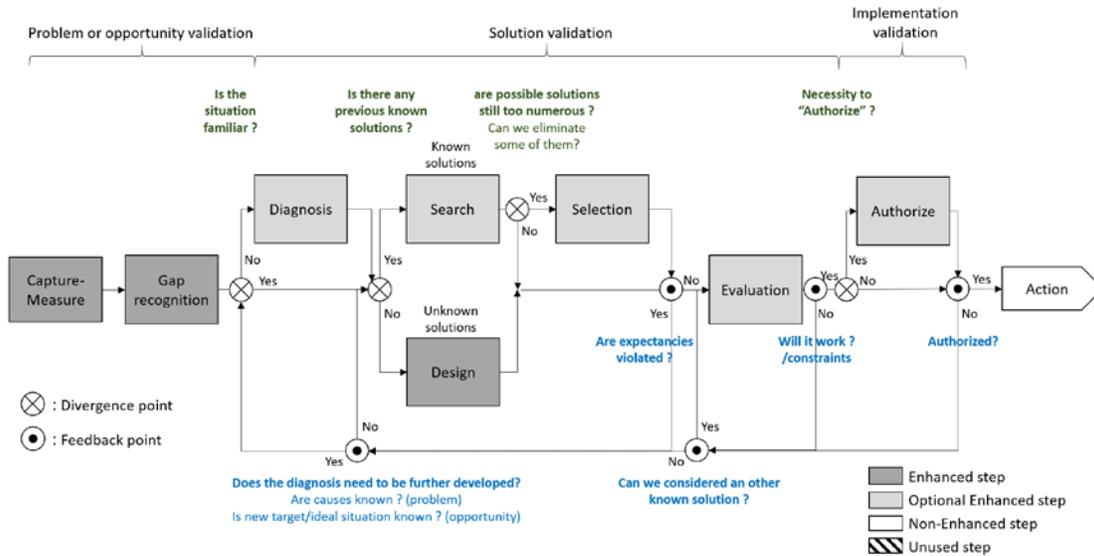


Figure 7. Cyber Design

Le type Customized Decision Support ressemble au type Cyber Design, avec l'ajout du renforcement de l'étape Evaluation. Les étapes Search et Selection ont pu éventuellement être actionnées au préalable afin de repérer des solutions connues qui se sont révélées inadaptées ou inefficaces. Une rétroaction conduit alors à rechercher une solution sur mesure au niveau de l'étape Design. Le renforcement de l'étape Evaluation est plus complexe que dans le type Standard Decision Support car ce processus doit pouvoir évaluer des solutions sur mesure non connues à priori. L'étape de l'autorisation demeure la seule qui soit à la responsabilité de l'humain sans aucune assistance. La figure 8 présente l'application du type Customized Decision Support au processus de prise de décision proposé.

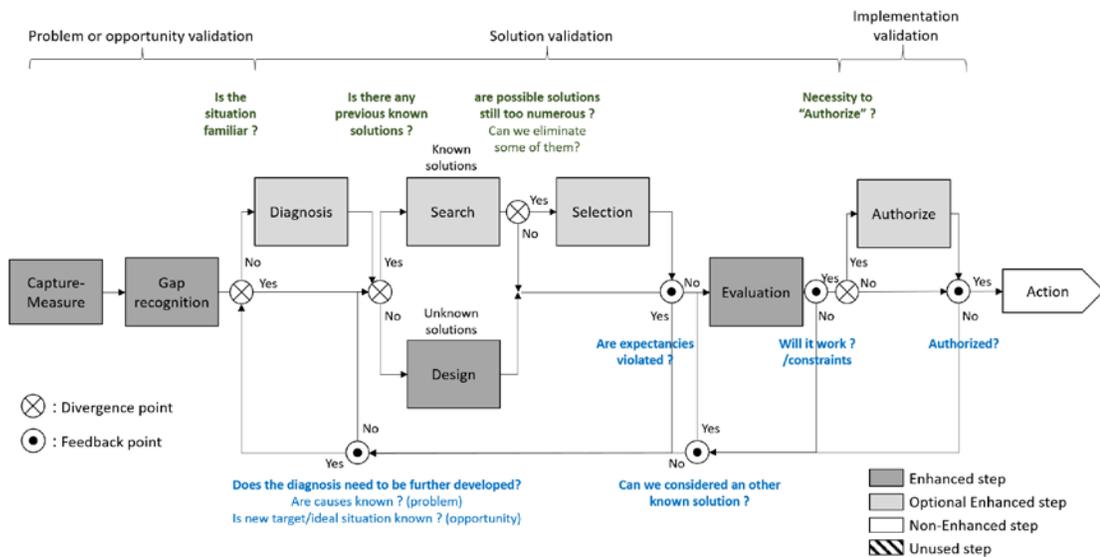


Figure 8. Customized Decision Support

Finalement, le type Cyber Autonomy est basé sur le type Customized Decision Support, avec l'ajout du renforcement de l'étape Authorize. Dans ce cas, comme pour le type Cyber Control, aucune étape n'est réalisée par l'humain sans assistance, mais ici tout type de situations, correspondant à des problèmes ou des opportunités associées à des solutions connues ou non, peuvent être traitées de manière autonome de part en part du processus décisionnel par les équipes opérationnelles. La figure 9 présente l'application du type Cyber Autonomy au processus de prise de décision proposé.

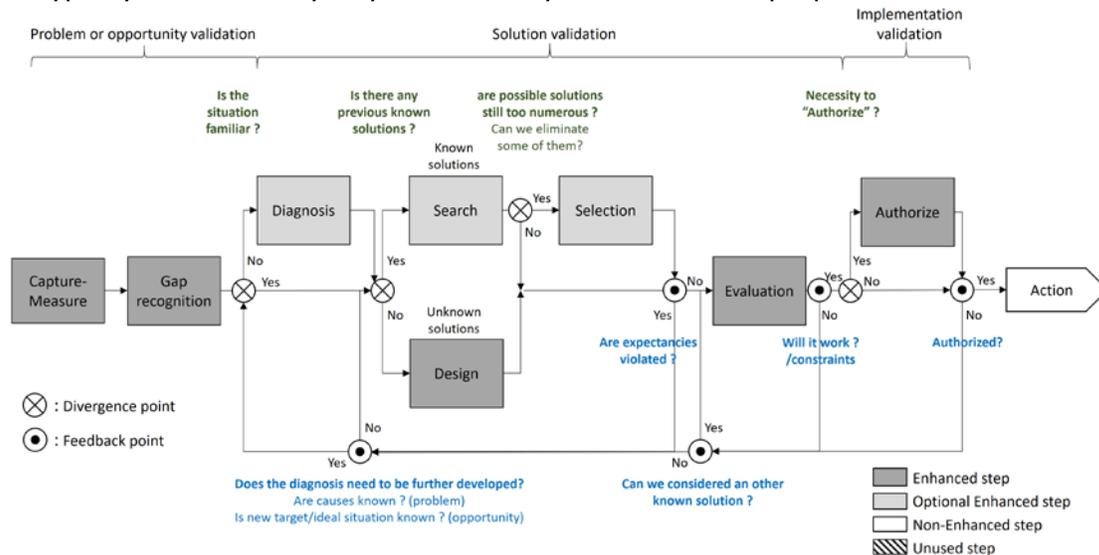


Figure 9. Cyber Autonomy

3.5 Validation du modèle

Afin d'éprouver notre modèle, nous l'avons confronté à un ensemble de cas d'études issus de la littérature. Ceux-ci ont été identifiés à partir des mots clé "industrie 4.0" OR "industry 4.0" AND "use case" OR "case study" dans la base SCOPUS. En nous focalisant sur les articles en lien avec le thème « Decision Sciences », nous avons pu identifier 180 articles dont 69 sont en lien avec l'ingénierie et la production. L'analyse de cette base d'articles a conduit à écarter 37 articles pour les raisons suivantes :

- les use cases portaient sur la validation technique de la mise en œuvre d'une ou plusieurs technologies de l'industrie 4.0 et non sur l'utilisation de ces technologies pour le suivi ou le pilotage d'un système opérationnel donné
- les use cases n'établissaient pas de lien direct avec une prise de décision clairement identifiée dans un contexte opérationnel
- les use cases ne faisaient pas suffisamment apparaître la mobilisation d'un ensemble de technologies de l'industrie 4.0
- les use cases n'étaient pas suffisamment décrit.

Les 32 articles restants ont permis d'identifier 41 cas d'application de technologies issues de l'Industrie 4.0 qui ont pu être rattachés à chaque fois à l'un des sept types d'autonomie s'appuyant sur les technologies proposées dans notre modèle. A noter que très peu de cas d'application sont antérieurs à 2017 et que leur nombre est croissant depuis. Leur rattachement aux différents types d'autonomie a été réalisé grâce à une lecture approfondie des articles et un questionnement systématique en lien avec les

conditions d'activation des étapes et des branches spécifiques à chaque type d'autonomie du modèle. Une double analyse a été réalisée dans certains cas par un autre enseignant chercheur afin de vérifier la reproductibilité du rattachement proposé. Le tableau 1 présente le résultat de cette analyse, permettant de vérifier que le modèle proposé est en mesure de couvrir l'intégralité des cas d'application décrits.

Il ressort de cette analyse que 2 cas sur 3 correspondent aujourd'hui à du Cyber monitoring. A l'inverse, certains types d'autonomie semblent encore très loin d'être matures. Par exemple, aucun cas d'application n'a pu être rattaché au type Standard decision support. Cela peut sembler étonnant en première approche, car les démarches d'excellence opérationnelle et d'amélioration continue, déjà très largement rependues dans des contextes opérationnels, incitent à capitaliser sur les solutions identifiées lors des résolutions de problème pour en faire des standards de réaction. Cependant si des cas d'application de Cyber search ont bien pu être identifiés pour renforcer la recherche de solutions standards déjà connues, l'évaluation de celles-ci reste encore majoritairement assurée par l'homme. Plusieurs cas de figure correspondent à du Cyber control, mais pour des décisions encore relativement peu complexes ou portant sur un périmètre de responsabilité encore restreint. Nous avons trouvé des articles qui prévoient des développements futurs correspondant au type Cyber design, mais sans mise en œuvre réellement effective à l'heure actuelle. Par exemple certains cas d'application portent sur la remontée et l'analyse des informations en provenance du terrain afin de réajuster en permanence la conception de produits très fortement customisés ou adapter en continu les règles appliquées par la maintenance pour le suivi des équipements. Cela implique un renforcement de l'interopérabilité entre différents systèmes d'information qui constitue encore dans bien des cas, un verrou technologique important. Le type Customized support decision semble encore aujourd'hui réservé à des cas d'application pour des industries de process. Cela s'explique probablement par la nécessité de disposer déjà d'une large base de données et par le niveau élevé de complexité et de coût lié à la mise en œuvre de ce type d'autonomie.

	1. Cyber monitoring	2. Cyber Search	3. Standard Decision Support	4. Cyber Control	5. Cyber Design	6. Customized Decision Support	7. Cyber Autonomy
Soic R., Vukovic M., Skocir P., Jezic G. (2020)	X						
Aliev K., Antonelli D., Awouda A., Chiabert P. (2019)	X						
Antón S.D., Schotten H.D. (2019)	X						
Bakakeu J., Brossog M., Zeitler J., Franke J., Tolkendorf S., Klos H., Peschke J. (2019)	X					X	
Buraw K., Franke M., Thoben K.-D. (2019)	X						
Chiacchio F., D'Urso D., Compagno L., Chiarenza M., Velardita L. (2019)	X						
Conzon D., Rashid M.R.A., Tao X., Soriano A., Nicholson R., Ferrera E. (2019)						X	
Giehl A., Schneider P., Busch M., Schnoes F., Kleinwort R., Zaeh M.F. (2019)	X						
Loske M., Rothe L., Gertler D.G. (2019)	X						
Miehle D., Meyer M.M., Luckow A., Bruegge B., Essig M. (2019)			X				
Pusch A., Noél F. (2019)	X	X					
Rabelo R.J., Zambiasi S.P., Romero D. (2019)	X	X			X		
Sala R., Pirola F., Dovero E., Cavalieri S. (2019)	X						
Subramanian D., Murali P., Zhou N., Ma X., Cesar Da Silva G., Pavuluri R., Kalagnanam J. (2019)					X		
Cagnin R.L., Guilherme I.R., Queiroz J., Paulo B., Neto M.F.O. (2018)			X				
Freitag M., Wiesner S. (2018)	X						
Luetkehoff B., Blum M., Schroeter M. (2018)	X						
Mittal S., Romero D., Wuest T. (2018)	X						
Molka-Danielsen J., Engelseth P., Wang H. (2018)	X						
Monizza G. P., Rojas R.A., Rauch E., Garcia M.A.R., Matt D.T. (2018)						X	
Nesi P., Pantaleo G., Paolucci M., Zaza I. (2018)	X						
Roda I., Macchi M., Fumagalli L. (2018)	X						
Serrano D. C., Chavarría-Barrientos D., Ortega A., Falcón B., Mitre L., Correa R., Moreno J., Funes R., Gutiérrez A. M. (2018)	X						
Badarinath R., Prabhu V.V. (2017)	X	X					
Dragičević N., Ullrich A., Tsui E., Gronau N. (2017)	X	X					
Durão L.F.C.S., Haag S., Anderl R., Schützer K., Zancul E. (2017)	X						
Innerbichler J., Gonul S., Damjanovic-Behrendt V., Mandler B., Strohmeier F. (2017)	X						
Lall M., Torvatn H., Seim E.A. (2017)	X						
Saldivar A.A.F., Goh C., Li Y., Yu H., Chen Y. (2017)	X						
Sandor H., Genge B., Haller P., Graur F. (2017)	X						
Tedeschi S., Emmanouilidis C., Farnsworth M., Mehnen J., Roy R. (2017)	X						
Adeyeri M.K., Mpfu K., Adenuga Olukorede T. (2015)	X	X	X			X	

27	3	0	5	0	2	4
----	---	---	---	---	---	---

Table 1. Distribution des cas d'application en fonction des types d'autonomie

On retrouve des cas de Cyber autonomy pour des applications réalisées dans un cadre expérimental et la réalisation d'actions précises pour lesquels le choix de la solution retenue dépend de paramètres clairement identifiés et mesurables. La possibilité d'atteindre ce niveau d'autonomie soit souvent évoquée dans la littérature, nous n'avons pas trouvé de cas d'application déjà fonctionnels pour des décisions plus complexes, pour lesquelles les interdépendances entre les données et les variables sont soit inconnues, soit incertaines ou lorsque les données, les contraintes, les objectifs ou les connaissances sont non-explicites.

La répartition des cas d'application sur les différents types d'autonomie est aujourd'hui très déséquilibrée. Le poids prépondérant du Cyber monitoring marque le fait que la priorité est aujourd'hui de pouvoir renforcer la détection des problèmes et des opportunités afin de pouvoir amorcer le processus de décision au plus tôt. Cela marque

aussi le potentiel de progrès encore très important que représente le déploiement des nouvelles technologies pour renforcer l'ensemble du processus décisionnel. La grande masse de données que nombre d'entreprises sont actuellement en train de constituer à travers la mise en place du Cyber monitoring, constitue un capital encore mal valorisé. Il nous semble que cela appellera inévitablement à un prolongement des démarches de digitalisations déjà engagées pour viser des types d'autonomie couvrant une partie plus importante des différentes étapes du processus de décision. Cependant, la complexité de mise en œuvre de certains types d'autonomie, les risques associés notamment en termes de cyber sécurité, les coûts afférents, un ROI parfois trop faible, les répercussions au niveau managérial et social, la prise en compte des enjeux environnementaux sont autant de raisons qui peuvent justifier de ne pas nécessairement renforcer toutes les étapes du processus décisionnel. On peut donc s'attendre à migrer petit à petit vers une répartition des cas d'application plus équilibrée sur les différents types d'autonomie dans les années à venir, sans pour autant converger nécessairement vers des types d'autonomie tels que le Cyber control ou Cyber autonomy.

4. Technologies renforçant le modèle d'aide à la décision 4.0

Afin de mieux appréhender les conditions de mise en œuvre des sept types d'autonomie de notre modèle, nous étudions dans cette section la contribution que peuvent apporter les différentes technologies de l'industrie 4.0 au renforcement du processus de décision. Les exemples d'applications peuvent être très variés et cette section ne vise pas à les recenser. Cependant, afin de mieux expliciter chaque type d'autonomie, quelques exemples de mise en œuvre possibles sont proposés.

Les 10 groupes technologiques proposés par Danjou et al. (2017) ont été retenus pour classer les technologies de l'industrie 4.0. Les auteurs ont repris et enrichi la classification de Rüßmann et al (2015) déjà très largement citée. De manière similaire à notre démarche, ils proposent un déploiement du 4.0 qui s'appuie sur les quatre niveaux de capacité (surveillance, contrôle, optimisation et autonomie) formulés par Porter et al. (2015).

En croisant les types d'autonomie et les différentes étapes du processus de prise de décision décrits à la section 3 ainsi que les technologies de l'Industrie 4.0 proposées par Danjou et al. (2017), la figure 10 présente les contributions possibles de ces technologies. Les sous-sections suivantes présentent des exemples de telles contributions.

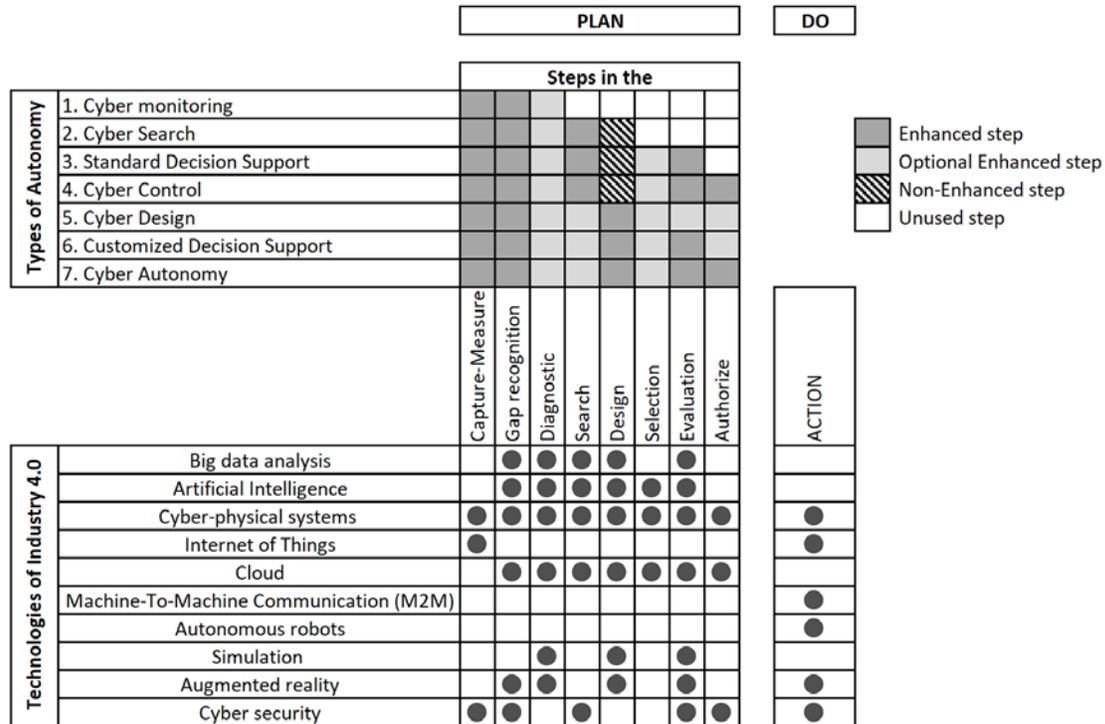


Figure 10. Contribution des technologies 4.0 à la mise en œuvre des différents types d'autonomie

4.1 Cyber Monitoring

Le type Cyber Monitoring englobe les étapes *Capture-Mesure* et *Gap recognition* qui génèrent les stimuli à l'origine de toute prise de décision. En permettant de capter et d'analyser un plus grand nombre de données en temps réel dans l'atelier, certaines technologies de l'Industrie 4.0 permettent de repérer instantanément, ou dans certains cas de manière prédictive, les écarts de performance ou les erreurs et problèmes rencontrés en production. Le processus de prise de décision peut alors être engagé plus rapidement afin d'identifier les actions à mettre en œuvre et ainsi améliorer l'efficacité opérationnelle.

L'internet des objets joue un rôle crucial au niveau de l'étape *Capture-mesure*. Cette technologie permet de récupérer sans intervention humaine, les données remontant du terrain pour fournir les informations nécessaires à l'activation du processus décisionnel. L'analyse des données massives et l'intelligence artificielle interviennent dès l'étape Gap recognition en renforçant les capacités sensorielles grâce à des algorithmes de reconnaissance d'image, de la parole, de texte ou en détectant des situations inhabituelles à partir de l'analyse des flux massifs de données (Zolotova, 2018). La réalité augmentée permet d'accroître la capacité des opérateurs à percevoir et à agir dans l'environnement de travail (Longo, 2017). Dans le cadre d'activité d'assemblage ou d'opérations de maintenance, des erreurs peuvent être repérées en temps réel en comparant la position réelle d'une pièce avec celle d'une image projetée à l'emplacement exact où elle doit être montée. Des "systèmes de poka-yokes numériques" peuvent être mis en œuvre afin d'éviter les défauts ou les reprises (Romero, 2016). L'infonuagique permet de stocker les données remontant du terrain, de les stocker, de faire le lien avec

les systèmes permettant de les traiter. Ces informations peuvent être ensuite renvoyées vers les personnes ou les systèmes devant les exploiter. À titre d'exemple, le type cyber monitoring peut être appliqué dans le cas d'un système d'alarme permettant aux opérateurs de signaler un problème en cours de production (en termes Lean, un système andon). Kolberg et al. (2015) ainsi que Mrugalska et al. (2017) proposent de coupler plusieurs technologies de l'industrie 4.0 afin d'améliorer la mise en œuvre de ce système qui est l'un des principaux éléments du principe d'autonomie associé aux démarches Lean. Equipé d'une montre intelligente, un chef d'équipe « augmenté » peut recevoir en temps réel, où qu'il soit, un message caractérisant un problème et sa localisation, rencontré par un opérateur ou une machine rattachés au périmètre qu'il gère. La reconnaissance de certaines défaillances peut aussi être renforcée par des CPS munies de capteurs appropriés.

4.2 Cyber Search

Face à une situation identifiée, le type Cyber Search renforce particulièrement les étapes Search et Diagnosis afin de rapidement analyser et cibler des solutions déjà connues permettant de corriger un problème ou de répondre à une opportunité. Le niveau d'attention et la mémoire de travail de l'opérateur sont particulièrement sollicités à ce stade du processus de décision et constituent des facteurs critiques limitant l'interprétation des informations provenant de l'environnement (Endsley, 1995).

Les capacités de stockage et de partage des données offertes par l'infonuagique permettent de renforcer très utilement l'étape Search du processus de décision. Il est alors possible de constituer une large base de connaissances regroupant l'ensemble des solutions déjà éprouvées par l'ensemble des équipes opérationnelles sur plusieurs périmètres et sites de production. L'infonuagique permet aussi un accès ubiquitaire à des ressources informatiques partagées et notamment à des applications et des services permettant de traiter cette importante masse de données. L'analyse de données massive permet à ce stade d'identifier des solutions qui semblent pouvoir correspondre à la situation rencontrée. L'Intelligence Artificielle renforce l'efficacité de ce processus en améliorant l'organisation de la mémoire et les logiques de classification des données. La cyber sécurité joue un rôle non négligeable à ce stade en renforçant le contrôle des accès aux systèmes partagés afin que des agents extérieurs ou non autorisés ne puissent pas accéder à ce qui constitue une partie importante du capital intellectuel et immatériel de l'entreprise.

Quand l'étape Gap recognition répond principalement à la question "What is it doing?", l'étape Diagnosis tente de traiter les questions "why is it doing that ?" et "what will it do next?" (Endsley, 1995). L'étape Diagnosis peut être optionnelle lorsque la situation reconnue peut être associée à des états du système ou des situations prototypiques qui peuvent ensuite être rattachées au niveau de l'étape Search à des schémas de réaction ou des solutions connues. Dans le cas contraire, l'étape Diagnosis ne peut être court-circuitée sous peine d'associer une mauvaise solution à la situation rencontrée. L'étape Diagnosis doit alors s'appuyer sur un modèle permettant deux choses, soit d'intégrer les éléments pertinents du système pour comprendre la situation actuelle (niveau 2 du modèle de situation awareness proposé par Endsley, 2015),

notamment par le biais d'analyses causales, et de fournir un mécanisme de projection des états futurs du système basé sur son état actuel et une compréhension de ses caractéristiques (niveau 3 de situation awareness).

Les méthodologies de résolution de problèmes déployées dans le cadre de démarches d'amélioration de type Lean font de la recherche des causes racines une étape incontournable et systématique (Pillet et al., 2013). Le traitement de données massives, les techniques d'analyse avancées et l'intelligence artificielle, dont l'agrégation est facilitée par l'infonuagique, sont essentiels pour découvrir des patrons cachés (hidden patterns) des corrélations inconnues (Zhong et al., 2017). Ceux-ci ne permettent cependant pas de répondre à la question « pourquoi ? », mais peuvent faciliter l'identification de liens de cause à effet que l'intelligence artificielle peut ne pas être en mesure d'établir.

Les logiques de simulation et de digital twin peuvent aussi renforcer l'étape Diagnostic en permettant de comparer en temps réel la situation actuelle avec la situation simulée sur une réplique virtuelle du système de production. La réalité augmentée permet aussi d'aider l'opérateur en donnant un accès visuel à des informations permettant une meilleure compréhension des situations réelles et des solutions possibles tout en laissant les mains libres. Stojanovic et al. (2018) proposent par exemple un nouveau concept de selfaware digital twins couplant analyse des données massives et simulation afin de surveiller en permanence le fonctionnement du système, comprendre son comportement actuel, détecter les possibilités d'amélioration et simuler un processus hypothétique (analyse "What if") afin de déterminer quelles sont les conséquences si le problème n'est pas résolu correctement pendant une période prolongée.

Longo et al. ont développé un proof of concept qui couple la réalité augmentée à un assistant numérique personnel avec des capacités d'interaction vocale afin d'aider les opérateurs en leur envoyant des messages d'avertissement sur les résultats d'opérations incorrectes et leur fournissant des informations qui ne sont généralement pas disponibles sur le lieu de travail (par exemple, la productivité des machines, les opérations de maintenance prévues, les avertissements sur les dangers inattendus, les risques susceptibles de se produire, les suggestions sur la manière d'augmenter la productivité, etc.)

4.3 Standard Decision Support

La spécificité du type Standard Decision Support repose sur le renforcement dans le processus de décision de l'étape Evaluation précédée par l'étape Selection pour le cas où une ou plusieurs solutions déjà connues ont pu être identifiées.

S'appuyant sur des processus de traitement des données systématisés, l'étape Selection vise avant tout à limiter le nombre de solutions à traiter par la suite au niveau de l'étape Evaluation, celle-ci étant généralement plus contraignante en termes de temps et de complexité de mise en œuvre. Le filtrage et la remise en question de la pertinence des solutions peuvent être réalisés par l'utilisation de méthodes de décision multicritères (Marques, 2017) visant à comparer les solutions une à une selon un ensemble de critères prédéfinis correspondant à des contraintes à respecter. Si ce type de méthodes ne constitue pas une nouveauté en soit, le couplage avec d'autres technologies de l'industrie 4.0 telles que l'IoT conduit à une application décentralisée et en temps réel en rupture avec les mises en œuvre habituelles.

L'étape Evaluation vise quant à elle à évaluer si les solutions qui n'ont pas été rejetées au terme de l'étape Selection sont susceptibles de respecter les objectifs fixés. Il est là aussi possible d'utiliser des méthodes de décision multicritères faisant généralement appel à la construction d'une fonction d'utilité afin de retenir la solution qui maximise celle-ci. Ces méthodes peuvent aussi être utilisées afin de comparer deux à deux les solutions jugées acceptables.

Il existe de nombreuses méthodes d'analyse de décision multicritères et il reste difficile de déterminer si une méthode a plus de sens qu'une autre dans une situation de problème spécifique (Ishizaka, 2013). La mise en œuvre de ces méthodes multicritères est donc principalement réservée à la sélection et à l'évaluation de solutions standards associées à des situations prototypiques.

Simon et al. (2018) ont par exemple développé une technique basée sur les données collectées sur une chaîne de production agroalimentaire pour déterminer la procédure de maintenance optimale parmi un ensemble d'alternatives possibles. Ce système expert d'évaluation repose sur un modèle de décision multicritères qui a été développé en utilisant la méthode du processus de hiérarchie analytique floue. De son côté, Klein (1991) a constaté qu'un acteur en situation de décision opérationnelle évalue un plan d'action en utilisant la simulation mentale pour imaginer comment il se déroulerait dans le contexte de la situation actuelle. Les technologies de simulation et de digital twin semblent donc pouvoir jouer un rôle intéressant pour soutenir les équipes opérationnelles et alléger la charge cognitive que cette étape requière. Cependant, la complexité de mise en œuvre de ces outils, soulignée par plusieurs auteurs (Zhuang 2018 ; Ellgass 2018), explique probablement que l'essentiel des exemples d'application concerne plutôt des situations non standards. Ce type de technologies sont donc aujourd'hui plus fréquemment mobilisées dans le cadre du type de Customized evaluation support.

4.4 Cyber Control

Ce type d'autonomie va au-delà du type *Standard decision support* en renforçant l'étape Authorize, lorsque celle-ci est nécessaire, et en facilitant la mise en œuvre du plan d'action retenu à l'étape Evaluation en transmettant les informations nécessaires au niveau opérationnel. Ce dernier point n'implique pas nécessairement l'automatisation des tâches, les informations pouvant être transmises à l'équipe opérationnelle pour que celle-ci les traduise ensuite en actions.

L'étape Authorize est généralement nécessaire lorsque l'application de la solution retenue implique l'engagement d'un autre périmètre de responsabilité que celui du centre de production gérant le problème ou l'opportunité. Cette autorisation peut nécessiter un partage d'information horizontal à l'échelle de l'organisation. C'est, par exemple, le cas lorsqu'une cause du problème rencontré ou un levier d'action majeur se situe avant ou après le périmètre géré par l'équipe opérationnelle. L'autorisation peut aussi nécessiter un flux d'information vertical. On retrouve ce cas de figure lorsque l'autorisation de la mise en œuvre de la solution choisie est liée à d'autres décisions de niveau tactique ou plus rarement de niveau stratégique, par exemple, si la solution a un impact sur la planification de la production, sur l'engagement des ressources matérielles, humaines ou financières de l'entreprise, sur l'activité d'un autre service ou département, sur la relation client et les enjeux de coût, de qualité et de délai associés au produit, ou sur le lien avec un prestataire de service, un fournisseur, ou un sous-traitant. Les technologies de l'industrie 4.0 qui renforcent l'intégration horizontale ou verticale des systèmes se trouvent donc particulièrement sollicitées à cette étape du processus de décision. L'infonuagique facilite le partage d'information entre les différents systèmes d'information et accélère la réalisation de cette étape pour laquelle la pression temporelle est généralement forte. Cette étape est particulièrement critique en termes de cybersécurité, car elle implique des échanges de données entre de multiples acteurs internes et parfois externes de l'entreprise. Le recours à des protocoles de communications fiables et éprouvés est donc capital ainsi que le renforcement du contrôle des accès aux différents systèmes d'information.

Une décision peut être définie comme un engagement spécifique à l'action, généralement sous la forme d'un engagement de ressources (Mintzberg, 1987). Dans un contexte opérationnel, l'action découle du processus décisionnel et conduit à une transformation de l'environnement physique réel. Le type Cyber control renforce certaines étapes du processus décisionnel et facilite la transition vers la mise en œuvre opérationnelle sur le terrain, en fournissant les informations nécessaires à la réalisation de l'action. La réalité augmentée permet de guider les opérateurs en fournissant les instructions d'assemblage ou de réparation adaptées à la situation actuelle et à la solution retenue. Ces informations peuvent se superposer en temps à la réalité du poste de travail en étant projetées sur la pièce ou son environnement proche, ou accessibles par le biais de lunettes spéciales. L'homme peut aussi être assisté dans la réalisation d'opérations par un cobot à qui les informations nécessaires ont été transmises par le système. Dans certains cas la réalisation des tâches complexes programmées peut être confiée à des machines ou des robots autonomes capables d'interagir entre eux dans le cadre d'un réseau local supporté par les technologies de communication intermachines (Machine-

to-Machine). Les systèmes cyber physiques, en intégrant les autres technologies 4.0 et en coopérant avec d'autres sous-systèmes autonomes à tous les niveaux de la production (Monostori, 2014), apparaissent comme incontournables pour la mise en œuvre du type Cyber Control. Selon Jeschke et al. (2017) les CPPS (Cyber-Physical Production Systems) sont aussi indissociables de l'IoT, les CPPS étant présentés comme des systèmes de production mécatroniques avancés qui acquièrent leur intelligence par leur connectivité à d'autres systèmes par le biais de l'IoT. Ils sont capables d'échanger des informations de manière autonome, de déclencher des actions et de se contrôler mutuellement (entre systèmes cyber physiques) afin de prendre des décisions de manière décentralisée en temps réel (CEFRIO, 2016). Wang et al. (2015) soulignent que les CPS constituent déjà des systèmes informatiques distribués qui seront caractérisés par le degré de centralisation/décentralisation du contrôle et de la prise de décision au sein du système distribué.

Myers et al. (2007) décrivent un assistant personnel intelligent qui a été développé pour aider un employé à gérer l'exécution de ses tâches. Dans de nombreuses situations, le système peut avoir une meilleure connaissance que l'utilisateur des exigences ou de la situation actuelle et permet de l'alerter de manière proactive sur certains problèmes. Il adopte un modèle de résolution de problèmes basé sur le raisonnement procédural. Il permet d'identifier des solutions possibles et les processus associés, d'évaluer l'évolution de ces processus et l'incertitude de leurs succès en utilisant des réseaux bayésiens dynamiques. Ce système s'appuie pour cela sur un ensemble diversifié de technologies d'intelligence artificielle reliées entre elles par une structure d'agent Belief-Desire-Intention (BDI) ainsi que sur une ontologie partagée. Une solution peut alors être retenue et proposée à l'utilisateur. L'assistant personnel intelligent peut aussi mettre en œuvre de manière autonome certaines tâches en étant connecté à des effecteurs qui accomplissent des actions réelles. L'utilisateur peut gérer le niveau de délégation qu'il souhaite accorder au système et le protocole d'autorisation. L'assistant personnel intelligent doit aussi permettre à terme la gestion de demandes d'autorisations auprès d'autres acteurs via les services web de l'entreprise.

Krueger et al. (2019) décrivent le système de robot STAMINA où les technologies de l'industrie 4.0 contribuent à renforcer l'autonomie de robots pour la réalisation de tâches de kitting. Ces robots sont intégrés aux Manufacturing Execution System (MES) et fonctionnent dans un espace de travail partagé entre l'homme et le robot avec la capacité de gérer des situations anormales repérées par des capteurs et un système de vision. Plusieurs sources d'erreurs ont été identifiées et peuvent être gérées automatiquement par le robot. Après avoir détecté et identifié les situations d'erreur, le robot tente de les corriger de manière autonome ou appelle un humain à l'aide pour gérer les situations inconnues ou sans solution connue applicable par le robot.

4.5 Cyber Design

Le type cyber Design se caractérise par le renforcement de l'étape Design afin de développer des solutions sur mesure : soit quand l'équipe opérationnelle doit faire face à une situation jusqu'à présent inconnue, soit lorsqu'aucune solution connue n'est pas parfaitement adaptée à la situation actuelle. Dans un contexte opérationnel, l'activation

de l'étape Design a généralement lieu après que des solutions connues aient été recherchées et évaluées, mais sans succès. Dans le cas d'une situation totalement inconnue, l'étape Design peut être engagée directement après que le problème ou l'opportunité aient été reconnus.

Deux principaux cas de figure se présentent alors, soit celui du « pur design » où des solutions sur mesure doivent être développées sans s'appuyer sur des solutions déjà connues, et celui qui concerne des solutions modifiées à partir d'alternatives déjà connues. Dans un contexte opérationnel, le deuxième cas de figure est privilégié, car il prend généralement moins de temps, est moins coûteux et s'avère moins exigeant en termes de ressources et de niveau de compétences nécessaires. Pour cette raison, il semble plus intéressant d'envisager au préalable la mise en œuvre des types Cyber search ou Standard decision support afin que les boucles de rétroaction conduisant à l'étape Design puissent avoir lieu le plus rapidement possible après les étapes Search-Selection ou Evaluation.

La mise en œuvre du niveau Cyber design nécessite généralement une meilleure compréhension et une analyse approfondie de la situation actuelle que pour les types d'autonomie précédemment décrits. Cela incite donc à envisager de manière plus marquée le renforcement conjoint de l'étape Diagnosis. La diversité et le volume de données à acquérir, à stocker et à traiter étant alors plus importants, la mise en œuvre du type Cyber Design conduit à faire appel plus largement aux technologies d'analyse de données massive, à l'infonuagique et à l'intelligence artificielle, tel que déjà évoqué dans le cas du type Cyber search. Les technologies de Simulation peuvent contribuer à renforcer l'étape Design. Elles permettent de reproduire numériquement le comportement du système de production réel puis de simuler l'impact sur les opérations de la modification de certains paramètres du modèle de simulation afin de concevoir une solution la plus optimale possible. La Réalité augmentée peut utilement être couplée aux logiques de simulation afin de mieux visualiser et tester les solutions développées sur-mesure. Al Ahmari et al. (2016) ont développé un système de simulation de processus d'assemblage couplé à un dispositif de réalité virtuelle qui permet de tester les modes opératoires d'assemblage et de former les opérateurs sur un établi interactif.

4.6 Customized Decision Support

La particularité du type Standard Decision Support repose sur le renforcement de l'étape Evaluation après qu'une solution ait été développée sur mesure au niveau de l'étape Design. Les méthodes de décision multicritères sont plus appropriées à l'évaluation de solutions standards associées à des situations prototypiques. Employées seules, elles semblent donc peu adaptées au type Customized Decision Support. Ce type d'autonomie fait appel en premier lieu à la mise en œuvre des technologies de simulation visant à simuler et tester numériquement l'évolution du système de production sur la base des nouvelles solutions envisagées. Cela implique généralement de préciser le plan d'action associé à la mise en œuvre d'une solution donnée. Il est alors possible de traduire ce plan d'action en paramètres à réactualiser (cas de figure correspondant souvent à des solutions développées en modifiant une solution standard déjà connue) ou en scénario à tester dans le modèle de simulation. La simulation vient alors en support de l'analyse de

décision afin d'évaluer la probabilité et l'utilité de chaque état futur possible et d'estimer les résultats maximum et minimum atteignables.

Le concept de Digital Twin prend tout son sens à ce stade de renforcement du processus de décision par sa capacité à prédire le comportement et les performances futurs d'un système complexe (Grieves et al. 2017). Tao et al. (2017) ont notamment proposés un concept de Digital Twin Shopfloor faisant converger les espaces physiques et virtuels afin de résoudre les problèmes rencontrés au niveau d'un atelier, en intégrant l'Internet of Things, le cloud computing, le big data, et l'intelligence artificielle. En outre, la visualisation d'un état futur simulé du système de production peut être facilitée par l'emploi de technologies de Réalité augmentée. Zuhang et al. (2018) présentent un exemple de structure de gestion et de pilotage d'un système de production intelligent basé sur un jumeau numérique pour un atelier d'assemblage de satellites. Ce système vise à rendre possible une prise de décision en temps réel basée sur la collecte dynamique des données issues de l'atelier physique d'assemblage. La captation de ces données est assurée grâce au déploiement de réseaux d'IoT dans l'atelier et alimentent un Digital twin-driven prediction process qui permet de simuler les futures opérations de production. Des données sur les historiques de production et les paramètres de gestion sont aussi regroupées grâce à l'infonuagique à partir des autres systèmes d'information déjà implantés (e.g., MES, ERP, PLM, PDM). L'ensemble de ces données alimente un Big data-driven prediction process afin de prédire les perturbations à venir. La comparaison des résultats obtenus par ces deux processus de prédiction permet une évaluation efficace de la précision des prévisions, mais aussi l'amélioration de ces modèles de prévisions basés sur les données massives et le jumeau numérique. Différents types de scénarios d'application peuvent ainsi être évalués, éventuellement de manière prédictive, tels que l'ajout temporaire de tâches d'assemblage, la modification du délai de livraison des produits, l'arrêt ou la panne d'un équipement, la découverte de problèmes qualité sur un produit ainsi que d'autres types de perturbations de la production.

4.7 Cyber Autonomy

Ce type d'autonomie se différencie du type précédent par le renforcement de l'étape Authorize lorsque celle-ci est nécessaire et par le renforcement la mise en œuvre du plan d'action pour des solutions développées sur mesure.

L'appel à l'étape Authorize est ici généralement plus fréquente que pour le type Cyber control car la mise en œuvre d'une solution sur-mesure est plus souvent conditionnée par une validation émanant d'un autre périmètre de responsabilité que celui confié à l'équipe opérationnelle. Le renforcement de l'étape Authorize facilite la mise en place des logiques de délégation. Cette notion, déjà bien connue des entreprises, consiste pour un manager ayant autorité sur l'équipe opérationnelle à transférer une partie de ses responsabilités et notamment de ses capacités d'action et de décision (Verrier et al., 2016). Elle est en règle générale accompagnée d'un contrôle exercé par le manager, dont les règles sont plus faciles à définir à l'avance pour le cas de solutions standards déjà connues. A noter que la mise en place de logiques de délégation est plus délicate pour des solutions totalement nouvelles ne relevant pas de la modification de solutions standards. Le type Cyber autonomy peut aussi faciliter la mise en place d'une

autre forme d'autonomie associée à la notion de subsidiarité (Pellerin et al., 2019) : la décision appartient alors par défaut à l'équipe opérationnelle qui ne fait appel au niveau supérieur que par exception.

Comme pour le type Cyber control et quelle que soit la forme d'autonomie visée (délégation ou subsidiarité), le renforcement de l'étape Authorize conduit à faciliter les échanges d'information verticaux et horizontaux. Les technologies de l'industrie 4.0 qui renforcent l'intégration horizontale ou verticale des systèmes telles que l'internet des objets, la communication intermachines, l'infonuagique ou la cyber sécurité se trouvent donc particulièrement sollicitées.

Le projet CyPhERS (Cengarle et al., 2013) souligne les enjeux liés renforcement de l'autonomie grâce au développement des propriétés "self-x" des CPS. Ceux-ci doivent à terme être en mesure de s'auto-contrôler et de s'auto-optimiser en réglant « leur propre configuration et leur propre workflow pour atteindre certains objectifs ». Ils doivent aussi être auto-réparateurs en étant capables de détecter des erreurs ou des anomalies et de prendre les mesures appropriées pour les résoudre. Les CPS contribuent à renforcer les aspects collaboratifs et cognitifs associés aux différentes étapes du processus de prise de décision. On retrouve en cela les principales fonctionnalités mises en avant par Lee et al (2015) pour caractériser les CPS :

- (1) la connectivité avancée qui assure l'acquisition des données en temps réel
- (2) la gestion intelligente des données, l'analyse et la capacité de calcul

L'Architecture pyramidale 5C (Smart Connection, Data-to-Information Conversion, Cyber, Cognition, Configuration) proposée par ces mêmes auteurs (Lee et al., 2015 ; Bagheri, 2015) pour les systèmes cyber-physiques dans la production (CPPS), positionne les technologies contribuant à renforcer les aspects collaboratifs à la base de la pyramide pour y adosser ensuite les technologies renforçant les aspects cognitifs.

Le couplage avec les robots et machines autonomes permet une mise en œuvre facilitée des actions associées à la solution retenue. Audi expérimente par exemple de nouveaux systèmes de transport autonomes des véhicules entre les différents postes d'assemblage dans l'usine de montage des R8 (Plattform Industrie 4.0, 2018). En récupérant en temps réels de nombreuses informations telles que les séquences d'assemblage possibles, la capacité des postes, les perturbations mesurées et une multitude d'autres facteurs, ces systèmes de convoyage autonomes décident eux-mêmes à quel poste ils doivent conduire le véhicule pour les prochaines étapes de transformation. Cela conduit à totalement repenser la conception des futures lignes d'assemblage en abandonnant notamment la répartition de la charge de travail respectant des temps de cycles uniformes sur chaque poste et l'implantation en ligne classique. L'un des objectifs affichés est d'accroître l'autonomie des employés à qui l'on pourrait confier la responsabilité d'une étape complète de transformation d'un véhicule et donc une charge de travail différente sur chaque poste de travail (ex : l'assemblage du poste de pilotage) tout en tenant compte de facteurs tels que l'âge, les indisponibilités, le niveau de formations, les handicaps éventuels de chaque employé (Meyer 2019).

L'analyse des données massive et l'intelligence artificielle permettent d'envisager de nouveaux modes de collaboration entre les hommes et les CPS pour le type cyber autonomie. Constatant que le contexte industriel actuel évolue vers un niveau plus élevé

d'autonomie et d'autogestion, Terziyan et al. (2018) proposent par exemple de renforcer les modèles de prise de décision en s'appuyant sur la technologie Pi-Mind qui regroupe un ensemble de techniques, de modèles et d'outils visant à jumeler numériquement (ou cloner) un comportement humain de prise de décision. Cette technologie complète les modèles traditionnels de prise de décision rationnelle en contexte industriel en renforçant les aspects cognitifs, créatifs et potentiellement collaboratifs par l'utilisation d'agents artificiels. Un agent Pi-Mind s'appuie sur plusieurs ontologies et sur un méta-modèle à 2 niveaux faisant appel à des réseaux de neurones profonds. La couche inférieure est un modèle qui agit comme un résolveur de problèmes. La couche supérieure, plus abstraite, joue le rôle de superviseur et modélise le comportement de l'expert qui sait quel problème doit être résolu par le modèle de la couche inférieure, pourquoi il est résolu et comment. Ce dernier modèle est supervisé par un humain (propriétaire de l'agent Pi-Mind). Pi-Mind vise donc à capturer et cloner les paramètres essentiels des modèles de décision pris auprès des décideurs humains dont les bonnes pratiques sont reconnues afin que l'agent Pi-Mind puisse ensuite prendre des décisions autonomes au sein de l'industrie 4.0. Les auteurs considèrent Pi-Mind comme un compromis entre le contrôle de la prise de décisions reposant intégralement sur humain ou sur l'IA, en développant des "mind clones" (agents) d'humains plutôt que des systèmes de décision artificiels entièrement auto-apprenants. Les modèles de prise de décision clonés peuvent alors être intégrés en mode « Intelligence as service » afin de faire des suggestions émanant virtuellement de plusieurs experts aux équipes opérationnelles et cela pour améliorer les différentes étapes du processus de décision.

5. Conclusion et futurs développements

Dans cet article, nous proposons un modèle de sept types d'autonomie associé au processus de décision dans un contexte opérationnel et s'appuyant sur les technologies Industry 4.0 pour les systèmes manufacturiers : 1) Cyber Monitoring, 2) Cyber Search, 3) Standard Decision Support 4) Cyber Control, 5) Cyber Design, 6) Customized Decision Support and 7) Cyber Autonomy. La contribution des technologies 4.0 à la mise en œuvre de ces différents types d'autonomie est aussi décrite à travers le renforcement des diverses étapes du processus de décision.

Les entreprises industrielles rencontrent actuellement de grandes difficultés pour établir une feuille de route structurée et cohérente pour le déploiement des technologies de l'industrie 4.0. Les décideurs pourront s'appuyer utilement sur ce modèle afin de cibler le type d'autonomie qu'ils souhaitent voir confier aux équipes opérationnelles en vue d'améliorer la réactivité du système de production face aux problèmes et opportunités rencontrés sur le terrain. Cela implique au préalable de dresser un premier état des lieux visant à identifier les décisions critiques que les équipes opérationnelles doivent ou devraient gérer ainsi que les principaux freins et erreurs habituellement rencontrés. La matrice présentant la contribution des technologies à la mise en œuvre des différents types d'autonomie permet ensuite de cibler les groupements de technologies les plus aptes à renforcer le processus décisionnel existant.

Klein (2011) alerte sur le fait que les systèmes d'aide à la décision sont très généralement mal accueillis par ceux qui sont censés les utiliser, car ils n'ont pas

nécessairement conscience de certains biais cognitifs ou ne perçoivent pas de réel intérêt à être assistés. Il semble donc pertinent de se poser la question « quelles sont les conditions pour qu'un utilisateur considère que les technologies 4.0 l'ont aidé à prendre de bonnes décisions ? ».

La résistance au changement vis-à-vis des technologies de l'industrie 4.0 semble être un facteur critique pour le renforcement des prises de décision et de l'autonomie. L'ancrage du déploiement de ces technologies dans le cadre des démarches d'amélioration continue et la formation des équipes à une utilisation centrée sur l'homme de ces nouvelles technologies nous semblent constituer des facteurs clés de succès importants. Ceci implique d'analyser plus finement les capacités physiques, sensorielles, cognitives et collaboratives qui peuvent être renforcées par les technologies 4.0 au niveau opérationnel afin de les confronter aux besoins pouvant être perçus ou exprimés par un opérateur 4.0 et une équipe 4.0. Les bonnes pratiques et les compétences requises liées à l'utilisation des technologies 4.0 pour le renforcement de l'autonomie doivent aussi être précisées.

Le modèle de types d'autonomie présenté dans cet article fait partie d'une étude plus globale visant à étudier l'intégration des technologies Industry 4.0 dans les systèmes de production Lean. À cet égard, une étude antérieure sur les liens entre les approches Industry 4.0 et Lean a montré que certains principes Lean semblent actuellement peu ou pas améliorés par les technologies de l'Industrie 4.0. C'est particulièrement le cas pour les principes du Lean liés aux employés et au travail d'équipe, à l'amélioration continue, aux processus stables et standardisés et à la philosophie du modèle Toyota (Rosin et al., 2019)

Un cas d'application est en cours de formalisation afin de tester le modèle de types d'autonomie proposé et d'étudier les conditions d'acceptation des technologies 4.0 qui contribuent à renforcer le processus de prise de décision. Il s'appuie sur une usine-école et des modules de formation au Lean management déjà existants, conçus en partenariat avec plusieurs industriels. Un panel de technologies de l'industrie 4.0 telles que l'IoT, le cloud, l'analyse de données massives, l'apprentissage machine, la simulation, la réalité augmentée et la visualisation de données sera progressivement déployé. Dans ce cadre, les différents types de renforcement de l'autonomie des équipes opérationnelles dans la prise de décision seront testés afin de gérer en temps réel les problèmes de production rencontrés. Ceci constituera une première étape dans la validation de notre modèle avant de tenter sa mise en œuvre au sein d'une véritable unité de production.

Références

Adeyeri, M. K., Mporfu, K., & Olukorede, T. A. (2015, March). Integration of agent technology into manufacturing enterprise: A review and platform for industry 4.0. In 2015 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (IEOM) (pp. 1-10). IEEE.

Al-Ahmari, A.M., Abidi, M.H., Ahmad, A., Darmoul, S. (2016) Development of a virtual manufacturing assembly simulation system, *Advances in Mechanical Engineering*, 8(3), p.1-13, doi:10.1177/1687814016639824

Aliev, K., Antonelli, D., Awouda, A., & Chiabert, P. (2019, September). Key Performance Indicators Integrating Collaborative and Mobile Robots in the Factory Networks. In Working Conference on Virtual Enterprises (pp. 635-642). Springer, Cham.

Antón, S. D., & Schotten, H. D. (2019, July). Putting together the pieces: A concept for holistic industrial intrusion detection. In ECCWS 2019 18th European Conference on Cyber Warfare and Security (p. 178). Academic Conferences and publishing limited.

Bagheri, B., Yang, S., Kao, H. A., & Lee, J. (2015). Cyber-physical systems architecture for self-aware machines in industry 4.0 environment. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 1622-1627.

Bakakeu, J., Brossog, M., Zeitler, J., Franke, J., Tolksdorf, S., Klos, H., & Peschke, J. (2019, May). Automated Reasoning and Knowledge Inference on OPC UA Information Models. In 2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems (ICPS) (pp. 53-60). IEEE.

Buer, S.V., J.O. Strandhagen, and F.T.S. Chan. 2018. "The link between Industry 4.0 and lean manufacturing: mapping current research and establishing a research agenda." *International Journal of Production Research* 56 (8): 2924-2940. doi:10.1080/00207543.2018.1442945.

Burow, K., Franke, M., & Thoben, K. D. (2019, September). 5G-Ready in the Industrial IoT-Environment. In IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (pp. 408-413). Springer, Cham.

Cagnin, R. L., Guilherme, I. R., Queiroz, J., Paulo, B., & Neto, M. F. (2018, July). A multi-agent system approach for management of industrial IoT devices in manufacturing processes. In 2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN) (pp. 31-36). Ieee.

Cannon-Bowers, J. A., & Salas, E. (Eds.). (1998). Making decisions under stress: Implications for individual and team training

CEFRIO. 2016. *Prendre part à la révolution manufacturière? Du rattrapage technologique à l'Industrie 4.0 chez les PME* [Getting on the manufacturing revolution? Technological catching up with Industry 4.0 by SME]. Montréal: CEFRIO.

Cengarle V, Törngren M, Bensalem S, McDermid J, Sangiovanni-Vincentelli A, Passerone R. Structuring of CPS domain: characteristics, trends, challenges and opportunities associated with CPS. D2.2 of CyPhERS FP7 Project; 2013. <http://www.cyphers.eu/sites/default/files/D2.2.pdf>

Chiacchio, F., D'urso, D., Compagno, L., Chiarenza, M., & Velardita, L. (2019, September). Towards a Blockchain Based Traceability Process: A Case Study from Pharma Industry. In IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (pp. 451-457). Springer, Cham.

Conzon, D., Rashid, M. R. A., Tao, X., Soriano, A., Nicholson, R., & Ferrera, E. (2019, October). BRAIN-IoT: Model-Based Framework for Dependable Sensing and Actuation in Intelligent Decentralized IoT Systems. In 2019 4th International Conference on Computing, Communications and Security (ICCCS) (pp. 1-8). IEEE.

Danjou, C., Rivest, L., & Pellerin, R. 2017. "Industrie 4.0: Des pistes pour aborder l'ère du numérique et de la connectivité." Centre facilitant la recherche et l'innovation dans les organisations (CEFRIO).

https://cefrio.qc.ca/media/1264/pme_20-competences-numeriques.pdf

Direction Générale des Entreprises (2016). "Technologies clés 2020. Préparer l'industrie du future", Paris.

<https://www.entreprises.gouv.fr/politique-et-enjeux/technologies-cles-2020>

Dombrowski, U., T. Richter, and P. Krenkel. 2017. "Inter-dependencies of Industrie 4.0 & Lean Production Systems - a use cases analysis." *27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM2017)*, *Procedia Manufacturing*, 11: 1061-1068. doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.217.

Dragičević, N., Ullrich, A., Tsui, E., & Gronau, N. (2017). Modelling Knowledge Dynamics in Industry 4.0: A Smart Grid Scenario. In ECKM 2017 18th European Conference on Knowledge Management. Academic Conferences and publishing limited.

Durão, L. F. C., Haag, S., Anderl, R., Schützer, K., & Zancul, E. (2017, July). Development of a Smart Assembly Data Model. In IFIP International Conference on Product Lifecycle Management (pp. 655-666). Springer, Cham.

Eleftheriadis, R.J., Myklebust, O. (2016) A guideline of quality steps towards zero defect manufacturing in industry, Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, p.332-340

Endsley, M.R., 1995, Towards a theory of situation awareness in dynamic systems. *Human Factors*, 37, pp. 32-64.

Freitag, M., & Wiesner, S. (2018, August). Smart service lifecycle management: A framework and use case. In IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (pp. 97-104). Springer, Cham.

Giehl, A., Schneider, P., Busch, M., Schnoes, F., Kleinwort, R., & Zaeh, M. F. (2019, November). Edge-computing enhanced privacy protection for industrial ecosystems in the context of SMEs. In 2019 12th CMI Conference on Cybersecurity and Privacy (CMI) (pp. 1-6). IEEE.

Gigerenzer, G., & Gaissmaier, W. (2011). Heuristic decision making. *Annual review of psychology*, 62, 451-482.

Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. In *Transdisciplinary perspectives on complex systems* (pp. 85-113). Springer, Cham.

Hammond, K. R., Hamm, R. M., Grassia, J., & Pearson, T. (1987). Direct comparison of the efficacy of intuitive and analytical cognition in expert judgment. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 17(5), 753-770.

Huber G.P., *Managerial Decision Making*, Scott-Foresman, 1980.

Innerbichler, J., Gonul, S., Damjanovic-Behrendt, V., Mandler, B., & Strohmeier, F. (2017, June). Nimble collaborative platform: Microservice architectural approach to federated iot. In *2017 Global Internet of Things Summit (GloTS)* (pp. 1-6). IEEE.

Ishizaka, A., & Nemery, P. (2013). *Multi-criteria decision analysis: methods and software*. John Wiley & Sons.

Jardim-Goncalves, R., Romero, D., & Grilo, A. (2017). *Factories of the future: challenges and leading innovations in intelligent manufacturing*.

Jeschke, S., Brecher, C., Meisen, T., Özdemir, D., & Eschert, T. (2017). Industrial internet of things and cyber manufacturing systems. In *Industrial Internet of Things* (pp. 3-19). Springer, Cham.

Kahneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: a failure to disagree. *American psychologist*, 64(6), 515.

Kinny, D., Georgeff, M., & Rao, A. (1996, January). A methodology and modelling technique for systems of BDI agents. In *European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World* (pp. 56-71). Springer, Berlin, Heidelberg.

Klein, G. A., Orasanu, J., Calderwood, R., & Zsombok, C. E. (Eds.). (1993). *Decision making in action: Models and methods*. Norwood, NJ: Ablex Publishing Corporation.

Klein, G. (2008). Naturalistic decision making. *Human factors*, 50(3), 456-460.

Klein, G. A. (2009). *Streetlights and shadows: Searching for the keys to adaptive decision making*. MIT Press.

Klein, G. A. (2011). *Streetlights and shadows: Searching for the keys to adaptive decision making*. MIT Press.

Kohler, D., & Weisz, J. D. (2016). Industrie 4.0: comment caractériser cette quatrième révolution industrielle et ses enjeux ? In *Annales des Mines-Réalités industrielles* (No. 4, pp. 51-56). FFE.

Kolberg, D., Zühlke, D. (2015) Lean Automation enabled by Industry 4.0 Technologies. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), pp. 1870-1875.

Krueger, V., Roviada, F., Grossmann, B., Petrick, R., Crosby, M., Charzoule, A., & Veiga, G. (2019). Testing the vertical and cyber-physical integration of cognitive robots in manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 57, 213-229.

Lall, M., Torvatn, H., & Seim, E. A. (2017, September). Towards industry 4.0: increased need for situational awareness on the shop floor. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems* (pp. 322-329). Springer, Cham.

Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing letters*, 3, 18-23.

Longo, F., Nicoletti, L. & Padovano, A. 2017, "Smart operators in industry 4.0: A human-centered approach to enhance operators' capabilities and competencies within the new smart factory context", *Computers and Industrial Engineering*, vol. 113, pp. 144-159.

Loske, M., Rothe, L., & Gertler, D. G. (2019, April). Context-Aware Authentication: State-of-the-Art Evaluation and Adaption to the IIoT. In *2019 IEEE 5th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)* (pp. 64-69). IEEE.

Lu, Y., Morris, K. C., & Frechette, S. (2016). Current standards landscape for smart manufacturing systems. *National Institute of Standards and Technology, NISTIR*, 8107, 39.

Luetkehoff, B., Blum, M., & Schroeter, M. (2018, September). Development of a collaborative platform for closed loop production control. In *Working Conference on Virtual Enterprises* (pp. 278-285). Springer, Cham.

Marques, M., Agostinho, C., Zacharewicz, G., & Jardim-Gonçalves, R. (2017). Decentralized decision support for intelligent manufacturing in Industry 4.0. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 9(3), 299-313.

Mayr, A., M. Weigelt, A. Kuhl, S. Grimm, A. Erll, M. Potzel, and J. Franke. 2018. "Lean 4.0 - A conceptual conjunction of lean management and Industry 4.0." *51st CIRP Conference on Manufacturing Systems, Procedia CIRP* 72: 622-628. doi:10.1016/j.procir.2018.03.292.

Meyer, U. (2019). *Digitalization in Industry: Between Domination and Emancipation*. Springer Nature.

Miehle, D., Meyer, M. M., Luckow, A., Bruegge, B., & Essig, M. (2019, July). Toward a Decentralized Marketplace for Self-Maintaining Machines. In *2019 IEEE International Conference on Blockchain (Blockchain)* (pp. 431-438). IEEE.

Molka-Danielsen, J., Engelseth, P., & Wang, H. (2018). Large scale integration of wireless sensor network technologies for air quality monitoring at a logistics shipping base. *Journal of Industrial Information Integration*, 10, 20-28.

Myers, K., Berry, P., Blythe, J., Conley, K., Gervasio, M., McGuinness, D. L., ... & Tambe, M. (2007). An intelligent personal assistant for task and time management. *AI Magazine*, 28(2), 47-47.

Miloslavskaya, N., & Tolstoy, A. (2016, August). State-level views on professional competencies in the field of IoT and cloud information security. In 2016 IEEE 4th International Conference on Future Internet of Things and Cloud Workshops (FiCloudW) (pp. 83-90). IEEE.

Mintzberg, H., Raisinghani, D., & Theoret, A. (1976). The structure of 'unstructured' decision processes. *Administrative science quarterly*, 21(2).

Mittal, S., Romero, D., & Wuest, T. (2018, July). Towards a smart manufacturing toolkit for SMEs. In IFIP International Conference on Product Lifecycle Management (pp. 476-487). Springer, Cham.

Moeuf, A., R. Pellerin, S. Lamouri, S. Tamayo-Giraldo, and R. Barbaray. 2017. "The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0." *International Journal of Production Research*, 56 (3): 1118-1136. doi:10.1080/00207543.2017.1372647.

Monizza, G. P., Rojas, R. A., Rauch, E., Garcia, M. R., & Matt, D. T. (2018, July). A Case Study in Learning Factories for Real-Time Reconfiguration of Assembly Systems Through Computational Design and Cyber-Physical Systems. In IFIP International Conference on Product Lifecycle Management (pp. 227-237). Springer, Cham.

Monostori, L. (2014). Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. *Procedia Cirp*, 17, 9-13.

Mrugalska, B., Wyrwicka, M.K. (2017) Towards Lean Production in Industry 4.0. 7th International Conference on Engineering, Project, and Production Management, *Procedia Engineering*, 182, pp. 466-473.

Naikar, N. (2010). A comparison of the decision ladder template and the recognition-primed decision model (No. DSTO-TR-2397). Fishermans Bend, Australia: Defence Science and Technology Organisation.

Nesi, P., Pantaleo, G., Paolucci, M., & Zaza, I. (2018, October). Auditing and Assessment of Data Traffic Flows in an IoT Architecture. In 2018 IEEE 4th International Conference on Collaboration and Internet Computing (CIC) (pp. 388-391). IEEE.

Novak-Marcincin, J., & Novakova-Marcincinova, L. (2014). Collision Detection Application for Virtual and Augmented Reality Aided Manufacturing System. In *Applied Mechanics and Materials* (Vol. 464, pp. 338-344). Trans Tech Publications Ltd.

Okoli, J., & Watt, J. (2018). Crisis decision-making: the overlap between intuitive and analytical strategies. *Management Decision*, 56(5), 1122-1134.

Orasanu, J. & Connolly, T. (1993). The reinvention of decision making. In G. A. Klein, J. Orasanu, R. Calderwood & C. E. Zsombok (Eds.), *Decision-making in Action: Models and Methods*. Norwood, NJ: LEA

Osterrieder, P., Budde, L., & Friedli, T. (2019). The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review. *International Journal of Production Economics*.

Pellerin, F., & Cahier, M.L. (2019), "Organisation et compétences dans l'usine du future. Vers un design du travail ?", *La Fabrique de l'industrie*, Paris, Presses de Mines, 2019

Pillet, M., Maire, J. L., Pralus, M., & Boissiere, J. (2013, June). Structuration des démarches de progrès. In 10eme congrès international de Génie Industriel CIGI 2013 (pp. http-cigi13).

Plattform Industrie 4.0. (2018). Flexible Montage in der Fahrzeugproduktion. <https://www.plattform-i40.de/PI40/Redaktion/DE/Anwendungsbeispiele/137-wandelbare-r8-manufaktur/beitrag-wandelbare-r8-manufaktur.html>. Last accessed 8 March 2020.

Porter, M.E. and J.E. Heppelmann. 2014. "How Smart, Connected Products Are Transforming Competition." *Harvard Business Review* 92: 64-88.

Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2015). How smart, connected products are transforming companies. *Harvard business review*, 93(10), 96-114.

Power, D. J., Cyphert, D., & Roth, R. M. (2019). Analytics, bias, and evidence: the quest for rational decision making. Special issue on cognitive bias. *Journal of Decision Systems*, 1-18.

Pusch, A., & Noël, F. (2019, July). Augmented Reality for Operator Training on Industrial Workplaces—Comparing the Microsoft HoloLens vs. Small and Big Screen Tactile Devices. In IFIP International Conference on Product Lifecycle Management (pp. 3-13). Springer, Cham.

Rabelo, R. J., Zambiasi, S. P., & Romero, D. (2019, September). Collaborative Softbots: Enhancing Operational Excellence in Systems of Cyber-Physical Systems. In Working Conference on Virtual Enterprises (pp. 55-68). Springer, Cham.

Rasmussen, J. (1974). The human data processor as a system component: Bits and pieces of a model (Report No. Risø -M-1722). Roskilde, Denmark: Danish Atomic Energy Commission.

Roda, I., Macchi, M., & Fumagalli, L. (2018, August). The future of maintenance within industry 4.0: An empirical research in manufacturing. In IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (pp. 39-46). Springer, Cham.

Rüßmann, M., M. Lorenz, P. Gerbert, M. Waldner, J. Justus, P. Engel, and M. Harnisch. 2015. "Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries." Boston Consulting Group, April 9. <https://www.zvw.de/media.media.72e472fb-1698-4a15-8858-344351c8902f.original.pdf>

Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995, June). BDI agents: from theory to practice. In ICMAS (Vol. 95, pp. 312-319).

Romero, D., Stahre, J., Wuest, T., Noran, O., Bernus, P., Fast-Berglund, Å., & Gorecky, D. (2016, October). Towards an operator 4.0 typology: a human-centric perspective on the fourth industrial revolution technologies. In Proceedings of the International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE46), Tianjin, China (pp. 29-31).

Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2019). Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles. *International Journal of Production Research*, 1-18.

Sala, R., Pirola, F., Dovere, E., & Cavalieri, S. (2019, September). A Dual Perspective Workflow to Improve Data Collection for Maintenance Delivery: An Industrial Case Study. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems* (pp. 485-492). Springer, Cham.

Saldivar, A. A. F., Goh, C., Li, Y., Yu, H., & Chen, Y. (2016, December). Attribute identification and predictive customisation using fuzzy clustering and genetic search for Industry 4.0 environments. In *2016 10th International Conference on Software, Knowledge, Information Management & Applications (SKIMA)* (pp. 79-86). IEEE.

Sanders, A., C. Elangeswaran, and J. Wulfsberg. 2016. "Industry 4.0 Implies Lean Manufacturing: Research Activities in Industry 4.0 Function as Enablers for Lean Manufacturing" *Journal of Industrial Engineering and Management* 9 (3): 811-833. doi:10.3926/jiem.1940.

Sándor, H., Genge, B., Haller, P., & Graur, F. (2017, March). Software defined response and network reconfiguration for industrial control systems. In *International Conference on Critical Infrastructure Protection* (pp. 157-173). Springer, Cham.

Sarter, N. B., and Woods, D. D. (1991). Situation awareness: A critical but ill-defined phenomenon. *International Journal of Aviation Psychology*, 1, 45-57.

Schraagen, J. M., Klein, G. & Hoffman, R. R. (2008). The Macrocognition Framework of Naturalistic Decision-making In Schraagen, J. M., Militello, L. G., Ormerod, T. & Lipshitz, R. (2008) *Naturalistic Decision-making and Macrocognition*. Ashgate, Aldershot pp 3-25

Serrano, D. C., Chavarría-Barrientos, D., Ortega, A., Falcón, B., Mitre, L., Correa, R., & Gutiérrez, A. M. (2018, September). A Framework to Support Industry 4.0: Chemical Company Case Study. In *Working Conference on Virtual Enterprises* (pp. 387-395). Springer, Cham.

Simon, H. A. (1960). The new science of management decision.

Simon, J., Trojanova, M., Zbihlej, J., & Sarosi, J. (2018). Mass customization model in food industry using industry 4.0 standard with fuzzy-based multi-criteria decision-making methodology. *Advances in Mechanical Engineering*, 10(3), 1687814018766776.

Soic, R., Vukovic, M., Skocir, P., & Jezic, G. (2020). Context-Aware Service Orchestration in Smart Environments. In *Agents and Multi-agent Systems: Technologies and Applications 2019* (pp. 35-45). Springer, Singapore.

Stojanovic, N., & Milenovic, D. (2018, December). Data-driven Digital Twin approach for process optimization: an industry use case. In *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 4202-4211). IEEE.

Subramanian, D., Murali, P., Zhou, N., Ma, X., Da Silva, G. C., Pavuluri, R., & Kalagnanam, J. (2019, July). A Prediction-Optimization Framework for Site-Wide Process Optimization. In *2019 IEEE International Congress on Internet of Things (ICIOT)* (pp. 125-132). IEEE.

Syberfeldt, A., Danielsson, O., Holm, M., & Wang, L. (2015). Visual assembling guidance using augmented reality. *Procedia Manufacturing*, 1, 98-109.

Tao, F., & Zhang, M. (2017). Digital twin shop-floor: a new shop-floor paradigm towards smart manufacturing. *Ieee Access*, 5, 20418-20427.

Tedeschi, S., Emmanouilidis, C., Farnsworth, M., Mehnen, J., & Roy, R. (2017, September). New threats for old manufacturing problems: Secure IoT-Enabled monitoring of legacy production machinery. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems* (pp. 391-398). Springer, Cham.

Terziyan, V., Gryshko, S., & Golovianko, M. (2018). Patented intelligence: Cloning human decision models for Industry 4.0. *Journal of manufacturing systems*, 48, 204-217.

Wagner, T., C. Herrmann, and S. Thiede. 2017. "Industry 4.0 Impacts on Lean Production Systems." *Procedia CIRP* 63: 125-131. doi:10.1016/j.procir.2017.02.041.

Wang, L., Törngren, M., & Onori, M. (2015). Current status and advancement of cyber-physical systems in manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 37, 517-527.

Zolotová, I., Papcun, P., Kajáti, E., Miškuf, M., & Mocnej, J. (2018). Smart and cognitive solutions for operator 4.0: laboratory h-cpps case studies. *Computers & Industrial Engineering*, 105471.

Zhong, R. Y., Xu, X., Klotz, E., & Newman, S. T. (2017). Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review. *Engineering*, 3(5), 616-630.

Zhou, J., Li, P., Zhou, Y., Wang, B., Zang, J., & Meng, L. (2018). Toward new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*, 4(1), 11-20.

Zhuang, C., Liu, J., & Xiong, H. (2018). Digital twin-based smart production management and control framework for the complex product assembly shop-floor. *The international journal of advanced manufacturing technology*, 96(1-4), 1149-1163.