



HAL
open science

Planification de la production et Industrie 4.0 : Revue de la littérature

Estefania Tobon Valencia, Samir Lamouri, Robert Pellerin, Pascal Forget,
Alexandre Moeuf

► **To cite this version:**

Estefania Tobon Valencia, Samir Lamouri, Robert Pellerin, Pascal Forget, Alexandre Moeuf. Planification de la production et Industrie 4.0 : Revue de la littérature. 13ème Conférence internationale CIGI QUALITA, Jun 2019, Montréal, Canada. hal-02475847

HAL Id: hal-02475847

<https://hal.science/hal-02475847v1>

Submitted on 12 Feb 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Planification de la production et Industrie 4.0 : Revue de la littérature

ESTEFANIA TOBON VALENCIA¹, SAMIR LAMOURI¹, ROBERT PELLERIN², PASCAL FORGET³, ALEXANDRE MOEUF⁴

¹LAMIH, Arts et Métiers Paristech
151 boulevard de l'Hôpital, 75 013, Paris, France
estefania.tobon-valencia@ensam.eu
samir.lamouri@ensam.eu

²Département de mathématiques et de génie industriel, Polytechnique Montréal
2900, boul. Édouard-Montpetit, Montréal, Canada
robert.pellerin@polymtl.ca

³Département de génie industriel, Université du Québec à Trois-Rivières
3351, boul. des Forges, Trois-Rivières, Canada
pascal.forget@uqtr.ca

⁴Exxelia Technologies
1 rue des Temps Modernes, Chanteloup-en-Brie, 77 600, France
alexandre.moeuf@exxelia.com

Résumé- L'activité de planification de la production nécessite la collecte de données des processus de production, la disponibilité des matières, l'ordonnancement et la prévision de la demande. Dans le contexte de l'Industrie 4.0, les données mentionnées précédemment peuvent être récupérées en temps réel, exploitées et analysées dans des délais très courts. L'objectif de cette recherche est d'identifier les caractéristiques des approches de planification de la production dans cette quatrième révolution industrielle. Une revue de la littérature des publications concernant la planification de la production au cours de la dernière décennie est présentée. On y propose un cadre d'analyse fondé sur les axes suivants : activités de planification de la production, horizon de planification, ressources, utilisateurs cibles et approche de résolution. Les résultats démontrent que pour faire face aux perturbations, les propositions de recherche se sont principalement attachées à équilibrer l'utilisation des ressources dans des horizons de planification à court terme. L'étude révèle par ailleurs que les méthodes d'optimisation sont privilégiées par rapport à la simulation et à l'intelligence artificielle en tant qu'approches de résolution dans le cadre des activités de planification de la production suivantes : définition des niveaux de demande, détermination des niveaux de stock, identification de ressources requises et détermination de la disponibilité des ressources.

Abstract- Production planning requires gathering data from the production process, understanding available materials, scheduling resources as well as understanding demand. In the context of Industry 4.0, this data can be retrieved in real-time and exploited and analyzed in a short time frame. The objective of this study is to determine the characteristics of production planning in the context of the Fourth Industrial Revolution. For that reason, this paper presents a literature review of the research in production planning over the past decade. The authors propose a framework based on production planning activities, the planning horizon, resources, scope and the solution approach. The results of this study imply that in order to face disruptions, the research propositions look for a balance in resource utilization in short term planning horizons. The results also reveal that optimization methods are favoured over simulation and Artificial Intelligence as solution approaches for the following production planning activities: definition of the demand levels, precise inventory levels, establishing required resources and determining resource availability.

Mots clés – Industrie 4.0, Planification de la production, Horizon de planification, Optimisation, Simulation
Keywords - Industry 4.0, Production Planning, Planning Horizon, Optimization, Simulation

1 INTRODUCTION

L'environnement industriel est en train de subir une transformation technologique et organisationnelle sous l'ère de la quatrième révolution industrielle, aussi appelée Industrie 4.0. Cet environnement est source de concurrence accrue, de demandes variées du marché, de besoins particuliers des clients, de grande variété de produits, de normes élevées en matière de délai de livraison, d'augmentation des coûts de main-d'œuvre et de réduction des unités de fabrication [Autenrieth et al., 2018 ; Heinecke et al., 2013 ; Jiang et al., 2017 ; Lanza et al., 2014 ; Susa et al., 2018 ; Wang et al., 2017].

Dans ce contexte, l'environnement de fabrication nécessite un système de planification permettant d'assurer un équilibre entre la satisfaction du client et l'utilisation efficace des ressources de production [Caricato et Grieco, 2017 ; Grundstein et al., 2017], tout en prenant des mesures correctives en temps réel lorsqu'apparaissent des écarts par rapport aux plans initiaux [Lanza et al., 2014]. Par conséquent, la logique d'un environnement statique dans lequel les outils de planification de la production traditionnels ont été fondés doit changer.

Pour ce faire, les systèmes de planification de la production adaptés au contexte de l'Industrie 4.0 doivent colliger des données en temps réel pour suivre les processus de fabrication et identifier toutes perturbations importantes [Georgiadis et Michaloudis, 2012 ; Jiang et al., 2017 ; Özlen et Azizoğlu, 2009 ; Rajabinasab et Mansour, 2011]. Comme le souligne Danjou et al. (2017), l'émergence du concept d'Industrie 4.0 a fait apparaître une panoplie de technologies permettant de transformer les processus de prise de décision en temps réel. Peu importe les technologies retenues, la conception d'un outil de planification plus réactif passe nécessairement par une collecte de données efficace basée sur l'intégration et l'interopérabilité avec d'autres systèmes [Autenrieth et al., 2018 ; Dallasega et al., 2017 ; Lanza et al., 2014 ; Vallhagen et al., 2017].

Bien que de nouveaux systèmes de planification aient été conçus, de récentes recherches ont montré que les solutions manuelles (de type Excel) et les systèmes de type ERP (*Enterprise Resource Planning*) constituent toujours la base des activités de planification de la production en contextes industriels [Autenrieth et al., 2018 ; De Man et Strandhagen, 2018 ; Seitz et Nyhuis, 2015 ; Uhlemann et al., 2017]. Il semble aussi que ces systèmes ont connu peu de modifications au cours des dernières années et que les entreprises, particulièrement les PME, ont surtout cherché à mettre en place des outils de suivi en temps réel plutôt que de chercher à revoir le mode de fonctionnement de leurs outils de planification de la production [Moeuf et al., 2017].

L'utilisation des outils traditionnels de planification de la production pose de multiples problèmes. D'un point de vue technique : ils ne garantissent pas l'interopérabilité des données, l'évaluation de la solution est limitée et prend beaucoup de temps et il est possible que les données deviennent fausses sans que le planificateur soit informé [Lanza, Stricker et Moser, 2014 ; Vallhagen, Almgren et Thörnblad, 2017 ; De Man et Ola Strandhagen, 2018]. D'un point de vue pratique, ces solutions ne respectent pas toutes les contraintes des systèmes réels et la charge et la capacité ne sont pas équilibrées, ce qui entraîne inévitablement des ruptures de stock [Autenrieth et al., 2018 ; Caricato et Grieco, 2009 ; Dallasega et al., 2017 ; De Man et Strandhagen, 2018 ; Lanza et al., 2014 ; Uhlemann et al., 2017 ; Vallhagen et al., 2017].

Afin de déterminer dans quelle mesure la recherche récente portant sur les outils de planification de la production répond à ces nouvelles exigences, une revue de la littérature a été réalisée. La présente recherche vise également à identifier les caractéristiques des approches de résolution utilisées. La suite de l'article est organisée comme suit. Dans la section 2, la méthodologie de recherche et le cadre d'analyse proposé pour l'analyse de la littérature sont décrits. Dans la section 3, les résultats sont présentés selon plusieurs axes d'analyse et une discussion est proposée à partir de ces résultats. Nos conclusions et perspectives de recherche viennent clore l'article dans la section 4.

2 METHODOLOGIE DE RECHERCHE

La revue de la littérature a été réalisée en recourant à cinq bases de données scientifiques : ABI Inform, EBSCO, IEEE, Science Direct et Scopus. Les chaînes de recherche ont été construites avec deux groupes principaux de mots clés. Le premier groupe concerne l'activité de planification de production. Dans le but de viser le plus grand nombre d'articles, des synonymes de cette activité ont été utilisés, tels que : programmation de la fabrication, équilibrage de ligne, planification de ressources, planification des opérations, séquençement des opérations et planification des besoins en capacité. Le deuxième groupe de mots clés concerne la quatrième révolution industrielle. Ce concept ayant donné lieu à plusieurs initiatives stratégiques, nous a mené à employer les termes suivants dans ce groupe : « *Industry 4.0* », « *Industrie 4.0* », « *smart factory* » et « *smart manufacturing* ».

Ainsi, la chaîne de recherche suivante a été construite : TITLE-ABS-KEY ("Production Scheduling" OR "Line Balancing" OR "Manufacturing Planning" OR "Operation Planning" OR "Production Sequencing" OR "Capacity Planning") AND TITLE-ABS-KEY ("Industry 4.0" OR "Industrie 4.0" OR "Smart factory" OR "Smart Manufacturing"). L'exploitation de cette chaîne de recherche dans les moteurs de recherche mentionnés précédemment et la limitation aux publications dans des journaux ou dans des conférences a permis de retrouver 274 références.

Ensuite, un total de 16 références en doublon a été exclu. Une première sélection de synthèse parmi les 258 références retenues a permis d'exclure des publications traitant de l'un des sujets suivants : automate programmable, gestion du changement, gestion de l'énergie, automatisation, système d'information, maintenance et robotique.

À ce stade, seules 62 références ont été jugées pertinentes pour cette étude. L'analyse du texte intégral a été inspirée des quatre principales activités de planification de la production définies par Arnold et al. (2008) : la définition des quantités à produire par groupe de produits et par période, la précision des niveaux d'inventaire, la définition de ressources requises et la détermination de la disponibilité des ressources. Cette analyse a permis de sélectionner les 46 références qui constituent l'échantillon de recherche. La figure 1 synthétise la méthodologie décrite précédemment.

Le cadre d'analyse proposé repose sur les cinq axes suivants : activité de planification de la production, horizon de planification, source des données, taille de l'entreprise et approche de résolution. Chacun des axes d'analyse a pour objet de clarifier les objectifs, les ressources matérielles et la portée de l'offre existante d'applications de planification de la production dans l'Industrie 4.0.

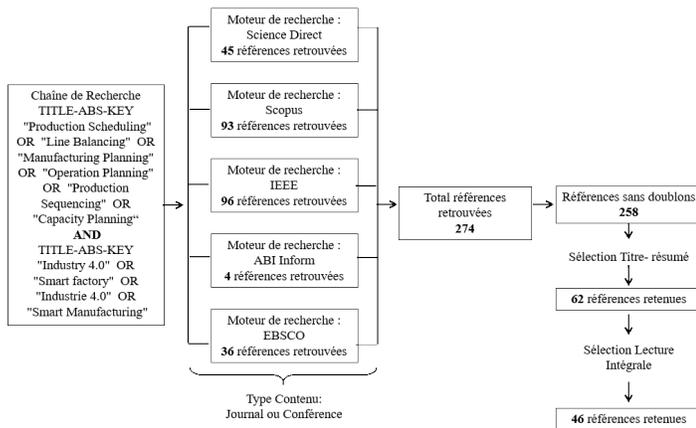


Figure 1. Méthodologie de recherche

En premier lieu, les objectifs sont étudiés selon les deux premiers axes : activité de planification de la production et horizon de planification. La première analyse est basée sur les travaux d'Arnold et al. (2008) et comprend quatre catégories : définition des quantités à produire par groupe de produits pour chaque période (ND : niveaux de demande), précision des niveaux de stocks souhaités (NS : pour niveaux de stocks), la définition des ressources nécessaires (RN : ressources nécessaires) et la détermination de la disponibilité des ressources nécessaires (DR : disponibilité des ressources). Les articles peuvent contribuer à plusieurs activités de planification.

Pour sa part, l'horizon de planification a été défini en trois niveaux : opérationnel, tactique et stratégique. Les niveaux de gestion sont déclinés selon les termes « stratégique », « tactique » et « opérationnel ». Le niveau stratégique a pour objectif de satisfaire le marché dans son ensemble dans le cadre de la stratégie générale de l'entreprise. Le niveau de planification tactique définit les conditions de satisfaction de la demande des clients. Le niveau de pilotage opérationnel assure le suivi et le contrôle du flux physique afin d'assurer la mise à disposition des produits à chaque maillon selon les conditions définies au niveau tactique. Chaque niveau est lié aux périodes de planification suivantes : court terme (O : opérationnel, à partir de 1 semaine), moyen terme (T : tactique, à partir de 1 an) et long terme (S : stratégique, de 2 à 5 ans). Certaines références présentent des outils permettant de passer d'un horizon de planification à un autre.

Les sources de données sont au centre de la troisième analyse, ressources matérielles. Les catégories ont été déterminées à partir des sources les plus citées dans les références sélectionnées. Les sources de données ont été regroupées dans les catégories suivantes :

- MES (*Manufacturing Execution System* ou système d'exécution de la fabrication) / ERP (*Enterprise Resource Planning* ou progiciel de gestion intégrée) : le MES peut être défini comme un système d'exécution, de gestion et de suivi des productions en cours dans l'atelier. Son rôle est de superviser machines et opérateurs avec une traçabilité complète des informations de fabrication. Un ERP est un système d'information qui permet de gérer et suivre au quotidien, l'ensemble des informations et des services opérationnels d'une entreprise.
- Systèmes patrimoniaux (LS. : *Legacy System*) : ces systèmes continuent d'être utilisés dans une organisation, alors qu'il est

supplanté par des systèmes plus modernes (ex. anciennes bases de données de production ou commerciales). L'obsolescence de ces systèmes et leur criticité les rendent difficilement remplaçables sans engendrer des projets coûteux et risqués.

- CPS (Cyber Physical System ou Système cyber physique), les systèmes cyber physiques seront ici considérés comme un ensemble de composants mécaniques et électroniques. Ces systèmes intègrent des capteurs et des micro-ordinateurs et constituent donc, des réseaux de communication. L'objectif de ces réseaux est de recueillir des données de l'environnement de production (processus, ordres de fabrication et ressources) et d'Internet pour communiquer avec d'autres systèmes d'information et réaliser des tâches variées.
- Autres : se référant aux applications générant des données à partir de modèles expérimentaux.

Le quatrième axe d'analyse porte sur les utilisateurs cibles. Trois catégories ont été définies pour cette analyse : grandes entreprises (GE), petites et moyennes entreprises (PME) et non spécifiées (NS). Cette dernière catégorie est utilisée dans le cas d'outils qui ont été appliqués uniquement dans un contexte expérimental et pour lesquelles les auteurs ne décrivent pas le contexte où ils pourraient être appliqués.

Enfin, l'approche de résolution constitue le dernier axe d'analyse. Les catégories pour cet axe ont été établies à partir des méthodes de calcul employées par les auteurs des références gardées. Les méthodes ont été regroupées dans les approches suivantes : Intelligence artificielle, optimisation et la simulation.

L'intelligence artificielle (IA) est une branche de l'informatique qui cherche à programmer des machines pour résoudre des problèmes, apprendre, planifier, manipuler et déplacer des objets. Notre étude se concentre sur l'apprentissage automatique (*machine Learning*) comme domaine de recherche de l'IA. L'apprentissage automatique vise à générer des données de sortie à partir de l'identification de tendances par classification des données d'entrée et des régressions numériques.

Parmi les approches de résolution par optimisation, trois groupes principaux ont été identifiés : les méthodes exactes, les métaheuristiques et les heuristiques. Le premier groupe rassemble les techniques suivantes : programmation par contraintes, programmation linéaire et l'algorithme de séparation et évaluation (*branch and bound*). Les métaheuristiques constituent une approche de solution stochastique qui vise à trouver une approximation de la solution optimale au travers de processus itératifs. Fortement inspirés de systèmes naturels, ces algorithmes prennent comme base des phénomènes physiques (algorithme de recuit simulé), génétique (algorithme génétique) et comportement des animaux (algorithme de colonie de fourmis). Cette inspiration dans des phénomènes naturels est la principale différence avec les heuristiques, qui cherchent à trouver des solutions réalisables, mais pas forcément optimales ou exactes.

Finalement, la simulation est une technique permettant d'évaluer la performance d'un système à partir de l'élaboration de différents scénarios sur la base d'un modèle virtuel de ce système. Trois types principaux de simulation ont été identifiés dans l'échantillon de recherche : la simulation à événements discrets, les systèmes multiagents et le jumeau numérique.

3 RESULTATS ET ANALYSE

3.1 Résultats selon les cinq axes d'analyse

Le Tableau 1 présente les résultats pour l'analyse des références sur la base des activités de planification de la production. Parmi les 46 références considérées pour cette revue de littérature, 16 références correspondent à la définition des quantités à produire par période (ND). Biondi, Sand et Harjunkoski (2017) ont proposé un modèle d'intégration d'ordonnancement et de maintenance avec une approche de solution multiéchelle pour des applications dans des horizons de planification à court et à moyen terme. Kim (2018), pour sa part, a proposé une heuristique pour la planification dans un environnement de production de machines parallèles. Klein et al. (2018) ont proposé une planification à court terme pour les systèmes de fabrication intelligents basés sur une approche de simulation multiagents. Shim, Park et Choi (2018) ont utilisé une heuristique pour la planification, tout en minimisant le délai de fabrication.

Cherchant à soutenir le processus de prise de décision associée au niveau de demande (ND), plusieurs auteurs ont proposé différents modèles. Caricato et Grieco (2017) proposent une planification avancée qui prend en charge la prise de décision rapide avec une approche de solution sous la forme de programme linéaire. Denno, Dickerson et Anne (2018) ont proposé, pour leur part, un modèle qui recueille des informations sur le fonctionnement du système de production. La solution proposée diffère du modèle précédent, car elle est basée sur une simulation à événements discrets. Grieco et al. (2017) ont proposé de collecter des données de l'atelier (temps de transit, contraintes liées à la disponibilité des matières et aux contraintes technologiques) afin de minimiser les retards dans la livraison et la capacité de saturation des ressources. Les données sont extraites de l'ERP et une approche de programmation linéaire en nombres entiers mixte (MILP - *Mixed Integer Linear Programming*) est utilisée comme approche de solution.

Un groupe de six références présente la définition des niveaux de stock (NS) en tant qu'activité de planification de la production. Dallasega et al. (2017) considèrent que les schémas directeurs centraux (*central master schedules*) posent des problèmes d'augmentation des stocks et d'activités sans valeur ajoutée, car les données ne sont pas mises à jour et les documents en ligne sont livrés à l'avance ou trop tard. À cette fin, ils ont proposé d'utiliser des données en temps quasi réel et de les exploiter par le biais d'une simulation à événements discrets afin de contrôler les niveaux d'inventaire sur une planification hebdomadaire. Georgiadis et Michaloudis (2012) ont exploité la méthodologie de la dynamique des systèmes (*Dynamic System*) pour fournir un cadre décisionnel fondé sur les flux physiques et les flux d'informations. Leur modèle cherche à déterminer les valeurs quasi optimales des commandes en retard, des stocks en cours de traitement et des travaux en retard. Manavizadeh et al. (2013) ont proposé une métaheuristique basée sur l'algorithme du recuit simulé pour équilibrer l'inventaire dans les postes de travail. Rauch, Dallasega et Matt (2018) ont utilisé une approche de solution de programmation linéaire en nombres entiers pour optimiser la distribution des actions dans la chaîne de valeur d'un environnement d'ingénierie à la commande. Deux autres références proposent des solutions pour cette activité de planification de la production ainsi que pour la définition des quantités à produire par périodes, soit Biondi, Sand et Harjunkoski (2017) et Kumar et al. (2018).

Tableau 1. Résultats par référence pour les activités de planification de la production

ID	Références	Activités de planification de la production			
		ND	NS	RN	DR
1	Asadzadeh, 2015				x
2	Biondi, Sand et Harjunkoski, 2017	x	x		x
3	Buyurgan et Saygin, 2008				x
4	Caricato et Grieco, 2009			x	x
5	Caricato et Grieco, 2017	x			x
6	Chien, Dou et Fu, 2018			x	
7	Dallasega et al., 2017		x		
8	Denno, Dickerson et Anne, 2018	x			x
9	Dong et Jang, 2012				x
10	Erol et Sihni, 2017				x
11	Fahmy, Balakrishnan et Elmekawy, 2009				x
12	Georgiadis et Michaloudis, 2012		x		
13	Grieco et al., 2017	x			x
14	Grundstein, Freitag et Scholz-Reiter, 2017			x	
15	Iannino et al., 2018				x
16	Jiang et al., 2017				x
17	Kim, 2018	x			x
18	Klein et al., 2018	x			x
19	Kubo et al., 2016			x	x
20	Kumar et al., 2018	x	x		x
21	Lanza, Stricker et Moser, 2014				x
22	Leusin et al., 2018				x
23	Manavizadeh et al., 2013		x	x	
24	Michalos, Makris et Mourtzis, 2011			x	x
25	Monostori et al., 2007				x
26	Mourtzis et Vlachou, 2018				x
27	Moussavi, Mahdjoub et Grunder, 2017			x	x
28	Nonaka et al., 2015	x			x
29	Ortiz et al., 2018	x			x
30	Özlen et Azizoglu, 2009				x
31	Qu et al., 2016	x			x
32	Rajabinasab et Mansour, 2011				x
33	Rauch, Dallasega et Matt, 2018		x		
34	Shao et al., 2009				x
35	Shim, Park et Choi, 2018	x			x
36	Shpilevoy et al., 2013	x			x
37	Sousa et al., 2018				x
38	Vachálek, Bartalský et Rovný, 2017			x	
39	Valente et Carpanzano, 2011				x
40	Vallhagen, Almgren et Thörnblad, 2017				x
41	Wang et al., 2012			x	x
42	Wang, Li et Wonham, 2016	x			x
43	Waschneck et al., 2018	x			x
44	Xu et Chen, 2017	x			x
45	Zacharia et Nearchou, 2016			x	x
46	Zhu, Qiao et Cao, 2017	x			x
Total		16	6	10	39
Pourcentage		23 %	8 %	14 %	55 %

Sur les 46 références qui intègrent l'échantillon de recherche, 10 références proposent des alternatives pour l'activité de définition des ressources nécessaires (RN). Dans leur recherche, Caricato et Grieco (2009) ont présenté un système d'aide à la décision basé sur une approche mathématique permettant de définir le plan de

production à moyen terme, dans une entreprise de fabrication qui distribue ses produits à travers le monde. Le système vise à minimiser la charge de travail et à définir les ressources nécessaires pour chaque usine de production. Chien, Dou et Fu (2018) ont proposé une approche de programmation linéaire pour définir les ressources nécessaires dans un horizon de planification à long terme. À cette fin, ils ont utilisé les prévisions de la demande des clients, de l'industrie et des cycles économiques à long terme. Pour la même activité de planification de la production, Grundstein, Freitag et Scholz-Reiter (2017) et Kubo et al. (2016) ont utilisé respectivement une approche de solution mathématique et une approche heuristique qui rassemblent des données via un système cyberphysique et proposent des modifications en fonction des variations de la demande. Michalos, Makris et Mourtzis (2011) ont également utilisé un algorithme heuristique dans une chaîne de montage automobile. Les auteurs ont proposé une architecture en libre-service qui extrait des informations des bases de données de la production et génère automatiquement le programme de production. Des métaheuristiques ont également été utilisées dans cette activité de planification de la production. Dans ce contexte, Moussavi, Mahdjoub et Grunder (2018), basés sur un algorithme génétique, ont présenté une solution dans une chaîne de montage afin de minimiser le temps total de production. Vachálek, Bartalský et Rovný (2017) ont, pour leur part, utilisé un système de jumeaux numériques pour préciser le nombre de postes de travail requis pour effectuer un certain nombre d'opérations, tout en minimisant les coûts de fabrication. Wang et al. (2012) ont utilisé un algorithme de colonie de fourmis pour identifier le type de machine devant être sélectionné pour effectuer un travail spécifique. Un algorithme évolutif à objectifs multiples a été proposé dans Zacharia et Nearchou (2016) pour attribuer des travailleurs à des tâches spécifiques en fonction de leurs compétences. Finalement, une dernière référence a également pris en compte la précision des niveaux d'inventaire souhaités pour identifier le nombre requis de postes de travail dans un constructeur automobile (Manavizadeh et al., 2013).

La détermination de la disponibilité des ressources (DR) est l'activité de planification de la production qui a été étudiée dans un plus grand nombre de références. 39 références sur 46 traitent cette activité. Entre autres, Buyurgan et Saygin (2008) proposent un algorithme heuristique qui rassemble des données sur l'état actuel des machines et sur les performances des activités futures du système. Sousa et al. (2018) ont proposé une heuristique à goulet d'étranglement variable visant à minimiser le retard et le temps total de production.

Afin d'identifier la disponibilité des ressources après des perturbations affectant le système de fabrication, une autre heuristique est présentée par Fahmy, Balakrishnan et Elmekawy (2009). Pour leur part, Lanza, Stricker et Moser (2014) ont proposé une heuristique inversée de type séparation et évaluation (*branch and bound*) dans un horizon de planification tactique. Mourtzis et Vlachou (2018) ont proposé une heuristique appliquée dans une industrie de fabrication de moules. Une heuristique dynamique a été proposée par Valente et Carpanzano (2011). Dans le même but, les travaux de Vallhagen, Almgren et Thörnblad (2017) et Iannino et al. (2018) présentent une approche de programmation linéaire en nombres entiers, à la différence que la deuxième référence utilise en plus une simulation multiagents. Cette dernière approche a également été utilisée par Jiang et al. (2017) et Leusin et al. (2018). Dans un environnement de

production de personnalisation de masse, Monostori et al. (2007) ont utilisé la même approche de résolution pour réduire les retards de livraison des clients. Özlen et Azizoğlu (2009) ont utilisé un algorithme de séparation et évaluation pour minimiser le coût de réaffectation de la reprogrammation après une interruption. Asadzadeh (2015) a présenté un algorithme génétique avec un système multiagents proposant des plans de production prenant en compte le temps de traitement des ressources. Rauch, Dallasega et Matt (2018) ont utilisé la combinaison d'un système multiagents et une métaheuristique de type colonie de fourmis pour des horizons de planification à court et à moyen terme. Shao et al. (2009) ont utilisé un algorithme génétique pour minimiser le temps de production.

Les techniques d'apprentissage automatique ont été utilisées par Erol et Sihni (2017) pour la conception d'une architecture permettant de passer des horizons de planification opérationnels à des horizons de planification stratégique. La plate-forme a été conçue sous forme de logiciel en tant que service s'adressant aux PME.

D'après Shpilevoy et al. (2013) et Ortíz et al. (2018), les approches classiques de la planification de la production présentent les limites suivantes : elles ne supportent pas l'interdépendance entre les opérations, elles n'équilibrent pas les différentes parties et ne permettent pas une mise à jour de la planification en temps réel. En conséquence, plusieurs auteurs ont proposé des solutions pour deux activités de planification de la production. Ainsi, des auteurs ont combiné la définition des quantités à produire (ND) et la détermination de la disponibilité des ressources (DR) : Shpilevoy et al. (2013), Nonaka et al. (2015), Wang, Li et Wonham (2016), Qu et al. (2016), Caricato et Grieco (2017), Xu et Chen (2017), Zhu, Qiao et Cao (2017), Grieco et al. (2017), Shim, Park et Choi (2018), Waschneck et al. (2018), Denno, Dickerson et Anne (2018), Kim (2018), Klein et al. (2018) et Ortíz et al. (2018).

Un autre groupe d'auteurs s'est penché sur la combinaison de la définition des ressources nécessaires (RN) et déterminé la disponibilité des ressources nécessaires (DR) : Caricato et Grieco (2009), Michalos, Makris et Mourtzis (2011), Wang et al. (2012), Kubo et al. (2016), Zacharia et Nearchou (2016) et Moussavi, Mahdjoub et Grunder (2017). Enfin, Biondi, Sand et Harjunkski (2017) et Kumar et al. (2018) ont proposé des modèles pour trois activités de planification de la production : la détermination des quantités à produire (ND), la précision des niveaux de stock souhaités (NS) et la disponibilité des ressources (DR).

Afin de gérer les fluctuations de l'environnement de production, tel que les délais fournisseurs, les problèmes de qualité des processus, les retards des opérateurs et les pannes, différentes solutions ont été proposées. Nonaka et al. (2015) ont présenté un modèle permettant de prévoir les fluctuations de fabrication dans un horizon de planification à court terme basé sur une simulation à événements discrets. Qu et al., (2016) ont présenté une approche d'apprentissage multiagents pour fournir une planification optimale dans un environnement de changement dynamique en temps réel. Wang, Li et Wonham (2016) ont proposé un algorithme proposant une planification en temps réel et une reconfiguration du système proposé lorsque le plan n'est pas réalisable. Xu et Chen (2017) ont proposé un modèle qui collecte les données du processus de fabrication avec des modules IoT et ajuste, en fonction des informations récupérées, les calendriers de production dans l'ERP et le MES. Waschneck et al. (2018) et Zhu, Qiao et Cao (2017) ont utilisé des techniques d'apprentissage automatique basées sur des algorithmes d'agents et

d'apprentissage par renforcement pour la planification de la production en temps réel.

Les résultats de l'analyse de références pour les quatre axes d'analyse restants : horizon de planification, taille de l'entreprise, sources de données et approche de résolution sont présentés dans le Tableau 2. Pour simplifier la représentation du tableau, les numéros d'identification des références utilisés dans le tableau 1 ont été utilisés.

3.2 Analyse

Les résultats montrent qu'à l'ère de la quatrième révolution industrielle, la définition de la disponibilité des ressources requises (DR) est l'activité privilégiée de la planification de la production (39 références sur 46) et que la planification à court terme (opérationnelle) constitue l'horizon de planification le plus privilégié (44 références sur 46). Les systèmes patrimoniaux sont la source privilégiée de collecte de données (14 références sur 46). En termes de taille d'entreprise, les applications visent de façon presque similaire les grandes entreprises et les PME. Néanmoins, un nombre important de références (34 sur 46) n'a pas été appliqué à un contexte industriel réel. Ces applications restent théoriques, sans application réelle.

L'approche de résolution privilégiée par les auteurs étudiés est l'optimisation. Les méthodes de cette approche (méthodes exactes, métaheuristiques et heuristiques) présentent un nombre

de cas d'application semblables (environ 11 cas par méthode). Environ 41 % des références sélectionnées emploient la simulation comme approche de résolution (19 références sur 46). Parmi les méthodes de cette catégorie, la simulation par systèmes multiagents détient le plus grand nombre d'applications.

Certains auteurs emploient des approches de résolution multiples. Tel est le cas des références dans lesquelles les méthodes métaheuristiques et heuristiques sont exploitées avec la simulation multiagent, la simulation à événements discrets ou le jumeau numérique. L'intelligence artificielle se sert également de la simulation à systèmes multiagents et du jumeau numérique pour optimiser les résultats et améliorer sa performance. On retrouve aussi des applications pour lesquelles la simulation à événements discrets est exploitée avec la simulation multiagent.

En combinant plusieurs analyses, nous relevons les résultats suivants :

Objectifs

Deux volets ont été proposés pour cet axe : activités de planification de la production et horizon de planification. À ce propos les résultats ont montré que la planification à moyen et court terme a comme activité principale la définition de la disponibilité des ressources requises (DR). Pour la planification à long terme, une seule publication a été trouvée. Cette référence vise également à définir la disponibilité des ressources.

Tableau 2. Résultats par références pour 4 axes d'analyse

		Références		Sous-total	%	
Objectif	Horizon de planification	Opérationnel	1-2-3-5-7-8-9-10-11-12-13-14-15-16-17-18-19-20-21-22-23-24-25-26-27-28-29-31-30-32-33-34-35-36-37-38-39-40-41-42-43-44-45-46	44	81 %	
		Tactique	2-4-5-9-10-13-20-31	8	15 %	
		Stratégique	10-6	2	4 %	
Portée	Taille des entreprises visées	Grandes entreprises	4-13-20 -24-25-36-40	7	15 %	
		Petites et moyennes entreprises	10-12-14-23-26	5	11 %	
		Non spécifié	1-2-3-5-6-7-8-9-11-15-16-17-18-19-21-22-27-28-29-30-31-32-33-34-35-37-38-39-41-42-43-44-45-46	34	74 %	
Ressources matérielles	Sources de données	MES/ERP	4-13-21 -22-25-28-36-40-44	9	17 %	
		Systèmes patrimoniaux	4-5-6-7-10-13-15-24-27-34-36-43-44	14	27 %	
		CPS	12-14-16-18-19 -21-26-38-39-41-46	12	23 %	
		Autres	1-3-9-11-20-23-30-31-32-33-35-37-42-44-45	15	29 %	
		Non spécifié	2-17-29	2	4 %	
Approche de résolution	Intelligence artificielle	Apprentissage machine	10-43-46	3	5 %	
		Optimisation	Méthodes exactes	2-4-5-6-12-13-14-15-30-33-35-40-44	13	23 %
			Métaheuristique	1-8-20 -23-27-32-34-38-41-45	10	18 %
	Heuristique		1-3-9-11-17-21-24-26-29-35-37-39	12	21 %	
	Simulation	Simulation à événements discrets	7-8-16 -18-19-25-28-42-46	8	14 %	
		Système multi agent	1-15-22 -25-31-32	9	16 %	
		Jumeau numérique	38	2	4 %	

Objectifs- ressources matériels

A propos des activités de production, les résultats ont révélé d'une part que les systèmes patrimoniaux sont les sources de données les plus utilisées pour déterminer les quantités à produire (ND) et définir la disponibilité des ressources (DR), d'autre part, en ce qui concerne la définition des ressources requises (RN) et le calcul du niveau de stock (NS), les CPS et les systèmes patrimoniaux sont utilisés de manière équivalente.

Concernant les horizons de planification, les applications traitant de la planification à court terme extraient par parties égales des données des CPS et des systèmes patrimoniaux. Les applications de planification à moyen et à long terme recueillent des données via les bases de données de production et commerciales.

Objectifs- Approche de Résolution

Concernant les activités de planification, les approches de résolutions les plus courantes pour la définition des quantités à produire par période (ND) sont l'optimisation et la simulation (séparément et non les deux en même temps). Les auteurs utilisent principalement des approches d'optimisation lorsqu'il s'agit de définir les niveaux de stock (NS) souhaités ou les ressources requises (RN). Les méthodes exactes sont privilégiées dans l'activité de précision du niveau d'inventaire (NS). Quand l'objectif est de déterminer les ressources requises, les métaheuristiques sont largement exploités. Lorsque les auteurs ont l'intention de déterminer la disponibilité des ressources nécessaires (DR), l'heuristique est l'approche de solution la plus couramment utilisée. Les méthodes d'intelligence artificielle n'ont été utilisées que pour définir les quantités à produire par groupe de produits.

Concernant les niveaux de planification, l'optimisation semble être la solution la plus utilisée au niveau de la planification opérationnelle. Toutes les méthodes de cette catégorie (méthodes exactes, heuristiques et métaheuristiques) présentent un nombre similaire de cas d'application dans la planification à court terme. Cet horizon comporte tous les cas d'application d'intelligence artificielle.

Pour les applications de planification tactique, les méthodes exactes représentent la plus grande fréquence d'utilisation. La planification stratégique ne semble pas faire l'objet d'approche de résolution.

Taille des entreprises

Concernant les activités de planification de la production, premier élément des objectifs, les grandes entreprises sont principalement concernées par l'évaluation de la disponibilité des ressources requises (DR). Les modèles reliés aux PME toutes les activités de planification de la production, à l'exception de la définition des quantités à produire pour chaque période (ND).

Concernant l'horizon de planification pour les grandes entreprises comme pour les PME, la planification à court terme (opérationnel) est privilégiée. Ces recherches se focalisent principalement sur la disponibilité des ressources (DR).

3.3 Faiblesses des recherches antérieures

À la lumière de ces résultats et de l'analyse présentée, il est possible d'identifier les points faibles des propositions de la planification de la production dans la quatrième révolution industrielle.

En ce qui concerne les objectifs des activités de planification de la production, la revue de littérature a révélé que très peu d'articles

ont traité de la précision des niveaux d'inventaire souhaités et de la détermination des ressources requises. Ces activités présentent une fréquence absolue de 8 % et 14 % respectivement.

En mettant l'accent sur les objectifs, les résultats montrent qu'indépendamment de l'activité de planification de la production, il existe très peu d'applications tenant compte des horizons de planification à moyen et à long terme (19 % des 46 articles).

De plus, la taille de l'entreprise n'a pas été évoquée dans la majorité des recherches. Seuls 26 % des 46 articles examinés précisaient si le modèle proposé avait été mis en œuvre dans une PME ou dans un contexte de grande entreprise.

Considérant les ressources, malgré l'importance et l'impact du CPS dans la quatrième révolution industrielle, peu d'articles (23 % des 46) ont proposé de collecter des données à travers elles pour des applications de planification de la production, même si les MES et les ERP présentent la fréquence d'utilisation la plus basse (17 %).

Malgré la diversité des approches de résolution utilisées dans les documents analysés, il convient de souligner que celles qui ont été identifiées comme les piliers de la quatrième révolution industrielle selon [Rübmann *et al.*, 2015] à savoir Simulation et Intelligence artificielle, ont le plus petit nombre de solutions appliquées (3 et 19 articles sur 46).

Les faiblesses de la recherche en termes de portée et d'objectifs révèlent que, tant pour les PME que pour les grandes entreprises, peu de propositions ont été faites pour la planification tactique et stratégique dans la quatrième révolution industrielle. Dans un contexte de grande entreprise, la précision des niveaux d'inventaire souhaités (NS) est l'activité de planification de la production la moins étudiée, tandis que la définition des quantités à produire par groupe de produits (ND) est l'activité dont la fréquence est la plus faible dans un contexte de PME.

Compte tenu des ressources et des objectifs, les sources de données les moins utilisées dans la planification opérationnelle sont le MES et l'ERP. Les applications de planification tactique ont rarement été prises en charge par les CPS, alors que les MES/ERP et les CPS ont rarement été utilisés pour la planification stratégique. S'agissant de la définition des quantités à produire par groupe de produits (ND), les CPS constituent la source de données la moins commune. Malgré la capacité à stocker des données les MES et ERP constituent la source de données les moins utilisées, tant pour la précision des niveaux d'inventaire souhaités (NS) que pour la définition des ressources requises (RN). Se référant à la détermination de la disponibilité des ressources nécessaires (DR), les auteurs proposent rarement de collecter des données via les CPS.

Compte tenu des objectifs et de l'approche de la solution, aucune preuve d'utilisation de méthodes d'intelligence artificielle n'a été trouvée pour préciser les niveaux d'inventaire (NS), définir les ressources requises (RN) et déterminer la disponibilité des ressources (DR). De la même manière, aucun des articles examinés adressés aux horizons de planification tactique ou stratégique n'utilisait une approche de solution d'intelligence artificielle.

Lors de l'analyse par portée et par approche de solution, plusieurs faiblesses dans la recherche sont révélées. Un seul des trois articles utilisant l'apprentissage automatique a été appliqué dans un contexte industriel réel de PME. Aucun des articles destinés aux PME ne propose la simulation comme approche de résolution. Les études de cas sur la planification de la production dans les

grandes entreprises proposent des approches d'optimisation et de Simulation. Dans la majorité des articles examinés, les solutions proposées ne sont testées dans un environnement industriel réel.

4 CONCLUSION

Cet article avait comme objectif d'examiner les travaux récents portant sur les applications de planification de la production à l'ère de l'Industrie 4.0. Ainsi, une revue de la littérature a été réalisée avec une sélection d'articles publiés au cours de la dernière décennie. Les références ont été analysées selon cinq perspectives distinctes.

Nous avons montré qu'en raison d'un niveau d'incertitude accru de l'environnement externe lié à la planification de la production, les travaux de recherche proposent des applications visant principalement à définir la disponibilité des ressources requises pour des horizons de planification à court terme.

Cette recherche a également révélé que, lorsqu'ils poursuivent la robustesse des plans de production envers les perturbations, les chercheurs proposent de collecter des données en temps réel, principalement par le biais des CPS. Aussi, cette étude a révélé que la taille de l'entreprise ne semble pas avoir d'incidence sur les propositions des chercheurs. L'étude a révélé un manque d'application des propositions académiques de planification de la production dans l'industrie. La communication par la mise en œuvre de ces propositions dans des cas industriels réels est recommandée pour assurer la diffusion des connaissances.

En ce qui concerne les activités de planification de la production, la définition des quantités à produire par un groupe de produits pour chaque période et les niveaux de stock souhaités sont d'autres sujets qui sont peu explorés encore aujourd'hui et qui nécessitent des études ultérieures. L'apport potentiel des données massives d'exécution pour ces activités de planification apparaît ainsi comme un sujet d'étude prometteur.

Compte tenu des sources de données utilisées, les systèmes patrimoniaux restent une source de données importante pour les activités de planification de la production. Il est ainsi pertinent d'étudier comment ces entreprises y intégreront les divers outils d'acquisition de données de l'Industrie 4.0 et comment elles géreront cette transition technologique. En outre, il sera intéressant de voir si ces entreprises chercheront d'abord à implanter des outils d'extraction de données ou plutôt à changer leurs systèmes d'information patrimoniaux.

Plus largement, il est aussi nécessaire d'analyser quel sera l'impact de l'introduction des nouveaux outils de planification associés à l'Industrie 4.0 sur l'ensemble d'une chaîne logistique. Les références étudiées se concentrent en effet sur les seuls effets internes et les avantages des applications de planification de la production. Les propositions de recherche ne tiennent pas compte encore des conséquences que les décisions de l'activité de planification de la production pourraient avoir sur les fournisseurs et les sous-traitants.

Relativement aux approches de résolution, les méthodes d'optimisation semblent être les plus répandues pour les activités de planification de la production définies dans cette étude. Autrement, le nombre d'applications qui utilisent des techniques d'intelligence artificielle est très limité. L'intelligence artificielle étant un de neuf piliers technologiques de l'Industrie 4.0, le résultat semble surprenant. Cependant, ce résultat peut être éventuellement affecté par l'utilisation du groupe de mots employés pour faire référence à la « planification de la

production » dans la chaîne de recherche qui sont très vastes et font référence à un ensemble d'opérations. En conséquence, il serait intéressant d'employer des mots faisant référence à des opérations précises, telles que « prévisions », pour viser des publications qui utilisent d'autres méthodes d'intelligence artificielle.

Sur le plan méthodologique, cette recherche a quelques limites. Premièrement, utiliser les mots « *Industry 4.0*, *Smart factory*, *Industrie 4.0*, *Smart Manufacturing* » dans la chaîne de recherche sans préciser quelques groupes technologiques de la quatrième révolution industrielle, tels que : analyse de données massives, infonuagiques, internet des objets, simulation et système cyber physique, laisse de côté les références portant sur les applications de planification de la production innovantes qui ne présentent pas ces formulations exactes et qui ont été publiées au cours de la dernière décennie. Une extension de la liste des références analysées via la construction d'autres chaînes de recherche est également une perspective de recherche. Une autre limite est liée à l'analyse de ressources matérielles, qui est concentrée dans la présente étude sur les sources de collecte de données. Des recherches supplémentaires visent à élargir cette perspective en identifiant les logiciels et outils informatiques employés pour la mise en place d'approches de résolution utilisées dans les activités de planification de la production.

5 REFERENCES

- Arnold, J.T., Chapman, S.N. & Clive, L. M. (2008). Introduction to materials Management. 6th edn, Pearson Prentice Hall. 6th edn. Edited by V. R. Anthony & E. Krassow. New Jersey. doi: 10.1017/mdh.2014.75.
- Asadzadeh, L. (2015). A local search genetic algorithm for the job shop-scheduling problem with intelligent agents. *Computers and Industrial Engineering*. Elsevier Ltd, 85, pp. 376–383. doi : 10.1016/j.cie.2015.04.006.
- Biondi, M., Sand, G. & Harjunkoski, I. (2017). Optimization of multipurpose process plant operations: A multi-time-scale maintenance and production scheduling approach. *Computers and Chemical Engineering*. Elsevier Ltd, 99, pp. 325–339. doi : 10.1016/j.compchemeng.2017.01.007
- Buyurgan, N. & Saygin, C. (2008). Application of the analytical hierarchy process for real-time scheduling and part routing in advanced manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 27 (3), pp. 101–110. doi : 10.1016/j.jmsy.2008.08.002.
- Caricato, P. & Grieco, A. (2009). A DSS for production planning focused on customer service and technological aspects. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. Elsevier, 25 (6), pp. 871–878. doi : 10.1016/j.rcim.2009.06.003.
- Caricato, P. & Grieco, A. (2017). An Application of Industry 4.0 to the Production of Packaging Films. *27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, FAIM 2017*, Modena, Italie, 27-30th juin, pp. 949–956. doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.199.
- Chien, C., Dou, R. & Fu, W. (2018). Strategic capacity planning for smart production: Decision modeling under demand uncertainty. *Applied Soft Computing*. Elsevier B.V., 68, pp. 900–909. doi : 10.1016/j.asoc.2017.06.001
- Dallasega, P. et al. (2017). Simulation Based Validation of Supply Chain Effects through ICT enabled Real-time-capability in ETO Production Planning. *27th International Conference on*

- Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, FAIM 2017*, Modena, Italie, 27-30 juin, pp. 846–853. doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.187.
- Denno, P., Dickerson, C. & Anne, J. (2018). Dynamic production system identification for smart manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*. Elsevier, 48 (C), pp. 1–11. doi : 10.1016/j.jmsy.2018.04.006
- Dong, Y. H. & Jang, J. (2012). Production rescheduling for machine breakdown at a job shop. *International Journal of Production Research*, 50(10), pp. 2681–2691. doi: 10.1080/00207543.2011.579637.
- Danjou, C., Rivest, L. & Pellerin, R. (2017). Douze positionnements stratégiques pour l'Industrie 4.0 : entre processus, produit et service, de la surveillance à l'autonomie. *CIGI 2017*, 3-5 mai, Compiègne, France.
- Erol, S. & Sihni, W. (2017). Intelligent Production Planning and Control in the Cloud - Towards a Scalable Software Architecture. *10th CIRP Conference on Intelligent Computation in manufacturing Engineering- CIRP ICME'16 2016*, 20-22 juillet, Ischia, Italie, pp. 571–576. doi : 10.1016/j.procir.2017.01.003.
- Fahmy, S. A., Balakrishnan, S. & Elmekawy, T. Y. (2009). A generic deadlock-free reactive scheduling approach. *International Journal of Production Research*, 47(20), pp. 5657–5676. doi: 10.1080/00207540802112652.
- Georgiadis, P. & Michaloudis, C. (2012). Real-time production planning and control system for job-shop manufacturing: A system dynamics analysis. *European Journal of Operational Research*. Elsevier B.V., 216 (1), pp. 94–104. doi : 10.1016/j.ejor.2011.07.022.
- Grieco, A. et al. (2017). An Industry 4.0 Case Study in Fashion Manufacturing. *27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, FAIM 2017*, Modena, Italie, 27-30 juin, pp. 871–877. doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.190.
- Grundstein, S., Freitag, M. & Scholz-Reiter, B. (2017). A new method for autonomous control of complex job shops – Integrating order release, sequencing and capacity control to meet due dates. *Journal of Manufacturing Systems*, 42, pp. 11–28. doi : 10.1016/j.jmsy.2016.10.006.
- Heinecke, G. et al. (2013). Event-driven order rescheduling model for just-in-sequence deliveries to a mixed-model assembly line. *IFIP Advances in Information and Communication Technology 2013*, Sophia Antipolis, France 8-13 septembre pp. 326–333. doi: 10.1007/978-3-642-40352-1_41.
- Iannino, V. et al. (2018). A Multi-Agent Approach for the Self-Optimization of Steel Production. *International Journal of Simulation, Systems, Science & Technologie*, 19(5), pp. 1–7. doi: 10.5013/IJSSST.a.19.05.20
- Jiang, Z. et al. (2017). Distributed Dynamic Scheduling for Cyber-Physical Production Systems Based on a Multi-Agent System. *IEEE Access*, 6(c), pp. 1855–1869. doi : 10.1109/ACCESS.2017.2780321.
- Kim, H. (2018). Bounds for parallel machine scheduling with predefined parts of jobs and setup time. *Annals of Operations Research*. Springer US, 261(1), pp. 401–412. doi : 10.1007/s10479-017-2615-z
- Klein, M. et al. (2018). A negotiation based approach based production International for scheduling. *FAIM 28th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing 2018*. Columbus, OH, USA 10-14 June. Elsevier B.V., pp. 334–341. doi : 10.1016/j.promfg.2018.10.054
- Kubo, R. H. et al. (2016). Modeling of allocation control system of multifunctional resources for manufacturing systems. *12th IEEE International Conference on Industry Applications, INDUSCON 2016*, Curitiba, Brésil 20-23 novembre. doi: 10.1109/INDUSCON.2016.7874596.
- Kumar, S. et al. (2018). Investigating the value of integrated operations planning : A case-based approach from automotive industry. *International Journal of Production Research*. Taylor & Francis, 56(13), pp. 1–22. doi : 10.1080/00207543.2018.1424367
- Lanza, G., Stricker, N. & Moser, R. (2014). Concept of an intelligent production control for global manufacturing in dynamic environments based on rescheduling. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management 2014*, Malaise 9-12 décembre pp. 315–319. doi: 10.1109/IEEM.2013.6962425.
- Leusin, M. E. et al. (2018). Potential of a Multi-Agent System Approach for Production Control in Smart Factories. *16th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing 2018*, Bergame, Italie 11-13 juin. Elsevier B.V., pp. 1459–1464. doi : 10.1016/j.ifacol.2018.08.309.
- Manavizadeh, N. et al. (2013). A Simulated Annealing algorithm for a mixed model assembly U-line balancing type-I problem considering human efficiency and Just-In-Time approach. *Computers and Industrial Engineering*, 64(2), pp. 669–685. doi: 10.1016/j.cie.2012.11.010.
- Michalos, G., Makris, S. & Mourtzis, D. (2011). A web based tool for dynamic job rotation scheduling using multiple criteria. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 60 (1), pp. 453–456. doi : 10.1016/j.cirp.2011.03.037.
- Moeuf, A., Pellerin, R., Lamouri, S., Tamayo, S., & Barbaray, R. (2018). The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0. *International Journal of Production Research*. 56 (3), pp. 1118-1136. doi : 10.1080/00207543.2017.1372647
- Monostori, L. et al. (2007). Solution Approaches to Real-time Control of Customized Mass Production. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 56 (1), pp. 431–434. doi : 10.1016/j.cirp.2007.05.103.
- Mourtzis, D. & Vlachou, E. (2018). A cloud-based cyber-physical system for adaptive shop-floor scheduling and condition-based maintenance. *Journal of Manufacturing Systems*. Elsevier, 47 (May), pp. 179–198. doi : 10.1016/j.jmsy.2018.05.008.
- Moussavi, S. E., Mahdjoub, M. & Grunder, O. (2018). A multi-objective programming approach to develop an ergonomic job rotation in a manufacturing system. *16th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing 2018*, Bergame, Italie 11-13 juin, 51 (11), pp. 850–855. doi : 10.1016/j.ifacol.2018.08.445.
- Nonaka, Y. et al. (2015). The S-Model : a Digital Manufacturing System combined with Autonomous Statistical Analysis and Autonomous Discrete-event Simulation for Smart Manufacturing. *CASE International Conference on Automation Science and Engineering*, 2015. Gothenburg, Sweden 24-28 august, pp. 1006–1011. doi: 10.1109/CoASE.2015.7294230
- Ortíz, M. A. et al. (2018). Dispatching algorithm for production programming of flexible job-shop systems in the smart factory industry. *Annals of Operations Research*. Springer US, 264, pp. 409–433. doi: 10.1007/s10479-017-2678-x

- Özlen, M. & Azizoğlu, M. (2009). Generating all efficient solutions of a rescheduling problem on unrelated parallel machines. *International Journal of Production Research*, 47(19), pp. 5245–5270. doi: 10.1080/00207540802043998.
- Qu, S. et al. (2016). Optimized Adaptive Scheduling of a Manufacturing Process System with Multi-Skill Workforce and Multiple Machine Types: An Ontology-Based, Multi-Agent Reinforcement Learning Approach. CIRP-CMS 49th Conference on Manufacturing Systems, 2016. Stuttgart, Germany 25-27 May: Elsevier B.V., pp. 55–60. doi: 10.1016/j.procir.2016.11.011
- Rajabinasab, A. & Mansour, S. (2011). Dynamic flexible job shop scheduling with alternative process plans: An agent-based approach. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 54 (9–12), pp. 1091–1107. doi: 10.1007/s00170-010-2986-7.
- Rauch, E., Dallasega, P. & Matt, D. T. (2018). Complexity reduction in engineer-to-order industry through real-time capable production planning and control. *Production Engineering*. Springer Berlin Heidelberg, 12 (3–4), pp. 341–352. doi: 10.1007/s11740-018-0809-0.
- Rüßmann, M., Lorenz, M., Gerbert, P., Waldner, M., Justus, J., Engel, P., & Harnisch, M. (2015). *Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*. pp. 1-5
- Shao, X. et al. (2009). Integration of process planning and scheduling-A modified genetic algorithm-based approach. *Computers and Operations Research*, 36(6), pp. 2082–2096. doi: 10.1016/j.cor.2008.07.006.
- Shim, S., Park, K. & Choi, S. (2018). Sustainable Production Scheduling in Open Innovation Perspective under the Fourth Industrial Revolution. *Journal of Open Innovation*, 4 (4), pp. 42-46. doi: 10.3390/joitmc4040042
- Shpilevoy, V. et al. (2013). Multi-agent system “ Smart Factory ” for real-time workshop management in aircraft jet engines production. 11th IFAC Workshop on Intelligent Manufacturing Systems. São Paulo, Brazil 22-24 May, pp. 204–209. doi: 10.3182/20130522-3-BR-4036.00025
- Sousa, R. A. et al. (2018). Job shop schedules analysis in the context of industry 4.0. *25th International Conference on Engineering, Technology and Innovation: Engineering, Technology and Innovation ICE/ITMC 2017*, Sophia Antipolis, France 17-19 juin, pp. 711–717. doi: 10.1109/ICE.2017.8279955.
- Uhlemann, T. H. J., Lehmann, C. & Steinhilper, R. (2017). The Digital Twin: Realizing the Cyber-Physical Production System for Industry 4.0. *Procedia CIRP*, 61, pp. 335–340. doi: 10.1016/j.procir.2016.11.152.
- Vachálek, J., Bartalský, L. & Rovný, O. (2017). The Digital Twin of an Industrial Production Line Within the Industry 4.0 Concept. *21st International Conference on Process Control 2017*, Štrbské Pleso, Slovaquie 6-9 juin, pp. 258–262. doi: 10.1109/PC.2017.7976223
- Valente, A. & Carpanzano, E. (2011). Development of multi-level adaptive control and scheduling solutions for shop-floor automation in reconfigurable manufacturing systems. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 60 (1), pp. 449–452. doi: 10.1016/j.cirp.2011.03.036.
- Vallhagen, J., Almgren, T. & Thörnblad, K. (2017). Advanced use of Data as an Enabler for Adaptive Production Control using Mathematical Optimization – An Application of Industry 4.0 Principles. *27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, FAIM 2017*, Modena, Italie, 27-30th juin, pp. 663–670. doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.165.
- Wang, L. et al. (2012). Pheromone-based coordination for manufacturing system control. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23 (3), pp. 747–757. doi: 10.1007/s10845-010-0426-z.
- Wang, X., Li, Z. & Wonham, W. M. (2016). Dynamic Multiple-Period Reconfiguration of Real-Time Scheduling Based on Timed DES Supervisory Control Dynamic. *Transactions on Industrial Informatics*, 12, pp. 101–111. doi: 10.1109/TII.2015.2500161.
- Waschneck, B. et al. (2018). Optimization of global production scheduling deep reinforcement learning. CIRP 51st Conference on Manufacturing Systems. Stockholm, Sweden 16-18 May, pp. 1264–1269. doi: 10.1016/j.procir.2018.03.212
- Xu, Y. & Chen, M. (2017). An Internet of Things based framework to enhance just-in-time manufacturing. *Journal of Engineering Manufacture*, 232 (13), pp. 2353–263. doi: 10.1177/0954405417731467
- Zacharia, P. T. & Nearchou, A. C. (2016). A population- based algorithm for the bi-objective assembly line worker assignment and balancing problem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Elsevier, 49, pp. 1–9. doi: 10.1016/j.engappai.2015.11.007.
- Zhu, X., Qiao, F. & Cao, Q. (2017). Industrial big data – based scheduling modeling framework for complex manufacturing system. *Advances in Mechanical Engineering*, 9(8), pp. 1–12. doi: 10.1177/1687814017726289