



**HAL**  
open science

# Contrôle dynamique du Demand Driven Sales and Operations Planning

Guillaume Martin

► **To cite this version:**

Guillaume Martin. Contrôle dynamique du Demand Driven Sales and Operations Planning. Autre [cs.OH]. Ecole des Mines d'Albi-Carmaux, 2020. Français. NNT : 2020EMAC0010 . tel-03165839

**HAL Id: tel-03165839**

**<https://theses.hal.science/tel-03165839>**

Submitted on 11 Mar 2021

**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.

Université Fédérale



Toulouse Midi-Pyrénées

# THÈSE

en vue de l'obtention du

## DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

délivré par

IMT – École Nationale Supérieure des Mines d'Albi-Carmaux

---

présentée et soutenue par

Guillaume MARTIN

le 10 novembre 2020

## Contrôle dynamique du Demand Driven Sales and Operations Planning

---

**École doctorale et discipline ou spécialité :**

EDSYS : Génie industriel

**Unité de recherche :**

Centre Génie Industriel, IMT Mines Albi

**Directeur(s) de Thèse :**

Matthieu LAURAS, Professeur, IMT Mines Albi  
Pierre BAPTISTE, Professeur, Polytechnique Montréal

**Autres membres du jury :**

Gülgün ALPAN, Maître de conférences HDR, Université Grenoble-Alpes, (*Rapporteur*)  
Nikolay TCHERNEV, Professeur des universités, Université Clermont-Auvergne, (*Rapporteur*)  
Xavier DELORME, Professeur, IMT Mines Saint-Étienne, (*Examineur*)  
Xavier LORCA, Professeur, IMT Mines Albi, (*Président*)  
Damien TRENTESAUX, Professeur, Université Polytechnique Hauts-de-France, (*Examineur*)  
Damien BROCHARD, Directeur de mission, AGILEA, (*Invité*)



## REMERCIEMENTS

Contemplez ici les noms de ceux sur qui tout le présent travail repose. Chacun d'eux est une pierre, petite ou grande, brute ou bien taillée. Par petits interstices ou par pans entiers, ils sont venus compléter cet humble projet. Les sincères remerciements que voici s'adressent à chacun d'eux.

Les premiers vont à mes deux directeurs de thèse, Matthieu et Pierre. Je ne doute pas qu'ils se sentent libérés du désespoir que je leur ai fait subir, le premier par ma grande circonspection pour ce qui touche à l'industrialisation, et le second pour mes plans scientifiques grandioses parfois peu fondés. Merci à eux pour m'avoir laissé poursuivre mes idées en plaçant juste les garde-fous nécessaires. Cependant, maîtres à penser, ne vous réjouissez pas trop vite, car l'avenir promet encore des collaborations !

Seconds seulement parce qu'ils n'apparaissent pas sur la couverture, je souhaite remercier particulièrement Jacques et Romain pour la part qu'ils ont pris dans l'avancement de ces travaux. On ne louera jamais assez la fine connaissance que Jacques a accumulé sur son sujet et la façon qu'il a de la transmettre. On ne remerciera jamais assez Romain pour les talents d'intermédiaire et de diplomate qu'il a su mobiliser. Et on n'oubliera pas la disponibilité et l'énergie qu'ils ont bien voulu apporter au projet.

Je remercie également Gülgün Alpan et Nikolay Tchernev pour avoir, en tant que rapporteurs, accepté de relire en détail le manuscrit. Ils ont un double mérite : celui d'avoir su lever des zones d'ombre dans ma proposition et celui d'avoir eu le courage de traverser ces travaux présentés, il faut l'avouer, de manière bien aride.

Il faut aussi remercier Xavier Lorca, et pas seulement pour avoir joué les présidents au pied levé pendant la période des soutenances en semi-présentiel. Il faut surtout le remercier parce qu'il a accepté que j'envahisse son bureau et ses tableaux avec mes questions. Il faut enfin lui accorder du crédit parce que je lui ai mené la vie dure depuis qu'il est arrivé (et que je n'ai pas l'intention d'arrêter).

En tant qu'examinateurs d'abord, il me faut remercier Xavier Delorme et Damien Trentesaux. En tant que chercheurs ensuite, je suis heureux d'avoir pu leur présenter mes travaux et j'espère leur avoir apporté un point de vue intéressant sur le problème.

Je remercie globalement toute l'équipe d'Agiléo pour leur aide sur le sujet et pour le temps qu'ils ont passé à subir mes présentations. Spécifiquement à Damien, Isabelle, Bernard et Anthony qui, j'espère, ne seront pas trop froissés parce qu'on dit des "experts" dans le manuscrit. Et puis encore à Philippe, Guillaume, Thomas, Thomas et Romain (qui n'ont rien à voir avec Thomas et Romain mentionnés précédemment), François, et tous les autres.

Certains de mes collègues méritent une place particulière dans ces remerciements : de petits morceaux de leur savoir sont disséminés dans les travaux qui suivent. Ils m'ont aidé à développer ce que je ne pouvais pas faire seul ou bien ils m'ont permis d'éclaircir ma pensée. Il s'agit de Guillaume, de Jean-Baptiste, de Raphaël, de Sina, de Manon, d'Eva, de Robin, de Julien, de Julien et de Firas.

Il existe un cercle encore plus large de gens à remercier parce que leur amitié et leur bonne humeur a rendu cette expérience bien plus intéressante : Aurélie,

## 0. Remerciements

---

Aurélie, Anne-Marie, Paul, Antoine, Delphine, Nicolas, Sébastien, Alexis, Frédéric, Alexandre, Marine, Thibaut, Quentin, Manon, Laura, Shaddan, Hamidreza, Ibrahim, Rania, Mali, Jiayao, Liwen, François, Ioana, Franck, Elyes, Jean-Dav, Michel, Didier, Daouda, Isabelle, Claude et, bien sûr, Marlène.

Pour terminer, ma famille a mes éternels remerciements. Je les tiens pour responsables de tout ceci !

Ici s'arrêtent les superlatifs, ici commence l'humble admiration. Le dernier remerciement de ce manuscrit est pour Audrey. Par une suite d'accidents et d'heureux hasards, c'est elle qui m'a montré le chemin de la recherche. Son influence sur ce travail est partout, à tel point que je ne saurais les séparer : dans les méthodes, dans les figures, dans les pieds de pages, vous la trouverez. Si j'ai encore le bonheur de pouvoir travailler avec elle dans un lointain futur, je serai un homme comblé.

# SOMMAIRE

<b>Remerciements</b>	<b>i</b>
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
<b>2 État de l'art pour le paramétrage dynamique du DDS&amp;OP</b>	<b>5</b>
2.1 Cadre théorique du problème . . . . .	5
2.2 Fonctionnement d'un atelier DDMRP . . . . .	6
2.2.1 Positionnement stratégique des buffers . . . . .	8
2.2.2 Dimensionnement initial des buffers . . . . .	10
2.2.3 Mise à jour des tailles de zones en suivant la demande . . . . .	12
2.2.4 Planification des ordres de réapprovisionnement . . . . .	13
2.2.5 Exécution des ordres de fabrication . . . . .	14
2.2.6 Identification des paramètres du modèle opératoire . . . . .	15
2.3 Paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP . . . . .	16
2.3.1 Le paramétrage dans la littérature spécifique au DDMRP . . . . .	16
2.3.2 Étude des thématiques de publications autour du DDMRP . . . . .	20
2.3.3 Conclusion sur les références spécifiques au DDMRP . . . . .	23
2.3.4 Paramétrage dynamique pour les méthodes proches de DDMRP . . . . .	24
2.3.5 Retours d'experts sur le paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP . . . . .	38
2.3.6 Conclusions sur le paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP . . . . .	44
2.4 Positionnement des travaux de recherche . . . . .	44
<b>3 Contrôle dynamique du DDS&amp;OP</b>	<b>47</b>
3.1 Méthode et plans d'expériences . . . . .	48
3.1.1 Comportement minimal d'un modèle opératoire DDMRP . . . . .	48
3.1.2 Construction du plan d'expériences . . . . .	49
3.1.3 Définition des facteurs et des niveaux . . . . .	51
3.1.4 Métrique d'évaluation d'une expérience . . . . .	61
3.1.5 Vue d'ensemble du plan d'expériences . . . . .	62
3.2 Construction du cas d'école . . . . .	64
3.2.1 Description du cas d'école . . . . .	64
3.2.2 Construction des données de demande . . . . .	65
3.3 Construction de l'environnement de simulation . . . . .	70
3.3.1 Choix techniques pour la base d'expériences . . . . .	70
3.3.2 Construction de la base de simulation . . . . .	73
3.3.3 Vérification et validation de la simulation . . . . .	75
3.4 Analyse des résultats expérimentaux . . . . .	76
3.4.1 Effets des facteurs sur les performances . . . . .	76
3.4.2 Discussion et recommandations sur le cas d'école . . . . .	85
3.5 Conclusion sur le contrôle du cas d'école . . . . .	86

<b>4</b>	<b>Implémentation sur le cas industriel</b>	<b>91</b>
4.1	Modélisation du cas industriel et application des résultats théoriques	91
4.1.1	Présentation du contexte et modélisation . . . . .	91
4.1.2	Données mises à disposition . . . . .	94
4.1.3	Modélisation des paramètres manquants . . . . .	97
4.2	Scénarios de performance du cas industriel . . . . .	99
4.2.1	Résultats expérimentaux . . . . .	99
4.2.2	Discussion des résultats industriels . . . . .	105
4.3	Conclusions sur la généralisation des résultats à un cas industriel . .	106
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>109</b>
5.1	Bilan des contributions . . . . .	109
5.2	Perspectives de recherche . . . . .	112
5.3	Perspectives industrielles . . . . .	116
<b>6</b>	<b>Épilogue</b>	<b>119</b>
	<b>Glossaire</b>	<b>122</b>
<b>A</b>	<b>Nomenclatures du cas d'école</b>	<b>131</b>
<b>B</b>	<b>Temps machines du cas d'école</b>	<b>133</b>
<b>C</b>	<b>Données de validation du simulateur</b>	<b>135</b>
<b>D</b>	<b>Effets supplémentaires des facteurs du plan d'expérience</b>	<b>137</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>153</b>

## INTRODUCTION

*[Le DDMRP] est partout. Il nous enveloppe, même dans cette pièce. Tu peux le voir quand tu regardes par la fenêtre, ou quand tu es devant la télévision. Tu sens sa présence quand tu vas travailler, quand tu vas à l'église, quand tu payes tes impôts.*

– Morpheus, *Matrix* (1999)

François est assis derrière son bureau et interroge les courbes verte, jaune et rouge de son écran. Il doit bien reconnaître que les arguments du consultant qui est venu déployer le projet Demand Driven Materials Requirement Planning (DDMRP) dans son atelier de production étaient prometteurs. Qui refuserait une baisse de 30% sur les stocks et une augmentation de la qualité de service ? Mais voici un an que la nouvelle méthodologie a été mise en place et, François doit bien se l'avouer, les résultats ne sont pas nécessairement au rendez-vous.

Bien sûr, dans les premiers mois, la nouveauté des concepts de cette nouvelle façon de travailler a motivé un bon nombre de membres de son équipe et même son supérieur, qui y a vu des perspectives financières alléchantes. On a pris des rendez-vous, organisé des visites et suivi des formations. Pour se rassurer et se préparer, on a même passé des certifications sur le sujet.

Avant, dans l'atelier, c'étaient les prévisions de ventes qui faisaient la pluie et le beau temps. Personne ne travaillait sur quelque chose qui n'était pas dans le plan de production. Et si quelqu'un en réunion glissait une remarque sur le fait que les prévisions étaient régulièrement fausses, on lui rétorquait que c'était le standard de l'industrie et qu'il n'y avait pas mieux. Ça a été un choc quand le consultant a expliqué la nouvelle méthode de travail : finis les plans de production non modifiables sur deux semaines et les quantités gigantesques de sur-stock juste au cas où. On allait procéder différemment :

- tout d'abord, le consultant a expliqué la nécessité de placer des stocks stratégiques de certaines pièces et de les dimensionner de façon à toujours pouvoir servir la demande,
- ensuite, il a détaillé le passage à un mode de travail en "flux tiré", dans lequel on travaillerait uniquement en fonction du niveau de ces nouveaux stocks stratégiques.

Alors, François et son équipe se sont mis au travail et ont décidé des références stratégiques à stocker. Selon les formules qu'ils ont vues en formation, ils ont pu dimensionner ces fameux stocks pour répondre à leurs clients. Rassuré, François s'est dit qu'avec tout ça, ils étaient armés pour mieux faire fonctionner l'atelier.

Au premier anniversaire du projet, la lune de miel est finie. François voit bien que le dimensionnement des stocks ne répond plus nécessairement à la réalité de l'atelier. Ce n'est pas que l'atelier lui-même ait changé, simplement les clients évoluent. Il voit



bien qu'on stocke stratégiquement des pièces inutilisées et que d'autres sont devenues essentielles et toujours en rupture. Un bref échange avec le consultant l'a aidé à voir d'où venait le problème : il semblerait que les stocks doivent être dimensionnés à échéances régulières en appliquant les méthodes vues en formation, c'est-à-dire en modifiant la valeur des paramètres qui mènent au dimensionnement des stocks stratégiques. François sait que ce sera difficile : il y a bien trop de produits à traiter en même temps et chacun possède ses propres paramètres. Comment pourrait-il savoir quels paramètres changer dans l'atelier pour conserver sa compétitivité ?

Le cas de François n'est malheureusement pas isolé. Dans un contexte économique qui subit de plus en plus de perturbations (évolutions dans la demande, besoins toujours plus difficiles à prévoir qu'ils sont la conséquence de faits très éloignés ...), les entreprises de production et de distribution doivent s'appuyer sur des méthodes de gestion agiles si elles souhaitent résister. La gestion des flux est rendue d'autant plus complexe que les sources d'incertitudes générées par ces perturbations se multiplient en nombre et en amplitude. L'apparition ces dernières années des méthodes Demand Driven, rassemblées au sein d'un cadre théorique nommé Demand Driven Adaptive Enterprise (DDAE) (Ptak & Smith, 2018), tente de résoudre ce problème.

Le cadre théorique DDAE est né des améliorations successives portées à la méthodologie initialement nommée DDMRP. Il définit trois horizons de gestion :

- le DDMRP (ou Demand Driven Operating Model (DDOM) selon les versions) lui-même est centré sur la gestion des ordres de fabrication, d'approvisionnement et de distribution, ainsi que sur le suivi des stocks physiques,
- le Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP) est en charge du dimensionnement des stocks en fonction du temps, mais pour cela, il a besoin d'un certain nombre de règles de mise à jour et, enfin,
- l'Adaptive Sales and Operations Planning (AS&OP) a pour mission de prendre les décisions stratégiques pour l'entreprise comme le dimensionnement des ressources ou la mise sur le marché de certains produits.

L'intérêt industriel pour le DDMRP va croissant. La hausse du nombre de projets de déploiements dans les industries le montre (Bahu *et al.*, 2019), accompagnée par le fait que la méthode s'étoffe d'année en année, sous l'impulsion du Demand Driven Institute (DDI)<sup>1</sup>. Mais l'intérêt n'est pas uniquement industriel, il est également scientifique. Depuis la parution de Ptak & Smith (2011), on note une croissance certaine des publications proposant des contributions au DDMRP, comme le montre la figure 1.1. On y retrouve les publications faites par le DDI en 2011 et 2013 qui ont lancé le sujet. La communauté scientifique a démarré les travaux de recherches à partir de 2015. L'accélération de l'intérêt se concrétise après la parution, en 2016 et 2017 d'un ensemble de mises à jour ayant pour objectif de faire évoluer le DDMRP vers le DDAE (Ptak & Smith, 2016; Smith *et al.*, 2017).

La promesse de performance du DDMRP repose en grande partie sur l'utilisation de ce que l'on appelle des points de découplage (Miclo *et al.*, 2019). La raison d'être de ces points de découplage est de pouvoir créer un tampon entre la consommation d'une référence et sa fourniture (Blackstone, 2008). Une des spécificités du DDMRP est de proposer un dimensionnement dynamique afin de suivre les évolutions du marché. À chaque étage de gestion du DDAE, le DDI met d'ailleurs l'accent sur l'importance de l'adaptation. Cependant, un problème subsiste : étant donné la

---

1. Le DDI est l'organisme au centre de la logique d'évolution de la méthode. Il est également garant des certifications que proposent les différentes sociétés formatrices à travers le monde.

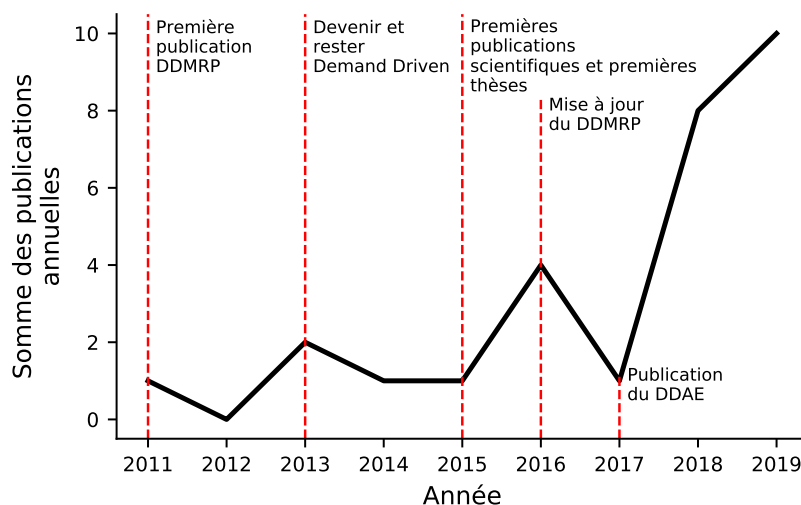


FIGURE 1.1 – Publications scientifiques contribuant au DDMRP

*Journaux, conférences et livres. Données extraites des bases WOS, T&F et Wiley avec les mots-clés "DDMRP" ou "Demand Driven MRP".*

complexité et le nombre croissant des produits à gérer pour une même entreprise, comment s'assurer que l'on utilise les règles d'adaptation les plus pertinentes pour chaque étage du DDAE ?

Au niveau opérationnel, l'adaptation dynamique d'un atelier géré en DDMRP réside dans la mise à jour des dimensions des points de découplage. Ceci suppose d'évaluer régulièrement l'écart entre situation précédente et situation actuelle, que ce soit pour l'atelier ou pour la demande. En échouant à dimensionner dynamiquement les points de découplage, on court alors le risque de ne plus être en accord avec la réalité de la demande client ou avec les processus industriels mis en œuvre. Une grande partie des paramètres dynamiques qui régissent le dimensionnement des points de découplage d'un atelier géré en DDMRP est fixée par l'étage du DDS&OP, si on suit les recommandations du DDI. C'est également au DDS&OP qu'il revient de choisir comment faire évoluer les paramètres avec les changements de la demande ou du processus de production. Dans cette position, le DDS&OP se trouve avoir un impact potentiellement important sur les performances de l'atelier. Comment, donc, faire en sorte que les praticiens puissent choisir les règles les plus pertinentes pour l'adaptation des paramètres et comment maîtriser leurs effets dans un atelier complexe comportant de nombreux produits ?

Les motivations d'entreprendre un travail de recherche centré sur le problème des règles d'adaptation du DDS&OP sont doubles :

- d'une part, pour les entreprises qui ont décidé de mettre en place un fonctionnement suivant les principes du DDMRP, un mauvais dimensionnement des points de découplage représente soit une immobilisation de capitaux considérable, soit une mise en danger du niveau de service, selon que les stocks sont sur ou sous-dimensionnés, et le DDS&OP peut fortement impacter ce dimensionnement,
- d'autre part, contrairement aux exemples simples utilisés le plus souvent pour expliquer le fonctionnement d'un modèle opératoire DDMRP, le diagnostic et

le paramétrage dynamique d'un ensemble de stocks dans un atelier de taille réelle est une activité chronophage et incertaine.

Partant de ce constat, on se propose de résoudre la problématique industrielle suivante : **comment aider le/la responsable du Demand Driven Sales & Operations Planning à paramétrer dynamiquement son atelier, alors que son écosystème évolue dans le temps ?**

On visera, par ce travail de recherche, à répondre à cette question de la façon suivante. Dans un premier chapitre, on traite de l'état de l'art des connaissances se rapportant au problème du paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP. Ceci impose de rendre compte des précédents travaux portant sur le paramétrage dynamique d'un modèle opératoire afin de bien positionner les contributions de ce manuscrit par rapport aux publications précédentes. On y ajoute une étude de terrain auprès d'experts opérationnels du DDMRP afin d'enrichir les connaissances théoriques et pratiques. Le chapitre suivant s'attache à décrire la mise en œuvre d'une méthode de résolution par simulation sur un cas d'école et décrit les contributions obtenues. Il est suivi par un chapitre élargissant les contributions à un cas industriel réel. Le manuscrit se termine par une discussion des résultats obtenus à travers ces travaux et ouvre sur un ensemble de perspectives académiques et industrielles.

## ÉTAT DE L'ART POUR LE PARAMÉTRAGE DYNAMIQUE DU DDS&OP

*Tout est dit, et l'on vient trop tard depuis plus de sept mille ans qu'il y a des hommes qui pensent. Sur ce qui concerne [le paramétrage], le plus beau et le meilleur est enlevé; l'on ne fait que glaner après les anciens et les habiles d'entre les modernes.*

– Jean de La Bruyère, *Les Caractères* (1696)

L'état de l'art a d'abord pour vocation de passer de la problématique industrielle définie dans l'introduction à un ensemble de questions de recherche. Ensuite, il s'agit dans ce chapitre d'établir un ensemble de connaissances se rapportant au problème du paramétrage dynamique d'un atelier géré par le Demand Driven Materials Requirement Planning (DDMRP), vu à travers le prisme des cadres théoriques proches du DDMRP, mais également grâce à l'expérience des praticiens. Enfin, partant de ces connaissances, on définit précisément le problème de recherche de ce manuscrit.

### 2.1 Cadre théorique du problème

La problématique industrielle décrite dans l'introduction possède plusieurs facettes. D'une part, il s'agit de proposer une ou plusieurs méthodes permettant de rapidement mettre à jour l'intégralité des paramètres d'un atelier et, d'autre part, il faut pouvoir le faire simplement en termes de technicité comme de temps de calcul. Dans le reste de ce manuscrit, on appellera "politiques" les fonctions chargées de mettre à jour la valeur d'un paramètre de l'atelier.

**Définition 1.** *Une politique, ou politique de contrôle, est une fonction qui modifie la valeur d'un ou plusieurs paramètres dans l'atelier.*

Le problème peut alors se réduire aux trois questions industrielles suivantes :

- QI1** quelles politiques vaut-il mieux appliquer pour redéfinir les paramètres de l'atelier de façon à assurer des performances suffisantes ?
- QI2** le choix de la politique la plus pertinente dépend-il uniquement de l'agencement de l'atelier ou également de son taux d'utilisation ?
- QI3** est-il possible de proposer des politiques simples techniquement et en termes de temps de calcul ?

Pour parvenir à un état de l'art, on passe des questions industrielles précédentes à un ensemble de questions visant à établir la connaissance déjà disponible sur le sujet. Par conséquent, les objectifs de l'état de l'art deviennent :

- O1** quels sont les paramètres pertinents qu'il faut fixer pour un modèle opératoire géré en DDMRP ? Et quel est leur rôle dans le fonctionnement opérationnel de l'atelier ?
- O2** quels sont les paramètres équivalents à fixer dans les méthodes dont le DDMRP dit hériter ? Cette partie de l'étude se limitera aux trois principaux cadres théoriques qui régissent la méthodologie, à savoir le Material Requirements Planning (MRP), la gestion des systèmes à cartes de production et la Théorie des contraintes (TOC).
- O3** quelles méthodes de résolution permettent la redéfinition des paramètres d'un modèle opératoire DDMRP pouvant être complexe (grand nombre de paramètres et espace de recherche important) ? Celles-ci sont-elles viables dans la maille de temps du Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP) ?

Pour évaluer les connaissances sur ces trois questions, l'état de l'art est divisé en deux sections principales. La section 2.2 commence par une explication détaillée des principes du DDMRP nécessaires à la compréhension du DDS&OP. Celle-ci contient la revue des publications spécifiques au DDMRP. Cette partie vise à identifier les paramètres et les politiques existantes du DDMRP à prendre en compte dans la suite des travaux de recherche, ainsi qu'à expliquer leurs rôles. Il se poursuit avec la section 2.3 consacrée à l'étude du paramétrage dynamique d'un atelier géré en DDMRP. Cette section complète l'état de l'art concernant la mise à jour des paramètres de l'atelier grâce à la littérature des théories voisines du DDMRP. Cependant, on se restreindra aux paramètres proches de ceux identifiés dans la partie précédente. Cette section inclut également une partie dédiée à l'étude du problème vu depuis l'angle des praticiens, afin d'enrichir l'état de l'art académique par des connaissances venues de l'expérience industrielle. On veillera également à évaluer les méthodes de résolution utilisées dans les publications retenues.

## 2.2 Fonctionnement d'un atelier DDMRP

Supposons un atelier de production dont un exemple est donné en 2.1. Ce dernier est composé d'un ensemble de ressources de production, qu'il s'agisse d'hommes ou de machines, d'un ensemble de produits, reliés entre eux par des nomenclatures et des gammes de production, et enfin, des stocks physiques de ces produits.

Gérer cet atelier selon les principes du DDMRP revient à mettre en œuvre deux principes majeurs. Il s'agit d'introduire (ou de remplacer) des stocks de découplage entre fourniture et consommation de certaines références et ce, afin de limiter la transmission le long de la chaîne de production des effets d'incertitudes. Ensuite, il faut gérer la production de cet atelier de manière hybride. On entend par hybride une gestion de production qui fait intervenir à la fois un flux de production tiré par la demande et un flux poussé d'ordres de production. Pour les références gérées grâce aux stocks de découplage, l'utilisation d'un flux tiré par la demande assure qu'on relâche des ordres de production uniquement lorsque le niveau du point de découplage est suffisamment bas, par opposition à une production sur prévisions. Entre les points de découplage, on utilise une priorité basée sur le taux de remplissage des stocks de découplage pour sélectionner l'ordre à effectuer. Plus le stock est bas,

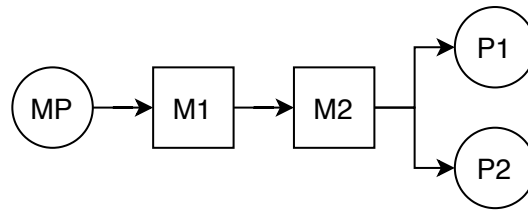


FIGURE 2.1 – Exemple simplifié d'atelier de production

Un agencement simplifié d'atelier. Les produits finis P1 et P2 sont fabriqués à partir de la matière première MP. Un lien de nomenclature possible est 1 :1 pour chaque produit. La matière première passe par les machines (ressources de production) M1 puis M2. Par défaut, on compte trois stocks physiques (MP, P1 et P2).

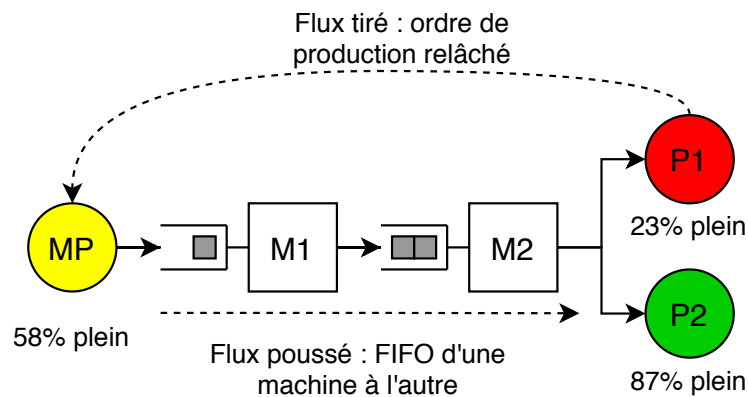


FIGURE 2.2 – Gestion hybride de la production dans l'atelier simplifié

Le stock de produits P1 est trop bas, on décide de relâcher un ordre de production. La gestion en flux tiré fait parvenir l'ordre au stock de matières premières qui doit sortir la quantité correspondante de matière, constituée en lot de production (carré gris sur l'image). En flux poussé, les machines traitent les lots de production et les envoient à la station suivante (machine ou stock) dès qu'elles ont terminé. Dans le cas de notre atelier simplifié, la règle de priorisation utilise le taux de remplissage des stocks. On a ajouté une file d'attente aux machines pour représenter les lots en attente de traitement. On notera que la notion de "trop bas" dépend de la méthode utilisée. Pour le DDMRP, on la détaillera plus bas.

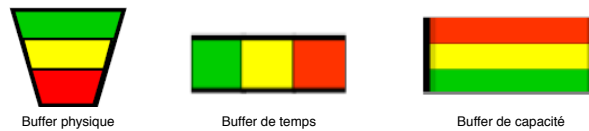


FIGURE 2.3 – Représentations des types de buffers d'un atelier DDMRP

plus la priorité est élevée. Dans le cas de l'exemple simplifié, on pourra se référer à la figure 2.2 qui détaille la gestion hybride. On peut y voir les deux modes de gestion des ordres en action : le flux tiré régit les interactions entre stocks de découplage et le flux indexé sur la priorité des stocks de découplage assure le déplacement des ordres d'un point à l'autre.

La gestion opérationnelle d'un atelier de production régit par la méthodologie DDMRP est décrite principalement par Ptak & Smith (2011, 2016). Ces sources proposent d'ajouter à la structure initiale de l'atelier de production trois concepts supplémentaires, dont les représentations sont issues de Ptak & Smith (2016) et rappelées en 2.3. Ils ont pour fonction commune d'amortir la variabilité pour protéger le flux de production. Ces concepts portent les noms de buffers, et ils sont définis comme suit :

- un buffer de stock physique, qui est équivalent au stock de découplage décrit plus haut, et qui peut être amené à remplacer les stocks déjà présents.
- un buffer de temps, dont l'objectif est de mettre sous surveillance la consommation de temps des activités. Ce faisant il donne un signal à chaque ressource en amont pour prioriser les tâches.
- un buffer de capacité, qui est utilisé pour vérifier la consommation d'un poste de charge non contraint. Il sert à visualiser la capacité restante ou la marge nécessaire.

La mise en place et l'exploitation d'un modèle opérationnel DDMRP nécessitent cinq étapes, deux lors de l'initialisation et trois en cours de vie, encore une fois décrites dans Ptak & Smith (2011, 2016) :

1. le positionnement stratégique des buffers. Cette étape veille à placer en le justifiant les buffers définis plus haut, selon qu'ils apportent une plus-value au client ou une sécurité nécessaire à l'entreprise. Ils peuvent également représenter un retour sur investissement en créant un accès à un marché particulier (mise à disposition de pièces de rechange, par exemple).
2. le dimensionnement initial des zones des buffers.
3. la mise à jour des tailles de zones de buffers en suivant l'évolution de la demande réelle.
4. la planification des ordres de fabrication.
5. enfin, l'exécution des ordres de fabrication.

### 2.2.1 Positionnement stratégique des buffers

Parmi les trois types de buffers, seul le buffer de stock physique assure le découplage entre la consommation et la fourniture d'une référence. Il se compose habituellement de quatre zones. La zone verte représente la taille minimale d'un

lot de production, mais également la position de stock<sup>1</sup> au-delà de laquelle on ne recommande pas la référence concernée. La zone jaune représente la consommation moyenne journalière de la référence multipliée par le temps d'obtention, soit la couverture de la demande pendant un certain laps de temps. La zone rouge de base et la zone rouge de sécurité ont des fonctions proches de celles des stocks de sécurité, mais dont le dimensionnement est spécifique. Ces deux dernières zones sont parfois rassemblées en une seule zone rouge, comme le montre la figure 2.3. Le dimensionnement exact de ces zones est donné plus loin.

Le positionnement stratégique des buffers (peu importe leur type) a pour objectif de fournir un avantage à l'atelier qui les met en place. Par conséquent, ils doivent être placés pour se protéger d'un risque ou profiter d'une opportunité. Ptak & Smith (2011) et Ptak & Smith (2016) donnent en détails les conditions de placement des buffers, dont voici les principales.

On veillera à placer les buffers physiques à des points particuliers de la chaîne puisqu'ils ont pour objet de découpler la consommation d'une référence de sa fourniture. On peut, par exemple, les placer de façon à assurer une différenciation retardée, ou à réduire la profondeur de pénétration d'une commande. On peut également les placer pour assurer un stock tampon de pièces pour la mise à disposition d'un marché ou d'une ressource contrainte en interne. Pour de plus amples détails, se référer à Miclo *et al.* (2019) ou Jiang & Rim (2016).

Les buffers de temps, quant à eux, servent à visualiser la consommation de temps d'une activité particulière, qu'il s'agisse de production ou de livraison. Ils sont généralement divisés en trois zones de même taille, chacune valant un tiers de la durée à protéger (Ptak & Smith, 2016). Ils servent de repères visuels pour l'utilisateur et n'ont pas de mécanisme de réapprovisionnement attaché, par opposition aux buffers physiques. Ils permettent d'alerter sur les retards de planning ou de livraisons.

Enfin, les buffers de capacité surveillent la capacité des ressources non contraintes. Connaître la disponibilité de capacité permet plus de flexibilité pour résoudre les éventuels problèmes d'ordonnancement ponctuels que pourrait avoir l'atelier. Ptak & Smith (2016) nomme ces ressources points de contrôle du système. La taille des zones varie selon les implémentations, mais elle sert principalement à vérifier localement que l'ordonnancement sur une ressource ne dépasse pas sa capacité.

Dans la suite de ces travaux de recherche, on utilisera uniquement des buffers physiques et on fera donc référence à ceux-ci en tant que "buffers". La justification de ce choix se trouve dans la majorité des implémentations DDMRP utilisant uniquement ce type de buffers.

Une proposition d'emplacement de buffers dans l'atelier décrit plus haut est donnée en figure 2.4. Dans cet exemple, on propose de placer des buffers de façon à garantir un stock de matières premières MP et assurer aux clients la disponibilité de P1 et P2. Bien évidemment, de nombreuses autres configurations sont possibles selon les types de problèmes et d'ateliers.



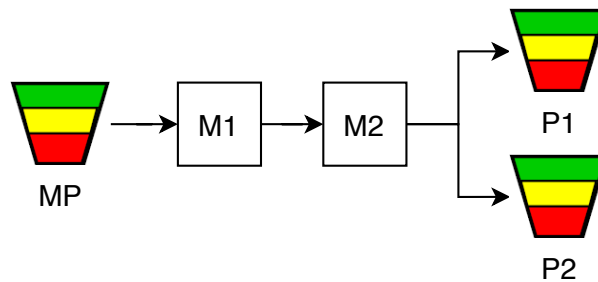


FIGURE 2.4 – Exemple de placement de buffers physiques

*On a remplacé les stocks initiaux par des buffers physiques. On aurait pu proposer d'autres configurations, selon les points qui nécessitent un découplage.*

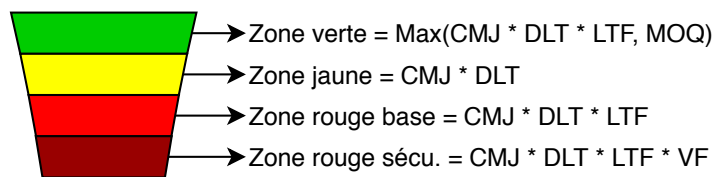


FIGURE 2.5 – Dimensionnement d'un buffer physique selon (Ptak & Smith, 2016)

## 2.2.2 Dimensionnement initial des buffers

Le dimensionnement initial des buffers constitue la seconde étape de la mise en place du modèle opérationnel. Il s'agit de définir les tailles des zones en fonction de la nature des références stockées. Les formules utilisées sont disponibles en figure 2.5. Dans cette étape, l'objectif est de proposer un premier dimensionnement en fonction des données de fonctionnement antérieures de l'atelier. Pour un dimensionnement complet, un buffer physique requiert un jeu de quatre paramètres au minimum :

- la Consommation Moyenne Journalière (CMJ) (ou Average Daily Usage (ADU) en anglais),
- le Decoupled Lead Time (DLT), qui est la somme des temps de défilement du plus long chemin cumulé entre le buffer et les références précédentes, qu'il s'agisse d'un autre buffer ou pas,
- le Lead Time Factor (LTF) qui représente la prise en compte des incertitudes sur le temps de parcours réel, comparé au DLT. Il est à noter que plus le temps de parcours est long, plus on prendra un facteur faible.
- le Variability Factor (VF) qui, quant à lui, représente la gestion de l'incertitude sur l'ampleur des demandes. Une incertitude élevée impliquera une valeur de facteur élevée.

Deux autres paramètres peuvent faire leur apparition. D'une part, on peut trouver un paramètre supplémentaire appelé Minimum Order Quantity (MOQ) (ou quantité minimum de commande) qui permet de définir une taille de lot minimale à respecter. Ce paramètre est optionnel et il n'est normalement pas nécessaire de définir de taille

1. Dans l'ensemble de ces travaux de recherche, le terme position de stock utilisé est celui utilisé par Ptak & Smith (2016) et qui se base sur les travaux de Johnson & Montgomery (n.d.), auxquels on ajoute la prise en compte des pics de demandes. Plus de détails sur les pics dans la sous-section 2.2.4.

de lot dans un système géré en DDMRP. D'autre part, si on souhaite regrouper les références en familles pour plus de facilité, on peut alors utiliser des "profils". Ces profils permettent de grouper l'attribution des valeurs de LTF et de VF (Ptak & Smith, 2016). Le regroupement se fait selon trois aspects :

- selon si le produit est acheté, fabriqué ou distribué,
- selon la catégorie délais du produit (trois catégories proposées par défaut)
- et selon la catégorie de variabilité des temps de parcours des produits (également trois catégories proposées par défaut).

Chaque produit est placé dans une des cases de ce cube et les produits d'une même case se voient attribuer des jeux de paramètres en partie identiques (pour le LTF et le VF a minima). On trouvera dans le tableau 2.1 un exemple de valeurs pour un produit fabriqué. Les valeurs sont celles proposées par (Ptak & Smith, 2016) mais restent indicatives.

(LTF / VF)	DLT faible	DLT moyen	DLT élevé
Variabilité demande faible	(0.2/0.6)	(0.2/0.4)	(0.2/0.2)
Variabilité demande moyenne	(0.4/0.6)	(0.4/0.4)	(0.4/0.2)
Variabilité demande élevée	(0.6/0.6)	(0.6/0.4)	(0.6/0.2)

TABLE 2.1 – Exemple de valeurs de LTF et VF pour un produit fabriqué

On prêtera attention au LTF, inversement proportionnel à la valeur du DLT. Cette solution permet de réduire la taille des zones et d'assurer de petits approvisionnements réguliers des références à long délai.

Dans cet exemple, un produit ayant un DLT élevé et une faible variation de demande moyenne aura donc un LTF de 0,2 et un VF de 0,2.

Une fois le dimensionnement terminé, on obtient pour chaque buffer les quatre valeurs suivantes, reprises dans la figure 2.6 :

- Top Of Red Safe (TORS) correspond à la taille de la zone rouge de sécurité,
- Top Of Red Base (TORB) correspond à TORS à laquelle on ajoute la taille de la zone rouge de base,
- Top Of Yellow (TOY) correspond à TORB à laquelle on ajoute la taille de la zone jaune,
- et enfin, Top Of Green (TOG) correspond à TOY à laquelle on ajoute la taille de la zone verte.

Les TORS et TORB alertent sur un taux de remplissage bas des buffers et permettent de visualiser la priorité d'un réapprovisionnement. Le TOY est le seuil qui déclenche les réapprovisionnements. Enfin, le TOG correspond au seuil de recombplètement des ordres.

On prêtera attention aux publications qui mentionnent le terme "zone rouge" comme étant directement la somme des deux zones rouges, notamment les travaux de Lee & Rim (2019), qui définissent une autre fonction de calcul de la taille des zones. On retrouve également mention chez Ptak & Smith (2016) de l'existence d'une zone bleue, définie comme la zone située au-dessus du TOG. Cette zone ne possède pas de taille et représente seulement le fait qu'on a reçu plus de pièces que n'en attend normalement le buffer.

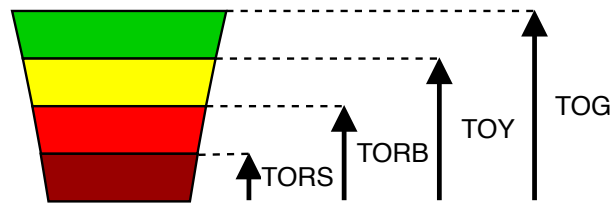


FIGURE 2.6 – Relations entre les différents "Top Of ..." d'un buffer physique

*Les "Top Of ..." d'une zone sont toujours définis comme la somme des zones précédentes, à laquelle on ajoute la taille de la zone considérée. A ne pas confondre avec les tailles des zones elles-mêmes.*

### 2.2.3 Mise à jour des tailles de zones en suivant la demande

Au cours du temps, la demande de chaque produit peut évoluer. Selon la méthodologie définie par [Ptak & Smith \(2016\)](#), il faut alors faire évoluer les paramètres de chaque buffer, afin que les tailles de zones soient mises à jour. [Ptak & Smith \(2016\)](#) prévoient deux manières de faire évoluer la CMJ. Si on dispose de prévisions de demande, on peut recalculer les tailles de zones à partir de l'historique et de ces prévisions. Si on ne dispose pas de prévisions, on peut utiliser seulement l'historique des demandes et intégrer un facteur d'ajustement planifié de la demande si on connaît dans les grandes lignes son comportement. Une fois les nouvelles valeurs des paramètres obtenues, on applique les formules de dimensionnement vues plus haut. La fréquence de mise à jour n'est pas sensée descendre en-dessous de la semaine ([Ptak & Smith, 2016](#)). La figure 2.7 montre un exemple d'évolution des tailles de zones de deux produits finis, en suivant les changements de demande.

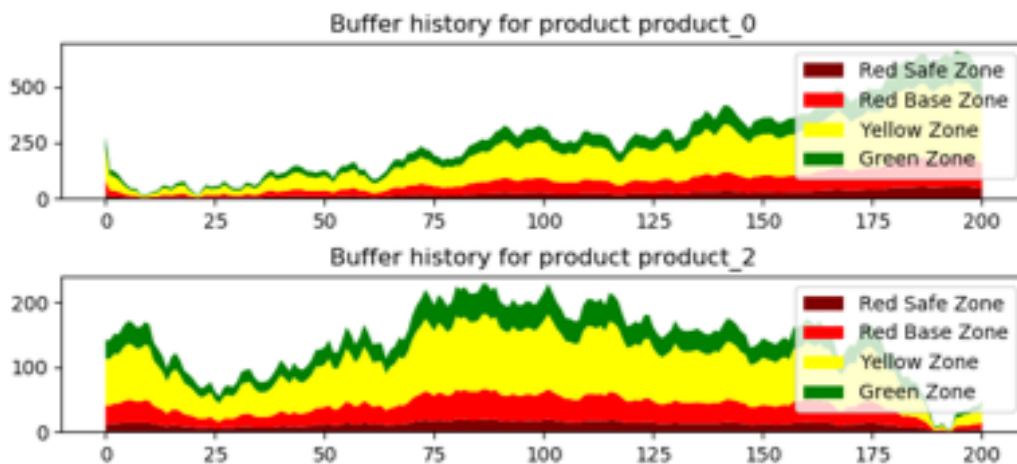


FIGURE 2.7 – Dimensionnement dynamique des zones

*Un changement dans la demande moyenne (CMJ, non représentée sur ce graphe) induit un changement des tailles de zones dans la foulée. Chaque jour, la CMJ est recalculée et détermine la nouvelle taille des zones des buffers. C'est la mise à jour dynamique qui permet aux buffers de suivre l'évolution de la demande des clients.*

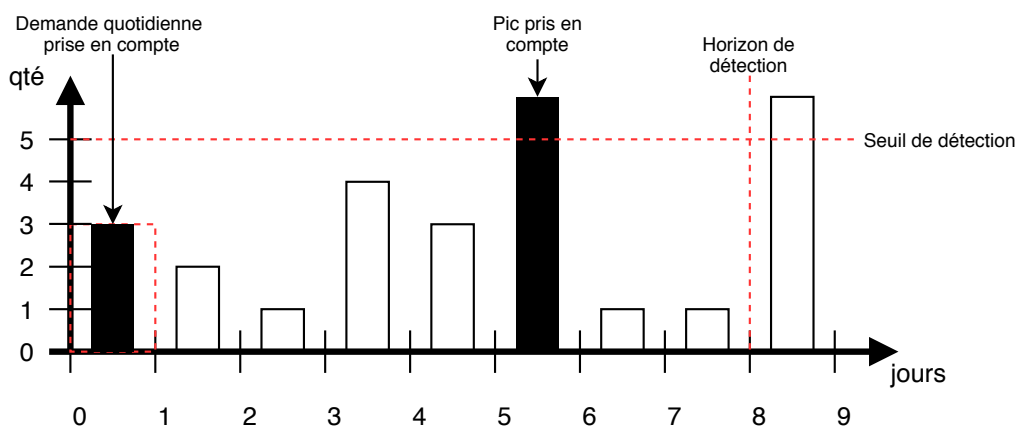


FIGURE 2.8 – Calcul de la demande qualifiée d'un produit

Le graphique reprend l'horizon des demandes fermes d'un atelier, avec les jours à venir en abscisses et les quantités de commandes en ordonnées. La demande qualifiée totale est ici (au jour 0) de 9 unités. Le pic attendu au jour 8 est hors horizon, il n'est donc pas pris en compte. Il faut noter que le pic détecté au jour 5 est gardé dans l'horizon des demandes pour les jours suivants, mais pas pris en compte dans les demandes qualifiées, de manière à ne pas le compter plusieurs fois.

## 2.2.4 Planification des ordres de réapprovisionnement

L'étape de planification des ordres de fabrication vise à décider quelles références sont à produire et en quelles quantités. Cette étape est assurée par un double mécanisme : le calcul des demandes dites "qualifiées", suivi de la décision de production. Dans le contexte du DDMRP, le terme de demande qualifiée fait référence à la demande ferme au sein d'un horizon d'exécution, à laquelle s'ajoutent les éventuels pics de consommation des jours à venir. [Ptak & Smith \(2016\)](#) proposent la journée comme maille d'exécution, mais celle-ci dépend potentiellement de la fréquence des décisions de production qui peut varier selon l'environnement. Pour [Ptak & Smith \(2016\)](#), un pic est qualifié comme tel selon trois conditions :

- il doit porter sur une demande ferme,
- il doit être détecté dans un horizon appelé horizon de détection des pics,
- il doit dépasser une valeur équivalente au seuil de détection des pics.

Un exemple de calcul de demande qualifiée est donné en figure 2.8. Dans cet exemple, la demande qualifiée est de 9 unités (3 pour la demande quotidienne et 6 pour le pic identifié au sein de l'horizon). Le pic en dehors de l'horizon n'est pas pris en compte, tout comme les demandes des jours à venir qui ne dépassent pas le seuil de détection des pics.

Une fois les demandes et les pics qualifiés, ils sont sommés pour chaque référence produit. On doit alors prendre ou non les décisions de production. Pour ceci, on calcule l'équation de flux disponible, plus souvent appelée par son nom anglophone, la Net Flow Equation (NFE). La formule de calcul est issue de [Ptak & Smith \(2016\)](#) et rappelée en 2.1. Si la NFE est inférieure au TOY, on lance en production un ordre dont la quantité est égale à la différence entre TOG et NFE, comme repris dans l'équation 2.2. On considère comme en-cours de production tout ordre de production

## 2. État de l'art pour le paramétrage dynamique du DDS&OP

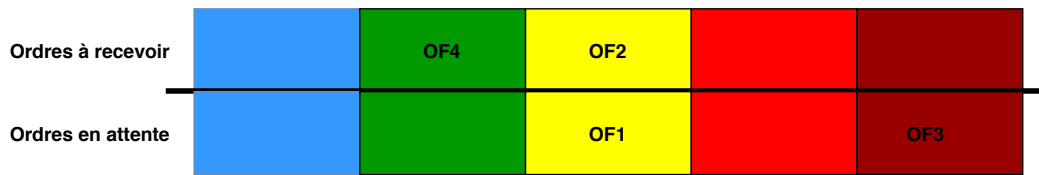


FIGURE 2.9 – Tableau d'exécution visuelle des ordres selon (Ptak & Smith, 2016)

*L'opérateur doit prioriser OF3, puis OF1. En fonction des ordres à recevoir, il peut également adapter ses décisions.*

de cette référence lancé dans le passé et non réceptionné. On donne, sur quelques jours consécutifs, un exemple de décisions de production dans le tableau 2.2

$$\text{NFE} = \text{Niveau de stock} + \text{En-cours} - \text{Demandes qualifiées} - \text{Demandes en retard} \quad (2.1)$$

$$\text{Si } \text{NFE} \leq \text{TOY} \text{ alors quantité produite} = \text{TOG} - \text{NFE} \quad (2.2)$$

Jour	0	1	2
Niveau de stock	15	7	7
En-cours	5	2	11
Demandes qualifiées	9	2	3
NFE	11	7	15
TOY	10	10	10
TOG	18	18	18
Qté lancée en production	0	11	0

TABLE 2.2 – Décisions de production sur quelques jours

*Au jour 1, la position du flux disponible (NFE) est inférieure au Top du Jaune (TOY), on lance un recomplètement pour atteindre le Top du Vert (TOG).*

### 2.2.5 Exécution des ordres de fabrication

Une fois lancés, les ordres de production doivent être exécutés par les ressources de production. Dans la logique DDMRP, l'exécution de production se veut avant tout visuelle. A cette fin, Ptak & Smith (2016) proposent l'utilisation devant chaque poste d'un tableau possédant 10 zones colorées dans lesquelles figurent à la fois la priorité des ordres reçus, mais également des ordres à recevoir. Un exemple de ce tableau est donné en 2.9.

Chaque opérateur peut alors prioriser seul les ordres sur sa machine grâce à la logique suivante. Dans la ligne inférieure du tableau se trouvent les ordres de fabrication actuellement en attente devant sa machine. Le code couleur qui leur est attribué correspond à la marge restante avant la date prévue de réception de l'ordre au prochain point de contrôle. Un ordre dans la case bleue revient à dire que ce dernier est en avance sur le planning. Un ordre entre vert et rouge clair est à l'heure avec divers degrés de marge restante. Un ordre dans la case rouge foncé est

en retard. Dans la ligne supérieure, l'opérateur peut voir quels ordres sont dans les machines précédentes et quelle est leur marge, ce qui lui permet d'anticiper sur les prochaines productions. L'opérateur doit, théoriquement, prioriser les ordres selon le code couleur, sans considération pour leur date de réception. Dans le tableau 2.9, l'opérateur devra prioriser l'OF3, qui est en retard.

Bien évidemment, l'utilisation de ce tableau nécessite d'implémenter une planification de production dans l'atelier, ce qui peut aller à l'encontre d'une production en flux tiré. Deux cas sont donc à prévoir : soit l'atelier dispose d'une activité de planification des ordres sur les machines (*scheduling*), normalement effectuée au niveau de points de contrôle bien identifiés, auquel cas les machines peuvent utiliser ce tableau, soit l'atelier n'en dispose pas et fonctionne purement en flux tiré par boucles successives entre les buffers physiques. Dans ce cas, on perd alors la notion de date de fin prévue des ordres de fabrication. Il faut alors remplacer le tableau d'exécution visuelle par une politique de traitement des files d'attente d'ordres de fabrication. Par défaut, cela se traduit par une politique de priorité relative liée au taux de remplissage des buffers du produit concerné (Ptak & Smith, 2016).

### 2.2.6 Identification des paramètres du modèle opératoire

Dans le cadre de notre problème de paramétrage dynamique, on s'intéressera particulièrement aux étapes 2 et 3 (sous-sections 2.2.2 et 2.2.3). A ce stade de l'étude, on peut déjà identifier les paramètres qui définissent le fonctionnement du modèle opératoire DDMRP, ainsi que leur rôle. Ces derniers sont regroupés dans le tableau 2.3 et proviennent des sous-sections 2.2.2, 2.2.3 et 2.2.4. Il nous faut à présent étudier comment se fait le changement de ces paramètres pour s'adapter à la demande.

Paramètre	Rôle
CMJ	Lisser la consommation d'une référence et la ramener à une moyenne journalière
DLT	Somme des temps de parcours sur le plus long chemin pour une référence gérée par buffer physique
LTF	Facteur d'incertitude inversement proportionnel à la valeur du DLT
VF	Facteur d'incertitude proportionnel à la variation de la demande
Horizon de détection des pics	Horizon au-delà duquel on ne considère plus les demandes fermes
Seuil de détection des pics	Seuil au-delà duquel une commande quotidienne est considérée comme un pic
Profils	Chaque produit peut appartenir à un groupe de produits, ce qui permet de définir les valeurs de LTF et de VF de tout un groupe en une seule fois (Ptak & Smith, 2016)
MOQ	Taille minimale des lots de production

TABLE 2.3 – Paramètres de contrôle du modèle opératoire DDMRP

## 2.3 Paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP

### 2.3.1 Le paramétrage dans la littérature spécifique au DDMRP

#### 2.3.1.1 Intégration du DDMRP dans le Demand Driven Adaptive Enterprise

Le modèle opératoire DDMRP fait partie d'un cadre théorique plus large appelé Demand Driven Adaptive Enterprise (DDAE). Le DDAE, défini pour la première fois par [Smith \*et al.\* \(2017\)](#) et élargi par [Ptak & Smith \(2018\)](#) se compose du :

- Demand Driven Operating Model (DDOM), l'organe responsable de la gestion des opérations de production, dont fait partie le DDMRP. Le DDOM est en réalité composé de trois blocs. Il regroupe le DDMRP, la planification éventuelle des ordres de fabrication et la gestion de l'exécution des ordres.
- DDS&OP, qui se charge de corriger les paramètres opérationnels de production pour ajuster le modèle à la réalité de la demande,
- Adaptive Sales and Operations Planning (AS&OP), où se prennent les décisions stratégiques pour le futur de l'entreprise, comme l'extension de capacité, la mise sur le marché de nouveaux produits ou bien la saisie de nouvelles opportunités de marchés.

Tous les éléments du DDAE sont représentés dans la figure 2.10. On note en vertical les trois étages de gestion d'une entreprise dans le cadre du DDAE. En haut, l'AS&OP est en charge de la prise de décisions stratégiques pour l'entreprise (nouveaux marchés, infrastructures ...). Il utilise pour cela la modélisation de son appareil de production et/ou de distribution fournie par le DDS&OP, par exemple pour un ensemble de scénarios "what if?". Il en découle un ensemble de directives stratégiques et de principes de gestion de haut niveau destinés à l'encadrement général des étages inférieurs.

Le DDS&OP reçoit et applique ces directives à l'environnement de production et/ou de distribution qui est sous sa responsabilité. Étant donné sa proximité avec le terrain, il est également en capacité de faire remonter à l'étage stratégique des recommandations, telles que la disponibilité de capacités de production pour intervenir sur de nouveaux marchés, ou bien la mise à jour des processus de production pour améliorer la compétitivité globale. Son rôle principal est de faire évoluer son modèle d'environnement pour suivre au mieux les évolutions du terrain. Pour mener à bien cette mission, il récupère les enregistrements de variance des processus opérationnels (écarts dans la demande, les livraisons, la qualité, les temps de parcours, évolutions des zones de buffers et de la position de stock ...). Une fois l'analyse des variations effectuée, il revient au DDS&OP de décider des paramètres du modèle à changer. Ces changements sont ensuite communiqués à l'étage opérationnel (notamment pour la mise à jour des tailles de zones des buffers).

La gestion opérationnelle d'un atelier en DDMRP est assurée par l'étage appelé DDOM. Elle suppose deux entrées : la configuration du modèle de production/distribution, c'est-à-dire les valeurs des paramètres des buffers et autres paramètres généraux, ainsi que la demande réelle. Initialement en un seul bloc, cet étage est aujourd'hui divisé en trois processus. Le DDMRP se charge de générer les ordres en fonction des demandes réelles. La planification, quand elle est nécessaire, si on souhaite ordonnancer les points de contrôle. Enfin, l'exécution assure la production/distribution effective des ordres.

Elément	Horizon	Fréquence	Granularité	Remarques
AS&OP	1 à 5 ans	Mensuelle	Produit fini ou famille de produits finis	On dispose de peu d'informations concrètes dans la littérature sur ce sujet. Ces caractéristiques sont donc encore sujettes à discussion. Pour plus de détails, se reporter aux travaux de <a href="#">Vidal et al. (2018)</a> , de <a href="#">Martin et al. (2018a)</a> ou de <a href="#">Martin et al. (2018b)</a> .
DDS&OP	2 fois le plus long délai cumulé (minimum)	Hebdomadaire	Tous les produits gérés par buffer physique	La pertinence des caractéristiques est à mettre en parallèle avec la valeur du DLT dans l'atelier considéré, de façon à prendre des décisions sur des durées au-delà de ce DLT
DDOM	DLT du produit	Quotidien	Tous les produits	

TABLE 2.4 – Caractéristiques supplémentaires des étages de gestion du DDAE

Elément	Horizon	Fréquence	Granularité
AS&OP	2 ans	Mensuelle	Famille de produits finis
DDS&OP	3 mois	Hebdomadaire	Tous les produits gérés par buffer physique (DLT le plus long égal à 1 mois)
DDOM	Semaine	Quotidien	Tous les produits

TABLE 2.5 – Exemple de caractéristiques pour les étages de gestion

Dans le cadre d'un problème de paramétrage dynamique, les deux éléments clés impactés sont donc le DDS&OP et le DDMRP. Le premier est en charge du contrôle des paramètres et le second renvoie la réponse du système. Ils seront donc au cœur du périmètre de ces travaux de recherche.

Jusqu'ici, on a détaillé uniquement les mécanismes permettant le fonctionnement de l'étage opérationnel appelé DDOM. Il est à noter que chaque étage possède trois caractéristiques supplémentaires : un horizon de prise de décision, une fréquence de mise à jour et une granularité de décision. Ces caractéristiques sont essentielles pour comprendre quelles décisions peuvent être affectées à quel étage de gestion dans le cadre du DDAE et quel est leur impact opérationnel. Elles sont données en détail dans le tableau 2.3.1.1.

On notera que ces caractéristiques sont avant tout indicatives et en aucun cas normatives : il faut adapter la fréquence de prise de décision et la granularité à chaque cas d'application. On propose un exemple (fictif) de caractéristiques dans le tableau 2.3.1.1, pour lequel l'étalon serait le plus long DLT, d'une valeur d'un mois.

Comme représenté dans 2.10, le lien de contrôle entre DDS&OP et DDOM est établi grâce à la configuration du modèle opératoire (autrement dit la décision des valeurs à donner aux paramètres de production définis plus haut) et à l'enregistre-



## 2. État de l'art pour le paramétrage dynamique du DDS&OP

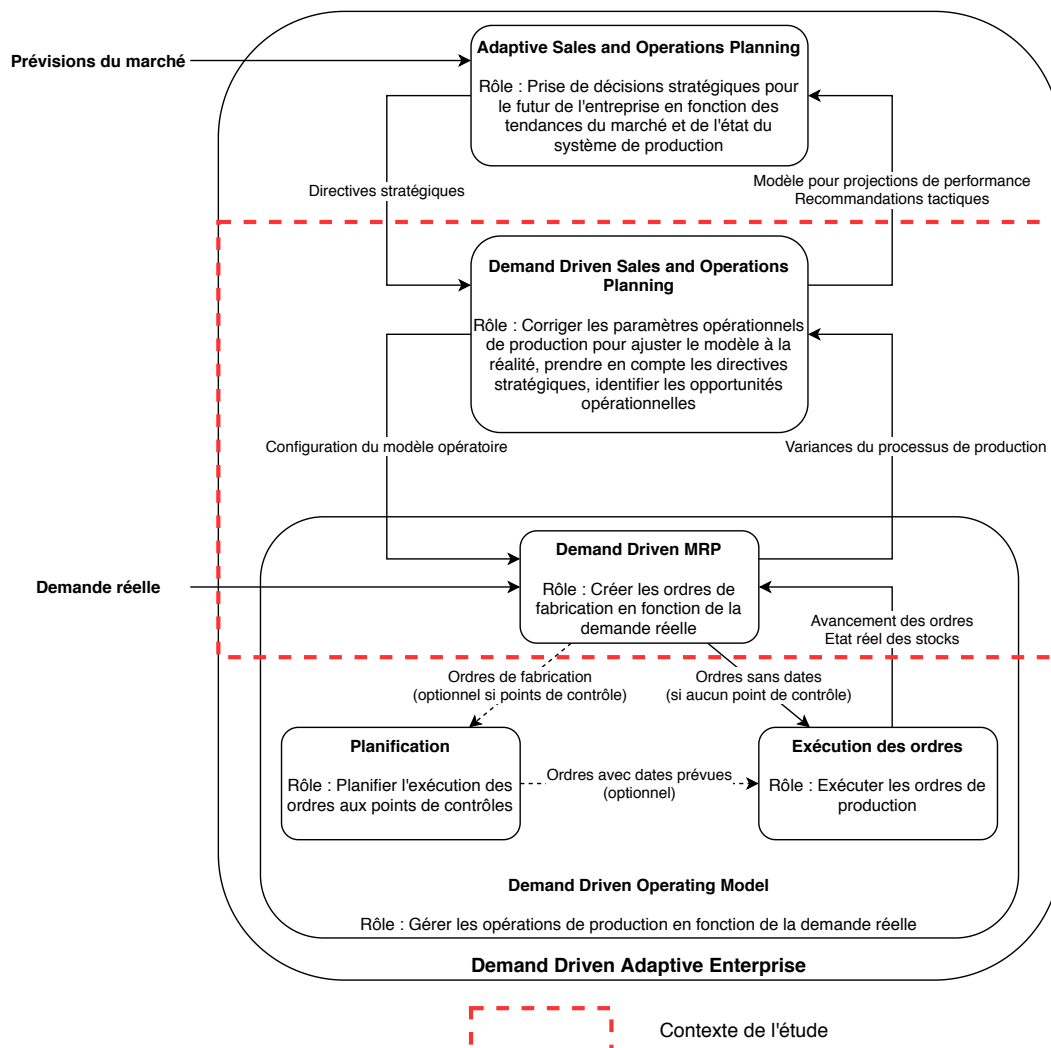


FIGURE 2.10 – Éléments du Demand Driven Adaptive Enterprise (DDAE) selon (Ptak & Smith, 2016)

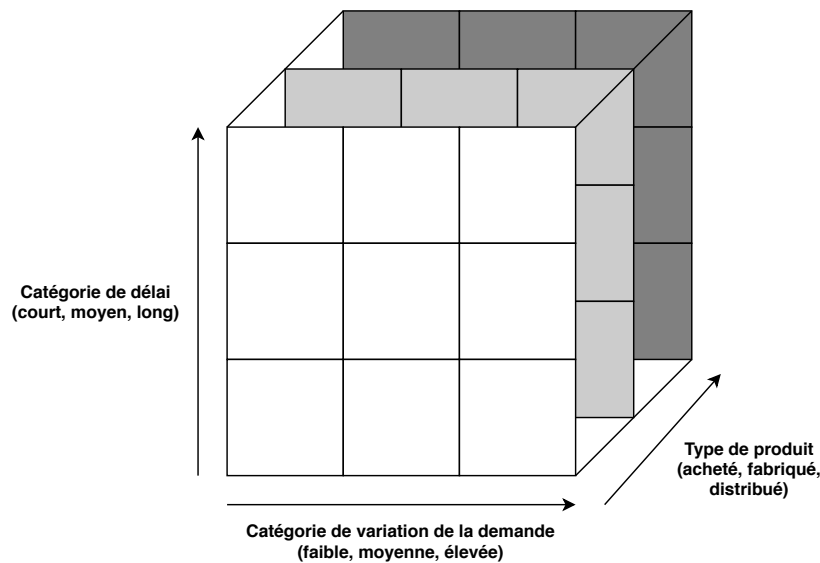


FIGURE 2.11 – Cube pour l'association d'un produit à un profil (Ptak &amp; Smith, 2016)

ment des différents types de variances dans le processus (changement des temps de production, dans la demande réelle ...).

### 2.3.1.2 Identification des paramètres fixés par le Demand Driven S&OP

Comme décrit plus haut, dans le cadre du DDS&OP, on cherche à corriger les paramètres du tableau 2.3 pour se rapprocher de la meilleure configuration possible. Pour rappel, les paramètres sont : la CMJ, le DLT, le LTF, le VF, les horizons et seuils de détection, la manière de faire ou non les groupes et la MOQ. Pour cela, le DDS&OP doit définir quelles sont les politiques (en tant que fonctions capables de changer la valeur d'un paramètre, voir définition 1) de mise à jour des paramètres et/ou quelle est la politique de regroupement des produits en profils si on utilise le regroupement.

Le rôle des politiques de mise à jour des paramètres des buffers est de changer les valeurs du jeu de quatre paramètres (CMJ, DLT, LTF et VF) pour s'adapter à un changement de contexte dans la demande : évolution dans les quantités, impact sur les temps de parcours ...

Le rôle des politiques de groupement est de faciliter le suivi des paramètres individuels de chaque buffer physique (Ptak & Smith, 2016). En regroupant en profils des produits jugés similaires, on leur affecte simultanément la même valeur pour le LTF et le VF. Pour décider de la valeur, on représente les produits d'un profil par un pseudo-produit moyen auquel on affecte les valeurs pertinentes.

La principale source d'information concernant le regroupement de produits en profils se trouve dans (Ptak & Smith, 2016). Dans cette source, le regroupement se fait selon les trois dimensions d'un cube comme décrit plus haut. Chaque produit est donc placé dans une des cases du cube et les produits d'une même case se voient attribuer des jeux de paramètres en partie identiques (pour le LTF et le VF a minima). Ce cube est représenté par la figure 2.11.

Le DDS&OP a donc vocation à définir, suivant les résultats du tableau 2.3 :

- une politique de mise à jour pour chacun des paramètres CMJ, DLT, LTF et VF (qui peut être de les laisser constants),
- une politique de groupement des produits (qui peut être optionnelle),
- une éventuelle politique de changement pour le seuil et l'horizon de détection des pics, bien que leur caractère dynamique ne soit pas clair chez [Ptak & Smith \(2011, 2016\)](#),
- et enfin, une éventuelle politique de mise à jour de la MOQ, dont le caractère dynamique peut être lié à des problématiques d'amélioration continue.

### 2.3.2 Étude des thématiques de publications autour du DDMRP

Depuis la parution de [Ptak & Smith \(2011\)](#), le DDMRP a fait l'objet d'un certain nombre de publications scientifiques, que l'on peut répartir dans cinq catégories principales :

1. un ensemble de publications qui constitue un jeu central de définitions de la méthode,
2. un groupe important de publications qui se concentre sur la clarification des principes de fonctionnement et apporte des détails spécifiques dans le dimensionnement et la mise en place du système,
3. un autre groupe important qui s'attache à comparer l'efficacité du DDMRP par rapport à d'autres méthodes de gestion de production,
4. un jeu plus restreint de publications qui travaille sur le DDMRP selon un point de vue axé sur les processus mis en jeu,
5. et un dernier groupe de publications qui propose des alternatives ou des approfondissements à la théorie telle que décrite dans le jeu de définitions.

Un cœur de quatre publications joue le rôle de références en matière de définition des premiers principes du DDMRP. Il s'agit des publications qui décrivent avec le plus de détails la mise en place et le fonctionnement des différents mécanismes. Sans surprise, il s'agit également des publications les plus citées de la littérature, mais également de ce manuscrit, puisqu'elles constituent le point de départ de ces travaux de recherche et qu'on pourra toujours s'y référer pour plus de détails sur les fondamentaux de la méthode. Il s'agit de :

- [Ptak & Smith \(2011, 2016\)](#) qui définissent puis détaillent les principes fondateurs de la méthode. Ces publications définissent la CMJ comme une moyenne mobile de la consommation, sans préciser l'échelle de la fenêtre et elles définissent le DLT comme plus long temps non protégé entre deux buffers, sur la base des fiches articles pré-existantes.
- [Smith et al. \(2017\)](#) et [Ptak & Smith \(2018\)](#) qui décrivent le DDAE et son lien de parenté avec la méthode DDMRP décrite par [Ptak & Smith \(2011, 2016\)](#). Le DDMRP, plus opérationnel, est ici complété par les premiers fondements des étages de gestion comme le DDS&OP et l'AS&OP qui facilitent les prises de décisions tactiques et stratégiques (se reporter à la figure 2.10 et son explication pour plus de détails).

La seconde thématique principale des publications autour du DDMRP porte sur la clarification de sa mise en place. On trouve dans cette catégorie des publications qui proposent des ajouts théoriques, des études de simulation et des retours d'expériences. Les premiers travaux de ce groupe sont ceux de [Ihme & Stratton \(2015\)](#) et [Ihme](#)

(2015) qui portent sur l'évaluation du comportement simulé d'un atelier géré en DDMRP. Ils mettent l'accent sur l'intérêt de l'utilisation de la méthodologie DDMRP pour stabiliser les niveaux de stocks et réduire la nervosité des ateliers.

On peut ajouter à cette branche les travaux de [Pekarčíková et al. \(2019\)](#). Les auteurs reprennent la méthodologie d'implémentation et d'utilisation définie dans la première catégorie de travaux. Ils soulignent certaines limites à l'utilisation de la méthode, par exemple dans les cas où la demande ne serait pas assez stable ou assez fréquente, avec un point de vue proche de la gestion d'une chaîne logistique. Ils concluent sur le fait que :

- toute référence d'une entreprise peut techniquement être gérée par la méthodologie DDMRP,
- les matières premières avec un long temps de livraison ou avec une longue période entre deux commandes ne seraient pas de bons candidats pour la gestion par le DDMRP,
- la tendance à augmenter les quantités de commande matières premières pour réduire les coûts de passation de commande tend à rendre plus incertaine la gestion de ces références.

[Jiang & Rim \(2016\)](#) présentent quant à eux une étude sur le positionnement optimal des buffers physiques, notamment pour le cas des nomenclatures complexes, c'est-à-dire pour lesquelles un produit peut posséder plusieurs composants. Leur stratégie repose sur le positionnement des buffers de façon à minimiser l'inventaire tout en respectant les contraintes de DLT entre les buffers.

[Bahu et al. \(2018\)](#) et [Bahu et al. \(2019\)](#) font également partie de ce groupe de publications. Ils apportent une synthèse de l'expérience de diverses entreprises dans le choix et la mise en place d'un système géré en DDMRP. Ils soulignent la diversité des environnements où a été déployée la méthode, mais également l'importante initiative nécessaire de la part des entreprises pour définir les paramètres de fonctionnement de l'atelier.

[Bayard & Grimaud \(2018\)](#), pour leur part, choisissent une approche financière pour évaluer les enjeux du passage au DDMRP. Ils montrent l'impact de la méthode sur les besoins en fonds de roulement et relient les valeurs des paramètres de dimensionnement aux performances financières de l'entreprise.

Enfin, [Baptiste \(2018\)](#) et [Velasco Acosta et al. \(2019\)](#) s'intéressent aux impacts du DDMRP dans le cas où les structures de produits possèdent de nombreux niveaux de nomenclature. Ils réitèrent l'importance des choix arbitraires de l'utilisateur lors de la définition des valeurs des paramètres de dimensionnement. Ils mettent également l'accent sur l'impact non négligeable de la position des buffers physiques.

Dans l'ensemble, ce groupe de travaux touche peu, voire pas du tout, à la problématique de paramétrage dynamique. Seule la mise à jour de la CMJ est utilisée par certaines de ces publications et systématiquement selon les recommandations initiales de [Ptak & Smith \(2011\)](#), à savoir l'utilisation d'une moyenne mobile des demandes passées pour obtenir la nouvelle valeur de CMJ.

Une partie des travaux sur le DDMRP depuis sa parution consiste à évaluer sa performance par rapport aux méthodes déjà existantes. Trois groupes d'auteurs se partagent ce groupe thématique et ils s'accordent pour reconnaître l'intérêt de la méthode. Un travail détaillé de comparaison est disponible dans une série de publications par [Miclo et al. \(2015\)](#), [Miclo \(2016\)](#), [Miclo et al. \(2016a\)](#), [Miclo et al. \(2016b\)](#) et [Miclo et al. \(2019\)](#). A travers cette série, les auteurs comparent

les performances d'un même atelier géré en MRP, en kanban et en DDMRP. Ils montrent que le DDMRP peut assurer de bonnes performances dans un contexte où on retrouve des incertitudes à la fois sur la demande et sur le processus de production.

Ces travaux sont également proches de ceux de [Shofa & Widyarto \(2017\)](#) et de [Shofa et al. \(2018\)](#). Ceux-ci concluent sur l'efficacité du DDMRP dans un contexte incertain en appuyant sur la réduction du temps de défilement obtenue. Dans le même esprit, les travaux de [Kortabarria et al. \(2018\)](#) comparent le fonctionnement d'un même atelier entre MRP et DDMRP et mettent en avant la réduction d'en-cours obtenue.

Tous ces travaux se bornent cependant à évaluer la performance du modèle tel qu'il est présenté dans le jeu de définition. Comme précédemment, les auteurs de ce groupe traitent uniquement le problème du paramétrage dynamique via une CMJ variable. Les autres paramètres sont considérés fixes.

Trois publications proposent, pour leur part, une vision axée processus du DDMRP. Elles cherchent à détailler les étapes données par les références de la première catégorie thématique. Il s'agit des travaux de [Martin et al. \(2018a\)](#) et [Martin et al. \(2018b\)](#), mais également [Vidal et al. \(2018\)](#), qui visent à donner des précisions sur l'étage stratégique. Parmi, ces publications, une fois de plus, aucune ne traite directement de paramétrage dynamique.

Enfin, seules quatre publications spécifiques au DDMRP traitent directement du contrôle dynamique des paramètres. Les travaux de [Dessevre et al. \(2019a,b\)](#) sont centrés sur la mise à jour du DLT dans un atelier géré en DDMRP et soulignent la difficulté de mise à jour de ce paramètre. Ces travaux basent le calcul du DLT sur le suivi des temps de défilement (défini comme le temps qu'un ordre de fabrication d'une référence met entre sa création et sa fin). Ils mettent particulièrement l'accent sur le danger de mettre à jour dynamiquement le DLT qui peut créer un effet d'engorgement de l'atelier. Une situation de cercle vicieux est décrite, dans laquelle, en constatant une augmentation des temps de parcours, on augmente la valeur du DLT. Il s'ensuit une augmentation des tailles de zones des buffers qui implique une augmentation des quantités fabriquées (comme prévu par l'équation 2.2). De plus grandes quantités de production viennent à leur tour faire augmenter les temps de parcours et le cercle continue jusqu'à une croissance exponentielle des temps de parcours. Les travaux de [Martin et al. \(2019\)](#) détaillent un processus de correction des paramètres par événement, similaire à une logique de cartes de contrôle, issue de la maîtrise statistique des processus (voir [Pillet \(2005\)](#)). Ces travaux établissent un ensemble de règles métiers et de seuils de sensibilité, couplés à une surveillance historisée de certaines grandeurs (les grandeurs en question dépendant des règles métiers choisies). Ils proposent une solution de contrôle dynamique aisément explicable à la personne en charge et ne nécessitant pas un nouveau calcul de tous les paramètres à intervalles réguliers. Enfin, [Lee & Rim \(2019\)](#) proposent une méthode alternative de définition de la zone rouge de sécurité des buffers physiques prenant en compte la demande réelle qui s'avère plus performante que celle de [Ptak & Smith \(2016\)](#) dans le cas qu'ils étudient. La validation des résultats est faite en reprenant un modèle d'atelier issu du [Ptak & Smith \(2016\)](#), donc relativement général, et simulé en changeant uniquement la méthode de détermination de la taille de la zone rouge.

### 2.3.3 Conclusion sur les références spécifiques au DDMRP

A travers l'étude du fonctionnement opératoire du DDMRP, ainsi que des liens avec le DDS&OP, on a pu identifier les paramètres pertinents à contrôler (se reporter au tableau 2.3). On a également vu que les politiques de mise à jour de la CMJ et du DLT étaient disponibles, mais avec peu de détails, dans les publications du cœur de références (première catégorie thématique).

On peut d'ores et déjà répondre quant aux objectifs O1 et O3 qui sont, pour rappel :

- O1** quels sont les paramètres pertinents qu'il faut fixer pour un modèle opératoire géré en DDMRP ? Et quel est leur rôle dans le fonctionnement opérationnel de l'atelier ?
- O3** quelles méthodes de résolution permettent la redéfinition des paramètres d'un modèle opératoire DDMRP pouvant être complexe (grand nombre de paramètres et espace de recherche important) ? Celles-ci sont-elles viables dans la maille de temps du DDS&OP ?

Grâce aux données se trouvant en 2.3, on a établi que les paramètres pertinents (et leur rôle) pour le DDS&OP sont :

1. la Consommation Moyenne Journalière (CMJ), pour chaque référence gérée dans un buffer,
2. le Decoupled Lead Time (DLT), qui représente le temps d'obtention de chaque référence gérée dans un buffer,
3. le Lead Time Factor, un pourcentage inversement proportionnel à la valeur du DLT de la référence concernée, et qui représente l'incertitude sur le temps réel nécessaire à l'obtention de la référence
4. le Variability Factor (VF), un pourcentage proportionnel à la variation de la demande moyenne de la référence, et qui représente l'incertitude sur les variations de demande,
5. un horizon de détection des pics de demande, qui permet d'anticiper les demandes très élevées si on les connaît à l'avance,
6. un seuil de détection des pics, qui permet de définir la hauteur à partir laquelle une commande est considérée comme anormalement élevée,
7. une attribution éventuelle des références en groupes de produits jugés similaire, de façon à leur attribuer les mêmes valeurs de LTF et VF,
8. une éventuelle taille minimale des lots, ou Minimum Order Quantity (MOQ).

Concernant l'objectif O3, si certaines méthodes de définition sont présentes dans la littérature spécifique au DDMRP, elles sont peu précises quant à leur cadre d'utilisation. Il n'est pas non plus précisé, en dehors de la CMJ et du DLT quels sont les paramètres qui doivent rester statiques et ceux qui doivent être dynamiques.

Dès lors, on peut affiner la responsabilité du DDS&OP telle que décrite dans Ptak & Smith (2016) vers celle-ci : le DDS&OP vise, en théorie, à détecter un écart de comportement du marché ou du modèle par rapport à l'attendu puis, à y remédier en ajustant les paramètres du modèle à la réalité, grâce à l'utilisation de politiques de contrôle spécifiques.

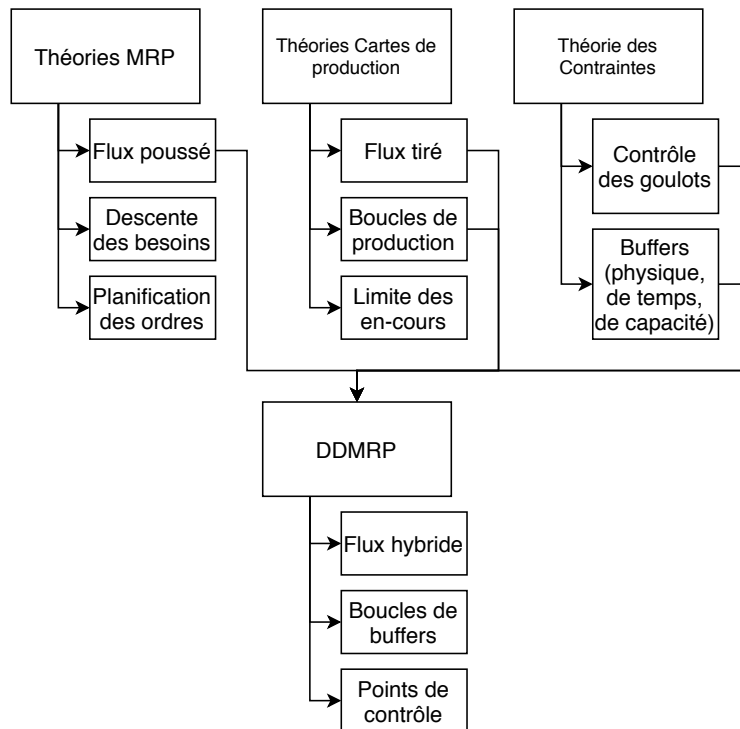


FIGURE 2.12 – Théories sur lesquelles repose le DDMRP

### 2.3.4 Paramétrage dynamique pour les méthodes proches de DDMRP

Dans la sous-section précédente, on a défini la liste des paramètres influant sur le comportement d'un atelier DDMRP. Cependant, la méthodologie DDMRP est fondée sur un corpus théorique conséquent, qui regroupe plusieurs visions différentes de la gestion de production (Ptak & Smith, 2016). On peut se représenter le paysage théorique comme dans la figure 2.12. Celle-ci reprend les principales caractéristiques de ce paysage, ainsi que leurs apports au DDMRP.

Les trois théories majeures sur lesquelles repose le DDMRP sont :

1. l'ensemble des théories du Materials Requirement Planning (MRP) et du Manufacturing Resources Planning (MRPII), auxquelles on pourrait ajouter le pendant voué à la distribution, le Distribution Resources Planning (DRP),
2. les théories à base de cartes de production, qu'il s'agisse de cartes réelles, comme les kanbans, ou de jetons, comme pour le CONWIP (CONstant Work In Progress) (voir détails plus bas pour la définition de ces théories),
3. et enfin la Théorie des Contraintes (TOC).

Un atelier géré en MRP (Arnold *et al.*, 2001) possède trois caractéristiques principales. Premièrement, le flux de matières est poussé à travers l'atelier, sur la base d'un plan de production sensé répondre à un besoin. Le besoin peut être réel (on se place dans un environnement de fabrication à la commande) ou prévu (on se place dans un environnement utilisant des prévisions de vente). Deuxièmement, dans un atelier de ce type, on utilise également le principe de descente des besoins lors du calcul des quantités à produire. Le besoin d'un produit fini est éclaté en plusieurs ordres pour les composants, en suivant les liens de nomenclature. Troisièmement, on

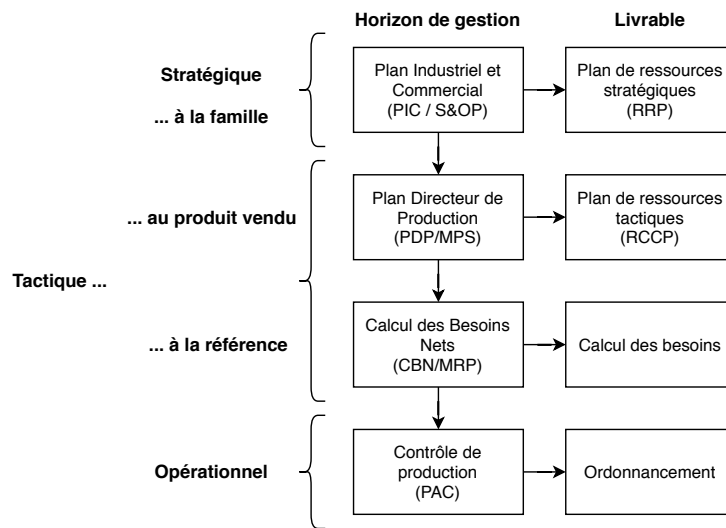


FIGURE 2.13 – Planification hiérarchique pour le MRPII issue de (Arnold *et al.*, 2001)

utilise une planification à rebours des ordres sur l'ensemble de la ligne production, ce qui vient alimenter le plan.

De façon similaire aux étages de gestion hiérarchisés du DDMRP, la logique MRP intègre un aspect de planification hiérarchique issu du MRPII. La logique DDMRP hérite des trois généralement reconnus pour le MRP dont on trouve une représentation dans (Arnold *et al.*, 2001). La figure 2.13 reprend cette source. On y retrouve :

- l'horizon stratégique du Plan Industriel et Commercial (PIC) (ou *Sales & Operations Planning (S&OP)* en anglais) qui est responsable de la création du plan de ressources stratégiques (ou *Resource Requirements Plan (RRP)*), et qui établit un plan de production par familles de produits,
- l'horizon tactique qui, dans une perspective MRPII, est celui qui reçoit la demande client. Il intègre une étape de gestion des produit vendus appelée Programme Directeur de Production (PDP) (ou *Master Production Schedule (MPS)*) dont l'objectif est de fournir un plan de production produits qui respecte les contraintes capacitaires, et qu'on associe à un plan de ressources tactiques, nommé *Rough Cut Capacity Plan (RCCP)* en anglais. Il intègre également une descente des besoins le long des nomenclatures, le Calcul des Besoins Nets (CBN) ou *MRP*. Son but est de produire la liste exacte des besoins pour chaque référence en tenant compte des en-cours et des quantités déjà présentes en stocks.
- l'horizon opérationnel du contrôle de production ou *Production Activity Control (PAC)* qui est en charge de l'ordonnancement et de l'exécution des ordres à proprement parler.

Par opposition, un atelier utilisant des cartes de production repose sur un flux de matières tiré par la demande (Spearman & Zazanis, 1992). Grâce à un réseau de stocks de références dont on veille à garder le niveau suffisamment haut, on peut lancer des ordres de fabrication limités au niveau de nomenclature précédent, sans



nécessairement devoir planifier à rebours les conséquences de cet ordre. Les systèmes à cartes de production possèdent deux autres caractéristiques essentielles : d'une part, la mise en place de boucles de production et, d'autre part, le contrôle des en-cours. La forme et la portée d'une boucle de production diffèrent selon les méthodes choisies mais toutes ont pour objectif d'établir un périmètre au sein duquel la somme des en-cours ne doit pas dépasser une certaine valeur. La limite des en-cours peut se faire pour chaque référence, ou bien toutes références confondues.

La Théorie des Contraintes (TOC) (Goldratt & Cox, 1984) prend un parti différent. Au lieu de viser au contrôle de chaque élément de l'atelier, elle met l'accent sur le contrôle des goulots de production, en argumentant qu'ils sont les principaux freins aux flux. Cette vision du contrôle se rapproche de la notion de point de contrôle utilisée dans la méthodologie DDMRP, à savoir les ressources pour lesquelles on souhaite surveiller la charge et/ou planifier le passage des ordres de fabrication. La TOC emploie une logique de buffers pour éviter que les goulots de production manquent de travail. Elle intègre également une logique de contrôle de la cadence de production soumise à la cadence des goulots pour la décision des quantités à produire, de façon à s'assurer que l'utilisation du temps d'ouverture des goulots est rentabilisée au maximum.

De ces trois théories, la théorie DDMRP reprend un certain nombre d'éléments. Elle intègre en grande partie les travaux sur les buffers de la TOC, repris dans les trois types de buffers présentés en section 2.2. Elle en reprend également la philosophie de contrôle des goulots à travers l'établissement de points de contrôle. Il s'agit de points d'attention spécifiques qui ne sont pas forcément des goulots de production, mais pour lesquels on souhaite établir une surveillance spécifique, très utilisés pour l'exécution des ordres (pour plus de détails, voir Ptak & Smith (2016)). Des théories à base de cartes de production, le DDMRP reprend le principe de flux tiré, qui est établi entre les différents buffers de stock physique. Il ne reprend cependant pas directement la limite finie des en-cours par des cartes mais par la valeur de TOG. Enfin, le DDMRP reprend la logique de flux poussé du MRP et l'intègre dans sa propre logique de flux hybride. Il s'agit de conserver un calcul des besoins pour les références situées entre des buffers consécutifs, là où on ne souhaite pas utiliser de buffer (pour des références utilisées dans un seul produit mais formées à partir de composants partagés, par exemple).

On souhaite à présent étudier les apports de la littérature se rapportant à ces trois méthodes dont le DDMRP dit hériter. En premier lieu, on étudiera les parallèles avec le paramétrage dynamique en MRP. Puis, on se concentrera sur les méthodes à base de cartes de production et enfin, sur la TOC.

### 2.3.4.1 Paramétrage dynamique dans un atelier MRP

#### 2.3.4.1.1 Identification des paramètres équivalents pour le MRP

Dolgui & Prodhon (2007), et avant eux Yeung *et al.* (1998), définissent les paramètres impactant la performance des modèles opératoires gérés en MRP comme :

- la taille des stocks de sécurité,
- les temps de défilement de sécurité et les temps de défilement planifiés,
- les règles définissant les tailles de lots,
- l'horizon du MPS,
- et enfin l'horizon de planification des ordres.

Dans le cas d'un problème géré en DDMRP, on peut donc garder les paramètres suivants :

- la définition des tailles de lot, ce qui s'apparente au paramètre MOQ,
- la définition des stocks de sécurité, ce qui se rapproche de la définition de tailles de zones,
- et la définition du temps de défilement utilisé pour le calcul des réapprovisionnements, un problème proche de la définition du DLT.

#### 2.3.4.1.2 Tailles de lot dans un système MRP soumis à des incertitudes

Le problème de la définition des tailles de lot (ou *lot sizing* en anglais) fait partie des problèmes très étudiés dans le champ de la gestion de production, mais également de la recherche opérationnelle. Il existe par conséquent un nombre très important de publications liées à ce sujet <sup>2</sup>.

Les politiques de tailles de lots dynamiques les plus courantes données dans cette sous-section, ainsi que leur formule, sont reprises de [Florim et al. \(2019\)](#). Une grande partie se trouve également chez [Silver et al. \(1998\)](#).

La méthode la plus simple de taille de lot dynamique est le "lot pour lot" qui consiste à fixer une taille de lot égale à la quantité du besoin en production. La quantité économique de commande est la seconde méthode classique pour fixer les tailles de lots. Elle prend en compte le débit des demandes par rapport aux coûts d'obtention et de détention en stock des références, mais suppose une relative constance de ce débit. Elle permet de définir une taille de lot à recommander à chaque fois que l'on dépasse un certain seuil. Pour les demandes plus instables, il est également possible d'utiliser le *Part Period Balancing*, dont le but est de définir une unité de pièces par période, notée *PP* qui sert de taille de lot. La politique de commande périodique reprend la logique de la quantité économique mais en utilisant cette fois un débit moyen et définit, non une quantité à commander, mais un intervalle de commande régulier. Dans ce cas, le montant de la commande peut donc varier. Une autre politique possible est à trouver dans l'heuristique de Silver-Meal, dont le but est de proposer la taille de lot qui minimise les coûts sur un certain nombre de périodes de temps. Enfin, on peut citer la méthode de Wagner-Whitin, qui propose de trouver la taille de lots minimisant les coûts en travaillant à rebours sur les périodes de temps.

Pour comparer l'efficacité des politiques, on peut, par exemple, se tourner vers [Callarman & Hamrin \(1984\)](#). Ils proposent de comparer sur le même cas un ensemble de politiques de tailles de lot et de juger de leur efficacité dans un contexte où la demande est incertaine. L'atelier considéré est géré en MRP et ne possède qu'un étage. Dans cette publication, la performance est jugée selon l'inventaire total généré par l'utilisation de la politique, ainsi que par le temps de calcul nécessaire à l'établissement des valeurs de tailles de lots. Les auteurs placent la politique de *Part Period Balancing* en tête de classement dans la majorité des 128 configurations étudiées.

[Karmarkar \(1987\)](#) pousse plus loin cette analyse en étudiant l'impact des tailles de lot sur les temps de défilement et les en-cours de production dans un atelier. Il rappelle le fait que le choix des tailles de lots impacte les temps de défilement de l'atelier mais également le taux d'utilisation des machines. Il conclut en conseillant

2. 7288 publications trouvées en consultant uniquement le Web Of Science avec la requête ("lot sizing" OR "lot sizing" OR "lot-sizing" OR "order quantit\*" OR "batch size" OR "lot size\*"), effectuée le 1 avril 2020.

de prêter une attention particulière à la surcharge des goulots qui, même avec des tailles de lots optimales, est susceptible de paralyser le flux d'un atelier.

On peut également mentionner [Brennan & Gupta \(1996\)](#) qui combinent aux incertitudes sur la demande, une incertitude sur les temps de défilement. Les auteurs montrent la forte dépendance des performances d'un atelier géré en MRP à ces deux types d'incertitudes. Ils remarquent que c'est finalement l'incertitude sur les temps de défilement qui pèse le plus sur les performances. Le corollaire de ce résultat est que les produits dont les composants sont majoritairement situés dans les bas niveaux de nomenclature souffrent davantage de cette incertitude. Ils concluent à la fois sur l'utilisation de la quantité économique comme meilleure politique et sur les interactions des tailles de lots avec tous les autres facteurs de contrôle étudiés dans l'article.

[Ho & Ireland \(2012\)](#), pour leur part, utilisent des règles de tailles de lots pour mitiger des erreurs dans les prévisions de demande et avancent que la politique de lot pour lot est dominée par les autres dans le cas d'une demande incertaine.

[Grubbström & Wang \(2003\)](#) mettent l'accent sur le fait que, dans un système possédant plusieurs niveaux de nomenclature, les lots seront de plus en plus hachés (des tailles de lots importantes mais lancés moins souvent) plus on se rapproche des matières premières. Ils parviennent à cette conclusion grâce à l'utilisation d'un algorithme d'optimisation.

Ce problème de tailles de lots est également traité, dans le cas d'un atelier d'assemblage, par [Louly et al. \(2012\)](#). Ils choisissent de résoudre le problème en utilisant un algorithme d'optimisation chargé de trouver la meilleure valeur de taille de lot. Ils proposent pour cela un modèle utilisant des coefficients de sécurité pour adapter le temps de défilement planifié en fonction des incertitudes, tout en permettant de définir une distribution des valeurs des temps de défilement. Cependant, ils travaillent avec une demande constante, justifiée par le cas d'utilisation. On peut également citer les travaux de [Schemeleva et al. \(2015\)](#) qui visent à définir une séquence optimale de tailles de lots par période sous incertitude. Pour obtenir la séquence de tailles de lots, les auteurs utilisent un algorithme génétique, couplé à une recherche locale de meilleures solutions.

Enfin, comme vu plus haut, [Florim et al. \(2019\)](#) proposent une comparaison de plusieurs méthodes de définition de tailles de lots dans des environnements gérés en MRP ou par kanbans. Ils concluent sur les bonnes performances de la politique de quantités de réapprovisionnement périodique par rapport à la quantité économique, et ce même dans un environnement hautement variable.

### 2.3.4.1.3 Définition des tailles de stocks de sécurité

On retrouve dans la littérature trois raisons principales à la mise en place de stocks de sécurité ([Mula et al., 2006](#)) :

1. absorber les incertitudes concernant la production, par exemple pour gérer les pertes dues à la non-qualité,
2. absorber les incertitudes concernant la demande sur les produits finis,
3. et absorber les incertitudes sur les livraisons de matières.

Une première approche pour le dimensionnement des stocks de sécurité dans un environnement MRP se trouve dans [Orlicky \(1974\)](#). Il propose de dimensionner les stocks de sécurité en fonction de l'écart type des erreurs entre la demande réelle et

la demande prévue. [New & Mapes \(1984\)](#) proposent l'utilisation de buffers de stock (différents toutefois de ceux utilisés en DDMRP) pour se protéger des incertitudes dans le processus de production. Ils basent leur étude sur le cas où les incertitudes viennent du rendement du processus de production et définissent la taille des buffers en fonction du rendement moyen. [Inderfurth \(2009\)](#) étend ces travaux sur la gestion des incertitudes en proposant un dimensionnement des stocks de sécurité basé sur l'ajout d'un facteur de risque, que ce soit sur la demande ou sur le rendement. Ce facteur de risque est établi en fonction des incertitudes de rendement de production et de demande dans l'atelier et agit comme multiplicateur du stock de sécurité.

[Grubbström \(1999\)](#) propose de mettre en place des stocks de sécurité uniquement pour les produits finis. Il définit la taille de ces stocks comme la différence entre la somme des produits lancés en production et la somme des produits consommés par les clients. Dans l'exemple qu'il donne, la taille des stocks de sécurité optimale est celle qui assure la meilleure marge à la dernière période de temps considérée.

Enfin, [Caridi & Cigolini \(2001\)](#) considèrent les stocks de sécurité dans le cas des demandes irrégulières. Ils recommandent de créer deux types de stocks de sécurité : les stocks de sécurité courants pour la variance habituelle de la demande, qui sont dimensionnés sans prendre en compte les pics inhabituels, et les stocks de sécurité stratégiques pour les pics de demandes qui intègrent cette fois les demandes inhabituelles.

#### 2.3.4.1.4 Définition des temps de défilement dynamiques

Le temps de défilement (ou *lead time*) est défini comme le temps séparant la génération d'un ordre du moment où il est jugé terminé (mis en stock ou livré) ([Blackstone, 2008](#)). Il s'agit d'un élément essentiel au dimensionnement d'un atelier en MRP, puisqu'il détermine le temps prévu d'obtention des ordres et, par conséquent, le planning à rebours des opérations. Ce temps d'obtention prévu est appelé temps de défilement planifié, ou *planned lead time*. Dans un environnement de production réaliste, cependant, les temps de défilement constatés ne sont pas déterministes et statiques. Au contraire, ils varient en suivant plusieurs sources d'incertitudes : tailles de lots, rendements de production, pannes des machines ... On en vient alors à ajouter au temps de défilement planifié un temps de défilement de sécurité (*safety lead time*).

[Yano \(1987\)](#) cherche à définir les temps de défilement planifiés optimaux dans un environnement à deux étages de production, où les temps de production et d'approvisionnement sont stochastiques. L'article étend également l'étude sur un environnement à  $N$  étages de production, dans lequel on suppose que les temps de défilement de chaque étage sont indépendants. Pour cet article, le critère d'optimisation retenu est la minimisation des coûts de stockage et des retards sur les périodes considérées. L'article met en avant l'écart de comportement entre les temps de défilement du dernier étage (celui des produits finis) et les temps de défilement des étages inférieurs : dans les étages inférieurs, la variation du temps de défilement planifié résulte de la combinaison des variances des étages supérieurs. Dans ce cas, le temps de sécurité est généralement alloué à l'étape avec la plus forte variance pour obtenir le temps de défilement planifié optimal.

[Melnyk & Piper \(1981\)](#) prennent en compte l'utilisation d'un temps de défilement de sécurité supplémentaire pour la définition du temps de défilement planifié. Ils observent que les temps de défilement de sécurité acceptables pour un MRP fonctionnel sont de 2 à 3 fois l'écart-type des temps de défilement. Ils mettent également en

garde contre l'augmentation des en-cours générée par une sur-estimation du temps de sécurité. Ils observent aussi l'intérêt d'utiliser un temps de sécurité pour les composants de bas niveau dans les nomenclatures, et surtout ceux qui sont fortement partagés, car leur manque impacte d'autant plus fortement le reste de la production.

Buzacott & Shanthikumar (1994) et Molinder (1997) comparent l'utilisation de stocks de sécurité et de temps de défilement de sécurité par simulation. Ils en déduisent des stratégies permettant de choisir la politique à mettre en place : pour Buzacott & Shanthikumar (1994), si on conserve une bonne fiabilité des prévisions, on peut privilégier les temps de défilement de sécurité. Pour Molinder (1997), si on constate une grande variabilité sur la demande et peu sur le temps de défilement, il faut préférer les stocks de sécurité. En revanche, si on constate une forte variabilité dans les deux cas, il faut préférer les temps de défilement de sécurité.

Ould-Louly & Dolgui (2004), Dolgui & Ould-Louly (2008), Hnaien *et al.* (2009) et Dolgui *et al.* (2013) proposent un ensemble de cas de détermination des temps de défilement planifiés optimaux dans des environnements gérés en MRP où le temps de défilement varie. Cette série d'articles étend progressivement le cas pour lequel les temps de défilement d'un étage de production sont stochastiques, en réduisant progressivement les hypothèses restrictives, pour finalement ne garder que celles sur la connaissance de la distribution des temps et leur nature discrète. La détermination des valeurs optimales des temps de défilement est ensuite obtenue par optimisation discrète.

Axsäter (2006) envisage le problème de la définition du temps de défilement planifié pour un atelier à plusieurs étages. Il cherche pour cela à définir les dates de relâche des ordres de fabrication, sachant que les temps de production sont aléatoires. Pour résoudre le problème appliqué à plusieurs étages, il le décompose en étages successifs et applique à chacun la solution du problème à un étage fournie par Yano (1987). Il conclut cependant sur la difficulté de trouver des solutions numériques exactes à des problèmes de grandes tailles et sur la nécessité de passer par des heuristiques.

Ioannou & Dimitriou (2012) proposent de ne plus utiliser de temps de défilement planifiés statiques pour la planification des ordres de fabrication dans un atelier géré en MRP. Ils le remplacent par une estimation du temps de défilement dans l'atelier à la création de l'ordre. Cette estimation se fait dans le cadre d'un système fait de stations sans panne, par lesquelles les ordres passent sans temps de trajet et qui traitent les files d'attente en mode *First In, First Out*. Cependant, cette approche n'est possible que dans la limite où l'on connaît déjà tous les ordres présents dans le système et de plus, elle n'intègre pas de gestion des incertitudes.

Pour terminer, on peut citer les travaux de Altendorfer (2015), qui traitent en parallèle des problèmes de définitions des tailles de lots et des temps de défilement planifiés dans le cas d'un atelier à un seul étage. Les auteurs y décrivent un cadre de décision pour fixer à la fois les valeurs des tailles de lots et du temps de défilement planifié, tout en montrant l'impact des décisions sur le taux de service de l'atelier. Ils y décrivent notamment les effets des modifications des paramètres sous forme d'abaques pour des taux de service donnés.

### 2.3.4.1.5 Conclusion intermédiaire sur le paramétrage dynamique en MRP

Parmi tous les problèmes de paramétrage dynamique d'un atelier en MRP, trois sont proches des problèmes rencontrés en DDMRP :

1. comment déterminer la taille des lots de production ?
2. comment déterminer la taille des stocks de sécurité ?
3. comment déterminer la valeur des temps de défilement planifiés ?

La littérature montre que la détermination des tailles de lots peut être obtenue aussi bien par l'utilisation de politiques (aussi appelées heuristiques), que par optimisation. Pour juger de l'efficacité d'une politique par rapport à une autre, il est possible de s'inspirer des travaux de [Callarman & Hamrin \(1984\)](#) et de les comparer deux à deux pour un système à un seul étage. Les publications retenues montrent également qu'il est nécessaire de prêter attention à l'impact de la taille de lot sur l'utilisation des capacités de production. Enfin, on a vu que, dans un contexte d'atelier géré en MRP, la stratégie de lot pour lot est souvent dominée par les autres stratégies de définition des tailles de lots. On mettra cette conclusion en parallèle du fait que, dans le cas d'un atelier géré en DDMRP, la définition d'une taille de lot n'est pas obligatoire, les MOQ pouvant être ignorées.

La définition des stocks de sécurité dans la littérature dédiée au MRP possède des similitudes avec celle du DDMRP. On retrouve l'utilisation de buffers de stocks pour se protéger des divers types d'incertitudes, mais également l'utilisation de facteurs de dimensionnement proportionnels au risque dont on souhaite se prémunir.

La définition des temps de défilement dynamiques dans un environnement géré en MRP a deux significations dans la littérature : elle peut se référer à la modification en temps réel du temps de défilement planifié des ordres de fabrication pour la planification du plan de production, ou bien elle peut signifier la prise en compte des temps opératoires soumis à des incertitudes pour arriver à une valeur de temps de défilement planifié la plus probable. Dans le premier cas, on a vu que, même si c'est faisable, il est nécessaire de connaître en détails les ordres présents dans l'atelier et que les méthodes ne prennent pas en compte les incertitudes. Dans le deuxième cas, on constate que les publications utilisent aussi bien des heuristiques que des méthodes d'optimisation numérique pour obtenir la valeur du paramètre. On peut également doubler la définition du temps de défilement probable par un temps de défilement de sécurité. Cet aspect est très lié à la définition du paramètre DLT d'un environnement géré en DDMRP, mais il n'est abordé que par [Dessevre et al. \(2019a,b\)](#) en détail dans la littérature spécifique. On rappellera cependant que, dans un environnement MRP, il faut résister à la tentation de re-calculer ces valeurs trop souvent, car on se heurterait à des difficultés de nervosité, comme décrit dans [Sridharan & Berry \(1990\)](#), mais également que les effets d'interaction entre tailles de lots et temps de défilement sont non-négligeables.

### 2.3.4.2 Paramétrage dynamique pour les méthodes à base de cartes de production

Les méthodes de gestion en flux tiré à base de cartes de production constituent une autre manière de gérer les ateliers. On détaille les deux grandes familles de ces méthodes de gestion dans les figures [2.14](#) (méthodes tirées de la logique dite "kanban") et [2.15](#) (méthodes suivant la logique dite "CONWIP"). Elles reposent toutes sur un même principe : la mise en place de boucles de commande entre deux stocks, dont le flux est régi par des autorisations de production. Pour produire un lot, on doit donc disposer d'une autorisation, sous forme de carte ou de jetons, qui va suivre le lot tout au long du processus et revenir à la source une fois le lot terminé. Ces autorisations



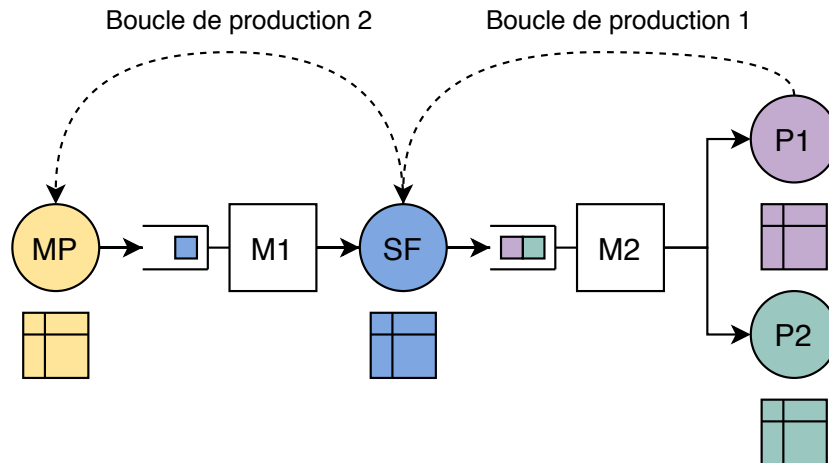


FIGURE 2.14 – Atelier simplifié géré en kanbans

On reprend l'atelier simplifié utilisé plus haut dans le manuscrit. Cette fois, on propose une gestion par cartes de production basée sur la méthode kanban. Dans un premier temps, l'idée est de construire de boucles successives de production le long du processus de production. Pour y arriver, on commence par ajouter un stock de produits semi-finis SF entre les machines M1 et M2. Les boucles de production sont donc établies entre P1, P2 et SF, puis entre SF et MP.

Le terme de cartes de production réservé à la méthode se retrouve ici dans l'utilisation de cartes pour limiter les en-cours de production. On associe à chaque stock un certain nombre de cartes d'autorisation de production, représenté par les tableaux de couleur. Dans le cas d'une implémentation en kanbans, chaque référence possède son type de carte, repéré par la couleur dans le schéma. Le dimensionnement du nombre de cartes est au cœur de la question de cette sous-section.

Dans cette configuration, une machine ne peut produire que si elle dispose de la carte associée. Plus on dispose de cartes, plus il est urgent de produire, et inversement. Une fois un lot lancé en production, la carte associée le suit jusqu'à ce qu'il soit mis en stock. La carte ne reviendra au tableau que lorsque le lot quittera le stock. De fait, une approche par kanbans permet de contrôler à la fois l'en-cours et le stock.

peuvent être spécifiques à un produit, ou au contraire être partagées. De même, la taille des boucles n'est pas limitée et peut prendre de nombreuses formes.

Ces méthodes sont très nombreuses et se sont étoffées ces dernières décennies. Pour une vision globale, on rappelle ici les principales. Sugimori *et al.* (1977) est généralement admis comme la première référence du système kanban, dans sa version à deux types de cartes, une pour la production et une pour le déplacement de matières. Les auteurs définissent le nombre de kanbans  $N$  associés à une référence par

$$N = \frac{D(T_w + T_p)(1 + \alpha)}{C} \quad (2.3)$$

où :

$D$  représente la demande lissée par unité de temps

$T_w$  représente le temps d'attente d'un kanban

$T_p$  représente le temps de traitement d'un container

$\alpha$  est un facteur de sécurité que les auteurs recommandent de ne pas fixer au-delà de 10%

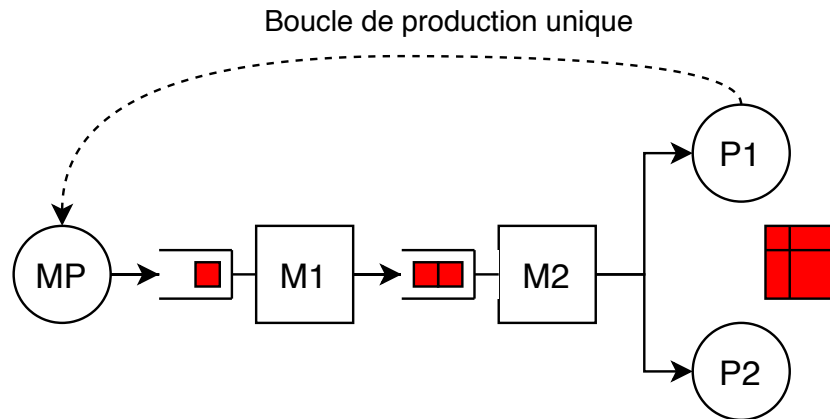


FIGURE 2.15 – Atelier simplifié géré en CONWIP

*Cette fois, l'atelier simplifié est géré en CONWIP. La différence principale réside dans l'établissement d'une boucle unique de production, dont l'en-cours est limité par le nombre de jetons disponibles (on ne parle plus de cartes dans ce contexte). Les jetons sont utilisés quelles que soient les références produites et sont partagés sur toute la boucle. Il existe des solutions hybrides permettant d'autre agencement de boucles. Dans une approche CONWIP, le jeton retourne au tableau quand le lot arrive en stock, par comparaison avec l'approche kanban vue précédemment. On ne contrôle donc que l'en-cours de la boucle ou de la ligne concernée ici.*

$C$  représente la capacité d'un container.

Dans cette publication, le parti des auteurs est de ne pas faire évoluer le nombre de cartes dans le temps mais de faire évoluer la valeur des paramètres de manière à compenser les variations de  $D$ . Par défaut, ils recommandent d'améliorer les temps de défilement dans l'atelier en réduisant les valeurs de  $T_w$  ou de  $T_p$ . Si c'est impossible, il est recommandé d'augmenter la capacité de production ou d'augmenter temporairement la valeur du facteur  $\alpha$ , introduisant ainsi plus de kanbans dans le système. Ce nombre doit ensuite être ramené à sa valeur initiale par une série d'améliorations dans l'atelier.

Buzacott (1989) propose un modèle appelé Kanban Généralisé qui intègre la logique kanban et la logique du MRP. Il base ses conclusions sur les équivalences de ces deux systèmes quand on les compare à des réseaux de files d'attente dont seuls les mécanismes de décision diffèrent. Il en déduit que les systèmes kanbans et MRP sont en réalité des cas particuliers du système à Kanbans Généralisés. Il développe également le comportement des systèmes de kanbans à étages multiples et soumis à des contraintes de production, afin de pouvoir identifier quels étages sont limitants et quelles simplifications peuvent être faites.

Spearman *et al.* (1990) est considéré comme la référence de départ sur l'utilisation du CONWIP, un système dans lequel les cartes de production, ou plus exactement des "jetons" dans ce cas, sont partagés entre toutes les références sur une même ligne de production. Il est alors nécessaire de dimensionner le nombre de jetons de manière à maîtriser l'en-cours global. Les auteurs établissent quatre paramètres pour un système CONWIP :

- le nombre de jetons de la ligne,



- le quota de production à réaliser durant la période,
- le surplus acceptable de production qui permet d'arrêter la ligne si on le dépasse,
- et une alerte de consommation de capacité qui vise à demander des ajouts de capacité si nécessaire.

Les auteurs ne précisent pas de fonction pour déterminer le nombre de jetons et conseillent d'en fixer arbitrairement un nombre élevé et de le réduire par paliers successifs jusqu'à la stabilisation de la ligne.

[Buzacott & Shanthikumar \(1992\)](#) étendent les travaux précédents et décrivent un système nommé PAC (Production Authorization Cards), pensé comme une généralisation sur un spectre encore plus large. Le système PAC fonctionne en utilisant des cellules de production (qui remplacent les boucles kanban ou les lignes CONWIP) et un système de cartes autorisant la production au sein d'une cellule.

[Chang & Yih \(1994\)](#) décrivent un système qu'ils nomment Kanban Générique dont l'objectif est de pallier les difficultés du kanban classique à gérer les variations dynamiques dans la demande, ce que le kanban classique fait grâce à un programme lissé de production. Le système du Kanban Générique (à ne pas confondre avec le Kanban Généralisé) associe un nombre d'étiquettes à chacune des machines, utilisables peu importe le type de produit. Une machine ne peut donc commencer à produire que si elle dispose d'une étiquette pour poster une requête au stock de composants nécessaires pour l'ordre qu'elle souhaite lancer. L'étiquette est retournée à la machine une fois l'ordre terminé et mis en attente entre deux machines. Par opposition avec la définition des temps d'attente et de parcours du kanban classique, les temps d'attente d'un Kanban Générique sont dus au temps mis par la machine précédente pour terminer l'ordre demandé. Dans le cadre d'un Kanban Générique, le nombre d'étiquettes disponibles a un effet sur le temps d'attente : si le nombre d'étiquettes est trop faible, on aura peu d'ordres en cours de production et un temps d'attente très long entre deux ordres d'un même produit (à taille de lot constante).

[Suri \(1998\)](#) développe POLCA (Paired-cell Overlapping Loops of Cards), pour les systèmes à haute variabilité, par exemple dans le cas d'environnements fonctionnant en *Make To Order* ou *Engineer To Order*. La méthode POLCA propose un contrôle de l'atelier basé sur le transfert des ordres entre des cellules de production à l'aide de cartes. Par opposition aux kanbans, qui sont spécifiques à une référence, ou aux jetons CONWIP, qui sont partagés par toutes les références, les cartes du système POLCA sont reliées à la gamme des ordres de fabrication. Plus particulièrement, il s'agit de savoir si la prochaine cellule qui doit recevoir l'ordre de fabrication en question dispose ou non de la capacité suffisante pour pouvoir le traiter ([Riezebos, 2010](#)). Le nombre de cartes disponibles peut, par exemple, être dimensionné en fonction des demandes à venir pour l'atelier en utilisant une approche en files d'attentes ([Vandaele et al., 2008](#)).

[Gaury et al. \(2000b\)](#) généralisent encore plus loin en proposant des systèmes hybrides dont les boucles sont entièrement malléables. [Gaury et al. \(2000a\)](#) étendent les contributions précédentes avec une démarche de sélection des modèles par un algorithme génétique.

Une analyse récente de ces systèmes se trouve dans [González-R & Framinan \(2009\)](#), mais on peut également citer [Berkley \(1992\)](#). La plus complète se trouve chez [González-R et al. \(2012\)](#), qui identifient 18 types différents de systèmes à base de

cartes ou de jetons de production. Les auteurs y décrivent les principaux mécanismes de contrôle, ainsi que les paramètres qui affectent les performances de chaque modèle.

De nombreuses comparaisons de performance existent dans la littérature :

- Spearman & Zazanis (1992) les comparent avec des systèmes en flux poussé, en appuyant sur les difficultés de comparaison entre deux systèmes si différents,
- Gaury *et al.* (2000a) proposent une méthode génétique pour dimensionner et choisir entre ces alternatives,
- Gilland (2002) compare plusieurs politiques de lancement d'ordres dans le cadre d'un système CONWIP,
- Geraghty & Heavey (2006) reviennent également sur les différences entre les méthodes,
- Koulouriotis *et al.* (2010) les comparent également mais dans un environnement d'assemblage,
- Onyeocha *et al.* (2013) proposent la comparaison la plus récente entre ces méthodes, et en décrit une nouvelle.

Dans toutes ces méthodes, le dimensionnement du modèle repose sur deux choses : dimensionner les temps de parcours, comme dans le cas d'un système MRP et dimensionner le nombre de cartes de production.

Philipoom *et al.* (1987) expliquent que certains facteurs temporels (temps de défilement, variation des temps de défilement ...) influent sur le dimensionnement des cartes, ce qui se retrouve dans les formules de dimensionnement des références citées plus haut. La mise à jour du nombre de cartes dans les références qui définissent les méthodes est basée sur des réductions progressives de leur nombre.

Tardif & Maaseidvaag (2001) font varier le nombre de cartes en fonction de l'inventaire et des en-cours de production. Dans ce système, le nombre total de cartes est limité à une valeur maximum, mais toutes ne sont pas nécessairement en circulation. Les auteurs définissent deux seuils : un pour l'ajout d'une carte supplémentaire, et un pour le retrait d'une carte. A tout moment, si le nombre de pièces dans l'en-cours (moins les demandes en retard) est inférieur au seuil d'ajout et qu'il reste des cartes supplémentaires, une carte est ajoutée. Inversement si le nombre de cartes est supérieur au seuil de retrait, une carte est retirée.

Renna *et al.* (2013) proposent d'utiliser des moyennes mobiles de la demande client à plusieurs horizons pour mettre à jour dynamiquement le nombre de cartes. La différence de moyenne mobile de la demande entre un horizon moyen et un horizon long constitue le signal qui permet le redimensionnement. Si une augmentation dans la demande est détectée, on augmente le nombre de cartes, et inversement.

Belisário & Pierreval (2015) proposent une méthode de contrôle dynamique du nombre de cartes qui repose sur un algorithme génétique. Pour y parvenir, ils modélisent la décision de dimensionnement comme un choix entre trois actions : ajouter un certain nombre de cartes, retirer un certain nombre de cartes, ou bien ne rien faire. L'algorithme génétique est utilisé pour simuler la prise de décisions et pour évaluer la performance de ces décisions.

Xanthopoulos *et al.* (2017) utilisent la même approche dans une optique d'optimisation multi-critères et concluent sur les performances supérieures des méthodes avec adaptation du nombre de cartes. La littérature portant sur les systèmes à cartes de production fait également état de contributions sur la définition des temps de défilement.

Enfin, [Hopp & Spearman \(1991\)](#) considèrent que, dans un tel système, on peut définir le temps de défilement planifié comme une probabilité de respecter une valeur limite, elle-même obtenue en fonction de la distribution des temps de défilement constatés.

### 2.3.4.3 Paramétrage dynamique pour la Théorie des Contraintes

On peut à présent terminer l'étude du paysage théorique proche du DDMRP par les contributions liées à la Théorie des Contraintes (TOC). On cite généralement [Goldratt & Cox \(1984\)](#) comme première source sur la TOC. Ce livre reprend les principales étapes de la mise en place de la TOC dans une entreprise :

1. identifier les goulots dans le système, à savoir les endroits où les flux sont le plus contraints,
2. décider de l'utilisation que l'on veut faire des goulots, notamment en maximisant la valeur qu'ils peuvent produire par unité de temps,
3. réaligner toutes les décisions sur ces choix d'utilisation, par exemple ne pas lancer d'ordres qui assécheraient ou étoufferaient le goulot,
4. améliorer les performances du goulot,
5. si les goulots se sont déplacés, recommencer le cycle depuis le début.

Dans le cadre de ce manuscrit, on s'intéressera cependant plus précisément aux travaux de [Schragenheim & Ronen \(1990\)](#) sur le versant opérationnel de la théorie, le Drum-Buffer-Rope (DBR). Le DBR repose sur l'identification d'une ou plusieurs ressources contraintes (les goulots de production) dans le processus, qui seront amenées à dicter la cadence du système (Drum). Par la suite, il faut protéger cette ressource avec une certaine quantité d'en-cours de production en amont (Buffer), de façon à ce qu'elle puisse travailler au maximum. Enfin, il faut définir un mécanisme de gestion du flux en amont de cette ressource contrainte vis-à-vis de la demande réelle (Rope).

Le dimensionnement d'un système DBR comporte deux parties. D'une part, il faut décider quels sont les temps de défilement les plus probables avant la contrainte et, d'autre part, il faut déterminer la taille des buffers avant les ressources contraintes. Si ces buffers peuvent techniquement être définis en nombre de pièces, ils représentent le plus souvent un temps supplémentaire ajouté au temps de défilement planifié ([Schragenheim & Ronen, 1990](#)). On peut ainsi rapprocher la notion de temps de sécurité de la sous-section 2.3.4.1.4 à la notion de buffer de temps proposée par le DBR.

[Goldratt et al. \(1990\)](#) proposent de définir la taille du buffer de temps en calculant le temps de défilement moyen jusqu'au buffer et de le diviser par cinq, puis d'ajuster la valeur empiriquement en fonction du comportement de l'atelier. [Schragenheim & Ronen \(1990\)](#) définissent la taille du buffer de temps comme le minimum des temps de production cumulés jusqu'à arriver à la ressource contrainte, multiplié par trois.

La problématique de dimensionnement des buffers de temps pour les systèmes gérés en DBR emprunte également certaines conclusions établies par la théorie des files d'attente. Un des principes centraux de cette théorie repris pour le dimensionnement est la loi de Little qui relie la quantité d'en-cours au débit ainsi qu'au temps de défilement. [Little \(1961\)](#) montre que, pour un en-cours *WIP* (*Work In Progress*), un débit  $\phi$  et un temps de défilement  $LT$ , on obtient :

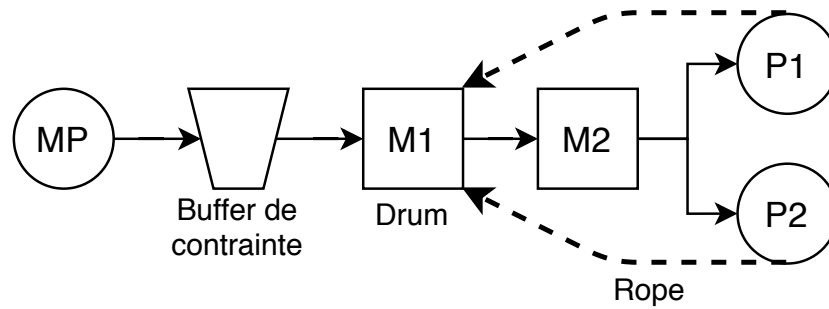


FIGURE 2.16 – Atelier simplifié géré en DBR

L'atelier simplifié est ici géré en Drum-Buffer-Rope. On se place dans le cas où la contrainte identifiée est la machine M1, c'est donc sa capacité qui sert de Drum. Le Buffer (dans ce cas, un buffer de contrainte), est placé avant la machine contrainte de façon à assurer qu'elle puisse rentabiliser au maximum son temps disponible. Le buffer en question peut être soit un buffer de pièces physiques ou d'ordres de fabrication, ou bien un buffer de temps. La Rope relie la consommation des produits finis à la contrainte pour prendre les décisions de production de la machine contrainte.

$$WIP = \phi * LT \quad (2.4)$$

Le second principe de la théorie des files d'attente que l'on retrouve appliqué à la TOC se trouve chez [Kingman \(1962\)](#). Il s'agit ici de montrer que, plus on se rapproche d'un ratio d'utilisation de 100% d'une machine goulot, plus le temps de traitement des ordres de fabrication sur cette machine augmentera, en suivant une loi exponentielle.

[Radovilsky \(1998\)](#) utilise la théorie des files d'attente pour modéliser le ressource contrainte d'un processus de production comme une machine  $M/M/1/K$ , c'est-à-dire une machine dont les arrivées suivent une loi de Poisson, dont le temps de traitement suit une loi exponentielle, qui ne peut traiter qu'un ordre à la fois et dont la longueur de file d'attente est limitée à  $K$  ordres. L'auteur cherche alors la valeur de  $K$  qui optimise le profit que peut générer la machine, tout en considérant le ratio entre demande moyenne et capacité de la machine.

[Louw & Page \(2004\)](#) modélisent un atelier géré par les principes de la TOC comme un système ouvert de files d'attente consécutives. Le système de files d'attente permet d'accéder aux temps de défilement effectifs entre les différentes machines. Ils définissent la taille  $T$  du buffer de temps comme :

$$T = LT_{moy} + z_s - S \quad (2.5)$$

où  $LT_{moy}$  représente le temps de défilement moyen jusqu'à la ressource contrainte,  $z_s$  représente le nombre d'écart-types nécessaires pour assurer un taux de service  $s$  (extrait d'une table de valeurs de la distribution normale) et  $S$  représente la somme des temps opératoires jusqu'à la ressource contrainte.

[Tu & Li \(1998\)](#), et après eux [Ye & Han \(2008\)](#), utilisent une représentation de l'atelier sous forme d'arbres des gammes de production avant la ressource contrainte. Ils déterminent la taille des buffers de temps en prenant en compte la capacité

disponible de la machine contrainte ainsi que les influences respectives de chaque machine en aval de la contrainte. Une série de buffers est ainsi définie à rebours du processus de production, en fonction du buffer de la contrainte.

[Georgiadis & Politou \(2013\)](#) proposent de s'adapter en utilisant un buffer de temps dynamique et ajoutent des politiques supplémentaires. Ils évaluent les effets des politiques deux à deux par une analyse de variance (ANOVA). Enfin, pour une revue actualisée des références, on se tournera vers [Ikeziri \*et al.\* \(2019\)](#) qui proposent un état de l'art récent.

### 2.3.4.4 Conclusion sur le paramétrage dynamique des méthodes proches du DDMRP

L'étude des méthodes proches du DDMRP révèle plusieurs choses concernant le dimensionnement dynamique d'un atelier géré en DDMRP :

- les règles de définition des tailles de lots présentées dans le cas du MRP peuvent être reprises pour évaluer la valeur du paramètre MOQ,
- si on trouve quelques parallèles dans la définition des tailles des stocks de sécurité d'un modèle MRP, la logique DDMRP reste très éloignée,
- le problème des temps de défilement planifiés se trouve impliqué dans la définition du DLT,
- toute la logique de définition du nombre de cartes de production, ou de jetons, ne peut être réutilisée directement dans un atelier géré en DDMRP. On peut toutefois extraire la méthode de définition périodique des paramètres, utilisée pour revoir à intervalles réguliers le nombre de cartes.
- on peut en revanche reprendre la méthode de définition du temps de défilement extraite de [Hopp & Spearman \(1991\)](#) pour la définition du DLT,
- les méthodes vues dans la sous-section dédiée à la TOC sont très proches de celles utilisées pour la définition des paramètres d'un atelier DDMRP, notamment les tailles des buffers de temps. Une logique intéressante que l'on retient est celle de [Callarman & Hamrin \(1984\)](#) et de [Georgiadis & Politou \(2013\)](#), qui comparent les politiques deux à deux.

Le nombre de projets de déploiement de la méthode DDMRP est relativement important ([Bahu \*et al.\*, 2019](#)) par rapport au peu de contributions scientifiques. L'étude des méthodes de mise à jour des paramètres se poursuit donc dans la sous-section suivante par une enquête auprès d'experts du sujet.

## 2.3.5 Retours d'experts sur le paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP

### 2.3.5.1 Méthode générale de collecte des retours d'experts

La collecte des politiques de paramétrage dynamique du DDMRP auprès des experts s'est faite en deux étapes : la réalisation d'interviews individuelles sur la base d'un questionnaire semi-ouvert puis la réalisation d'un atelier en groupe pour confronter les points de vue.

Pour chacune des deux étapes, quatre experts ont été interrogés. Chaque expert pouvait justifier d'au moins une dizaine d'années d'expérience dans la gestion de chaînes logistique ou de production. Chacun a également participé au déploiement de

plusieurs projets DDMRP et était certifié comme instructeur par le Demand Driven Institute (DDI).

Le questionnaire semi-ouvert permet de conserver une trame dans l'ordre et la nature des réponses, mais il autorise également une certaine marge de manœuvre pour l'expert interrogé (pour plus de détails, voir les méthodes décrites dans [Patten & Newhart \(2017\)](#)). Le questionnaire proposait de répondre à la question suivante : à partir de votre connaissance des informations fournies par le DDI, ou à travers votre expérience dans le déploiement et le suivi des modèles opératoires DDMRP, comment assurez-vous le contrôle de l'évolution dans le temps d'un atelier DDMRP ? Les experts pouvaient répondre à la question générale en suivant les quatre sous-questions définies ci-dessous :

1. quel est, selon vous, l'objectif du contrôle de l'atelier modèle opératoire ?
2. quelles sont, selon vous, les étapes du contrôle dynamique de l'atelier ?
3. quels sont les indicateurs pertinents pour le contrôle ? Quelles entrées-sorties utilisez-vous et pourquoi ?
4. quels problèmes rencontrez-vous durant cette activité de contrôle ?

La première question vise à confronter des éventuels objectifs différents entre les experts. La seconde vise à déterminer des sous-activités spécifiques du paramétrage du modèle opératoire. La troisième cherche à lister les informations utilisées pour le paramétrage. La dernière, plus ouverte, vise à identifier les risques menaçant le processus de paramétrage dynamique.

Dans un deuxième temps, les quatre experts interrogés ont été réunis dans un même atelier pour expliciter leur démarche de résolution sur un problème. Dans le cadre de ces travaux de recherche, le questionnaire de cette seconde étape proposait aux experts de décrire leur processus de vérification du paramétrage d'un buffer physique DDMRP. Une consigne imposait une représentation du processus sous forme d'arbre de décision. Ce dernier permet de représenter les données utilisées, les points de décisions et les alternatives éventuelles. Un exemple est donné en figure [2.17](#). L'arbre de décision complet est disponible à l'adresse [Repository DDS&OP](#).

L'intégralité des décisions données par les experts est redonnée à travers les tableaux [2.6](#) et [2.7](#), issus de [Martin et al. \(2018a\)](#). Le tableau [2.6](#) donne le codage des différents événements d'entrée. Le tableau [2.7](#) décrit les conditions logiques d'application des actions identifiées par les experts. On peut remarquer plusieurs règles ajoutées par les experts pour venir modifier spécifiquement une zone sans toucher aux autres pour répondre à un problème particulier. Les experts proposent d'augmenter uniquement la taille des zones rouges si la référence passe un certain nombre de jours consécutifs en zone rouge. On voit également qu'ils proposent d'augmenter la taille de la zone jaune pour compenser les retards réguliers d'une référence par rapport à la date de livraison espérée. Enfin, ils proposent de modifier uniquement la taille de la zone verte pour influencer la fréquence de relâche des ordres de fabrication. On note également que les experts proposent une variable  $s$  dédiée au changement de type de buffer deux zones vers trois zones et inversement. Les experts proposent d'activer cette variable pour les références dont le stockage est d'importance stratégique mais dont la demande est discontinue ou dont le temps de livraison est très important.

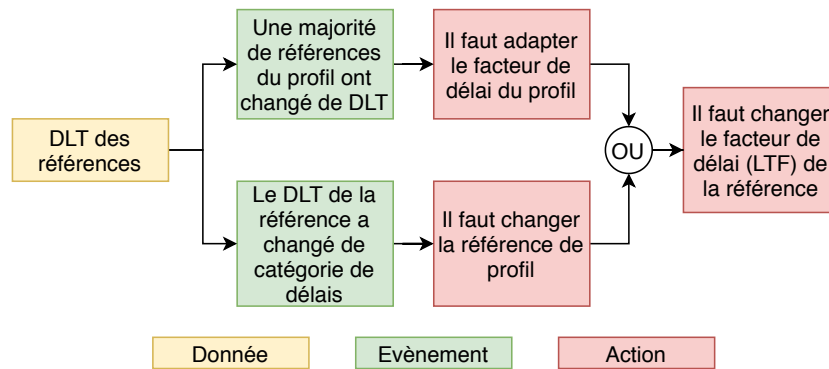


FIGURE 2.17 – Exemple d'arbre de décisions pour le changement du facteur LTF

Les experts ont eu à construire des arbres de décisions en utilisant quatre catégories d'objets. Les "Données" (en jaune) représentent toutes les données d'entrée mises sous surveillance (non présentes dans l'arbre complet car contenues dans les objets "Évènements". Les évènements (en vert) représentent des règles, la plupart du temps à base de seuils, portant sur les données. Lorsque la condition d'une règle est validée, on procède à l'étape suivante. Les "Actions" (en rouge) sont les modifications effectuées par les experts dans le cas d'un système réel. Il était possible de combiner des données, des évènements et/ou des actions grâce aux connecteurs logiques "ET" et "OU" (inclusif). Enfin, dans la version complète de l'arbre de décision, les experts pouvaient identifier une "Connaissance" (en violet dans l'arbre complet, non représenté ici) pour signaler quelle connaissance du corpus ou de leur expérience ils utilisaient pour justifier la décision.

Dans le cas de l'arbre présenté en exemple, les experts avaient à s'exprimer sur les raisons qui pourraient les pousser à modifier la valeur de LTF d'une référence. Deux chemins mènent à cette action. On peut y arriver parce que la majorité des références d'un profil a changé de valeurs de DLT (chemin supérieur). Dans ce cas, la modification du paramètre du profil peut se répercuter aux membres de ce profil. On peut également y arriver si le DLT d'une référence particulière change de catégorie de délai (long, moyen, court) et que seule cette référence doit changer de profil.

On notera enfin un désaccord effectif des experts sur le choix de la modification du paramètre à la référence, par opposition à la modification du paramètre de tout un groupe lorsqu'une portion non-négligeable du groupe est concernée.



Codage	Description de l'évènement
a	La référence passe trop de temps en zone rouge de sécurité
b	La référence passe trop de temps en zone rouge de base
c	La référence passe trop de temps en zone verte
d	La référence passe trop de temps en zone bleue
e	Le temps de défilement planifié réel est trop différent du DLT théorique
f	La CMJ réelle est trop différente de la CMJ théorique
g	La fréquence de passation de commande réelle est trop différente de la fréquence théorique
h	Le nombre total de profils est trop différent du nombre de profils existants
i	La référence n'est pas dans le bon profil
j	La référence est régulièrement en retard
k	La valeur de la MOQ est trop élevée
l	On détecte des pics à intervalles réguliers
m	On détecte une saisonnalité de la demande
n	Le DLT réel de la référence est dans une autre catégorie de DLT
o	Les pics détectés dans l'horizon ne peuvent être absorbés
p	Trop de ruptures avec demande
q	On détecte des pics dans l'horizon de détection
r	La valeur de la variation de l'ADU réelle est dans une autre catégorie de variation
s	La référence peut être placée dans un buffer à deux zones ou inversement

TABLE 2.6 – Encodage des variables de décision de l'arbre

*Quelques notes spécifiques sur la description des évènements du tableau ci-dessus. Un certain nombre d'éléments sont dérivés des retours d'experts obtenus durant les interviews ou l'atelier commun. D'autres encore proviennent des formations dispensées par le DDI, par exemple pour certains résultats dérivés de (Ptak & Smith, 2016) mais dont aucune mention n'est faite dans les publications scientifiques.*

*La fréquence de passation de commande théorique mentionnée dans le tableau est égale à Taille de la zone verte/CMJ. Ce résultat est établi à partir de (Ptak & Smith, 2016). La notion de "trop" est définie par rapport à un seuil en nombre d'occurrences de l'évènement, comme décrit dans (Martin et al., 2018a). Elle dépend donc fortement du point de vue de l'utilisateur en charge de la prise de décision. La méthodologie DDMRP accepte normalement un type de buffer physique à deux zones seulement appelé "MinMax". Ce buffer possède seulement une zone rouge et une zone verte qui sont dimensionnées comme les zones rouge (base plus sécurité) et verte d'un buffer à trois zones. La logique de réapprovisionnement est inchangée et on passe un ordre lorsque la NFE descend hors de la zone verte.*



Description	Conditions
Passer d'un buffer à trois zones vers un buffer à deux zones ou inversement	$(k \vee s) \wedge (c \vee d \vee s)$
Ajouter ou supprimer un profil	$h$
Changer l'association d'un buffer à un profil	$i$
Changer le LTF	$n$
Changer le VF	$r$
Proposer un changement de MOQ	$k \wedge (c \vee d)$
Changer seulement la taille de la zone rouge	$a \vee b$
Changer seulement la taille de la zone jaune	$j$
Changer seulement la taille de la zone verte	$g$
Changer le seuil de détection de pics	$o$
Changer l'horizon de détection de pics	$p \vee q$
Changer le DLT	$e \wedge (a \vee b \vee e)$
Changer la CMJ	$f \vee ((a \vee b) \wedge f) \vee (j \wedge (e \vee f)) \vee (f \wedge g) \vee (f \wedge (c \vee d)) \vee (f \wedge p)$
Vérifier les approvisionnements	$c \vee d$
Ajouter un facteur d'ajustement planifié	$l \vee m$

TABLE 2.7 – Conditions logiques d'application des actions

## 2.3.5.2 Agrégation des résultats d'enquête

Les retours des questionnaires ont été agrégés pour chacune des sous-questions définies dans le paragraphe précédent. Les experts déclarent avoir deux types d'objectifs pour le DDS&OP. Une moitié des experts appuie sur le fait que le contrôle dynamique passe par la modification des paramètres CMJ, DLT, LTF et VF. Pour une autre moitié, il est également nécessaire de travailler à surveiller le ratio charge/capacité de l'atelier.

Tous les experts interrogés partagent les mêmes étapes de résolution :

- détection des buffers à redimensionner (on note des écarts dans la manière de les détecter cependant),
- analyse des historiques de demande en regard des changements de tailles de zones des buffers retenus,
- correction des paramètres.

Les différences principales dans la recherche de buffers dont les paramètres seraient à revoir résident dans le temps disponible pour l'activité de re-paramétrage et dans la prise en compte de l'impact des modifications (doit-on modifier une seule référence, un profil ... ?).

On note plusieurs indicateurs pour détecter les buffers qui ne sont plus correctement dimensionnés :

- somme du nombre de ruptures pendant la dernière période pertinente,
- forte variation des tailles de zones,
- fort écart entre tailles de zones d'un même buffer et niveau de stock stabilisé en zone verte ou rouge.

Deux problèmes sont récurrents chez les experts interrogés : la difficulté de modifier un grand nombre de références efficacement et l'impact entre la modification d'un facteur sur tout un groupe de références, par rapport à la modification de ce facteur sur une seule référence. Le groupe a également fait ressortir un besoin d'étude d'une politique de mise à jour de la CMJ intégrant des prévisions de demande. Ils ont aussi mis en évidence la difficulté de caractérisation des pics de demande selon deux aspects : premièrement, il est très difficile d'évaluer objectivement ce qu'est un pic sans information préalable concernant la capacité d'un atelier et, deuxièmement, le seuil et l'horizon de détection sont souvent fixés manuellement grâce à l'expérience terrain.

Enfin, les experts interrogés proposent deux politiques de contrôle pour les horizons et les seuils de détection des pics. Ces deux politiques sont basées sur les travaux de [Ptak & Smith \(2016\)](#). Dans un premier temps, ils proposent de fixer la valeur de l'horizon de détection des pics comme un multiple de la valeur du DLT. Les valeurs proposées oscillent entre 0,5 et 1. Ils proposent ensuite de fixer la valeur du seuil  $S$  de détection de pics à la moitié de la somme des deux zones rouges du buffers, soit

$$S = 0,5 * DLT * LTF * (1 + VF)$$

Aucune mention n'est faite de la modification dynamique de ces deux paramètres cependant.

### 2.3.6 Conclusions sur le paramétrage dynamique d'un atelier DDMRP

La sous-section 2.3.1 montre que les paramètres du modèle opératoire DDMRP établis pour répondre à l'objectif O1 (voir tableau 2.3) peuvent être fixés par le DDS&OP. Ceci permet de réduire notre périmètre d'étude à la relation entre le DDS&OP et le DDMRP. Pour mettre à jour ces paramètres, le DDS&OP doit faire appel à des politiques dont le but est de proposer une nouvelle valeur pour ceux-ci. Cependant, la littérature spécifique au DDMRP propose peu de politiques validées scientifiquement.

Pour tenter d'élargir le nombre de politiques utilisables par le DDS&OP, la sous-section 2.3.4 s'est tournée vers les méthodes de gestion de production dont le DDMRP dit hériter. On y trouve, sans surprise, des parallèles avec les publications qui portent sur l'utilisation des buffers et leur dimensionnement. On en tire également plusieurs aspects intéressants :

1. une possible reprise des politiques de contrôle de la MOQ grâce aux politiques de tailles de lots,
2. une politique de définition du DLT comme probabilité de respecter un temps donné,
3. la logique de correction par intervalles des paramètres qui peut être mise en place pour un contrôle dynamique,
4. et enfin, la comparaison des politiques les unes aux autres dans un plan d'expériences de simulation.

## 2.4 Positionnement des travaux de recherche

Au début de cet état de l'art, on a proposé trois objectifs, notés O1 à O3. Que ressort-il de l'étude des publications et des retours d'experts concernant ces objectifs ? Pour l'objectif O1, la table des paramètres influant sur la taille des buffers est donnée en 2.3. Quatre paramètres importants se détachent, ce sont ceux qui définissent la taille des zones d'un buffer physique (CMJ, DLT, LTF, VF). À travers ce même tableau, on remarque également, que certains paramètres, comme l'appartenance à un groupe ou l'utilisation de la MOQ sont techniquement optionnels. Les paramètres de détection des pics, quant à eux, sont moins bien définis : on ne sait pas, a priori, quelle est leur portée exacte (objectif 1).

**Objectif 1.** *Paramètres pertinents d'un modèle opératoire DDMRP et rôle dans l'atelier*

*Les paramètres pertinents à fixer pour un modèle opératoire DDMRP sont, pour chaque buffer, les valeurs de CMJ, DLT, LTF et VF, ainsi qu'éventuellement la valeur de MOQ. Ils servent à la définition des tailles des zones des buffers. Pour l'atelier tout entier, il s'agit de définir les seuils et horizons de détection des pics, ainsi que la manière de grouper (ou non) les produits en profils, ce qui permet d'attribuer en masse des valeurs de paramètres.*

L'objectif O2 visait à établir les paramètres équivalents pour les méthodes proches du DDMRP. La littérature la plus riche pour ce sujet est celle se rapportant au

MRP. Elle a permis de rapprocher les notions du DDMRP à celles de la gestion des tailles de stocks de sécurité, mais également de la définition des temps de défilement dans les environnements soumis à des incertitudes. On y trouve aussi des parallèles entre MOQ et définition des tailles de lot. La littérature portant sur le contrôle des systèmes de cartes de contrôle est bien évidemment centrée autour du dimensionnement du nombre de cartes (ou de jetons), un aspect qui n'est pas présent dans un système DDMRP. Enfin, la littérature spécifique à la TOC s'intéresse particulièrement au dimensionnement des buffers. Elle met en évidence certaines règles de dimensionnement en fonction des temps de défilement, parfois de manière dynamique, mais elle ne propose pas de paramètre réellement équivalent (objectif 2).

**Objectif 2.** *Équivalences de paramétrage dynamiques dans les méthodes proches de DDMRP*

*Pour le MRP, le problème est abordé pour les tailles de lots, les stocks de sécurité et les lead times variables. Pour les systèmes à cartes de production, il s'agit principalement de dimensionner le mécanisme de contrôle de l'en-cours. Pour la TOC, on se rapproche du dimensionnement des buffers destinés à protéger les goulots, en nombre de pièces ou bien en temps.*

Deux catégories principales de méthodes de paramétrage apparaissent dans les sources : une approche par optimisation et une approche par politique de contrôle (parfois appelées heuristiques). L'objectif O3 de l'état de l'art met l'accent sur l'importance d'une méthode de résolution pouvant fonctionner dans un environnement complexe et permettant d'obtenir des résultats en un temps raisonnable. Le problème du paramétrage dynamique d'un buffer DDMRP impliquant, par exemple, de fixer des coefficients sur un ensemble allant de 0 à 100%, le domaine de recherche se trouve être très important. Pour cette raison, on évitera les méthodes d'optimisation (objectif 3).

**Objectif 3.** *Méthodes de résolution privilégiées viables dans la maille de temps du DDS&OP*

*On privilégiera les simulations d'heuristiques (ou politiques de contrôle) aux méthodes d'optimisation du fait de la complexité des problèmes et de leur caractère dynamique.*

Au vu des sections précédentes, on résume donc le paramétrage dynamique d'un atelier de la manière suivante. Tout d'abord, le paramétrage d'un atelier géré en DDMRP est avant tout le paramétrage des buffers physiques, auquel s'ajoute éventuellement l'utilisation de paramètres généraux dans tout l'atelier, comme l'utilisation de groupes ou de MOQ. Ensuite, faire évoluer les paramètres des buffers dynamiquement revient à proposer des fonctions, appelées politiques, à même de mettre à jour la valeur d'un paramètre en fonction de l'état passé et présent du système. On connaît aujourd'hui peu de politiques pour la mise à jour de ses paramètres et on connaît encore moins les contextes qui justifient ou non leur utilisation.

Le tableau 2.3 mentionne six différents paramètres qui sont candidats pour ce travail de recherche. Afin de limiter la complexité de l'étude, on priorise l'étude du contrôle dynamique des paramètres suivants : d'une part le trio CMJ, DLT et LTF car à eux trois, ils représentent la majeure partie des facteurs qui décident des tailles de zones d'un buffer et, d'autre part, le paramètre de regroupement des produits, car ce paramètre a un impact sur la valeur de LTF choisie. Le paramètre VF est laissé de côté pour deux raisons : en premier lieu, il n'impacte que faiblement la taille des

zones (puisque'il intervient uniquement dans la définition de la zone rouge de sécurité) et parce que des travaux précédents (Lee & Rim, 2019) ont déjà été effectués pour définir une politique de contrôle pour ce paramètre. En ce qui concerne la MOQ, elle sera considérée fixe puisqu'elle est optionnelle, et parce que sa définition est très proche d'un problème de taille de lot optimale, un sujet déjà largement traité par ailleurs. Quant aux paramètres d'alerte sur les pics de demande, ils seront fixés grâce aux deux politiques données dans la section consacrée aux retours d'experts.

On propose donc les questions de recherche suivantes pour la suite de ces travaux :

**QR1** existe-t-il des politiques de mise à jour des paramètres retenus plus efficaces que d'autres ?

**QR2** au vu des désaccords sur l'utilisation des profils, quel est l'impact de la politique de groupement sur la performance du modèle ?

**QR3** le choix d'une politique est-il très sensible à la charge de l'atelier et, si oui, dans quelle mesure ?

## CONTRÔLE DYNAMIQUE DU DDS&OP

*All models are wrong, but some are useful.*

– George Box (1978)

Ce chapitre détaille la réponse aux questions de recherche définies dans le chapitre précédent. On se propose pour cela de réaliser un ensemble d'expériences de simulation, appliquées à un même atelier. Une synthèse des étapes d'expérimentation nécessaires, qui donne également l'ordre des opérations, est présentée dans la figure 3.1.

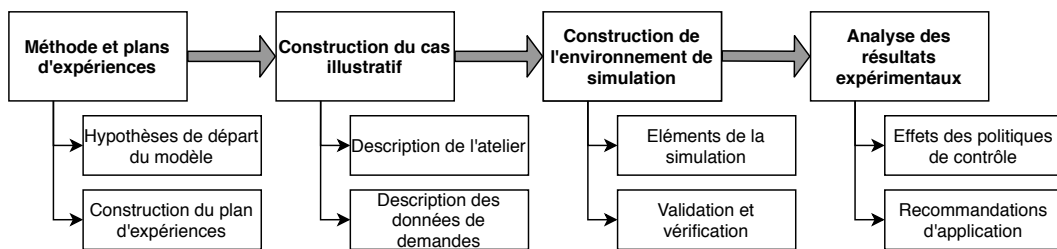


FIGURE 3.1 – Synthèse des étapes d'expérimentation sur le contrôle du DDS&OP

La section 3.1 définit les principales hypothèses de fonctionnement retenues dans la suite de ces travaux de recherche. Elle décrit également le plan d'expériences nécessaire pour étudier l'effet des différentes politiques de contrôle sur la performance d'un atelier géré en Demand Driven Materials Requirement Planning (DDMRP). On a défini dans le chapitre précédent qu'en suivant les travaux de Callarman & Hamrin (1984) ou de Georgiadis & Politou (2013), il est possible de comparer les différentes combinaisons de politiques de contrôle, appliquées à un même cas. Cette section contient la liste des facteurs retenus et de leurs niveaux. On y définit également les indicateurs de performance de l'atelier.

La section 3.2 décrit la construction du cas d'école auquel seront appliquées toutes les expériences du plan. Elle est séparée en deux parties :

- la première traite de la construction de l'atelier lui-même et intègre les hypothèses de fonctionnement qui lui sont propres,
- la deuxième décrit le processus de création des données de demandes qui seront envoyées à l'atelier pendant les expériences.

La section 3.3 détaille l'environnement de simulation utilisé pour mener à bien les expériences. Afin de pouvoir reproduire les résultats de ces expériences, cette section reprend l'architecture des composants de la simulation. Elle détaille ensuite le processus utilisé pour valider le fonctionnement de la simulation et vérifier l'adéquation des résultats.

La section 3.4 traite de l'analyse des résultats des plans d'expériences. On y trouve la comparaison des effets des différentes politiques de contrôle du Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP), et ce en fonction des différents indicateurs de performance de l'atelier. Elle conclut quant aux questions de recherche établies dans le chapitre précédent. Une partie sur les recommandations d'application des politiques est également fournie dans cette section. Elle reprend les conclusions des expériences et les replace dans le contexte d'une personne en charge du DDS&OP pour l'aider à orienter ses choix de politiques de contrôle.

Le chapitre se termine par la section 3.4.2, où l'on discute de la portée des résultats obtenus. On y donne également de premières recommandations quant aux politiques à privilégier et leur contexte d'utilisation.

## 3.1 Méthode et plans d'expériences

### 3.1.1 Comportement minimal d'un modèle opératoire DDMRP

Cette sous-section illustre le comportement minimal d'un atelier DDMRP, d'après les travaux de [Ptak & Smith \(2016\)](#). Elle pose également les hypothèses générales de fonctionnement pour ces travaux de recherche, sans choix d'agencement particulier. La figure 3.2 illustre un tel atelier.

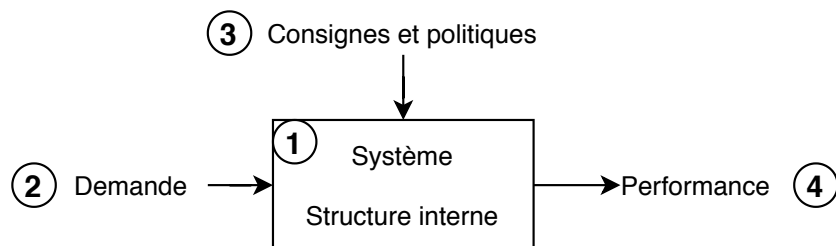


FIGURE 3.2 – Représentation de départ de notre atelier

Cette représentation s'appuie en grande partie sur les travaux précédents de [Miclo et al. \(2019\)](#), [Dessevre et al. \(2019a\)](#) et [Vidal et al. \(2018\)](#). On trouve dans cette représentation :

- en [1], une structure fixe du modèle qui se compose des ressources de production (hommes comme machines), des produits et de leur nomenclature et gamme de production, mais également les règles de lancement de production et de priorisation des ordres issues de [Ptak & Smith \(2016\)](#). Cette structure est jugée fixe à l'échelle de temps pertinente pour le DDS&OP. Cette échelle est fixée à quelques mois, comme indiqué dans le tableau 2.3.1.1 qui définit les caractéristiques supplémentaires des étages de gestion.
- en [2], un ensemble de données de demande, fixes ou variables, qui proviennent d'un historique et/ou de prévisions de ventes,
- en [3], un ensemble de consignes comme, par exemple, des tailles de lots minimales (MOQ), et des politiques de paramétrage dynamique pour la Consommation Moyenne Journalière (CMJ), le Decoupled Lead Time (DLT), le Lead Time Factor (LTF), le Variability Factor (VF) et le regroupement des produits. Ces politiques sont autant de fonctions qui proposent de nouvelles

- valeurs de paramètres ou de regroupements en fonction de l'évolution à la fois de la demande et de variables internes au modèle opératoire,
- en [4], une ou plusieurs fonctions d'évaluation de la performance du modèle, de manière à évaluer l'effet des politiques.

On notera que cette représentation cesse d'être valide à une échelle de temps supérieure à celle du DDS&OP. En effet, dans de tels cas, un certain nombre de composants du modèle jugés fixes seraient, en réalité, variables. La nécessité d'une structure fixe du modèle permet de s'assurer que l'on compare les mêmes objets mais avec des politiques de contrôle différentes. Elle mène à dire que

**Limite 1.** *Il n'est pas possible de modifier les ressources (nombre de machines, masse salariale), ni les nomenclatures et les gammes de production dans la période de temps considérée.*

Pour la même raison que précédemment, et pour éviter une interférence avec les politiques de contrôle, il est nécessaire de préciser que

**Limite 2.** *Les règles de lancement et de priorisation des ordres de fabrication sont fixes et suivent la logique DDMRP sans planification, c'est-à-dire par priorité relative des buffers physiques.*

### 3.1.2 Construction du plan d'expériences

Afin d'évaluer les politiques de contrôle les plus efficaces, et dans quelle mesure elles le sont compte-tenu des limites de ce cas étudié et de ce qu'il représente de la réalité, on utilise un plan d'expériences dont les facteurs<sup>1</sup> seront composés des différentes politiques. On cherche donc à réaliser un ensemble d'expériences afin de déterminer la ou les politiques de paramétrage dynamiques qui permettront de garantir efficacement les performances d'un modèle opératoire DDMRP.

Comme identifié par les experts dans le chapitre précédent, il existe essentiellement deux modes de gestion des paramètres des buffers physiques selon le DDMRP : le contrôle à la référence ou le contrôle par groupe de produits. La gestion entièrement à la référence peut s'affranchir de l'utilisation des groupes de produits, aussi appelés profils. L'inverse est toutefois faux, puisqu'au sein d'un même groupe, ce sont uniquement les valeurs de LTF et VF que l'on affecte en une fois, alors qu'il est toujours nécessaire de définir des politiques pour le DLT et la CMJ par référence (Ptak & Smith, 2016). Ces modes de gestion étant partiellement dépendants l'un de l'autre, on propose des sous-plans d'expériences<sup>2</sup> spécifiques. Pour définir l'ensemble des éléments fixes et variables du plan d'expériences, on se réfère à la figure 3.2 donnée plus haut. On obtient alors la représentation du système donnée dans la figure 3.3.

Dans le cadre de ces travaux de recherche, seules les politiques doivent varier, le reste sera considéré comme fixe. Les éléments que l'on déclare fixes de la structure sont les suivants :

---

1. Pour rappel, un plan d'expériences consiste à mesurer la valeur d'une ou plusieurs grandeurs de sortie d'un système en fonction d'une combinaison de paramètres en entrée. Les différents paramètres sont appelés facteurs et les valeurs que peut prendre chaque paramètre sont appelées niveaux du facteur. Pour plus de détails, voir Pillet (2001).

2. Dans un plan factoriel complet (pour lequel on réalise les expériences pour les combinaisons possibles), les sous-plans d'expériences permettent de séparer certains sous-ensembles de combinaisons. Ici, les sous-plans séparent les modes de gestion à la référence et au groupe.



### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

---

- l'emplacement des buffers physiques le long de la chaîne de production,
- les nomenclatures et les gammes de production,
- le nombre et la nature des machines (on considère qu'il n'y a pas de ressource humaine),
- la situation initiale des buffers (niveau d'inventaire, valeurs de paramètres LTF et VF).

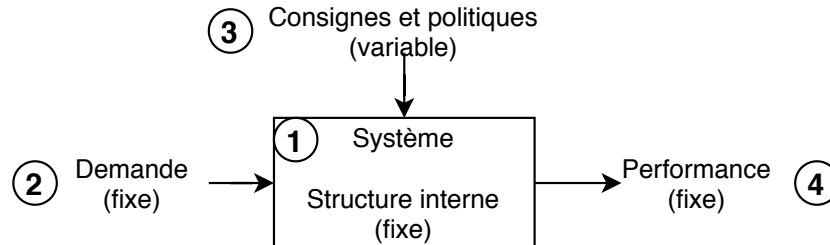


FIGURE 3.3 – Éléments fixes et variables du plan d'expériences

*Pour valider l'effet des politiques de contrôle sur les performances d'un atelier, il est nécessaire de proposer des expériences où seules ces politiques varient. Dans le cadre de ces travaux de recherche, on propose donc un atelier dont la structure interne (machines, nomenclatures ...) est fixe. De même, les demandes reçues par l'atelier seront les mêmes. La notion de "demandes fixes" dans le cadre de ces travaux de recherche est à nuancer. Dans les faits, on a procédé à des répliques successives de chaque expérience pour prendre en compte les caractéristiques stochastiques du modèle et pouvoir ainsi généraliser l'étude. Plus de détails suivront dans la partie dédiée. La fonction chargée d'évaluer les performances de l'atelier ne change pas d'une expérience à l'autre.*

Dans les expériences effectuées au cours de ces travaux, on suppose que

**Limite 3.** *Les machines ont un rendement de 100%.*

En parallèle, on suppose également que

**Limite 4.** *La fréquence de mise à jour des tailles de zones et des attributions produit-profil est fixe et hebdomadaire.*

De même, on établit que

**Limite 5.** *La fréquence des décisions de production est fixe et quotidienne.*

Il est nécessaire de définir une politique de contrôle pour chacun des quatre paramètres qu'on a retenu. On obtient donc quatre facteurs dans deux sous-plans séparés (les niveaux sont donnés plus loin) :

**facteur 1** la politique de groupement des produits en profils (ou son absence) qui constituent respectivement chacun des deux sous-plans,

**facteur 2** la politique de paramétrage de la CMJ,

**facteur 3** la politique de paramétrage du DLT,

**facteur 4** la politique de paramétrage du LTF.

Pour que les conclusions de l'analyse soient généralisables, il faut également prendre en compte la nature de la demande et le taux de charge moyen qu'elle induit pour l'atelier. Les plans d'expériences seront donc répliqués pour des niveaux de demande moyenne équivalents mais dont la composition varie. Plus de détails suivront dans la sous-section dédiée à la construction des données de demande.

### 3.1.3 Définition des facteurs et des niveaux

#### 3.1.3.1 Facteur 1 : politiques de groupement des produits

Le premier facteur considéré est lié à la politique de groupement des produits en profils. Pour rappel, selon la logique DDMRP, le groupement des produits en profils a pour but de faciliter la gestion en attribuant une partie des paramètres de manière égale pour tout un groupe. On propose trois niveaux pour ce facteur.

##### 3.1.3.1.1 Niveau 1 : pas de politique de groupement

Le premier niveau n'utilise pas de groupement et, dans ce cas, chaque produit se verra attribuer un jeu complet de paramètres (CMJ, DLT, DLT et VF) sans prendre en compte d'éventuels produits similaires.

##### 3.1.3.1.2 Niveau 2 : politique de groupement statique issue de *Ptak & Smith (2016)*

Le niveau 2 correspond aux recommandations de groupement de produits proposées par [Ptak & Smith \(2016\)](#). Il s'agit d'établir au début de chaque expérience les bornes qui séparent les groupes, que ce soit en terme de DLT ou de variation de la CMJ. Ces bornes resteront fixes tout au long de l'expérience. Si les caractéristiques d'un produit (dans ce cas, son DLT ou sa CMJ) font qu'il change de catégorie, il est réaffecté au groupe correspondant immédiatement. Comme on a jugé fixe la valeur du VF, les politiques d'attribution de profil n'utilisent pas la variation de la CMJ en entrée. Le détail est donné par l'algorithme 1. Un exemple de regroupement suivant cet algorithme pour 150 produits, répartis en 9 profils, est disponible en figure 3.4.

L'algorithme 1 a pour objectif de définir les bornes des profils et d'attribuer chaque référence à un profil en fonction de ses caractéristiques. Il prend deux types d'informations en entrée :

- une liste contenant les DLT de chaque référence,
- la valeur des bornes précédentes, si ces dernières ont déjà été définies par un appel antérieur de l'algorithme.

L'algorithme 1 distingue deux cas selon l'état des bornes passées en entrée. Si les bornes n'ont pas été définies précédemment, il faudra les définir. Sinon, on garde les mêmes. Cette différence a été introduite pour pouvoir utiliser cet algorithme au niveau suivant (plus de détails dans le paragraphe associé). Dans le cas du niveau 2 que l'on considère actuellement, les bornes ne sont pas définies au départ et doivent donc l'être au premier appel.

L'appel de la fonction `GrouperParClasses` permet de séparer en intervalles de même taille le spectre des DLT fournis en entrée (ici on prend 3 catégories de délais, comme recommandé par [Ptak & Smith \(2016\)](#)). La fonction renvoie une association référence-profil, ainsi que la taille des intervalles du spectre. On récupère également le DLT minimum qui servira de base aux bornes. On définit ensuite les nouvelles bornes  $nb$  en partant du DLT minimum et en ajoutant les intervalles. On peut alors définir

des pseudo DLT qui représentent un produit fictif "moyen" au milieu des bornes qu'on pourra utiliser en lieu et place des produits réels pour définir les paramètres. L'algorithme renvoie le profil associé à chaque référence d'entrée, la valeur des bornes des profils, ainsi que les pseudo-DLT des produits qui représentent le profil.

---

**Algorithme 1** : Attribuer un profil statique à un produit

---

**Entrées** : Liste des DLT par référence  $DLTs$ , bornes précédentes  $bp$

**Sorties** : catégories produits  $cat$ , nouvelles bornes  $nb$ , pseudo valeurs de DLT  $pseudoDLTs$

**si**  $bp$  non nulles **alors**

```
/* si des bornes précédentes existent, on ne les redéfinit pas */
```

```
 $cat, interv = \text{GrouperParClasses}(DLTs, 3);$ 
```

```
// la fonction auxiliaire GrouperParClasse divise  $DLTs$  en 3 intervalles de même taille et renvoie les attributions ainsi que la taille des intervalles
```

```
 $minDLT = \text{Min}(DLTs);$ 
```

```
 $nb = bp;$ 
```

```
 $pseudoDLTs = [minDLT + 0,5 * interv, minDLT + 1,5 * interv, minDLT + 2,5 * interv];$ 
```

```
// les pseudo DLT représentent le milieu des intervalles
```

**sinon**

```
/* si aucune borne n'a été définie, il faut les initialiser */
```

```
 $cat, interv = \text{GrouperParClasses}(DLTs, 3);$ 
```

```
 $minDLT = \text{Min}(DLTs);$ 
```

```
pour  $i \leftarrow 0$  à 2 faire
```

```
   $nb[i] = minDLT + i * interv;$ 
```

```
fin
```

```
 $pseudoDLTs = [minDLT + 0,5 * interv, minDLT + 1,5 * interv, minDLT + 2,5 * interv];$ 
```

**fin**

---

#### 3.1.3.1.3 Niveau 3 : politique de groupement dynamique

Le niveau 3 de ce facteur correspond à un groupement similaire mais dont les bornes sont dynamiquement calculées à chaque itération. Il est obtenu en réutilisant l'algorithme 1 et en forçant le paramètre  $bp$  à rester nul à chaque fois. De ce fait, on redéfinit donc les bornes à chaque appel de la fonction.

#### 3.1.3.2 Facteur 2 : politiques de contrôle de la CMJ

Le second facteur du plan d'expériences est lié à la politique de contrôle de la CMJ. Il s'agit ici de proposer des fonctions qui, selon les demandes passées (et éventuellement prévues) pour une référence, proposent une nouvelle valeur pour la CMJ.

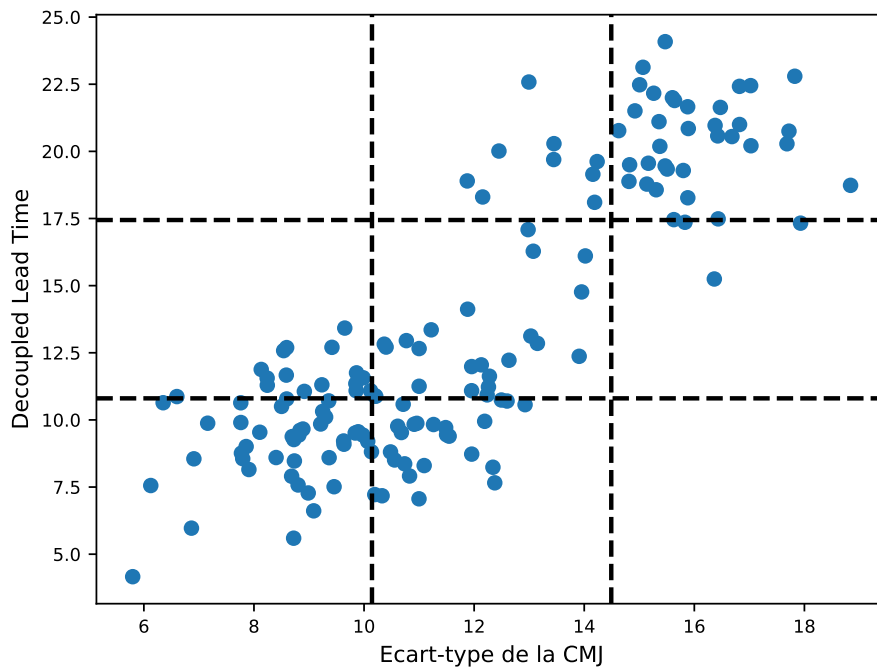


FIGURE 3.4 – Attribution produit-profil du DDMRP selon [Ptak & Smith \(2016\)](#)

*L'attribution classique propose 9 profils. On range ici 150 produits, représentés par leurs coordonnées (Écart-type de la CMJ, DLT), dans ces profils dont les bornes des régions (en pointillés sur le graphe) sont fixes. [Ptak & Smith \(2016\)](#) proposent par défaut de découper le spectre des écarts-types et des DLT en trois segments de mêmes tailles, d'où les bornes du graphe.*

### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

#### 3.1.3.2.1 Niveau 1 : CMJ constante à l'horizon du DDS&OP

Le niveau 1 du facteur est assuré par la fonction constante, qui s'assure que la valeur initiale de CMJ reste la même au cours de l'expérience, peu importe les variations dans la demande réelle du produit. On peut représenter l'utilisation de cette politique comme dans la figure 3.5.

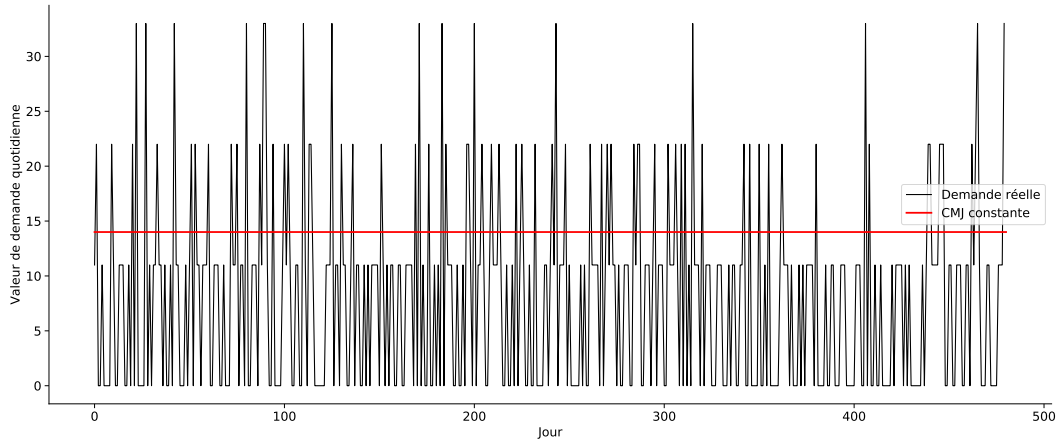


FIGURE 3.5 – Politique CMJ constante

*La valeur du paramètre CMJ (en rouge sur le graphe) est déterminée au début de l'expérience et ne change plus, peu importe la demande réelle.*

#### 3.1.3.2.2 Niveau 2 : moyenne mobile simple sur les données passées

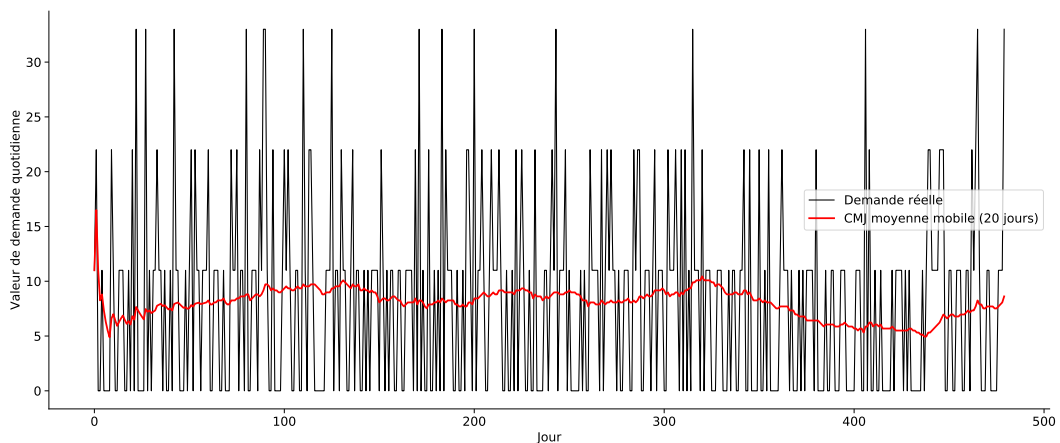


FIGURE 3.6 – Politique CMJ moyenne mobile sur les données passées

*La valeur du paramètre CMJ (en rouge sur le graphe) est déterminée au début de l'expérience. Elle varie ensuite avec la demande réelle. Le décalage entre la demande réelle et la valeur de  $\hat{y}_n$  est une conséquence de l'utilisation des données du passé uniquement.*

Le niveau 2 est représenté par une moyenne mobile simple, dont la fenêtre est initialement fixée à 60 jours ouvrés. Cette fonction est celle préconisée par [Ptak & Smith \(2016\)](#), mais également par [Miclo \(2016\)](#). Si l'historique de données de demande est insuffisant, la fonction applique la moyenne arithmétique à la place. On attire l'attention sur le fait que la moyenne mobile dite "simple" ne tient compte que des données du passé. Pour calculer la moyenne mobile simple du point  $n$  sur une fenêtre  $m$ , on a

$$\hat{y}_n = \frac{1}{m} * \sum_{k=0}^m y_{n-k}.$$

On peut représenter l'application de cette politique par la figure [3.6](#).

### 3.1.3.2.3 Niveau 3 : moyenne mobile centrée sur les données passées et prévues

Le niveau 3 est une fonction qui associe moyenne mobile et prévision de demande. Le détail est donné par l'algorithme [2](#). Comme précédemment, l'algorithme prend en entrée un historique des demandes passées. Il lui faut également deux paramètres supplémentaires :

- *win* correspond à la fenêtre générale de la moyenne mobile. Il s'agit de la fenêtre qui englobe à la fois les données du passé et les prévisions de demande. La valeur de ce facteur est fixée à 40 pour le plan d'expériences.
- *steps* sert à déterminer l'horizon des prévisions et la fenêtre des données utilisées par cette même fonction de prévision. Dans le plan d'expériences, ce paramètre est fixé à 20. On prend donc les 20 derniers jours d'historique pour prévoir les 20 prochains.

L'algorithme commence par ajouter une prévision de ventes pour les *steps* dates à venir. Pour y parvenir, il appelle une fonction de moyenne mobile prenant en argument l'historique de demandes augmenté des prévisions, ainsi qu'une fenêtre de valeur égale à *steps*. Une fois toutes les prévisions obtenues, l'algorithme renvoie la valeur de CMJ en appelant cette fois une fonction moyenne mobile sur toutes les données passées et futures, avec une fenêtre égale à *win*. L'application de cette politique est représentée en figure [3.7](#).

---

**Algorithme 2** : Calculer la CMJ d'un produit en incluant des prévisions de ventes

---

**Entrées** : Historique des demandes d'une référence *dmd*, fenêtre de moyenne mobile *win*, nombre de pas à prévoir *steps*

**Sorties** : Consommation moyenne journalière prévue *CMJ*

*/\* On ajoute à l'historique initial les prévisions obtenues par moyenne mobile pour steps pas \*/*

**pour**  $i \leftarrow 0$  **à** *steps* **faire**

  |  $dmd[i + Longueur(dmd)] = MoyenneMobile(dmd, steps);$

**fin**

$CMJ = MoyenneMobile(dmd, win);$

---

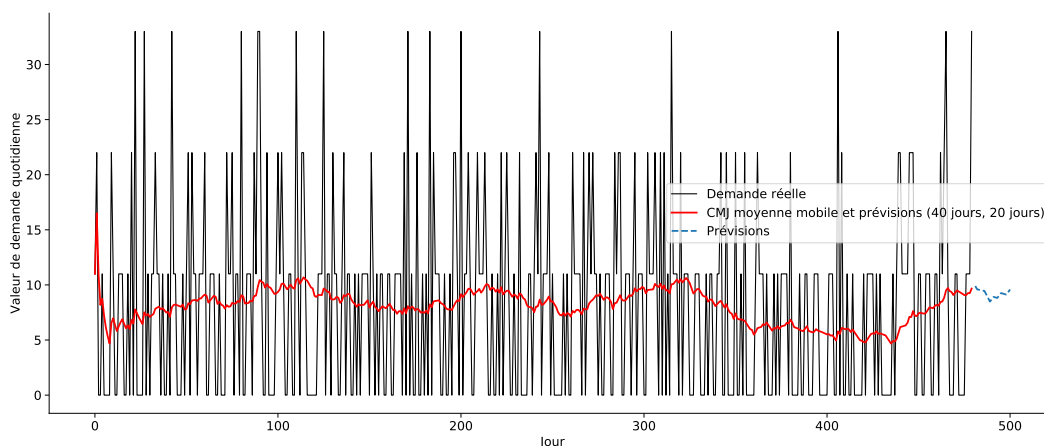


FIGURE 3.7 – Politique CMJ moyenne mobile sur les données passées et futures

*La valeur du paramètre CMJ (en rouge sur le graphe) est déterminée au début de l'expérience. Elle varie ensuite avec la demande réelle. On inclut à présent des prévisions de demandes dans le calcul du paramètre, avec un horizon de 20 jours dans ce cas. Les prévisions à la dernière date sont visibles en pointillés sur le graphe.*

#### 3.1.3.3 Facteur 3 : politiques de contrôle du DLT

Le facteur 3 est lié au contrôle du paramètre DLT. Les politiques proposées pour ce facteur renvoient une valeur de DLT en fonction des temps de défilement constatés. Pour la suite de ces travaux, on définira le "temps de défilement" d'un ordre de fabrication comme la différence entre le moment de rentrée en stock de la totalité des produits et le moment où la première matière première est sortie de stock pour alimenter cet ordre.

##### 3.1.3.3.1 Niveau 1 : DLT constant à l'horizon du DDS&OP

Comme pour le niveau 1 du facteur 2, le niveau 1 du facteur 3 est assuré par la fonction constante, qui ne modifiera pas la valeur de DLT fixée initialement.

##### 3.1.3.3.2 Niveau 2 : DLT comme centile des temps de défilement

Le niveau 2 propose un DLT sous forme de centile des temps de défilement, similaire aux politiques proposées par Spearman & Zazanis (1992); Spearman & Hopp (1996), pour lesquels définir la valeur du temps de défilement planifié équivaut à fixer un seuil de probabilité du temps de défilement réel. Dans ces travaux, et d'après les deux sources précédentes, on utilisera le 95<sup>ème</sup> centile des temps de défilement.

On peut trouver une représentation de l'application de cette politique en figure 3.8. Un centile représente 1% des données de l'échantillon. Par conséquent, cette politique assure que la valeur de DLT renvoyée se trouve dans les 95 premiers pour-cents des temps de défilement réels constatés.

##### 3.1.3.3.3 Niveau 3 : DLT unique pour tous les produits

Le niveau 3 envisage un unique DLT pour tous les produits. Par opposition à tous les autres niveaux, qui prennent en entrée les temps de défilement de tous les

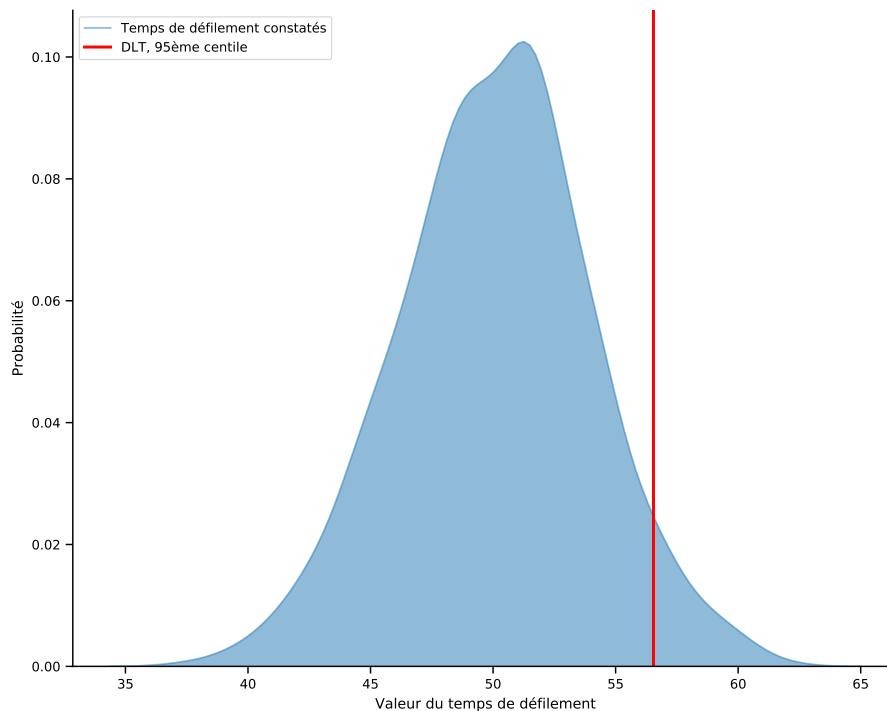


FIGURE 3.8 – Politique DLT 95<sup>ème</sup> centile des temps de défilement constatés

produits et renvoie une liste des DLT proposés pour chaque produit, le niveau 3 sélectionne une unique valeur de DLT correspondant au 95<sup>ème</sup> centile de tous les temps de défilement constatés.

Comme le montre la figure 3.9, on prend en compte la distribution complète des temps de défilement pour tous les produits (5 dans cet exemple). On extrait ensuite le 95<sup>ème</sup> centile de cette distribution globale pour fixer la valeur du DLT unique à tous les produits.

#### 3.1.3.4 Facteur 4 : politiques de contrôle du LTF

Le dernier facteur du plan d'expériences touche au contrôle du paramètre LTF. Ce paramètre peut être fixé pour chaque référence ou par l'intermédiaire des regroupements de produits. C'est la raison qui motive le découpage en deux sous-plans : il est donc nécessaire de proposer deux versions de chaque niveau de ce facteur, selon qu'elles sont utilisées avec ou sans le groupement des produits.

##### 3.1.3.4.1 Niveau 1 : LTF constant à l'horizon du DDS&OP

De même que pour les facteurs 2 et 3, le niveau 1 du facteur 4 est assuré par une fonction constante. La valeur du LTF fixée en début d'expérience restera la même. Ceci est valable pour les deux sous-plans.

##### 3.1.3.4.2 Niveau 2 : Attribution linéaire du LTF

Le niveau 2 des politiques de contrôle du LTF est l'attribution par régression linéaire du paramètre en fonction de DLT de chaque référence. Les deux versions



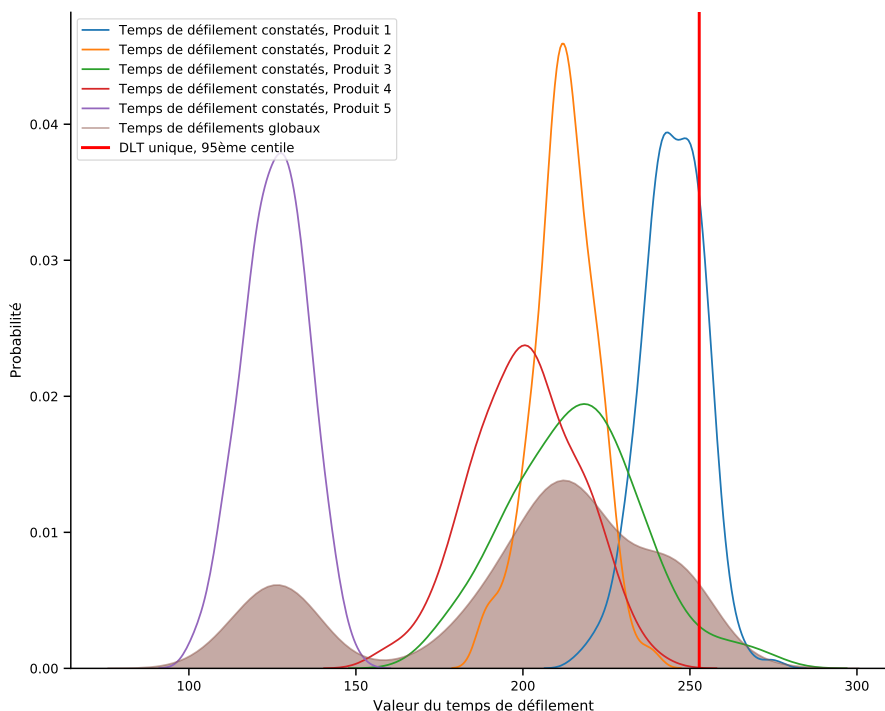


FIGURE 3.9 – Politique DLT unique

de cette fonction (selon qu'on utilise ou non le groupement des produits) acceptent comme arguments les temps de défilement enregistrés, une liste des DLT fournis par la fonction du facteur 3, ainsi que deux bornes, minimale et maximale, pour encadrer les valeurs possibles du facteur renvoyé. Dans le plan d'expériences, les bornes sont fixées à 0,1 et 0,9. Ces choix de bornes ont été faits de manière à éviter de fixer des tailles de zones nulles, par exemple pour une valeur de LTF à 0. La valeur maximale est issue de constatations faites sur le terrain. Le détail de la fonction utilisée dans le plan sans regroupement est donné dans l'algorithme 3. La version avec regroupement est donnée dans l'algorithme 4.

Les deux versions déterminent les temps de défilement minimum et maximum dans l'historique *hist*. Ensuite, on cherche par régression les meilleurs coefficients et interceptions *pente* et *intercept* pour obtenir une droite allant des bornes 0,1 à 0,9 du LTF.

La différence entre les deux versions de sous-plans réside dans l'utilisation faite des informations provenant de la régression. Dans le cas où on ne regroupe pas les produits, on utilise directement le DLT du produit lui-même pour calculer la valeur du LTF. Si on utilise un groupement, on utilise à la place le *pseudoDLT* du produit qui représente tout le groupe. Une représentation de cette politique est donnée dans la figure 3.10. On implémente ici la relation de proportionnalité inverse entre la valeur du DLT et du LTF.

#### 3.1.3.4.3 Niveau 3 : Valeur de LTF unique

Le niveau 3 du facteur renvoie une unique valeur de LTF pour tous les produits, de façon similaire au niveau 3 du facteur 3, à savoir en utilisant le 95<sup>ème</sup> centile des

---

**Algorithme 3 :** Proposer une valeur de LTF par régression linéaire des temps de défilement

---

**Entrées :** historique des temps de défilement d'un produit *hist*, DLT du produit *DLT*, borne inférieure du LTF *ltf<sub>min</sub>*, borne supérieure du LTF *ltf<sub>max</sub>*

**Sorties :** Lead Time Factor *LTF*

**si** *Longueur(hist) ≤ 1* **alors**

```

/* on s'assure de renvoyer une valeur nulle qui forcera
   l'utilisation de la valeur antérieure du LTF si on n'a
   pas assez d'historique */
LTF = Null;

```

**sinon**

```

ltmax = Max(hist);
// Temps de défilement max
ltmin = Min(hist);
// Temps de défilement min
pente, intercept = RégressionLinéaire([ltmin, ltmax], [ltfmax, ltfmin]);
/* on prête attention à inverser la régression des valeurs
   du LTF, puisqu'elles doivent être inversement
   proportionnelles au DLT */
LTF = intercept + DLT * pente;

```

**fin**

---



---

**Algorithme 4 :** Proposer une valeur de LTF par régression linéaire des temps de défilement - version avec groupement

---

**Entrées :** historique des temps de défilement d'un produit *hist*, DLT du produit *DLT*, pseudo DLT de la catégorie du produit *pseudoDLT*, borne inférieure du LTF *ltf<sub>min</sub>*, borne supérieure du LTF *ltf<sub>max</sub>*

**Sorties :** Lead Time Factor *LTF*

**si** *Longueur(hist) ≤ 1* **alors**

```

LTF = Null;

```

**sinon**

```

ltmax = Max(hist);
ltmin = Min(hist);
pente, intercept = RégressionLinéaire([ltmin, ltmax], [ltfmax, ltfmin]);
LTF = intercept + pseudoDLT * pente;
/* on utilise cette fois le pseudo DLT de la catégorie pour
   la valeur retournée */

```

**fin**

---

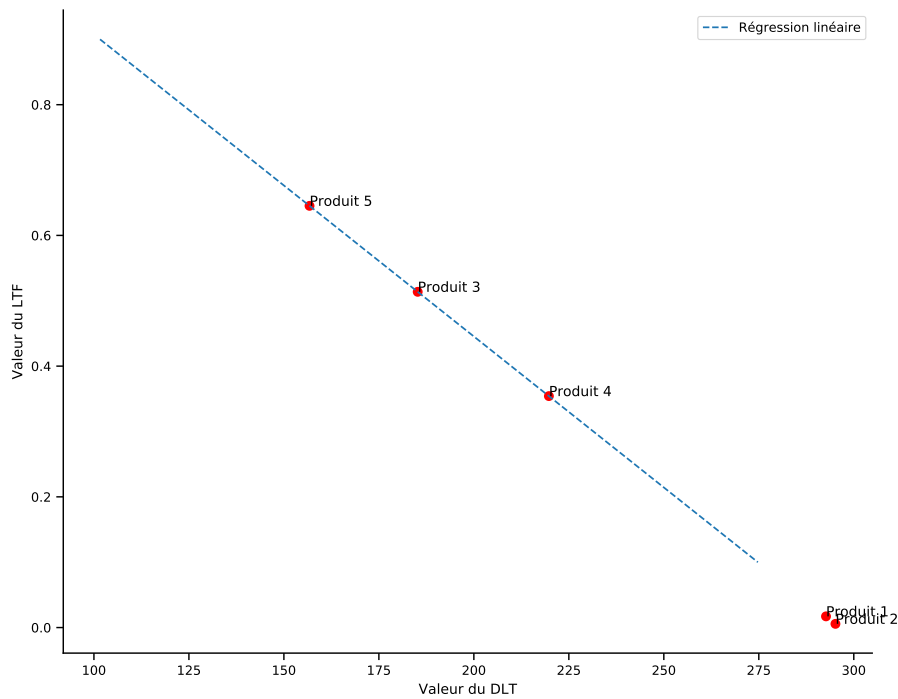


FIGURE 3.10 – Politique LTF linéaire

---

**Algorithme 5** : Proposer une valeur de LTF unique

---

**Entrées** : historique des temps de défilement de tous les produits  $hist$ ,  
 borne inférieure du LTF  $ltf_{min}$ , borne supérieure du LTF  $ltf_{max}$

**Sorties** : Lead Time Factor  $LTF$

**si**  $Longueur(hist) \leq 1$  **alors**

    |  $LTF = \text{Null}$ ;

**sinon**

    |  $dlt_{unique} = \text{Centile}(hist, 95)$ ;

    | // Centile donne le  $n^{\text{ème}}$  centile d'une distribution

    |  $lt_{max} = \text{Max}(hist)$ ;

    |  $lt_{min} = \text{Min}(hist)$ ;

    |  $pen\text{te}, \text{intercept} = \text{RégressionLinéaire}([lt_{min}, lt_{max}], [ltf_{max}, ltf_{min}])$ ;

    |  $LTF = \text{intercept} + dlt_{unique} * \text{pen\text{te}}$ ;

**fin**

---

temps de défilement. Il utilise pour cela l'historique des temps de défilement de tous les produits, comme montré dans l'algorithme 5. La version avec groupement de cette fonction est inchangée.

### 3.1.4 Métrique d'évaluation d'une expérience

Chaque expérience du plan factoriel complet doit être évaluée selon les mêmes critères pour permettre la comparaison. À cette fin, on établit une fonction d'évaluation, appelée en fin d'expérience. Elle se charge d'évaluer, pour chaque expérience, six critères issus du SCOR (APICS, 2017) et du Demand Driven Adaptive Enterprise (DDAE) (Smith *et al.* (2017) ou Ptak & Smith (2018)).

Les six critères qui suivent se rapportent, de manière générale, à l'évaluation du triptyque usuel qualité/coûts /délais pour l'atelier considéré ici. On retrouve donc :

- l'évaluation de l'On Time Delivery (OTD) comme indicateur de la qualité du service,
- l'évaluation des niveaux de stocks moyens et de Net Flow Equation (NFE) moyennes comme indicateur liés aux besoins en fonds de roulement de l'atelier, ainsi que l'évaluation du taux d'utilisation des ressources à la fois comme indicateur d'amortissement mais également de congestion des flux dans l'atelier,
- enfin, l'évaluation des temps de parcours moyens et des temps d'attente moyens comme indicateurs liées aux délais dans l'atelier.

Dans un premier temps, on souhaite évaluer la capacité d'une expérience à assurer les commandes des clients. On utilise pour cela l'OTD moyen. Celui-ci est défini comme le ratio des demandes livrées complètes et à temps sur le total des demandes reçues au cours d'une expérience. Cet OTD est d'abord calculé en moyenne pour chaque référence de l'atelier (produits finis et matières premières). Il est ensuite moyenné sur l'ensemble des valeurs obtenues. Plus l'OTD est élevé, plus l'expérience est à même de satisfaire les clients.

On mesure également la capacité d'une expérience à maîtriser son besoin en fonds de roulement à travers deux indicateurs. Le premier, nommé "Niveau de stock moyen", évalue la capacité à limiter les niveaux de stocks physiques, c'est-à-dire la quantité de produits réellement en stock dans les différents buffers. Pour obtenir cette valeur, on calcule la moyenne des niveaux de stocks physiques d'une expérience pour chaque référence et on calcule la moyenne de toutes ces valeurs pour évaluer une expérience toute entière.

Le second, appelé "NFE moyenne" évalue la capacité du modèle à gérer les en-cours de fabrication. Il tire parti de la définition de la NFE, une spécificité de l'environnement DDMRP qui donne la valeur du flux de pièces disponibles. Ce flux est composé non seulement du stock déjà en inventaire mais également des pièces en cours de fabrication, à partir du moment où les matières nécessaires sont sorties des stocks. Cet indicateur permet de voir si une expérience induit une hausse des en-cours au détriment d'autre chose. Pour obtenir cette valeur, on calcule la moyenne des valeurs de la NFE pour chaque référence et on moyenne cette valeur sur une expérience.

On mesure également deux grandeurs temporelles pour chaque expérience, chacune à travers un indicateur dédié. Le premier indicateur est appelé "Temps de parcours moyen" et mesure le temps que met un ordre de fabrication à traverser l'atelier entre la première mise à disposition de matière première et la mise en stock des produits.

### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

	Politique de groupement	Politique LTF	Politique CMJ	Politique DLT
Niveau 1	Pas de groupes	LTF constant	CMJ constante	DLT constant
Niveau 2	DDI statique	LTF linéaire	CMJ moyenne mobile	DLT centile
Niveau 3	DDI dynamique	LTF unique	CMJ moyenne mobile et prévisions	DLT unique

TABLE 3.1 – Synthèse des facteurs et des niveaux

Cette grandeur est calculée en faisant la moyenne des temps de parcours constatés pour chaque ordre et chaque produit. On ne tient pas compte des délais de livraison des matières premières pour cet indicateur, car elles sont considérées comme livrées selon un temps déterministe égal à la valeur de leur DLT.

Le deuxième indicateur temporel est appelé "Temps d'attente maximum". Cet indicateur sert à évaluer la longueur maximale des files d'attente devant les machines. Pour l'obtenir, on commence par calculer la longueur moyenne des files d'attentes (en temps) pour une expérience. On affecte ensuite la valeur maximum de ces moyennes à l'indicateur.

On termine par évaluer la charge induite par la demande client sur l'atelier. Cet indicateur est appelé "Taux de charge maximum" et mesure le ratio charge/capacité maximal d'une expérience, c'est-à-dire la machine ayant le plus haut pourcentage d'utilisation. On visualise ici l'impact des politiques sur le comportement interne de l'atelier, alors que la demande client reste la même.

#### 3.1.5 Vue d'ensemble du plan d'expériences

On donne en figure 3.11 une vue d'ensemble du plan d'expériences complet. Cette figure reprend la logique de l'atelier défini dans les figures 3.2 et 3.3. Les niveaux des facteurs sont également regroupés dans le tableau synthétique 3.1.

On commence par générer la structure fixe de l'atelier, à savoir les ressources, les nomenclatures et les gammes, identifiées en 1 sur la figure. Puis, on génère les demandes des clients, en 2 sur la figure. On génère ensuite toutes les combinaisons de facteurs possibles exceptées (F1 : 1, F4 : 2.2), (F1 : 2, F4 : 2.1) et (F1 : 2, F4 : 2.1). Ces combinaisons sont interdites pour ne pas donner à l'atelier deux politiques de contrôle antagonistes pour la gestion du LTF : celle nativement proposée par le facteur 4 et celle éventuellement embarquée par la politique d'attribution des groupes. Chaque combinaison est passée en paramètre de l'expérience, en 3 sur la figure. Enfin, une fois l'expérience réalisée, on peut évaluer la performance de l'atelier grâce à la métrique, en 4.

Une fois le plan d'expériences sur pied, il faut définir l'environnement dans lequel seront menées les expériences. C'est ce qui est fait dans la sous-section suivante, qui aborde la construction du cas d'école.

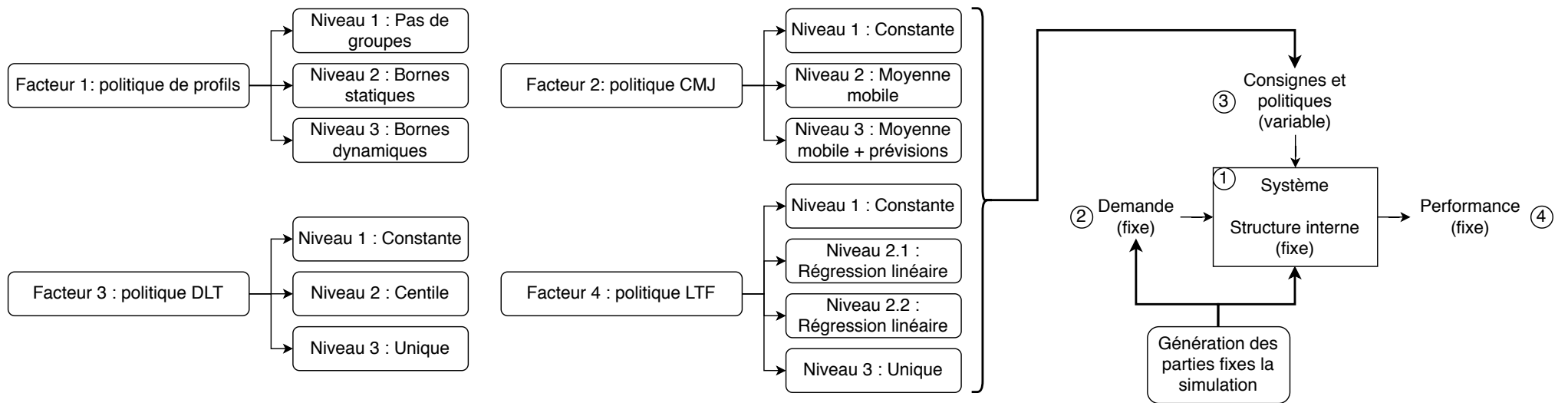


FIGURE 3.11 – Vue d’ensemble du plan d’expériences et processus utilisé

## 3.2 Construction du cas d'école

### 3.2.1 Description du cas d'école

L'intégralité des expériences est réalisée dans le cas d'un flow shop<sup>3</sup>, représenté en figure 3.12. Le cas du flow shop a été retenu car il se retrouve dans un grand nombre de cas d'applications du monde de la production, et du DDMRP plus particulièrement. Pour se rapprocher des travaux de Yano (1987), le flow shop ne contient qu'un seul étage entre buffers de matières premières et buffers de produits finis. On suppose donc que

**Limite 6.** *L'atelier n'intègre qu'une seule boucle, ou étage, entre buffers. Il n'y a aucun buffer de produits semi-finis.*

On choisit de ne représenter que la partie production dans le cas d'école : il s'agit, en effet, de l'environnement classique d'utilisation du DDMRP. L'aspect distribution est donc négligé dans cet exemple et, par conséquent, les clients sont servis directement en sortie d'atelier. On suppose par conséquent que

**Limite 7.** *Le temps de livraison des matières premières est constant et égal à leur DLT.*

Les nouvelles demandes sont servies dès qu'elles arrivent. On établit que

**Limite 8.** *Si une demande ne peut être servie en entier, elle est placée en attente dans son intégralité. Si on ne peut pas servir une commande en attente en entier, on arrête de les servir jusqu'à ce qu'on ait suffisamment de matière.*

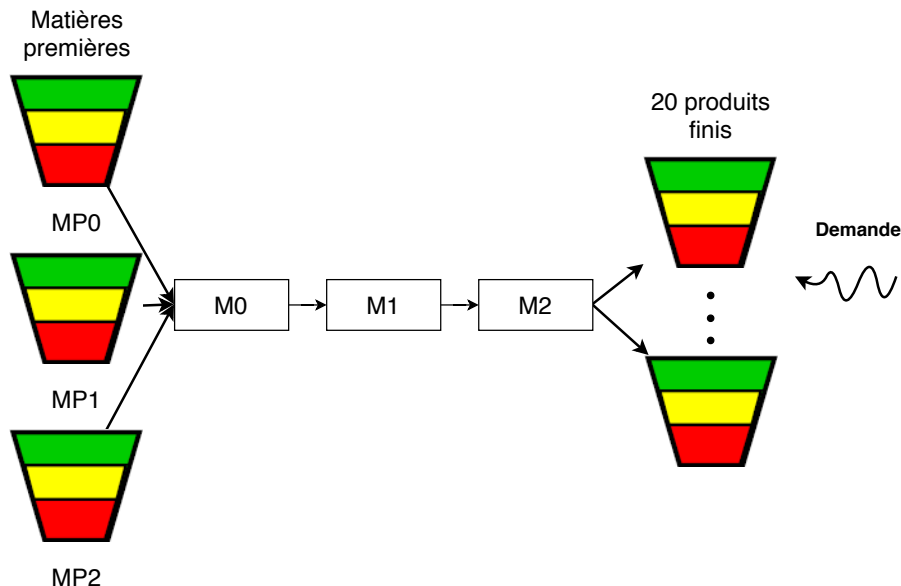


FIGURE 3.12 – Représentation du cas d'école

3. Un flow shop est un atelier dans lequel tous les produits doivent passer par toutes les machines successivement et dans l'ordre.

La demande des produits finis est générée au lancement du plan d'expériences et reste fixe pour toutes les expériences qui partagent un même niveau de demande moyenne. Plus de détails sur la nature de la demande sont donnés plus bas.

L'atelier choisi dans ces travaux fabrique vingt produits finis différents à partir de trois matières premières. Les liens de nomenclature sont générés aléatoirement au début du plan d'expériences, avec les contraintes suivantes : un produit fini doit utiliser une des trois matières premières et le coefficient de nomenclature doit être 1 pour 1. Les nomenclatures utilisées dans ce cas, ainsi que les paramètres des lois de distribution des temps machines sont donnés en annexes **A** et **B**. La structure des machines est fixée à trois machines consécutives. On suppose que

**Limite 9.** *Les temps de changement et d'opération sont tirés à partir d'une distribution triangulaire pour chaque expérience. Les paramètres des lois sont les mêmes pour toutes les répliques.*

Le choix d'une distribution triangulaire permet de borner les valeurs possibles des temps et d'éviter des temps négatifs ou nuls.

Pour la gestion des Minimum Order Quantity (MOQ), on fait l'hypothèse selon laquelle

**Limite 10.** *La probabilité d'un produit de posséder une MOQ est de 20%. Si le produit possède une MOQ, celle-ci est tirée à partir d'une loi uniforme sur l'ensemble*

$$\{100k \mid k \in \{1, \dots, 5\}\}.$$

### 3.2.2 Construction des données de demande

Les données de demande doivent respecter les critères suivants :

- assurer une charge globale moyenne constante qui soit la même pour chaque expérience,
- être générées à un horizon suffisamment long.

Le premier critère vise à comparer des ateliers soumis à la même charge totale de travail (d'où la limite **11**). Le second critère a pour but d'assurer un dimensionnement initial pertinent (d'où la limite **12**) et une simulation sur plusieurs mois. Pour pouvoir comparer chaque expérience avec la même série de demandes, on utilise une unique graine aléatoire au début du plan d'expériences qui est réutilisée pour tous les tirages.

**Limite 11.** *La demande quotidienne globale de chaque expérience assure une charge globale constante dans l'atelier, peu importe l'expérience.*

**Limite 12.** *Les historiques de demandes sont suffisamment longs pour permettre un dimensionnement initial.*

Le processus de création doit donc produire une série temporelle de demandes pour chaque produit. Pour que les résultats des expériences soient le plus généralisable possible, deux paramètres permettent d'altérer le processus de construction des séries temporelles :

- la charge globale induite par la demande,
- le profil général de la demande.



### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

---

Pour les deux paramètres, on propose trois niveaux. Tout d'abord pour la charge de l'atelier avec :

- une charge globale de 30%,
- une charge globale de 50%,
- et une charge globale de 80%.

Et ensuite pour les profils de demande avec :

- un profil nommé Poisson Homogène (PH),
- un profil nommé Poisson Non Homogène (PNH),
- et un profil nommé Poisson Continu (PC).

Un exemple de chacun des trois profils est donné dans la figure 3.13. Soit  $\lambda$  le paramètre d'une loi de Poisson, les trois profils de demande ont alors les caractéristiques suivantes :

- le processus PH modélise des demandes avec une probabilité d'arrivée quotidienne suivant une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  constant et d'un montant constant,
- le processus PNH modélise des demandes avec une probabilité d'arrivée quotidienne suivant une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  variable et d'un montant constant,
- le processus PC modélise des demandes avec une probabilité d'arrivée quotidienne de 1 et d'un montant suivant une loi de Poisson de paramètre  $\lambda$  constant,

Pour ces trois processus, on cherche ensuite à obtenir un historique de demandes quotidiennes (qui peuvent être nulles) en maîtrisant la probabilité d'arrivée. On souhaite également produire des demandes dont la moyenne respecte approximativement un certain taux de charge pour l'atelier. Pour chacun des processus, la logique de construction est identique et se fait selon les étapes suivantes :

1. on calcule un débit  $Dm$  acceptable pour l'atelier en fonction du taux de charge  $C$  désiré. Celui-ci représente le débit admissible par l'atelier si tous les produits étaient identiques.
2. tous les produits n'étant pas identiques, on tire autant de valeurs de demandes moyennes que de produits finis à partir d'une loi exponentielle de paramètre  $Dm$ . Ces valeurs sont regroupées dans un vecteur *moyennes*.
3. si nécessaire, on tire une valeur de  $\lambda$  pour chaque produit (la distribution d'origine dépendant du processus) et on les regroupe dans un vecteur *lambdas*.
4. on tire le nombre d'événements de demande par date (encore une fois, la distribution dépend du processus choisi).
5. on associe à chaque événement de demande une demande élémentaire (constante pour les processus PH et PNH, variable pour PC).
6. on concatène chaque historique de demande dans une matrice qui regroupe les demandes de tous les produits.

La suite de cette sous-section présente en détails les algorithmes qui permettent de définir chacun des processus et d'obtenir les séries temporelles de demande.

#### 3.2.2.1 Profil Poisson Homogène

Le profil de demande PH est décrit par l'algorithme 6. Pour définir la quantité moyenne de produits admissibles de l'atelier chargé à un pourcentage  $C$ , on commence par calculer une approximation du débit moyen correspondant. Dans l'exemple

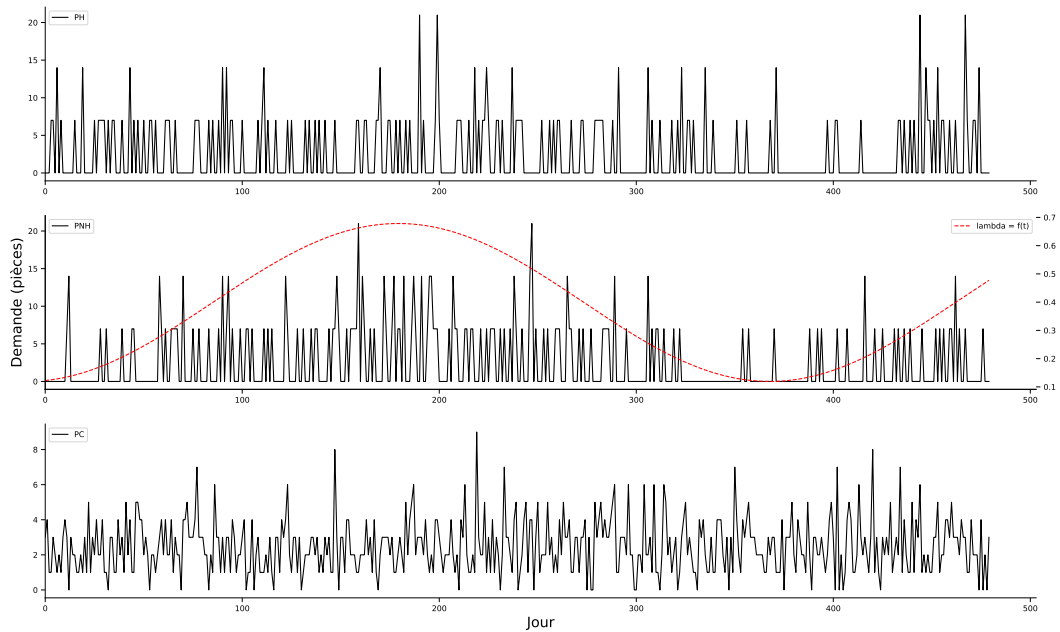


FIGURE 3.13 – Exemple de trois profils de demandes

Un exemple de chacun des trois profils de demande utilisés dans ces travaux de recherche. Le processus PH, en haut de la figure, commence par tirer, selon une loi de Poisson utilisant un paramètre  $\lambda$  constant, combien d'évènements de demande auront lieu par jour. On attribue ensuite une quantité égale à ces évènements pour respecter une contrainte de demande moyenne.

Le processus PNH ressemble au précédent mais utilise un  $\lambda$  qui varie dans le temps et qui est représenté en rouge sur la figure du milieu. On donne également une échelle propre pour  $\lambda$  sur la droite de la figure. Lorsque  $\lambda$  est élevé, la probabilité des évènements de demandes l'est aussi, et inversement. On obtient ainsi une fluctuation de la demande dont la moyenne est maîtrisée.

Le processus PC en bas de la figure est plus simple. On suppose qu'au moins un évènement de demande aura lieu chaque jour, il reste donc seulement à tirer le montant de la demande du jour à partir d'une distribution de Poisson, là encore de paramètre  $\lambda$  constant.

développé dans ce chapitre, on utilise  $cap = 480$  minutes et  $t_u = 3$  minutes. La valeur de  $t_u$  correspond à la valeur moyenne des modes des lois triangulaires mentionnées plus haut (voir aussi annexe B). Le débit unitaire approximatif par produit est obtenu en divisant par le nombre de produits finis  $P$ . Pour représenter une variation aléatoire de ce débit unitaire, on tire ensuite les demandes moyennes quotidiennes qui seront utilisées grâce à une distribution exponentielle de paramètre  $Dm$ . Ces valeurs sont les mêmes pour toutes les réplifications et toutes les expériences. Pour l'ensemble des  $P$  produits, il faut que la moyenne des demandes obtenues par le processus PH soit égale à  $P * Dm$ . On obtient ainsi le vecteur *moyennes* tel que

$$\sum_i d_i \approx P * Dm \quad d_i \in \text{moyennes}.$$

Pour chaque réplification du plan d'expériences, on tire ensuite  $P$  valeurs à partir d'une loi uniforme bornée par 0 et 1, qui sont rassemblées dans un vecteur *lambdas*. C'est ce vecteur qui gouverne, pour chaque réplification, les paramètres des lois exponentielles qui donnent le nombre d'évènements de demande par jour. Soit  $R$  le nombre de réplifications, on a

$$\forall r \in R \quad \forall p \in P \quad \text{lambdas}_{r,p} \in ]0, 1[.$$

Il s'agit ensuite de tirer le nombre d'évènements de demande par jour et par produit en utilisant le vecteur *lambdas* pour paramétrer les lois de Poisson associées. On obtient une matrice *demandes* de taille  $J * P$ . Il faut ensuite associer la quantité demandée à chaque évènement, tout en s'assurant que la demande moyenne obtenue est proche des valeurs du vecteur *moyennes*, garantissant ainsi la charge. Pour cela, on calcule le vecteur des demandes élémentaires  $Dp$  de chaque produit en fonction des valeurs de *lambdas* et *moyennes*, tel que

$$\forall r \in R \quad \forall p \in P \quad d_{r,p} = d_p / \text{lambdas}_{r,p} \quad d_p \in \text{moyennes}.$$

La multiplication élément par élément de la matrice *demandes* par le vecteur  $Dp$  permet d'obtenir un historique de demandes quotidiennes dont l'arrivée suit une loi exponentielle et dont la moyenne respecte approximativement le taux de charge souhaité.

#### 3.2.2.2 Profil Poisson Non Homogène

Le profil de demande PNH diffère du profil PH par l'utilisation d'un vecteur *lambdas* variant dans le temps. Ce changement permet d'introduire des fluctuations maîtrisées dans la demande tout en garantissant la contrainte de charge globale constante. Pour pouvoir générer des demandes selon le profil PNH, il faut passer au préalable par une étape de génération des fonctions  $\lambda = f(t)$  qui représentent l'évolution du paramètre  $\lambda$  en fonction du temps. Les détails figurent dans l'algorithme 8. L'algorithme prend en entrée un nombre de jours  $J$  et une valeur  $\lambda^*$ . On génère ensuite aléatoirement :

- une amplitude *amp* à partir d'une distribution uniforme entre 0 et 1,
- une période entière *période* =  $J / p$  à partir d'une variable  $p$  tirée d'une distribution uniforme entre 1 et 10,
- et un décalage nommé *phase* entier à partir d'une distribution uniforme entre 0 et 100.

---

**Algorithme 6** : Construire une matrice des demandes produits selon un processus de Poisson Homogène

---

**Entrées** : capacité  $cap$ , taux de charge souhaité  $C$ , nombre de produits  $P$ , temps unitaire  $t_u$ , nombre de jours  $J$

**Sorties** : demandes  $demandes$

$débit = cap * C / t_u$ ;

$Dm = débit / P$ ;

$moyennes = Exponentielle(Dm, P)$ ;

// La fonction Exponentielle renvoie une série de tirages à partir d'une distribution de Poisson. Ici, à partir d'une distribution de paramètre  $Dm$ , elle renvoie  $P$  valeurs.

$lambdas = Uniforme(0, 1, P)$ ;

// La fonction Uniforme effectue  $P$  tirages entre 0 et 1.

$demandes = Poisson(lambdas, P, J)$ ;

// Dans ce cas, Poisson utilise un vecteur de  $P$  paramètres appelé  $lambdas$  et effectue  $J$  tirages successifs, ce qui mène à une matrice des évènements de demande  $P \times J$ .

$Dp = Sup(Div(moyennes, lambdas))$ ;

// Div(A, B) divise chaque élément de A par l'élément de B associé. Sup(A) arrondit à l'entier supérieur chaque élément de A.

$demandes = Mul(demandes, Dp)$ ;

// Mul(A, B) multiplie chaque élément de A par l'élément de B associé. Ici, comme A et B sont de tailles différentes, Div multiplie chaque colonne de A par B.

---

Ces arguments sont ensuite passés à la fonction Intensité, définie dans l'algorithme 7. Grâce à cette fonction, on obtient une intensité  $\lambda = f(t)$  sous forme de sinusoïde aux variations relativement marquées et dont les valeurs restent positives. Elle permet également de s'assurer que la moyenne de l'intensité renvoyée est égale à  $\lambda^*$ .

#### 3.2.2.3 Profil Poisson Continu

Le profil de demande PC est un processus de Poisson classique, pour lequel une valeur de demande est tirée chaque jour. Le paramètre de la loi de Poisson pour chaque produit est issu d'une distribution exponentielle de moyenne  $Dm$ , comme indiqué dans l'algorithme 9.

#### 3.2.2.4 Séparation des jeux de données pour le dimensionnement

L'historique de demande obtenu est ensuite séparé en deux jeux de données. Arbitrairement, les premiers 20% servent au dimensionnement initial de l'atelier et représentent le "passé" de cet atelier. Les 80% restants servent à simuler le comportement de l'atelier. La situation peut être représentée par la figure 3.14 pour un cas réduit à trois produits finis pour plus de lisibilité. Les jours d'historiques passés sont présentés sur la gauche de la figure et les jours joués par la simulation sont à droite. On y retrouve pour chaque jour (en abscisses) la valeur de la demande quotidienne (en ordonnées). La durée totale générée est de deux ans en semaines de 5 jours ouvrés, soit 96 jours pour le dimensionnement et 384 jours de simulation. Les indicateurs de performance décrits dans la section précédente sont évalués pendant ces 384 jours.

## 3.3 Construction de l'environnement de simulation

### 3.3.1 Choix techniques pour la base d'expériences

- Deux questions se posent lors de la mise en place de la base d'expériences :
- quelles méthodes existent pour mettre en œuvre le plan d'expériences ? parmi elles, laquelle choisir ?
  - et une fois la méthode choisie, quelles alternatives existent sur le marché qui permettent d'atteindre l'objectif de simulation ?

Comme le but de ces travaux de recherche est de comparer différentes combinaisons de politiques de contrôle, il serait problématique de se tourner directement vers un cas d'application terrain. Si le modèle était resté suffisamment simple, on aurait pu envisager une solution analytique. Cependant la complexité d'un atelier étant élevée, on se tourne en toute logique vers la simulation par ordinateur (Law *et al.*, 2000).

Trois possibilités de simulation existent : l'utilisation d'un simulateur par événements discrets, la modélisation utilisant un système à base d'agents et la modélisation par la dynamique des systèmes. Du fait de sa grande flexibilité de modélisation, c'est la Simulation à Événements Discrets (SED) qui a été retenue. Toutefois, pour un faible nombre d'objets, une représentation par agents aurait été également intéressante.

La SED repose sur plusieurs principes qui constituent autant d'avantages pour ces travaux de recherche. Au cœur de la SED se trouve le moteur d'exécution des événements. Celui-ci possède une file d'attente des événements rangés par date

---

**Algorithme 7** : Intensité : construire une intensité sous contrainte de  $\lambda^*$

---

**Entrées** : nombre de jours  $J$ , contrainte  $\lambda^*$ , amplitude  $amp$ , période  
*période*, phase *phase*

**Sorties** : intensité  $\lambda$

**pour**  $i \leftarrow 1$  **à**  $J$  **faire**  
  |  $\lambda[i] = \text{Sinus}(phase + i / \text{période}) / 2$ ;  
**fin**

$\lambda_{min} = \text{Min}(\lambda)$ ;  
**si**  $\lambda_{min} < 0$  **alors**  
  |  $\lambda = \lambda - \lambda_{min}$ ;  
  | // On évite d'obtenir des valeurs de sorties négatives qui  
  | seraient incompatibles avec une distribution  
  | exponentielle.  
**fin**

$\lambda = amp * \lambda$ ;  
// On multiplie chaque élément de  $\lambda$  par  $amp$ .  
 $\hat{\lambda} = \text{Moyenne}(\lambda)$ ;  
 $\lambda = \lambda + |\lambda^* - \hat{\lambda}|$ ;  
// On recentre  $\lambda$  autour de  $\lambda^*$  pour satisfaire la contrainte.

---



---

**Algorithme 8** : Construire une matrice des demandes produits selon un processus de Poisson Non Homogène

---

**Entrées** : capacité  $cap$ , taux de charge souhaité  $C$ , nombre de produits  $P$ ,  
temps unitaire  $t_u$ , nombre de jours  $J$

**Sorties** : demandes *demandes*

$débit = cap * C / t_u$ ;  
 $Dm = débit / P$ ;  
*moyennes* = Exponentielle( $Dm$ ,  $P$ );  
*lambdas*<sup>\*</sup> = Uniforme(0, 1,  $P$ );

**pour**  $i \leftarrow 1$  **à**  $P$  **faire**  
  |  $amp = \text{Uniforme}(0, 1)$ ;  
  |  $période = J / \text{Uniforme}(1, 10)$ ;  
  |  $phase = \text{Uniforme}(0, 100)$ ;  
  |  $lambdas[i] = \text{Intensité}(J, \lambda^*[i], amp, période, phase)$ ;  
**fin**

*demandes* = PoissonNH(*lambdas*,  $P$ ,  $J$ );  
// Dans ce cas, PoissonNH renvoie un tirage issu d'une  
distribution de Poisson de paramètre *lambdas*[ $p, j$ ] par produit  
*p* et par jour *j*.  
 $Dp = \text{Sup}(\text{Div}(\textit{moyennes}, \textit{lambdas}^*))$ ;  
// On utilise les valeurs de  $\lambda^*$  pour déterminer les demandes  
unitaires.  
*demandes* = Mul(*demandes*,  $Dp$ );

---

### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

---

---

**Algorithme 9** : Construire une matrice des demandes produits selon un processus de Poisson Non Homogène

---

**Entrées** : capacité  $cap$ , taux de charge souhaité  $C$ , nombre de produits  $P$ , temps unitaire  $t_u$ , nombre de jours  $J$

**Sorties** : demandes  $demandes$

$débit = cap * C / t_u$ ;

$Dm = débit / P$ ;

$moyennes = Exponentielle(Dm, P)$ ;

$demandes = Poisson(moyennes, P, J)$ ;

---

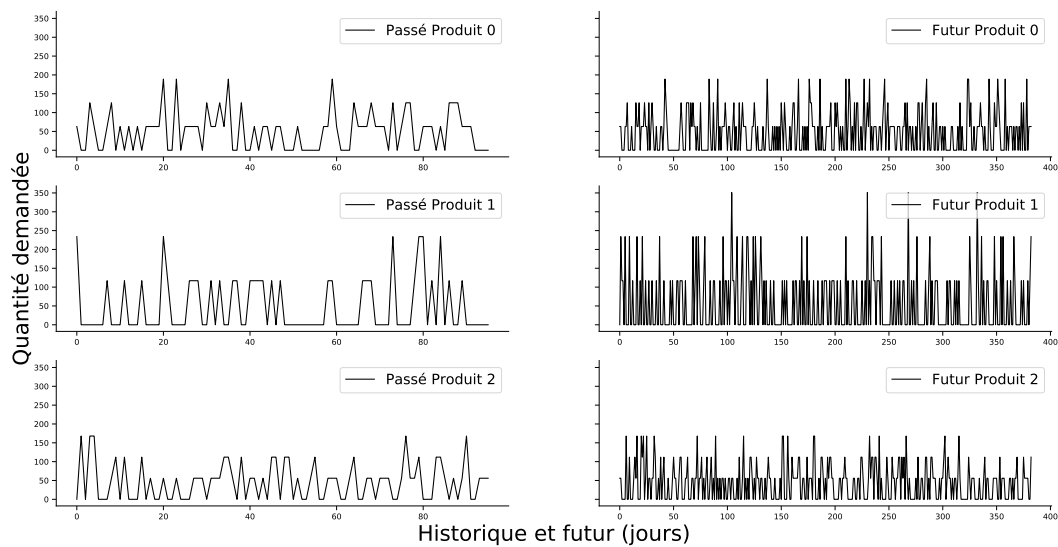


FIGURE 3.14 – Découpage des données pour le dimensionnement initial

d'exécution et qui est en permanence modifiée, soit en retirant un évènement de la file et en l'exécutant, soit en ajoutant un évènement dans la file (Law *et al.*, 2000). Un des intérêts majeurs en termes de rapidité d'exécution de la SED par rapport à une simulation par agents repose justement sur la différence entre l'utilisation de cette file d'évènements, qui assure que seuls les pas de temps pour lesquels un évènement est planifié seront calculés, et l'obligation de simuler tous les pas de temps pour tous les agents dans l'autre cas. Une autre avantage de la SED, qui cette fois la rapproche d'une simulation par agents, repose dans la possibilité de définir pour chaque objet de la simulation une réponse appropriée en fonction de l'évènement qu'il doit exécuter. Ceci permet de définir des processus de traitement d'information relativement complexes.

Le marché des logiciels de SED est vaste, mais il est dominé par un petit nombre de logiciels commerciaux bien connus : AnyLogic, FlexSim, Witness, Arena, Simio, Simul8 ... Toutefois, ces logiciels souffrent de plusieurs défauts majeurs : ils sont peu flexibles si l'on souhaite modifier fortement les objets qu'ils utilisent, la communauté qui les utilise, qu'elle soit scientifique ou technique, partage peu de modèles et de détails concernant les implémentations et, pour terminer, l'achat de licences aux prix élevés et sans possibilité de partager les modèles avec d'autres logiciels peut dissuader de les utiliser.

Une solution alternative existe cependant qui, même si elle nécessite un temps supplémentaire de modélisation et de développement, a le mérite d'être libre et très bien documentée (Law *et al.*, 2000). On a choisi de développer les objets nécessaires à la simulation dans un langage spécifique, sans se contraindre aux limites d'un logiciel. Python a été retenu pour la majeure partie des développements de ce travail de recherche. Les classes utilisées pour la simulation sont disponibles avec tout le code source sur le dépôt GitHub [Repository DDS&OP](#). A titre d'information, tous les calculs ont été effectués sur un serveur et en utilisant un seul cœur, modèle Intel Xeon E5-2660, 2GHz. Le temps de simulation moyen pour une expérience du cas d'école est de 90 secondes, soit 2,3 jours de simulation pour l'intégralité des plans d'expériences.

#### 3.3.2 Construction de la base de simulation

Chaque expérience est réalisée sur le moteur de SED chargé de reproduire le comportement du modèle opératoire défini dans la section 3.2. L'architecture générale de la simulation est présentée en figure 3.15.

Chaque expérience de simulation est une instance d'une classe appelée "Environnement". Le rôle de cette classe est de servir d'interface avec les autres opérations (tracé de figures, évaluation des performances de l'atelier ...). Elle représente globalement l'atelier. Un Environnement est composé de plusieurs types de classes :

- les classes qui représentent les éléments de l'atelier (Produit, Machine, Buffer et Client), sur la droite du graphe,
- les classes qui assurent le fonctionnement de la simulation par évènements discrets (Simulateur, Constructeur Séquence, Agent Groupes) sur la gauche,
- et enfin une classe Médiateur qui assure la communication bi-directionnelle entre tous les objets.

L'Environnement possède au minimum un Produit. La classe Produit contient tous les attributs spécifiques à un Produit, notamment sa gamme et sa nomenclature.



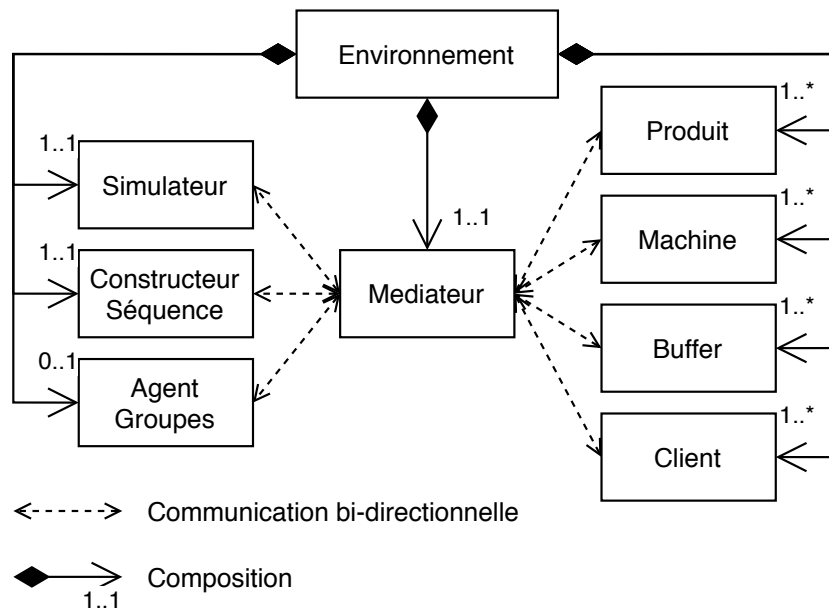


FIGURE 3.15 – Représentation simplifiée des classes de la base de simulation

La nomenclature d'un Produit est composée d'autres Produits mais n'a pas été représentée sur le graphe pour faciliter la lecture. L'Environnement possède au moins une Machine. Une Machine possède deux composants : une file d'attente dans laquelle sont stockés les ordres de fabrication et un serveur qui gère un ordre à la fois dans la limite du temps d'ouverture de la machine (une journée de huit heures dans ce cas). La classe Buffer représente le buffer physique au sens du DDMRP. Cette classe contient un agent responsable de l'application des politiques de contrôle des paramètres. Enfin, un Environnement possède au moins un Client, dont le rôle est de publier des demandes pour un Produit à destination d'un Buffer.

Un Environnement possède une unique instance de la classe Simulateur. Il s'agit de la classe responsable de l'exécution et de la distribution des événements. Elle possède deux éléments non représentés dans le graphe : une file d'attente des événements, classés par dates, et un serveur qui les exécute dans l'ordre ou les adresse à la bonne cible. Le Constructeur Séquence est chargé de copier les gammes des Produits et de créer des ordres de fabrication attribués à des Machines. Enfin, l'Environnement peut ou non posséder un Agent Groupes qui est responsable de l'application des politiques de regroupement de produits. Si la politique est au niveau 1 (pas de groupes), on n'utilise pas cet agent. Enfin, la classe Médiateur assure les échanges entre objets dans la simulation sans avoir à relier chaque objet à tous les autres.<sup>4</sup>

Le simulateur à événements discrets fonctionne en traitant une file d'événements, qui comportent chacun une date d'exécution, ainsi qu'une instruction à effectuer. La nature de ce type de simulation oblige à faire une hypothèse supplémentaire pour faire coexister réalité et simulation numérique. Le problème se pose en effet pour le simulateur de savoir comment traiter des événements ayant la même date d'exécution. Ce problème a des conséquences importantes pour l'atelier du cas d'école du fait du mode de gestion du DDMRP, lequel requiert de prendre des décisions à

4. Une autre application utile du découplage en dehors du DDMRP ... (Freeman *et al.*, 2008)

des intervalles réguliers. Or, les dates d'exécution de ces prises de décision sont les mêmes dans la simulation. Pour résoudre ce problème, on ajoute une priorité aux prises de décisions, définie par

**Limite 13.** *Les prises de décisions sont, par ordre croissant de priorité :*

- servir les demandes en attente,
- mettre à jour la CMJ,
- mettre à jour le DLT,
- mettre à jour le LTF,
- mettre à jour les tailles de zones,
- décider des quantités à produire.

Ce choix de priorité est justifié par la nécessité de mettre d'abord à jour la liste des demandes qualifiées, puis de faire les modifications de paramètres nécessaires et, enfin, de lancer les ordres de production qu'impliquent les nouveaux paramètres.

### 3.3.3 Vérification et validation de la simulation

L'utilisation d'un moteur de simulation pour représenter le comportement de l'atelier nécessite au préalable de valider son bon fonctionnement (calibrage du modèle). Pour ce faire, on a utilisé le cadre de vérification et de validation de simulation de [Banks \(1998\)](#). La vérification a pour but d'éviter au maximum les erreurs de développement et de "déterminer si les hypothèses ont correctement été implémentées dans le programme, c'est-à-dire débogger la simulation" ([Law et al., 2000](#)). Elle s'est décomposée de la manière suivante :

- utilisation d'une programmation structurée en classes et interfaces,
- mise en place d'un modèle auto-documenté,
- vérification du code par des tiers,
- vérification de la bonne utilisation des données d'entrée,
- vérification du fonctionnement adéquat pour une variété de données d'entrée différentes,
- utilisation d'un débogger pour contrôler le fonctionnement des simulations,
- utilisation des sorties graphiques pour vérifier le comportement des simulations.

La validation du comportement, quant à elle, sert à faire coïncider le comportement de la simulation avec celui constaté dans la réalité, sous réserve des hypothèses émises jusqu'ici ([Law et al., 2000](#)). L'atelier présenté dans ce chapitre étant un modèle théorique, il est difficile de le faire coïncider avec des données réelles. On peut cependant s'assurer de son bon fonctionnement en comparant son comportement avec le comportement théorique attendu si on suit les préconisations de [Ptak & Smith \(2016\)](#). La validation a été effectuée en comparant trois types de comportements :

- comparaison avec un modèle simple d'atelier, vérifiable à la main,
- comparaison avec un modèle plus complexe simulé sur un tableur,
- vérification des séquences d'appels des fonctions, de façon à valider l'enchaînement des étapes au sein du simulateur.

Les figures [3.16](#), [3.17](#) et [3.18](#) montrent la comparaison des comportements obtenus dans le cas simulé sur un tableur. Dans chacune des figures, on présente sur la partie gauche les données extraites de la simulation et sur la partie droite les données obtenues via le modèle sur tableur. L'atelier qui est évalué ici est un atelier qui ne possède qu'un seul produit et dont le pas de temps minimal est la journée. Dans la

figure 3.16, on compare l'évolution des positions de stocks et de la NFE, pour s'assurer que les deux modèles traitent les demandes et mettent à jour le paramètre CMJ de la même façon. Dans la figure 3.17, on s'assure que les deux modèles implémentent le même comportement de mise à jour des tailles de zones dans le temps. La figure 3.18 montre que les modèles coïncident sur la relâche des ordres et leur prise en compte dans les en-cours de production. On voit à travers les trois figures que les résultats des deux modèles coïncident. Les données de calibrage du modèle fait sur tableur sont disponibles en annexe C.

## 3.4 Analyse des résultats expérimentaux

L'analyse des résultats vise à déterminer dans quelles conditions un paramétrage dynamique de l'atelier mène à de meilleures performances. Elle permet également, dans un deuxième temps, de définir un cadre pour choisir quelle politique appliquer à quelle situation.

### 3.4.1 Effets des facteurs sur les performances

On a effectué neuf campagnes de simulation, chacune comportant trois répliques et 81 ( $3^4$ ) combinaisons de politiques, soit un total de 2187 simulations. Chacune des campagnes de simulation correspond à une case du tableau 3.2 et fait référence à un niveau de charge et à un profil de génération de demande donné.

	Charge $\approx$ 30%	Charge $\approx$ 50%	Charge $\approx$ 80%
PH	PH30	PH50	PH80
PNH	PNH30	PNH50	PNH80
PC	PC30	PC50	PC80

TABLE 3.2 – Codage des campagnes de simulation

Les effets des politiques de contrôle sur les différentes campagnes de simulation sont rassemblés dans des diagrammes appelés graphes d'effets principaux. La lecture des diagrammes se fait selon les axes décrits par la figure 3.19. Le nombre total de figures étant important (à raison de quatre figures pour chacune des six grandeurs mesurées), on ne reproduit ici que les plus significatives. Les autres sont placées en annexe D.

#### 3.4.1.1 Effets des facteurs sur l'OTD

Les figures 3.20, 3.21 et 3.22 représentent respectivement l'impact des politiques de contrôle de la CMJ, du DLT et du LTF sur l'OTD de l'atelier.

On peut voir dans la figure 3.20 que, de manière contre-intuitive, l'utilisation de moyennes mobiles pour corriger la valeur de la CMJ tend à faire baisser le taux de service de 5 à 10% et ce, quelle que soit la campagne considérée. On peut imputer cet effet à la nervosité introduite par une révision de la CMJ dans une période sans demande qui induit un manque de pièces lorsque la demande reprend.

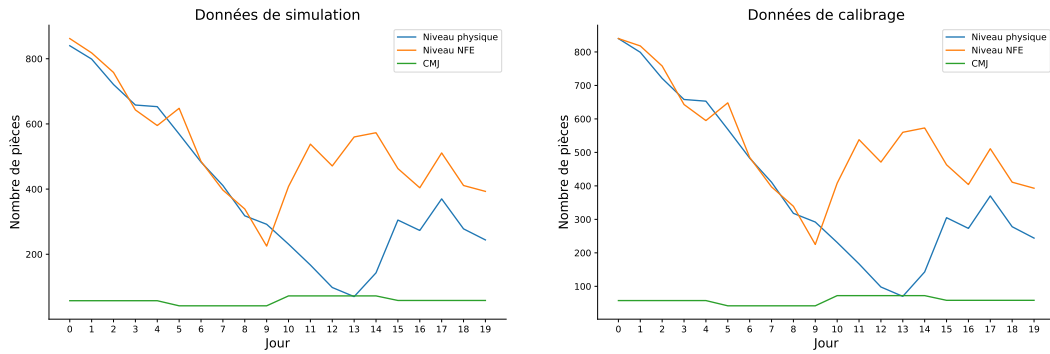


FIGURE 3.16 – Validation du comportement des buffers

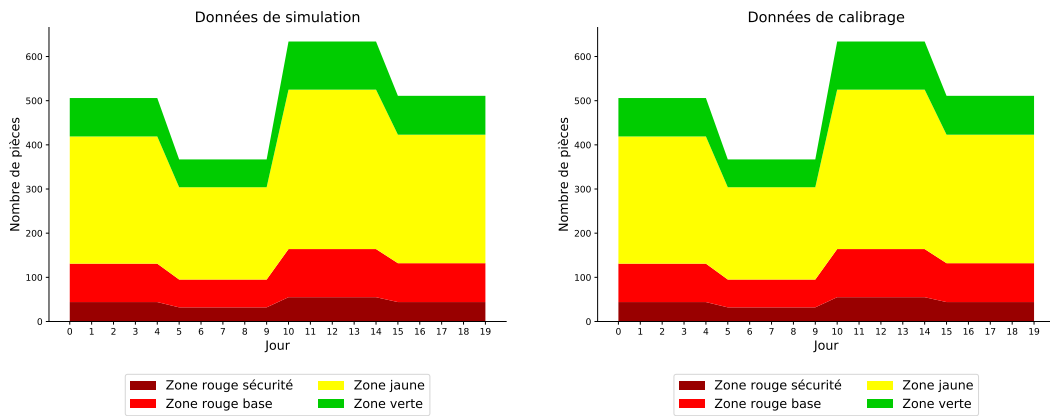


FIGURE 3.17 – Validation de la mise à jour des zones

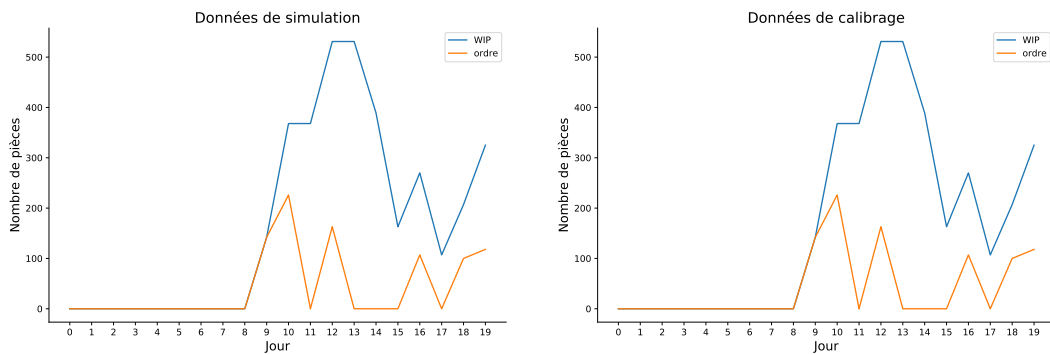


FIGURE 3.18 – Validation du comportement de relâche des ordres

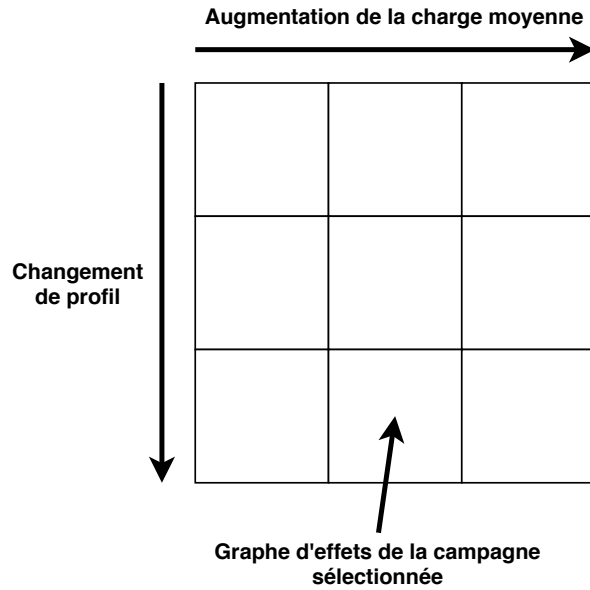


FIGURE 3.19 – Guide de lecture des graphes d'effets

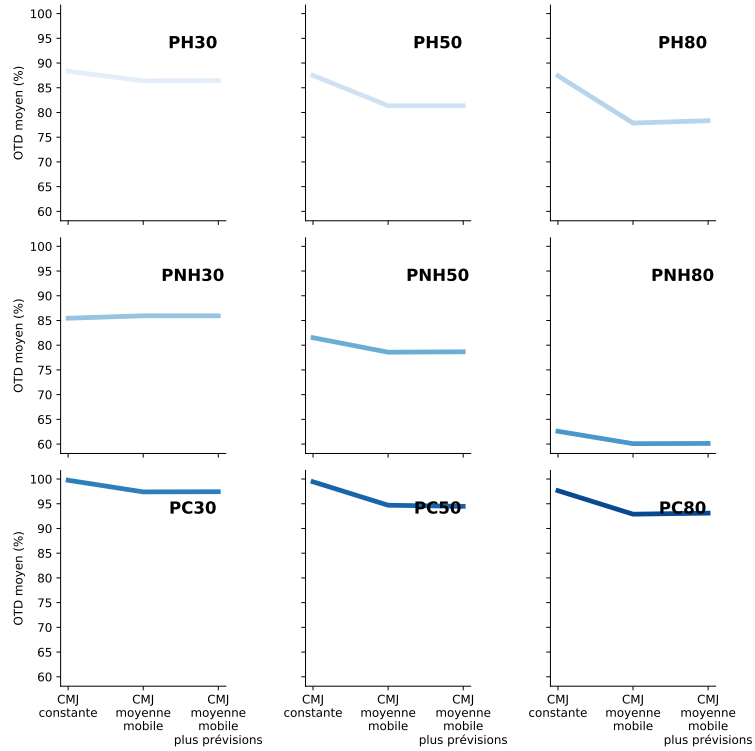


FIGURE 3.20 – Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur l'OTD moyen

La figure 3.21 suggère deux choses. Dans le cas des campagnes PNH, c'est-à-dire pour des demandes irrégulières et dont la moyenne varie sensiblement dans le temps, l'utilisation d'une politique de contrôle par un DLT unique mène à de meilleures performances si on considère seulement l'OTD. Pour les deux autres types de campagnes, l'effet est beaucoup moins prononcé.

La figure 3.22 affiche des similarités avec la précédente. Pour les campagnes PNH, l'attribution d'un LTF selon une politique dynamique linéaire apporte de meilleures performances vis-à-vis de l'OTD. En revanche, dans les deux autres types de campagnes, garder un LTF constant semble être la meilleure solution.

#### 3.4.1.1.1 Effets des facteurs sur le stock et la NFE

Les figures 3.23, 3.24 et 3.25 reprennent les effets des politiques de contrôle sur la taille des stocks moyens. On peut noter deux comportements principaux :

- pour les campagnes PNH, le niveau de stock moyen est bien plus élevé que pour les deux autres,
- les combinaisons de politiques impliquant un DLT unique, une CMJ et un LTF dynamiques permettent de mieux maîtriser l'augmentation des stocks.

Les conclusions étant exactement les mêmes pour l'impact sur la NFE, on ne détaille pas plus et on regroupe les effets significatifs dans cette même sous-section.

#### 3.4.1.1.2 Effets des facteurs sur le temps de parcours moyen

Deux facteurs montrent des effets significatifs sur la valeur du temps de parcours moyen dans l'atelier. Les figures 3.26 et 3.27 présentent respectivement les effets des politiques de contrôle de la CMJ et du DLT.

La figure 3.26 montre que pour les hauts niveaux de charges (PH80, PNH80 et PC80) l'utilisation d'une CMJ dynamique permet de réduire le temps de parcours moyen. On retrouve également des effets plus prononcés de l'utilisation des politiques dynamiques dans le cas des campagnes PNH.

La figure 3.27 montre, en revanche, que l'utilisation de politiques dynamiques pour le contrôle du DLT peut avoir des conséquences néfastes pour ces mêmes campagnes.

#### 3.4.1.1.3 Effets des facteurs sur le temps d'attente maximal

Les figures 3.28, 3.29 et 3.30 montrent les effets des choix de politiques sur le temps d'attente maximal dans l'atelier. Pour toutes ces figures, on remarquera que le comportement plus erratique des campagnes PNH a produit un ensemble de pics importants au début de certaines simulations, d'où une surcharge temporaire qui se retrouve dans les résultats. Cette situation étant tout à fait possible et non uniquement l'effet de l'installation d'un régime permanent dans la simulation, elle a été conservée dans les données de l'étude.

Le seul effet significatif visible dans la figure 3.28 est l'utilisation d'une politique de LTF dynamique linéaire pour les campagnes PNH30 et 50. On retrouve l'intérêt d'utiliser une CMJ dynamique pour les scénarios PNH et les campagnes à haut niveau de charge. La figure 3.30 suggère une utilisation d'un DLT unique pour les scénarios PNH30 et PNH50. Pour les hauts niveaux de charge, par opposition, il semble dommageable d'utiliser cette politique.

### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

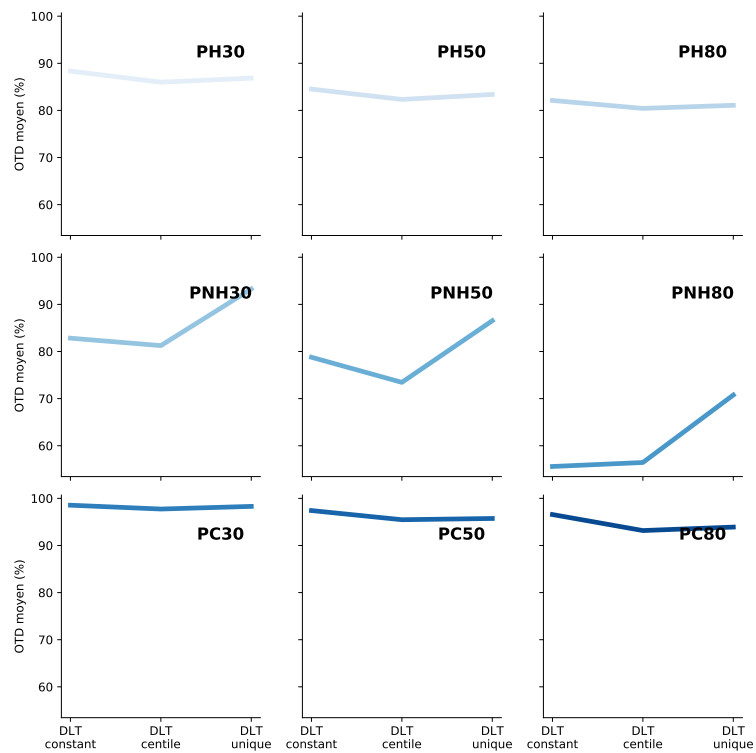


FIGURE 3.21 – Impact de la politique de contrôle du DLT sur l'OTD moyen

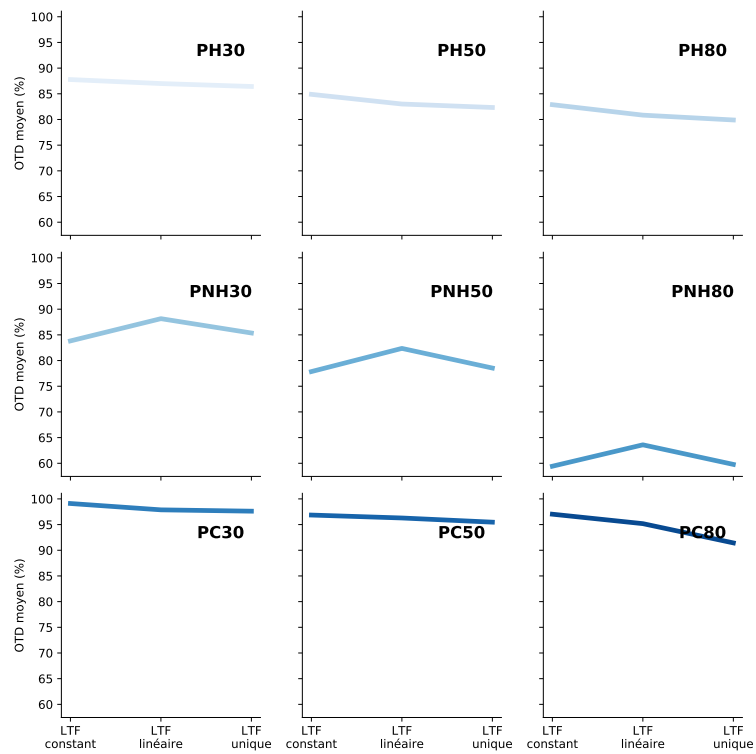


FIGURE 3.22 – Impact de la politique de contrôle du LTF sur l'OTD moyen

### 3.4. Analyse des résultats expérimentaux

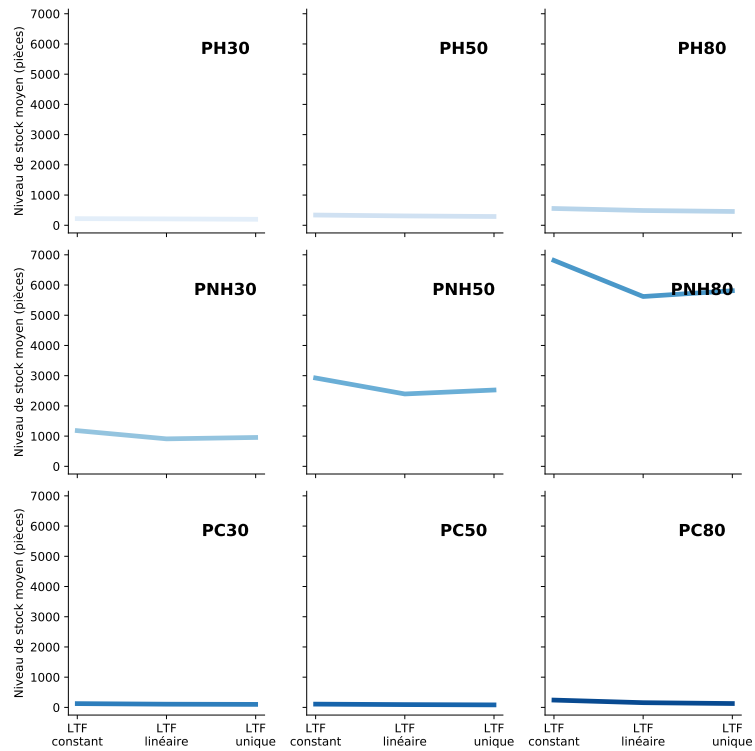


FIGURE 3.23 – Impact de la politique de contrôle du LTF sur le stock moyen

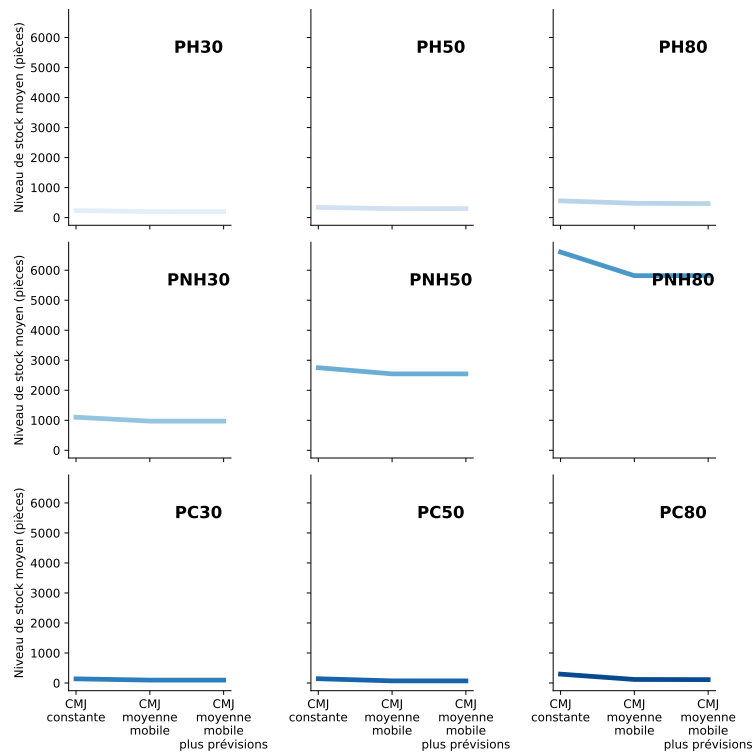


FIGURE 3.24 – Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur le stock moyen



### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

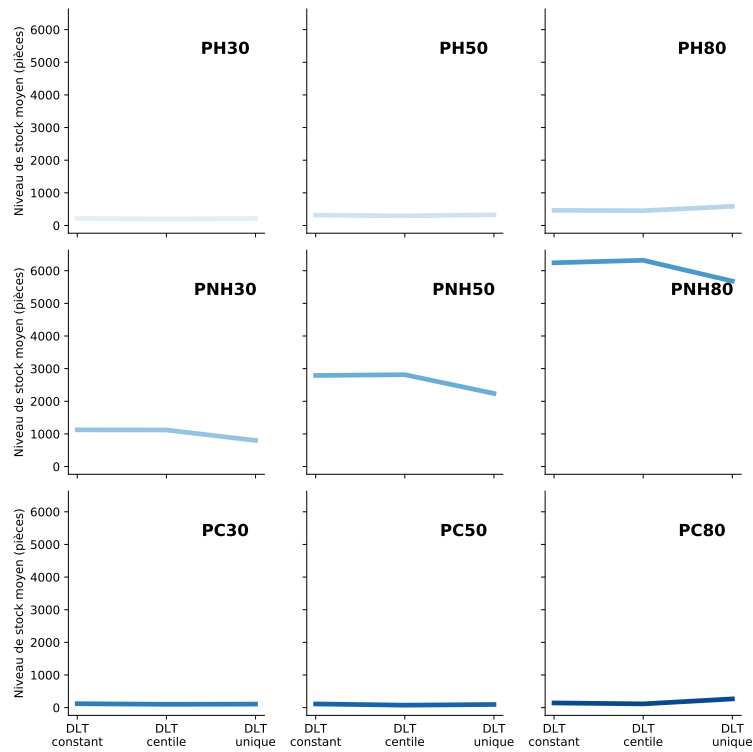


FIGURE 3.25 – Impact de la politique de contrôle du DLT sur le stock moyen

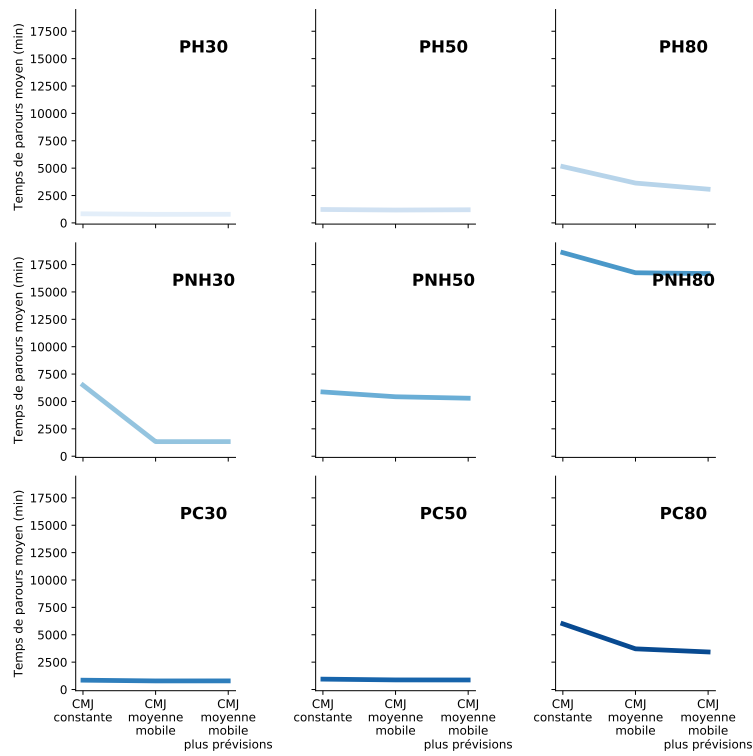


FIGURE 3.26 – Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur le temps de parcours moyen

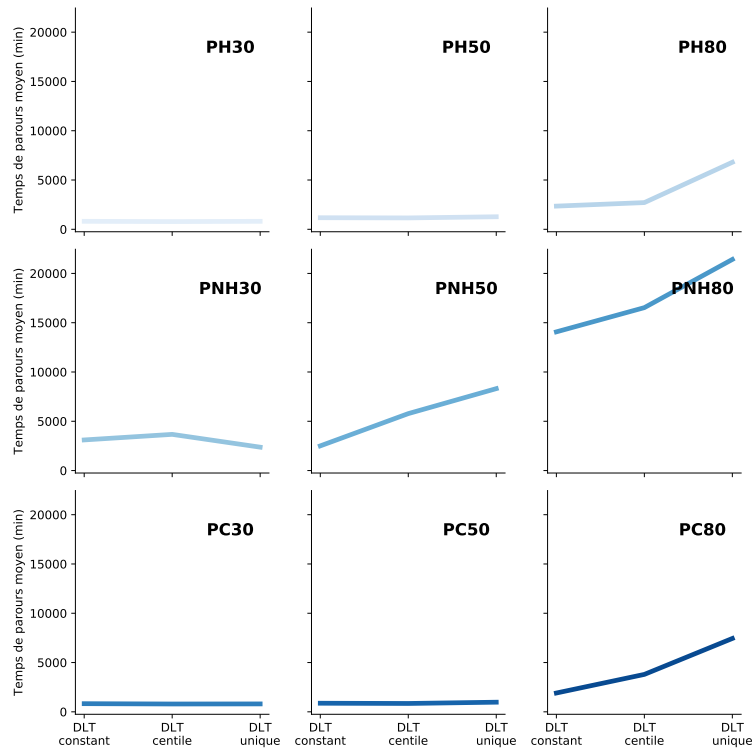


FIGURE 3.27 – Impact de la politique de contrôle du DLT sur le temps de parcours moyen

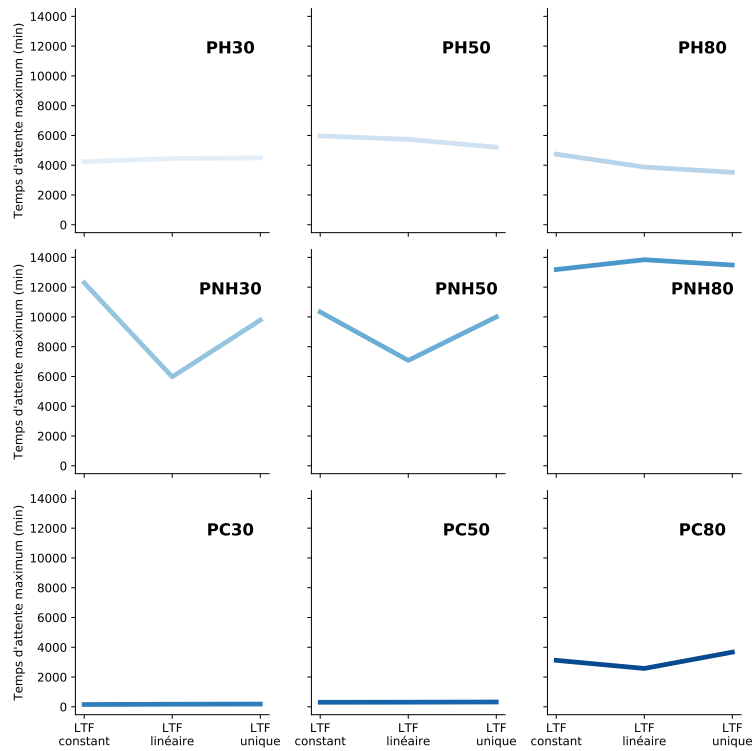


FIGURE 3.28 – Impact de la politique de contrôle du LTF sur le temps d'attente maximum

### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

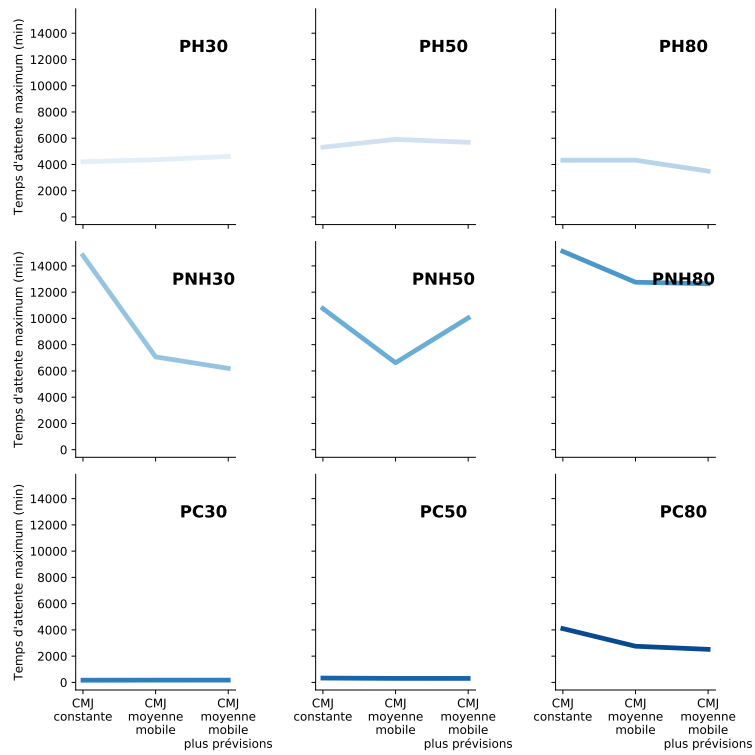


FIGURE 3.29 – Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur le temps d'attente maximum

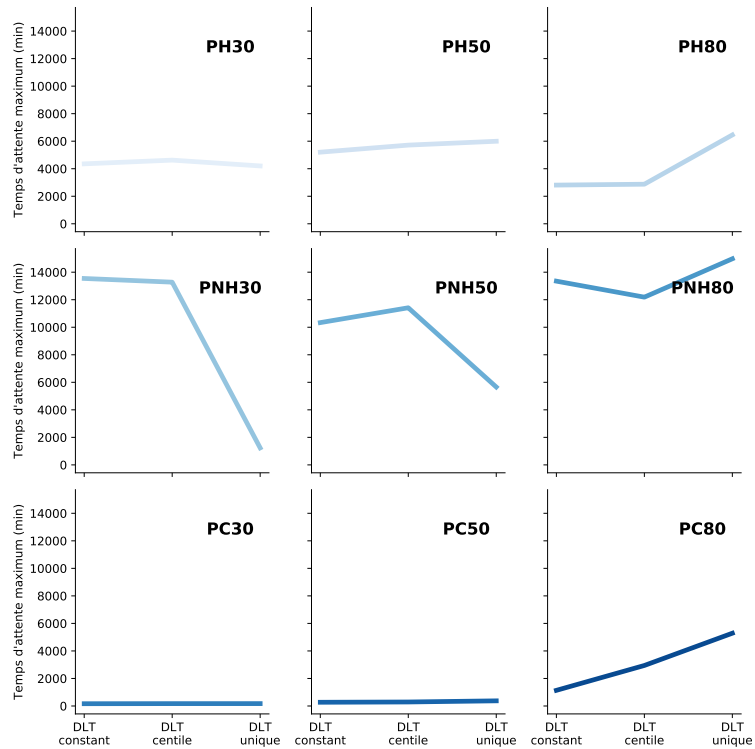


FIGURE 3.30 – Impact de la politique de contrôle du DLT sur le temps d'attente maximum

#### 3.4.1.1.4 Effets des facteurs sur la charge maximale du goulot

La figure 3.31 représente l'impact des politiques de contrôle du DLT sur la charge du goulot de l'atelier. On retrouve bien l'effet global d'augmentation de la charge induit par le changement de charge globale des campagnes. On peut voir une réduction de la charge du goulot pour la campagne PNH30 avec la politique du DLT unique. En revanche, ce choix impacte négativement l'indicateur pour les autres campagnes.

### 3.4.2 Discussion et recommandations sur le cas d'école

Dans le contexte des hypothèses et caractéristiques définies pour le cas d'école, on peut proposer une première conclusion intermédiaire quant aux questions de recherche établies en fin de chapitre précédent. À travers ces travaux, on se demande :

- QR1** s'il existe des politiques de mise à jour des paramètres retenus plus efficaces que d'autres ?
- QR2** quel est l'impact de la politique de groupement sur la performance du modèle ?
- QR3** le choix d'une politique est-il très sensible à la charge de l'atelier et, si oui, dans quelle mesure ?

Les résultats des expériences tendant à montrer que :

- QR1** il existe bel et bien des politiques de contrôle de paramètres d'un atelier géré en DDMRP qui assurent de meilleures performances à la maille du DDS&OP, en tout cas dans le périmètre du cas d'école étudié dans ce chapitre. Celles-ci peuvent être statiques pour les profils de demandes relativement stables, ou bien dynamiques pour les profils qui connaissent de plus fortes variations.
- QR2** l'impact de la politique de groupement (premier facteur de l'étude) est très peu significatif dans les performances de l'atelier, en tout cas dans la limite du nombre de produits et de machines considérés dans le cas d'école.
- QR3** le choix d'une politique peut être influencé par la charge moyenne mais également par le profil de la demande. Il peut également être influencé par la priorité mise par le décisionnaire sur l'indicateur le plus pertinent pour lui.

On peut, par exemple, considérer les quatre catégories extrêmes de décisionnaires suivantes :

- le décisionnaire *Taux de service* priorise un choix de politiques qui maximise son OTD,
- le décisionnaire *Fonds de roulement* priorise un choix de politiques qui minimise les en-cours et les pièces en stocks,
- le décisionnaire *Agile* privilégie les choix de politiques qui assurent les temps de défilement minimaux dans son atelier,
- et enfin, le décisionnaire *Capacitaire* privilégie les choix de politiques qui lui permettent de minimiser la charge du goulot.

Pour chacune des catégories, on peut donc regrouper les recommandations. Si aucune recommandation n'est donnée, c'est que le facteur n'est pas significatif et qu'on peut choisir n'importe quel niveau.

Le décisionnaire *Taux de service* aura intérêt à privilégier des paramètres constants sur l'horizon du DDS&OP, sauf pour les produits qui connaissent des variations notables dans la demande moyenne. Pour ceux-ci, il privilégiera une politique de

DLT unique sur l'étage de production du produit ainsi qu'une politique dynamique et linéaire pour les valeurs des LTF.

Le décisionnaire *Fonds de roulement* a plus de liberté dans le choix des politiques. Si le produit concerné connaît de fortes variations, il peut fixer un DLT unique et le garder constant sinon. Dans ce même cas, il fera appel à un LTF linéaire et dynamique. Si son atelier est très chargé, il préférera également une CMJ dynamique.

Le décisionnaire *Agile* prendra soin de garder un DLT constant sur les étages de son atelier. Si son atelier est soumis à de fortes charges ou si la demande varie assez, il utilisera des CMJ intégrant des prévisions. Enfin, dans le cas d'une demande aux variations suffisantes, si la charge est élevée, il gardera les LTF constants, et il les affectera de manière linéaire et dynamique sinon.

Enfin, le décisionnaire *Capacitaire* doit surtout s'intéresser à la politique de contrôle du DLT. Il devra le garder constant, sauf dans le cas d'une demande qui varie beaucoup et d'une faible charge moyenne, auquel cas il pourra utiliser un DLT dynamique unique.

Bien que visant un caractère générique et représentatif, la construction du cas d'école s'est faite avec un certain nombre de limites et d'hypothèses, dont certaines peuvent sans doute être assouplies. Il faut à présent évaluer la validité des conclusions dans un nouveau contexte plus réaliste, de façon à discuter de la portée et de la généralisation des résultats.

## 3.5 Conclusion sur le contrôle du cas d'école

On a tenté d'établir quelles politiques de mise à jour des paramètres sont les plus efficaces à travers le cas d'école d'un flow shop géré en DDMRP. Pour comparer les performances, on a soumis ce flow shop à différentes combinaisons de politiques et on a simulé son comportement sur une période équivalente à celle du DDS&OP. Si le cas d'école a été conçu sur la base d'hypothèses simplificatrices, on a procédé à plusieurs répliques et on l'a soumis à des profils de demandes variés, le tout afin de mieux généraliser les conclusions de l'étude.

Dans la fin du chapitre précédent, on a établi l'ensemble des questions de recherche suivantes :

**QR1** existe-t-il des politiques de mise à jour des paramètres retenus plus efficaces que d'autres ?

**QR2** quel est l'impact de la politique de groupement sur la performance du modèle ?

**QR3** le choix d'une politique est-il très sensible à la charge de l'atelier et, si oui, dans quelle mesure ?

À la question "*existe-t-il des politiques de mise à jour des paramètres retenus plus efficaces que d'autres ?*", on peut répondre que les résultats obtenus jusqu'ici tendent à montrer que certaines combinaisons de politiques de contrôle amènent souvent à de meilleurs résultats, tous facteurs exogènes confondus. Pour les quatre facteurs étudiés, on peut préconiser :

— le regroupement de produits en familles sur les bases de leur proximité de DLT et de variation de CMJ. Ce regroupement assure que les produits d'une même famille auront les mêmes valeurs de LTF et de VF au départ. Il n'apparaît

pas forcément nécessaire d'utiliser une modification dynamique de ces groupes durant la période du DDS&OP. Ils peuvent être réévalués en fin de période uniquement. On notera que, dans le cas d'école qui comprend peu de produits et peu de machines, ce facteur est peu significatif.

- de conserver un LTF constant pour les produits durant la période concernée, hormis pour les produits dont la demande varie fortement.
- d'utiliser une politique de moyenne mobile pour la CMJ (que celle-ci intègre ou non des prévisions dans la fenêtre de calcul) seulement si la demande varie suffisamment et ce, afin d'éviter une nervosité problématique pour le système.
- de fixer un DLT unique sur l'étage de production en question et ce, en utilisant une probabilité de respecter un temps de défilement correspondant au 95<sup>ème</sup> centile de la distribution des temps de défilement enregistrés si la demande varie suffisamment, et de le garder constant sinon.

À la question "*quel est l'impact de la politique de groupement sur la performance du modèle ?*", on peut répondre que, quelle que soit l'expérience considérée, l'utilisation des groupes impacte peu les performances du modèle, tous indicateurs et tous profils de demande confondus. L'utilisation de groupes étant très liée à la simplification de la gestion d'un grand nombre de références (Ptak & Smith, 2016), cette conclusion mériterait d'être revue dans un cas plus complexe.

À la question "*le choix d'une politique est-il très sensible à la charge de l'atelier et, si oui, dans quelle mesure ?*", on a vu que non seulement la charge moyenne, mais également le profil général de la demande et les priorités du décideur influencent le choix des politiques. On mettra particulièrement l'accent sur l'utilisation de politiques dynamiques dans le cas de références instables et en adéquation avec les indicateurs prioritaires de chaque décisionnaire. Par opposition, les résultats expérimentaux montrent que, dans de nombreuses situations, l'utilisation de politiques de contrôle dynamiques pour tous les paramètres n'est pas nécessaire et peut même être préjudiciable pour les performances globales de l'atelier. On a également vu que le choix des politiques de contrôle pour la CMJ et le DLT ont un poids plus important que les deux autres facteurs dans les performances de l'atelier.

On retrouve plusieurs similarités de comportement entre l'atelier géré en DDMRP étudié dans ce chapitre et d'autres systèmes présentés dans l'état de l'art. La première ressemblance est celle de la similarité de gestion entre un étage de production géré en DDMRP et un système de files d'attente encadré par des buffers physiques. La différence principale réside dans le fait de comprendre comment le buffer physique DDMRP est capable d'influencer les flux de pièces envoyés dans le système de files d'attente. Il s'agirait donc ici de relier le choix des politiques de contrôle des paramètres de dimensionnement des buffers à leur impact sur le flux dans la chaîne de production.

Puisque le système semble se comporter comme un ensemble de files d'attente, on est également tenté de se rapprocher des résultats obtenus par les publications en Théorie des contraintes (TOC). On peut s'étonner de la relative difficulté de bien fixer les paramètres de chaque buffer physique quand le système pourrait être dimensionné avec des buffers de temps comme pour la TOC, uniquement en fonction des temps de défilement si on se réfère à la littérature. On peut également simplifier la gestion des références jugées stables en conservant des paramètres constants et en empruntant des éléments de dimensionnement à la logique des systèmes à cartes et à jetons.

### 3. Contrôle dynamique du DDS&OP

---

Enfin, il faut également noter l'absence totale de tailles de lots fixes dans les publications portant sur le DDMRP. Il s'agit pourtant d'un aspect non négligeable de la réalité des environnements de production que d'être contraints à relâcher des ordres par multiples d'une quantité minimale. On est donc en droit de se demander si l'utilisation de la zone verte uniquement, et éventuellement d'une valeur de MOQ pour les calculs effectués jusqu'ici n'est pas trop éloignée de la réalité des implémentations de la méthode sur le terrain.

La dernière question que suscitent les résultats obtenus porte sur la nature de la demande des produits finis. Dans tous les exemples détaillés jusque là, les produits ont bénéficié d'une demande relativement fréquente et stable dans les grandes lignes, même dans le cas des processus PNH. Afin d'étendre les conclusions à un cas plus réaliste, on propose d'étudier le comportement d'un système à une échelle industrielle.

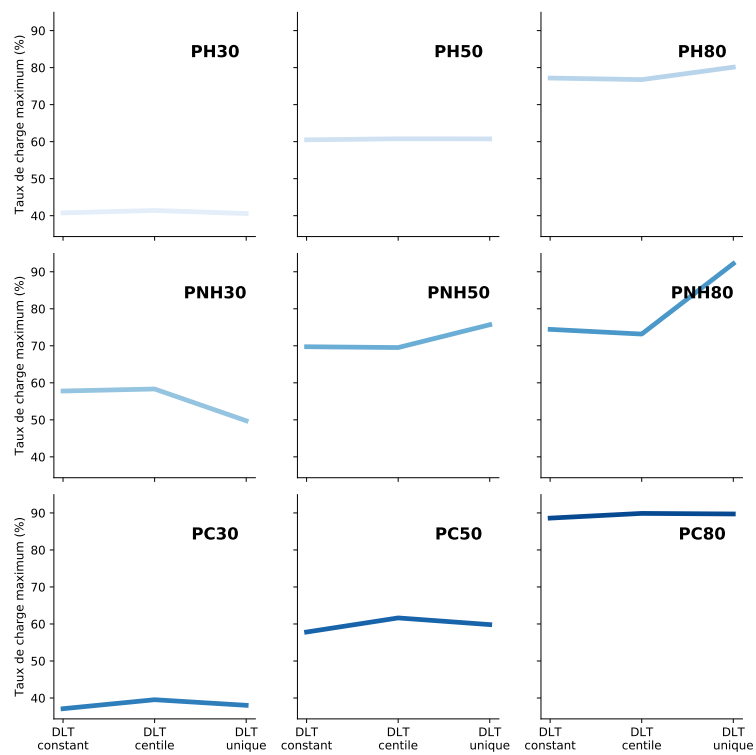


FIGURE 3.31 – Impact de la politique de contrôle du DLT sur la charge du goulot





## IMPLÉMENTATION SUR LE CAS INDUSTRIEL

*C'est la misère, mais aussi la grandeur des personnels des instituts voués à la recherche appliquée que d'être à tout instant rappelés, par les autres et par eux-mêmes, à l'inquiétude, après tout fort honorable, de l'inutilité sociale.*

– Pierre Bourdieu, *Les usages sociaux de la science* (1997)

Ce chapitre reprend les résultats obtenus sur le cas d'école et tente de les appliquer à un cas industriel. Dans la section 4.1, on recrée un modèle équivalent à celui du chapitre précédent à partir d'une chaîne de production réelle et de données issues d'une implémentation de la méthodologie DDMRP. Dans la section 4.2, on voit quelles sont les limites et la faisabilité des politiques de contrôle dans le cas industriel. On précisera également quelles hypothèses peuvent être levées ou rajoutées. On terminera, en section 4.3, par une conclusion sur la praticité des résultats théoriques une fois confrontés à la réalité du terrain.

### 4.1 Modélisation du cas industriel et application des résultats théoriques

#### 4.1.1 Présentation du contexte et modélisation

Le cas industriel présenté est celui d'un site de production de matériel et de produits pour la chirurgie et les prothèses dentaires. Le site inclut trois étages de références :

- les matières premières,
- les semi-finis,
- les produits finis.

Parmi ces trois étages, seul l'étage qui transforme les matières premières en produits semi-finis se rapproche suffisamment des hypothèses retenues jusqu'ici pour effectuer une comparaison. On donne un schéma du périmètre retenu pour la modélisation en figure 4.1. Cet étage transforme un très petit nombre de matières premières en un grand nombre de produits semi-finis, le tout en passant par un processus similaire à un flow shop. On sait, d'après les données mises à disposition, que les références incluses dans le périmètre sont toutes gérées par des buffers DDMRP. En revanche, on ne sait rien des produits finis qui se situent en dehors du périmètre de modélisation. Le flow shop considéré possède dix-sept ressources de production différentes, repérées dans la figure par les machines M1 à Mk. On ne sait rien des ressources de production situées après les buffers de produits semi-finis. L'analyse

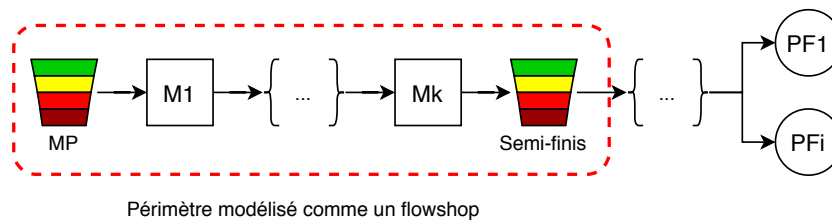


FIGURE 4.1 – Périmètre de modélisation du cas industriel

des gammes de production montre une première différence majeure **1** avec le cas d'école : une proportion non négligeable des références passe plusieurs fois par les mêmes ressources, par exemple lors des différentes étapes de lavage ou de contrôle. Les données disponibles montrent également que certaines ressources sont organisées en pôles de 32 machines parallèles, ce qui mène à établir la différence **2**. Toujours d'après les données, on sait que la modélisation concerne 142 produits semi-finis au total, tous issus de la même matière première.

**Différence 1.** *Le cas industriel présente un agencement de flow shop avec des retours en arrière sur des ressources déjà utilisées.*

**Différence 2.** *Le cas industriel intègre un mélange de machines uniques et de machines parallèles. Pour les machines parallèles, on choisit de ne pas découper les lots de production en sous-lots répartis entre les machines libres, pour ne pas introduire de biais supplémentaire concernant la manière de découper les lots.*

On représente la répartition des temps de changement et des temps opératoires dans la figure 4.2. Chacun des points représente une étape dans les gammes de fabrication. On remarque que la majorité des étapes demande des temps opératoires relativement faibles mais que les temps de changement peuvent nécessiter jusqu'à 8 heures et ce, pour un nombre conséquent d'étapes. Comme il n'y a que peu de valeurs différentes pour les temps de changement, on les représente en abscisses et on introduit un léger décalage aléatoire (*jitter*) pour représenter les groupes de points qui seraient superposés sinon. Par rapport au cas d'école, on considère ici que les temps de changement et les temps opératoires sont fixes pour deux raisons : premièrement, on ne dispose d'aucune donnée permettant d'établir une distribution des temps et, deuxièmement, les temps opératoires étant déjà très faibles (de l'ordre de  $10^{-4}$  heures par produit), une variation apporterait peu d'intérêt. La distribution des temps disponibles dans les données apparaît en figure 4.2.

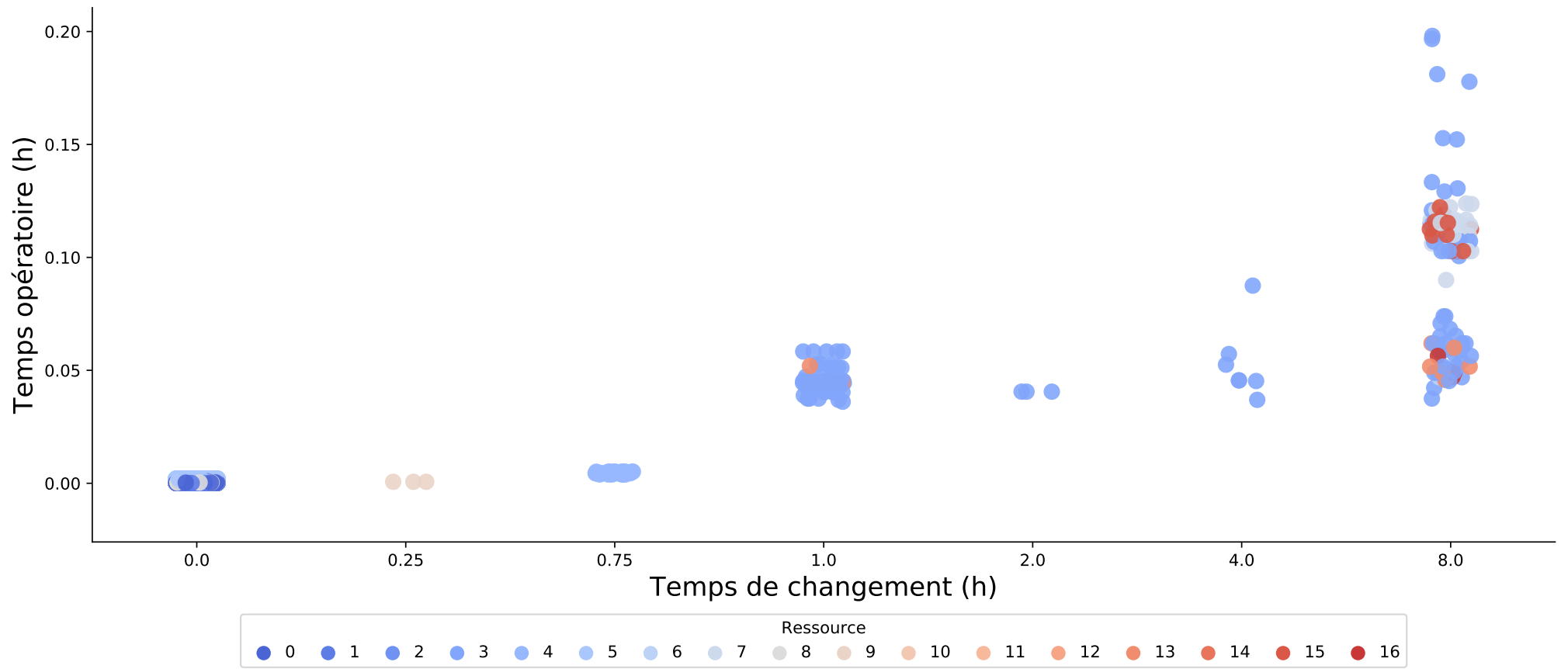


FIGURE 4.2 – Répartition des temps de changement et opérateurs

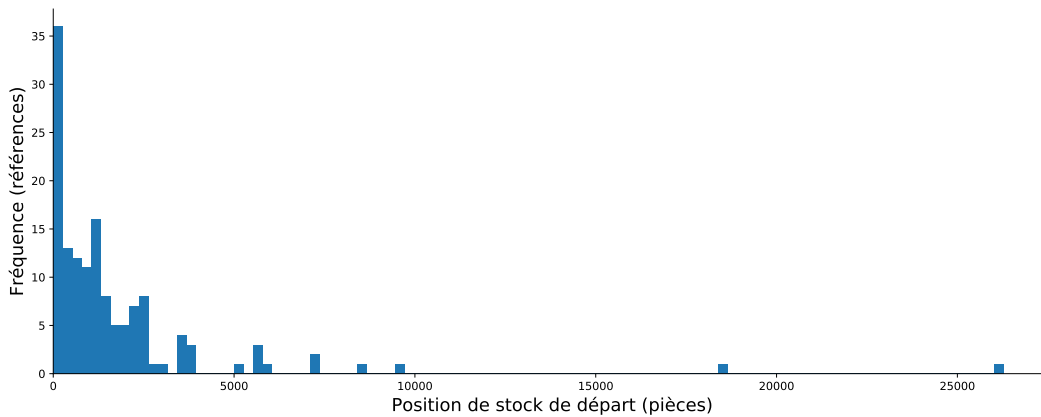


FIGURE 4.3 – Répartition des positions de stock de départ

On dispose également d'une position de stock de départ pour les produits semi-finis grâce aux données récoltées. Celle-ci est représentée par l'histogramme de la figure 4.3. On peut voir dans la figure qu'un nombre conséquent de buffers physiques démarreront avec une position de stock très faible, voire nulle pour 36 d'entre eux. Par opposition, quelques références possèdent déjà de très haut niveaux de stocks, une situation qui peut être tout à fait normale du fait de leur Consommation Moyenne Journalière (CMJ), mais qui pourrait également être un symptôme d'une taille de lot anormalement élevée. On note cet écart avec les positions de stock du cas d'école par la différence 3.

**Différence 3.** *Par opposition au cas d'école pour lequel les positions de stock ont été choisies pour éviter une rupture au départ, le cas industriel présente un nombre importe de références ayant un faible niveau de stock.*

#### 4.1.2 Données mises à disposition

Les données mises à disposition pour le cas industriel sont représentées dans le modèle conceptuel de la figure 4.4. On voit qu'on dispose des paramètres de dimensionnement déjà renseignés. La situation de départ est la suivante :

- chaque produit possède une valeur de CMJ et de Decoupled Lead Time (DLT),
- chaque produit semi-fini appartient à un profil qui a été défini par l'utilisateur et dont on ne connaît pas, a priori, la logique,
- chaque profil dicte la valeur des paramètres Lead Time Factor (LTF) et Variability Factor (VF) pour l'ensemble des produits qui lui sont attachés,
- chaque produit possède éventuellement une valeur de Minimum Order Quantity (MOQ),
- chaque produit possède une valeur de seuil et d'horizon de détection des pics. On ne connaît pas la logique d'établissement de la valeur du seuil mais on sait que la valeur de l'horizon est exprimée en multiples du DLT de la référence.

La figure 4.5 donne la répartition des 142 références selon leurs valeurs de DLT en abscisses et de CMJ en ordonnées. La couleur des points dénote l'appartenance à un même profil de produits. On note trois groupes répartis selon leur valeur de DLT à 20, 25 et 35 jours. On note également une forte homogénéité des profils selon la

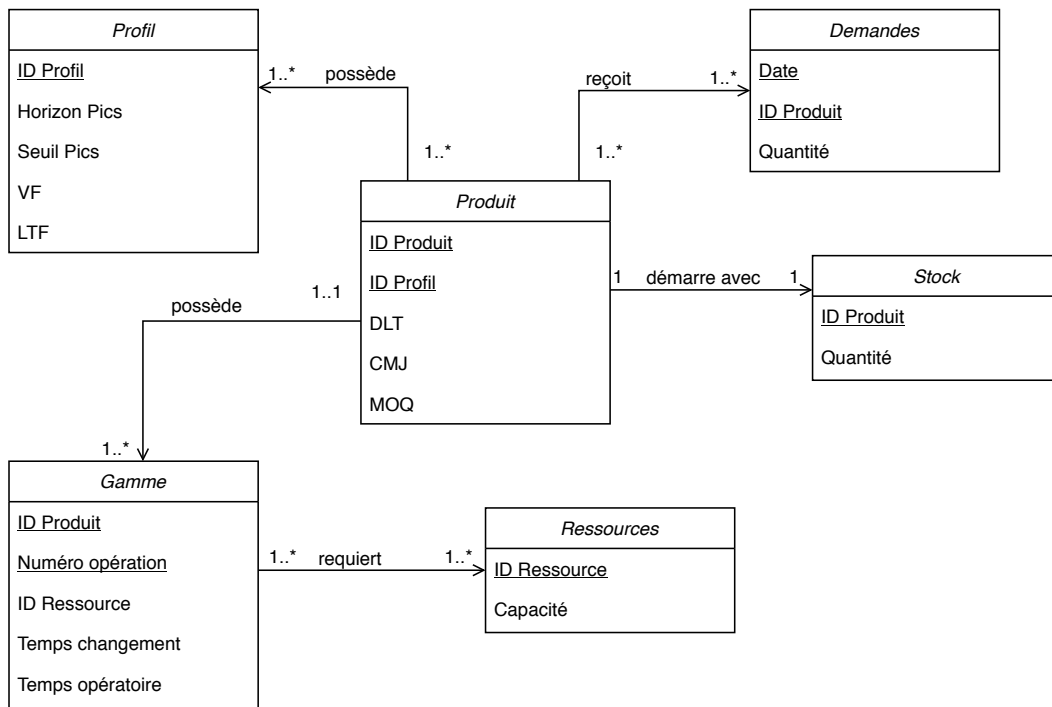


FIGURE 4.4 – Modèle conceptuel des données industrielles fournies

valeur du DLT. On ne dispose pas, dans le jeu de données fournies, des variations de la CMJ calculées par la source. Par conséquent, il est impossible de vérifier que les groupes initiaux ont été faits en suivant les recommandations de regroupement du Demand Driven Institute (DDI). On supposera néanmoins par la suite que c'est le cas.

La figure 4.6 décrit la répartition initiale des facteurs d'incertitudes dans le jeu de données. Chaque point du graphe correspond à une référence. Comme pour les graphes précédents, on a introduit un décalage aléatoire pour éviter la superposition des points de données. De cette figure, on peut extraire plusieurs informations :

- seules deux valeurs de LTF sont présentes dans le jeu, à 0,4 et 0,5,
- quatre valeurs de VF sont possibles (0,3, 0,6, 1 et 1,5),
- on retrouve une cohérence des valeurs des facteurs au sein des profils, qui sont représentés par une couleur spécifique.

Enfin, la figure 4.7 donne la répartition des valeurs de MOQ dans le jeu de données dont on dispose. On peut voir que seules 5 références sur 142 n'ont pas de taille minimale (MOQ égale à 0) et que, pour les autres, on atteint très rapidement plusieurs milliers de pièces par lot.

On conclut l'étude du dimensionnement initial par une répartition des paramètres de gestion des pics. Le jeu présente une seule valeur de seuil de détection à 50% de la taille de la zone rouge totale (Top Of Red Safe (TORS) et Top Of Red Base (TORB) réunies). Les horizons de détection des pics sont égaux aux valeurs de DLT constatées précédemment, comme montré en figure 4.8.

#### 4. Implémentation sur le cas industriel

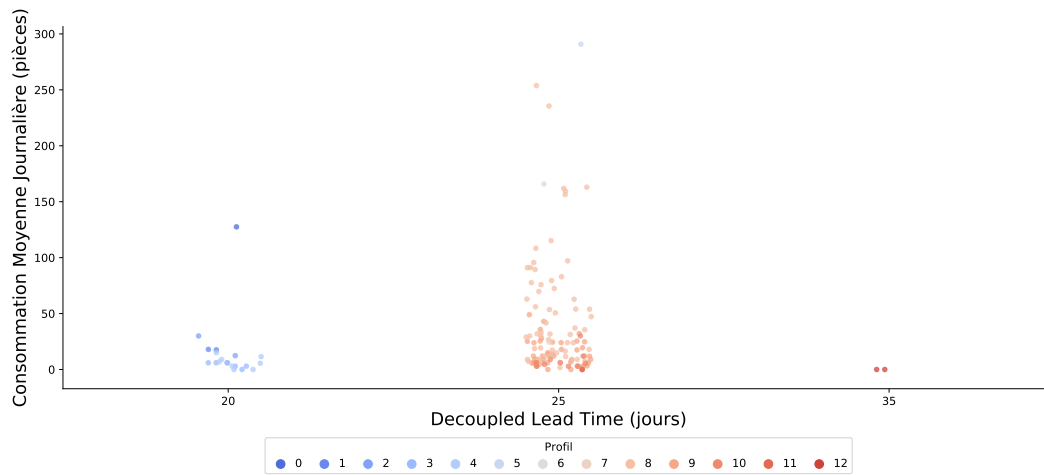


FIGURE 4.5 – Répartition des références par CMJ et DLT

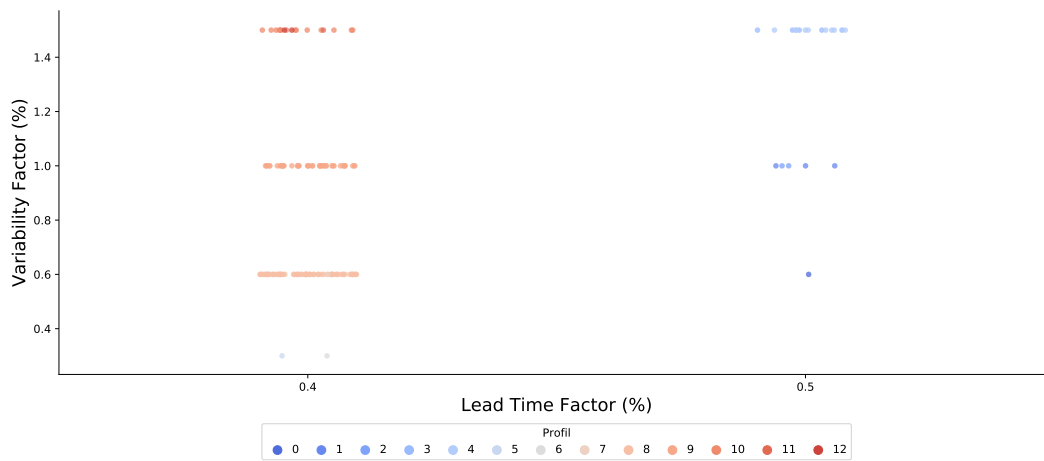


FIGURE 4.6 – Répartition des facteurs d'incertitude

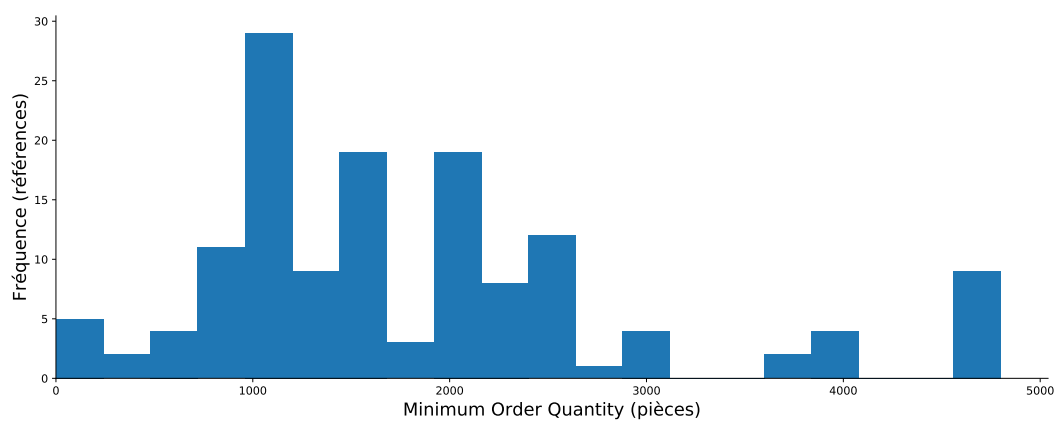


FIGURE 4.7 – Répartition des MOQ au départ

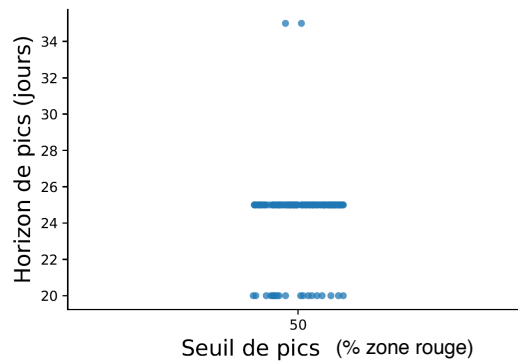


FIGURE 4.8 – Répartition des paramètres de gestion de pics

### 4.1.3 Modélisation des paramètres manquants

Une inconnue persiste cependant à la fin de l'étude des données disponibles. On ne dispose d'aucune information concernant la matière première, ni sur le dimensionnement de son buffer, ni sur ses paramètres de gestion des pics ou de sa MOQ. Ce manque de données a été expliqué par les praticiens en charge du cas par une très grande disponibilité de cette matière première, rendant sa gestion assez simple. On la modélise de la même manière que les matières premières du cas d'école :

- sa CMJ est égale à la somme des CMJ des produits semi-finis,
- son DLT est fixé à 30 jours pour se rapprocher des autres références,
- son LTF est fixé à 0,5 par comparaison avec les autres références,
- son VF est égal à la moyenne des autres VF du jeu de données,
- sa MOQ est nulle,
- enfin, le seuil de détection de pics est fixé à 50% de la zone rouge et l'horizon à un DLT, soit 30 jours, toujours pour suivre la logique des autres références du jeu de données.

On termine l'analyse du jeu de données par le détail des demandes sur les produits semi-finis. On extrait aléatoirement un échantillon de neuf références parmi toutes celles disponibles. On visualise la demande quotidienne de cet échantillon sur tout l'historique disponible, à savoir 362 jours en figure 4.9. On peut voir que la demande quotidienne est souvent nulle, parfois pour de longues périodes.

Pour vérifier à quel point les demandes suivent la tendance de cet échantillon, on calcule le degré d'intermittence de chacune des séries de demande. Le degré d'intermittence est défini par le rapport du nombre de jours avec une demande non-nulle sur le nombre de jours total de la série. La répartition des degrés obtenus est donnée dans la figure 4.10. On peut voir qu'une forte proportion des références considérées a seulement 10% de dates avec des demandes non-nulles ou moins. Seul un petit nombre de séries de demandes se trouve au-dessus, avec la série la plus dense qui culmine à 28% de dates avec des demandes non-nulles.

On retrouve ici une situation proche des processus Poisson Non Homogène (PNH) décrits au chapitre précédent. Bien que ceci puisse être dû à un effet de hachage de la demande similaire à celui décrit par (Grubbström & Wang, 2003), force est de constater que la demande quotidienne est en réalité constituée de pics à des intervalles très variables. On note également que, si certains produits voient des demandes arriver régulièrement, certains, comme le produit 90 par exemple, n'ont que



#### 4. Implémentation sur le cas industriel

---

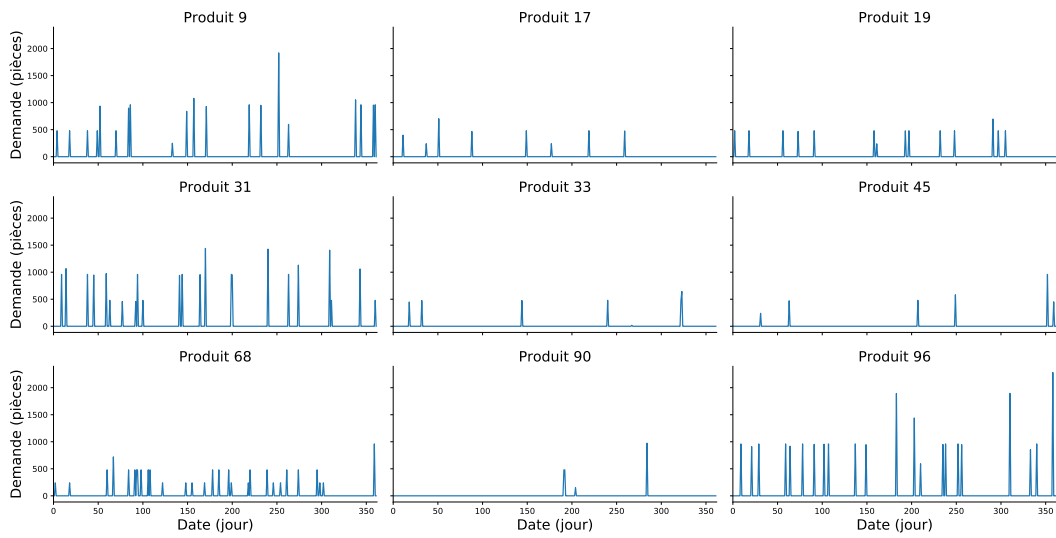


FIGURE 4.9 – Échantillons de demandes annuelles

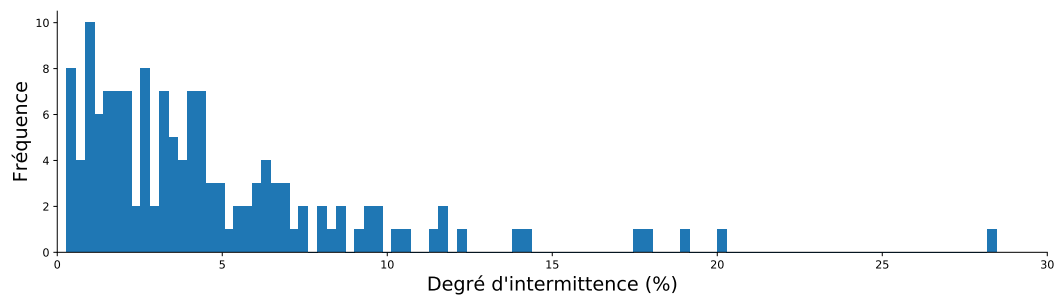


FIGURE 4.10 – Répartition des degrés d'intermittence des références

quelques demandes par an. Ces produits sont pourtant gérés sur buffer, contrairement aux conclusions de (Pekarčíková *et al.*, 2019). Les praticiens en charge du cas signalent que ces références ont été mises dans un buffer car elles ont été jugées "stratégiques" et devaient donc être disponibles à tout moment.

Bien que suivant un fonctionnement relativement proche du cas d'école, le cas industriel considéré comporte donc quatre différences majeures qui permettront de mettre à l'épreuve les conclusions apportées sur les politiques de contrôle dans le chapitre précédent. Pour déterminer dans quelle mesure ces dernières sont capables d'assurer de bonnes performances au cas industriel, on compare plusieurs comportements possibles dans la section qui suit.

## 4.2 Scénarios de performance du cas industriel

Cette section vise à comparer plusieurs scénarios de performance pour le cas industriel décrit jusqu'ici. On soumet donc l'atelier du cas industriel au même plan d'expériences que celui du chapitre précédent avec deux différences principales :

- on ne considère aucune variante de niveau ou de profil de charge, celle-ci étant disponible dans les données fournies,
- on ne procède qu'à une seule réplification, les temps machines étant fixes.

Les comparaisons se font sur la base d'un atelier fonctionnant en 3x8 pendant des semaines de 5 jours ouvrés, ce qui correspond aux données du cas industriel. L'évaluation des performances de chaque scénario se fait selon la même logique que celle présentée dans le chapitre précédent, et avec les mêmes indicateurs.

Pour chacune des expériences, on garde les valeurs des paramètres telles qu'elles sont données, ainsi que les groupes de produits qui existent déjà. On soumet ensuite cet atelier aux demandes disponibles sur les 362 jours. On utilisera les mêmes fenêtres de moyenne mobile que précédemment, soit 60 jours ouvrés, en concertation avec les experts responsables du cas industriel. On remarquera qu'elle correspond à environ deux fois le plus long des DLT du jeu de données (35 jours ouvrés), comme montré dans la figure 4.5.

### 4.2.1 Résultats expérimentaux

Les figures 4.11 à 4.16 donnent les graphes d'effets principaux des facteurs pour chacun des six indicateurs de la fonction d'évaluation des expériences. Chacune d'entre elles fait également figurer en pointillés l'effet moyen, c'est-à-dire la valeur moyenne de la grandeur à travers toutes les expériences. Une seule réplification ayant été effectuée, on tiendra compte du fait que les résultats présentés représentent cette fois un unique cas et non une moyenne de plusieurs expériences. Il est donc toujours possible qu'ils soient le résultat d'un cas particulièrement favorable ou défavorable.

Premièrement, la figure 4.11 permet de situer le cas industriel dans la matrice des campagnes (tableau 3.2). La charge moyenne du goulot d'environ 58% et les séries temporelles de demandes le classent a priori entre les campagnes PNH30 et PNH50. On peut voir, dans cette même figure, que l'utilisation de politiques de contrôle de la CMJ dynamiques impliquent une hausse d'environ 12% de la charge du goulot par rapport au cas constant. L'utilisation d'un DLT constant assure également de

meilleures performances que les politiques dynamiques (53% contre 62% et 59% pour les politiques dynamiques). L'effet des deux autres facteurs sur la charge du goulot est plus faible, de l'ordre de 2% environ.

Les figures 4.12 et 4.13 font apparaître des effets similaires. On peut voir que l'utilisation de politiques constantes amène globalement à de meilleures performances pour ces deux indicateurs, sauf pour le contrôle du DLT. Ici, c'est la politique du DLT unique qui donne les meilleurs résultats, avec une réduction d'environ 35 heures du temps d'attente maximal et de 450 heures du temps de parcours moyen. Les figures 4.14 et 4.15 montrent les mêmes tendances et invitent à choisir des politiques constantes sauf pour le DLT.

La figure 4.16 complète les résultats et rejoint les autres figures concernant le choix des politiques. L'utilisation d'une CMJ dynamique implique une baisse de l'OTD d'environ 4%. Par opposition, l'utilisation d'une politique de DLT unique sur l'étagé de production entraîne une hausse de 5% de l'indicateur.

Finalement, les résultats obtenus pour le cas industriel sont globalement cohérents avec ceux du cas d'école, catégorie PNH, pour trois des quatre facteurs. Seule l'utilisation des politiques de CMJ dynamique ne correspond pas. On décide de pousser l'analyse du comportement de certaines simulations afin de mieux comprendre les impacts du choix des politiques. Pour la suite, on s'intéresse principalement aux facteurs liés à la CMJ et au DLT, puisque ceux-ci semblent avoir la plus forte influence sur les performances du cas industriel.

On extrait quatre scénarios parmi les 81 expériences menées pour visualiser le comportement de l'atelier :

- le scénario 1 correspond à la combinaison de facteurs (DDI statique, LTF constant, CMJ constante, DLT constant),
- le scénario 2 correspond à la combinaison de facteurs (DDI statique, LTF constant, CMJ constante, DLT unique),
- le scénario 3 correspond à la combinaison de facteurs (DDI statique, LTF constant, CMJ moyenne mobile et prévisions, DLT constant),
- enfin, le scénario 4 correspond à la combinaison de facteurs (DDI statique, LTF constant, CMJ moyenne mobile et prévisions, DLT unique).

Puisque les facteurs de groupement des produits et de choix de la politique du LTF comptent peu dans les performances, on a gardé les niveaux conseillés par [Ptak & Smith \(2016\)](#) et utilisés dans la majorité de la littérature spécifique au Demand Driven Materials Requirement Planning (DDMRP).

La figure 4.17 montre un comportement entièrement constant et son seul intérêt est de pouvoir fixer un cas de base pour la comparaison des autres scénarios. La moitié supérieure montre l'évolution des tailles des zones dans le temps. La moitié inférieure fait apparaître à la fois les événements de demande sous forme de points, ainsi que la valeur de la CMJ. On rappelle également sous le titre :

- le montant du stock physique moyen obtenu lors de la simulation complète, ici de 3200 pièces,
- le montant du stock physique moyen sur les 100 derniers jours ouvrés de la simulation, afin de corriger l'effet de perturbation initiale, dans ce cas de 3000 pièces environ,
- et enfin, la valeur de l'On Time Delivery (OTD) pour la référence concernée (91 %).

## 4.2. Scénarios de performance du cas industriel

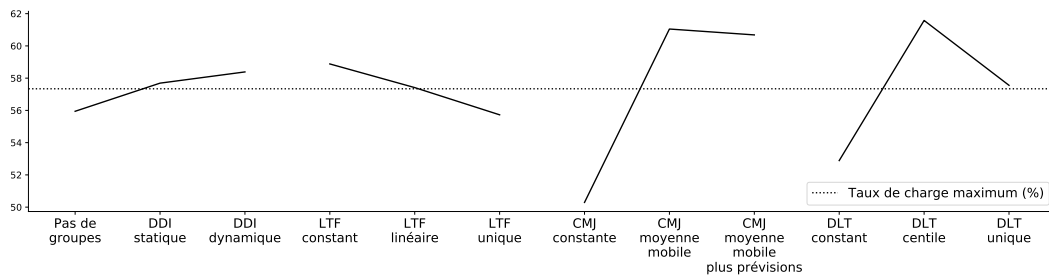


FIGURE 4.11 – Graphe des effets principaux des facteurs sur la charge du goulot

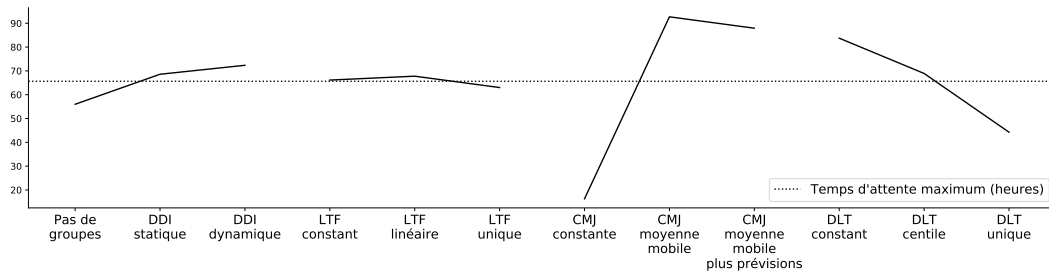


FIGURE 4.12 – Graphe des effets principaux des facteurs sur le temps d'attente maximum

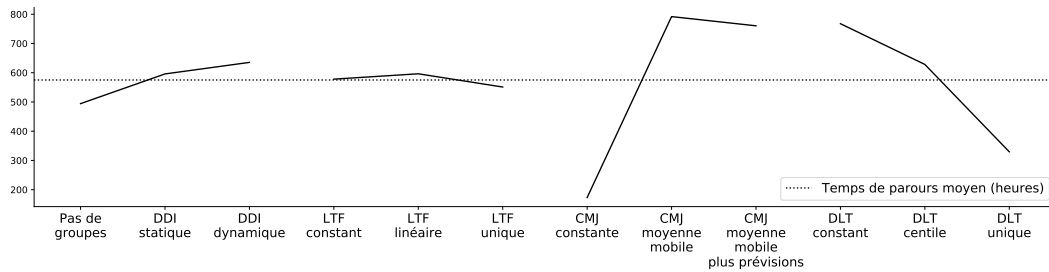


FIGURE 4.13 – Graphe des effets principaux des facteurs sur le temps de parcours moyen

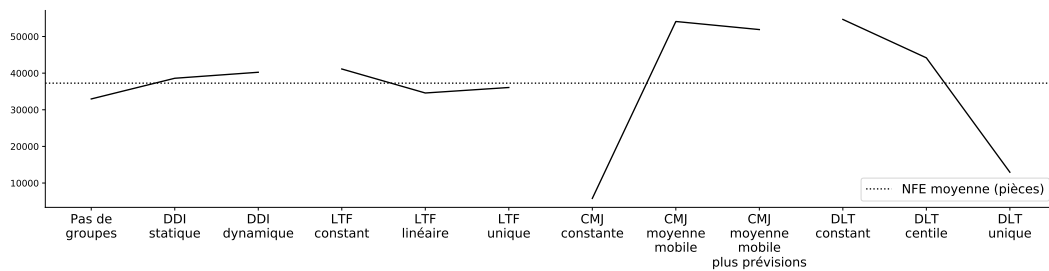


FIGURE 4.14 – Graphe des effets principaux des facteurs sur la NFE moyenne

#### 4. Implémentation sur le cas industriel

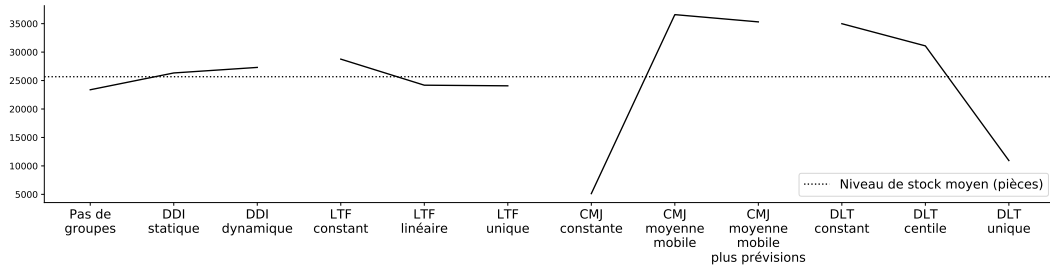


FIGURE 4.15 – Graphe des effets principaux des facteurs sur le stock moyen

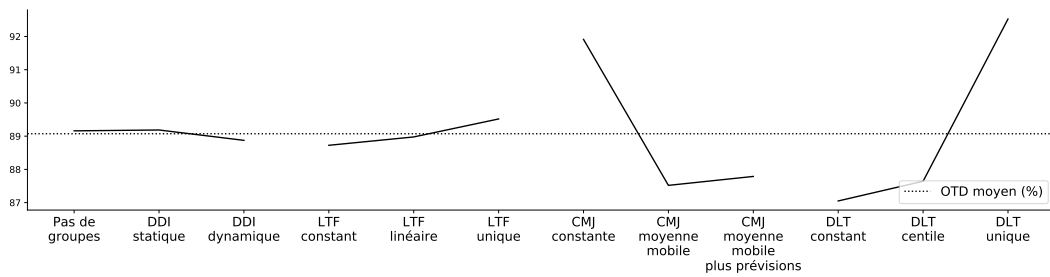


FIGURE 4.16 – Graphe des effets principaux des facteurs sur l'OTD moyen

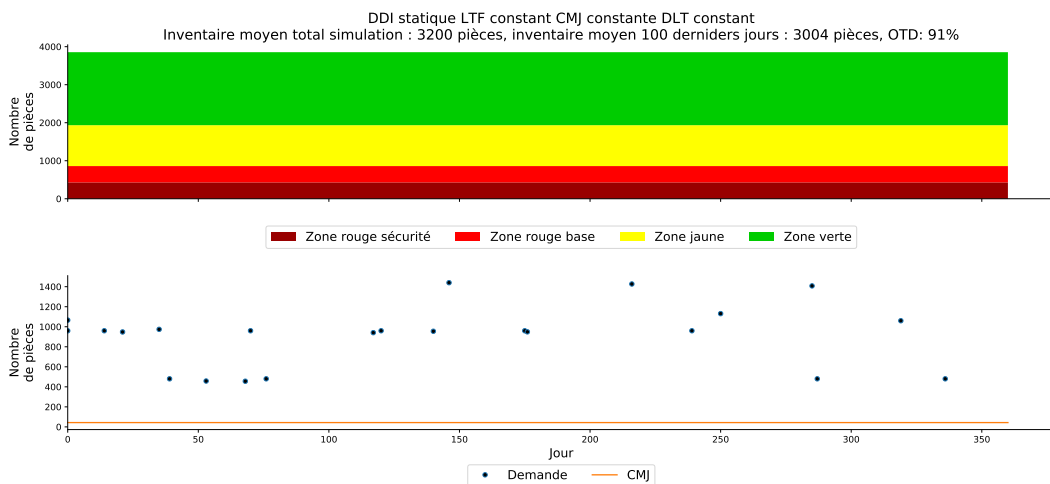


FIGURE 4.17 – Comportement des tailles de zones du scénario 1

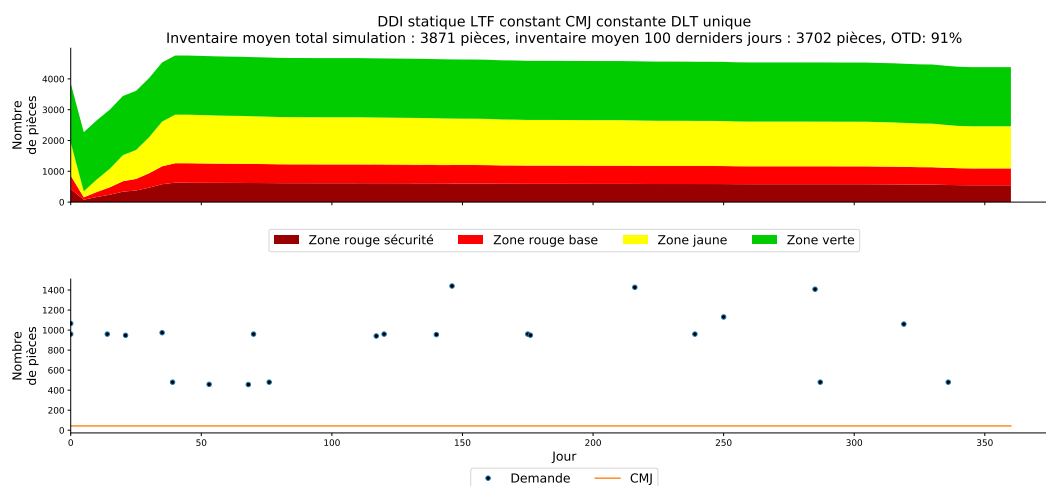


FIGURE 4.18 – Comportement des tailles de zones du scénario 2

La figure 4.18 montre le passage à la politique du DLT unique seulement par rapport au scénario 1. Il s'agit du scénario à privilégier si on suit les résultats de simulation. On peut constater trois différences avec le scénario précédent. Au début de la simulation, la valeur du DLT baisse fortement avant de se stabiliser par la suite. On pourrait argumenter qu'il s'agit ici d'un effet de régime transitoire mais on doit garder en mémoire qu'on ne dispose d'aucune certitude quant à la stabilité ou la périodicité de la demande des produits. Dans de telles conditions, un régime stable peut ne jamais apparaître. On doit également se rappeler que le but des politiques de contrôle des paramètres est aussi de pouvoir partir d'un ensemble de paramètres existants jusque ici gardés constants et de proposer de nouvelles valeurs. La deuxième différence se trouve dans la hausse du stock moyen de la référence : il augmente d'environ 600 pièces par rapport au scénario de base. Si on ne tient compte que de la fin de la simulation, la hausse est de 700 pièces par rapport au scénario de base. La dernière différence à noter est la lente convergence des tailles de zones. Ne disposant pas de plus de données, on ne sait pas si cette convergence est réelle et, le cas échéant, vers quelle valeur elle tend.

La figure 4.19 présente le passage à une politique de CMJ en moyenne mobile avec prévisions et un DLT constant. Il s'agit du scénario privilégié par les experts lors des entretiens. On note un effet de déstabilisation en début de simulation, mais également une hausse du stock moyen de 2000 pièces environ. Cette moyenne se réduit fortement et tombe autour de 3700 pièces sur les derniers jours de simulation, une fois la perturbation initiale absorbée. On rejoint ici le stock moyen du scénario 2. Ce scénario possède le plus faible OTD des quatre scénarios considérés.

Enfin, la figure 4.20 donne le comportement du scénario 4, pour lequel la CMJ et le DLT sont variables. On constate que les variations de tailles de zones sont beaucoup plus fortes, malgré des évolutions de CMJ relativement douces. L'utilisation des deux politiques dynamiques en même temps pour ce produit semble mener à une trop grande nervosité. L'augmentation du stock physique moyen est d'un peu plus de 2700 pièces. Il n'y pas d'amélioration sur les derniers jours de simulation.

#### 4. Implémentation sur le cas industriel

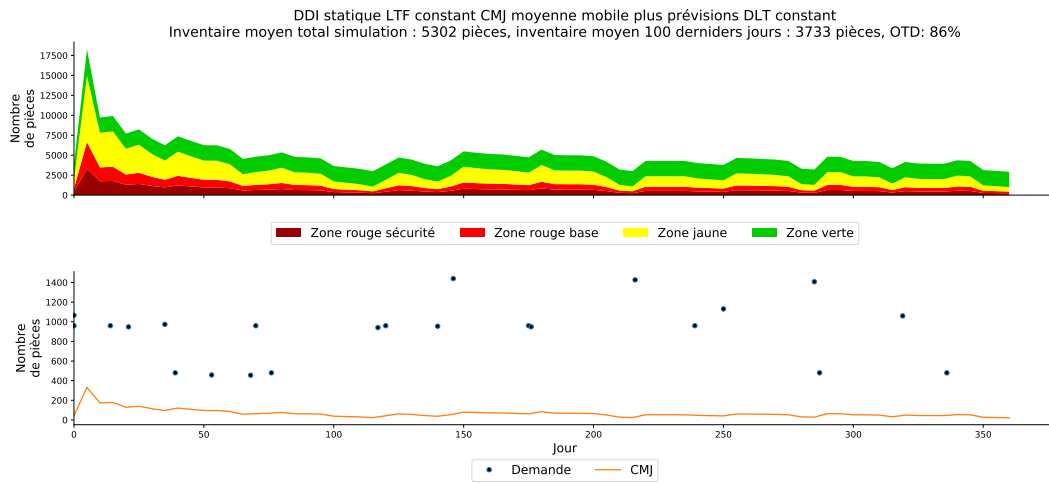


FIGURE 4.19 – Comportement des tailles de zones du scénario 3

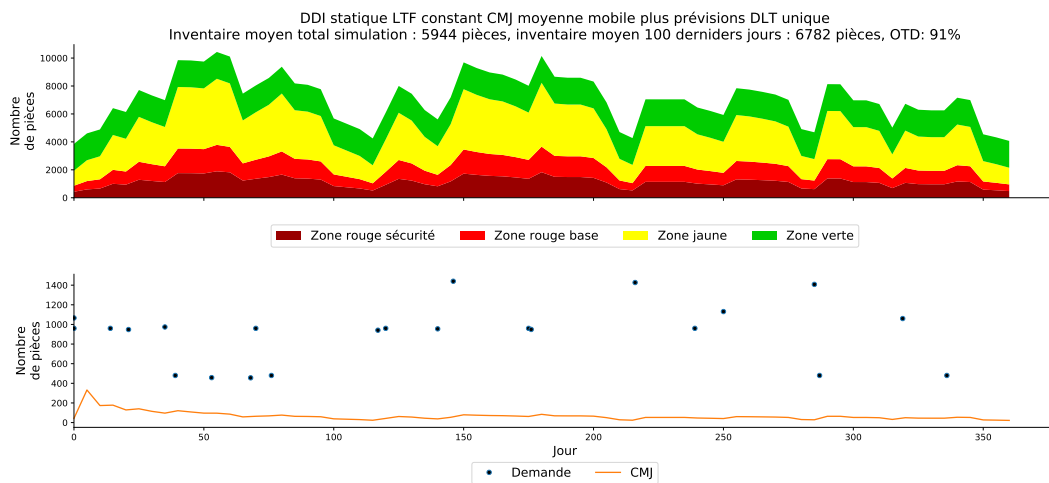


FIGURE 4.20 – Comportement des tailles de zones du scénario 4

### 4.2.2 Discussion des résultats industriels

Le cas industriel présente des similitudes avec les campagnes de simulation NPH30 et NPH50 du chapitre précédent. Cependant, on compte également des différences importantes avec le cas d'école. La demande très irrégulière, associée à un seuil de détection de pics très bas, sont des problèmes pour l'atelier tel qu'il est modélisé. Dans un contexte réel, on peut imaginer que la gestion de la détection des pics puisse se faire par messagerie interne (après tout, il s'agit ici de produits semi-finis réutilisés par la même entreprise par la suite) ou bien par l'utilisation d'un horizon gelé des commandes. On peut également s'inquiéter de trouver, dans un même cas, un taux d'occupation très élevé associé à des valeurs de MOQ très importantes. Ce choix peut effectivement être à l'origine des très longs temps de défilement des ordres de fabrication.

Cependant, le principal obstacle est de s'adapter aux périodes sans demande qui peuvent potentiellement être longues. Elles ont un impact direct sur le calcul de la CMJ des références et donc sur le dimensionnement des buffers associés. Le cas industriel fait apparaître deux types de situations problématiques aux conséquences qui sont sensiblement les mêmes :

- soit on accepte de laisser retomber la valeur de la CMJ à 0, auquel cas les tailles de zones des buffers seront également nulles et le réapprovisionnement ne se fera plus,
- soit on décide d'établir la valeur de la CMJ sur une plus longue période de façon à conserver une valeur de paramètre non-nulle.

Le second obstacle à un paramétrage dynamique efficace se trouve dans la nervosité induite par l'utilisation de plusieurs politiques dynamique en même temps. On a vu avec le scénario 4 que la rédefinition régulière des paramètres n'était pas nécessairement bénéfique à l'atelier en général.

Plusieurs pistes d'amélioration sont envisageables pour ce cas industriel. Une possibilité réside, par exemple, dans la définition de MOQ plus faibles, ou leur abandon pur et simple pour se rapprocher des préconisations de [Ptak & Smith \(2016\)](#). Une autre serait de ne pas définir la valeur à partir des politiques proposées dans ce manuscrit, mais à partir de données de demandes agrégées et/ou de prévisions de ventes. Une dernière piste d'amélioration consisterait à remplacer les buffers physiques classiques par les buffers MinMax mentionnés dans le [tableau 2.6](#) pour les références à la demande erratique et de tester s'ils sont plus efficaces.

Un grand nombre de limites subsistent pour statuer sur la meilleure manière de contrôler l'étage intermédiaire de production qui a été décrit jusque ici. D'une part, il est envisageable de suivre les recommandations de ([Pekarčíková et al., 2019](#)) et d'éviter de mettre en place un système de buffers physiques classiques pour les produits semi-finis et de les laisser uniquement aux produits finis et pour les matières premières dont le demande est régulière. On pourrait, par exemple, remplacer les buffers physiques intermédiaires par des stocks avec un seuil de recombplètement classique et un stock de sécurité défini pour prendre en compte la nature erratique de la demande. On pourrait également coupler une logique de buffers au sens DDMRP avec un logique de kanbans ou CONWIP à l'intérieur du système, de façon à mieux contrôler les en-cours de production. Enfin, on peut également envisager de contrer le problème des demandes erratiques en incluant une étape de pré-traitement de la demande brute pour le dimensionnement, ou en proposant une nouvelle politique



spécifique à cette situation, comme un lissage de Croston (Croston, 1972; Murray *et al.*, 2017) ou en utilisant une agrégation des demandes (Petropoulos *et al.*, 2016).

À l'aune des figures 4.17 à 4.20, on est par ailleurs en droit de s'interroger à la fois sur l'impact du choix des indicateurs mais également de la fenêtre de calcul de ceux-ci. Deux principes ont motivé ces choix : évaluer le comportement global de l'atelier sur les aspects coûts/qualité/délais et tenir compte des effets de perturbations induits par un passage à une gestion dynamique qui peuvent naître soit d'un changement de politique de contrôle, soit du lancement d'un projet de gestion en DDMRP. Il serait pertinent de réévaluer le plan d'expériences en fonction d'un autre jeu d'indicateurs qui reste encore à définir, qu'il soit spécifique au DDMRP ou bien construit à partir d'une autre approche de la littérature. On serait ainsi en mesure de mieux évaluer toutes la facettes du contrôle dynamique d'un tel atelier. Il serait également intéressant d'évaluer les conclusions du même plan d'expériences en se référant seulement aux  $N$  derniers jours de simulation,  $N$  dépendant de la fenêtre jugée pertinente pour le Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP) ou par l'expérimentateur lui-même.

D'autres limites, cette fois-ci reliées à la nature de l'atelier considéré, méritent également d'être prises en compte. Jusque ici, la modélisation en machines parallèles suppose que les ordres de fabrication ne peuvent pas être scindés en lots de taille inférieures répartis entre les machines disponibles. Dans une situation où les temps de changements seraient mis sous surveillance et où il serait possible de diviser rapidement les lots suivant une taille arbitraire ou obtenue par une recherche d'optimum, on peut imaginer obtenir des meilleurs temps de parcours pour les ordres de fabrication, ainsi que de meilleures performances globales. De manière générale, on peut aussi se demander si la modélisation d'un atelier géré en DDMRP par un étage de production par des buffers physiques n'aurait pas intérêt à être généralisée pour des systèmes à  $N$  étages. De tels travaux permettraient de mettre en lumière les effets d'agrégation des demandes le long des nomenclatures et pourraient ouvrir la voie à la généralisation des performances du DDMRP sur les systèmes étagés, ou bien à une proposition pour faire coïncider la gestion en DDMRP avec les autres méthodes de flux tiré.

### 4.3 Conclusions sur la généralisation des résultats à un cas industriel

À travers ce chapitre d'application industrielle, on a cherché à comprendre la faisabilité, la pertinence mais également la portée des recommandations de politiques de contrôle établies au chapitre précédent. On a constaté des différences entre le cas d'école et le cas industriel :

- l'agencement classique du flow shop n'est pas nécessairement respecté dans le cas industriel, on constate des retours en arrière possibles avec plusieurs passages sur une même ressource et le cas inclut des machines parallèles,
- la demande des produits gérés en buffers peut être erratique et constituée exclusivement de pics au niveau de granularité proposé par (Ptak & Smith, 2016).

On a montré qu'on pouvait ramener le cas industriel à une des campagnes décrites dans le chapitre précédent et, que dans une certaine mesure, on pouvait lui

appliquer les mêmes recommandations concernant le choix des politiques à appliquer. On a cependant mis en lumière le danger de combiner des politiques de contrôle dynamiques si on souhaite éviter un système trop nerveux. Pour les nombreuses références erratiques du cas industriel, l'utilisation d'une politique de DLT dynamique par rapport à une politique de CMJ dynamique semble prometteuse.

Les travaux nécessaires pour réaliser les simulations, que ce soit pour ce chapitre ou le précédent, amènent à une autre conclusion concernant la complexité du paramétrage dynamique d'un atelier. Dans le chapitre consacré à l'état de l'art, les contributions retenues étaient celles qui portaient sur le paramétrage dynamique de certains paramètres bien définis. Ce sont ces contributions qui ont permis de définir certaines des politiques de contrôle présentées dans ce manuscrit. D'autres approches de ce problème auraient été cependant possibles en considérant des méthodes de contrôle et paramétrage dynamiques non spécifiques.

On aurait pu, par exemple, envisager le problème sous l'angle de l'auto-adaptation. Un atelier DDMRP auto-adaptatif serait constitué de buffers, organisés en agents intelligents ayant une connaissance suffisante de leur environnement pour permettre une prise de décision distribuée et non plus centralisée (Barbosa *et al.*, 2015). Cet atelier pourrait également faire appel à des machines intelligentes capables de remonter certaines informations sur l'état de leur files d'attentes de manière à prioriser les ordres.

Contrôler un tel atelier de manière auto-adaptative n'empêcherait cependant pas la nervosité qu'implique l'utilisation de certaines politiques de contrôle dynamiques. Pour des raisons de manque d'historique au lancement du système, suite à un oubli catastrophique (McCloskey & Cohen, 1989; Kirkpatrick *et al.*, 2017) ou encore à cause de l'exploration par les agents-buffers d'une zone désavantageuse à cause d'un mécanisme de curiosité (Pathak *et al.*, 2017; Burda *et al.*, 2019). Cette situation pourrait être évitée par l'utilisation d'une boucle retour (Barbosa *et al.*, 2012) ou d'un mécanisme d'inertie de paramétrage empêchant la nouvelle valeur de s'éloigner trop de la valeur précédente, évitant ainsi une situation d'instabilité. Une telle approche n'est cependant possible qu'au prix d'une adaptation des ateliers existants. Mesurer avec précision les temps de défilement, demander à un agent d'obtenir des informations sur son voisinage ou l'en-cours qui lui est destiné demande de repenser en profondeur les ateliers et d'y intégrer un aspect technologique non négligeable (El Abdellaoui *et al.*, 2019).



## CONCLUSION

*Il faut imaginer Sisyphe heureux.*

– Albert Camus, *Le mythe de Sisyphe* (1942)

### 5.1 Bilan des contributions

Le chapitre 2 du manuscrit, centré sur la création d'un état de l'art relatif au problème du paramétrage dynamique d'un atelier géré en Demand Driven Materials Requirement Planning (DDMRP), a permis de mieux définir le rôle du Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP) en tant que processus responsable de l'ajustement des paramètres de dimensionnement des différents buffers physiques de l'atelier. Plutôt que de chercher à intervalles réguliers une solution optimale des multiples paramètres pour l'ensemble des buffers, il a été proposé de modéliser l'action du DDS&OP par une série de corrections de paramétrage utilisant des heuristiques ou, pour reprendre le terme utilisé à travers ce manuscrit, des politiques de contrôle.

L'état de l'art a permis de mettre en lumière quatre facteurs à inclure dans le périmètre de l'étude :

- l'appartenance d'un produit à un groupe de produit et la manière de réaliser ces groupes,
- la valeur de la Consommation Moyenne Journalière (CMJ) du produit,
- la valeur du Decoupled Lead Time (DLT) du produit,
- et la valeur du Lead Time Factor (LTF) du produit.

Il a également permis de lister d'autres paramètres qui ne font pas partie directement de ce travail de recherche, qu'ils soient déjà traités par ailleurs dans la littérature, optionnels, ou bien encore d'une portée encore mal définie. Il s'agit de :

- la valeur du LTF,
- la valeur des Minimum Order Quantity (MOQ),
- et des valeurs des seuils et horizons de détection de pics.

Dans les chapitres 3 et 4, on a comparé différentes combinaisons de politiques de contrôle pour des ateliers soumis à des demandes diverses. Ils partagent cependant tous un même agencement général de flow shop. On a alors pu confronter les comportements d'ateliers théoriques gérés en DDMRP avec des parties d'ateliers réels, également gérés selon les mêmes principes.

Pour chacun des ateliers simulés au cours de ce manuscrit, on a cherché à répondre aux questions de recherche suivantes :

- QR1** pour contrôler le DDS&OP, existe-t-il des politiques de mise à jour des paramètres retenus plus efficaces que d'autres ?

**QR2** quel est l'impact de la politique de groupement sur la performance d'un atelier géré en DDMRP ?

**QR3** le choix d'une politique est-il très sensible à la charge de l'atelier et, si oui, dans quelle mesure ?

Les conclusions des études réalisées se trouvent synthétisées dans la figure 5.1 sous forme d'arbre de décision. L'objectif de cet arbre est de permettre rapidement d'identifier les politiques les plus efficaces pour un contrôle robuste d'un atelier géré en DDMRP. On dénombre au total huit combinaisons différentes de recommandations en fonction du profil de décisionnaire et de la situation de l'atelier. Pour faciliter la lecture de l'arbre, qui comporte déjà un certain nombre de branches, on a encodé la combinaison par un chiffre. L'encodage complet se trouve dans le tableau 5.1. Pour chacune des combinaisons du tableau, on donne la politique de contrôle recommandée et, si une politique n'apparaît pas, comme c'est le cas pour toutes les politiques de groupement de produits, c'est parce qu'il n'a pas été possible de définir un effet significatif. Dans ce cas, le choix est laissé au praticien.

Encodage	Combinaison
1	CMJ constante, DLT constant, LTF constant
2	CMJ constante, DLT unique, LTF linéaire
3	DLT constant
4	CMJ moyenne mobile et prévisions, DLT unique, LTF linéaire
5	CMJ moyenne mobile et prévisions, DLT constant, LTF constant
6	DLT linéaire
7	CMJ moyenne mobile et prévisions, DLT constant, LTF linéaire
8	DLT unique

TABLE 5.1 – Encodage des combinaisons de l'arbre de décision

Pour ce qui est de la question "*quel est l'impact de la politique de groupement sur la performance du modèle ?*", on peut argumenter qu'à travers toutes les simulations effectuées, la mise en place de groupes ne semble pas impacter fortement les performances de l'atelier, surtout si on compare l'effet de cette politique à celle choisie pour contrôler la CMJ ou le DLT. C'est pour cette même raison qu'aucune recommandation de politique de groupement n'apparaît dans le tableau 5.1.

Enfin, pour la question "*le choix d'une politique est-il très sensible à la charge de l'atelier et, si oui, dans quelle mesure ?*", on a pu voir, grâce aux résultats des chapitres 3 et 4, que le choix des meilleures politiques dépend en réalité de trois facteurs : le profil du décisionnaire et l'indicateur qu'il juge le plus important, le degré d'intermittence et de variation de la demande et enfin, effectivement, la charge moyenne de l'atelier.

Deux conséquences des résultats de ce manuscrit méritent leur place dans cette conclusion. Premièrement, on remarque que dans de nombreux cas, l'utilisation de politiques dynamiques pour mettre à jour la valeur de la CMJ d'une référence change peu les performances de l'atelier et peut, dans certains cas, ne pas être bénéfique en induisant une certaine nervosité du système. En parallèle, certaines situations semblent privilégier un contrôle dynamique du DLT à la place de la CMJ,

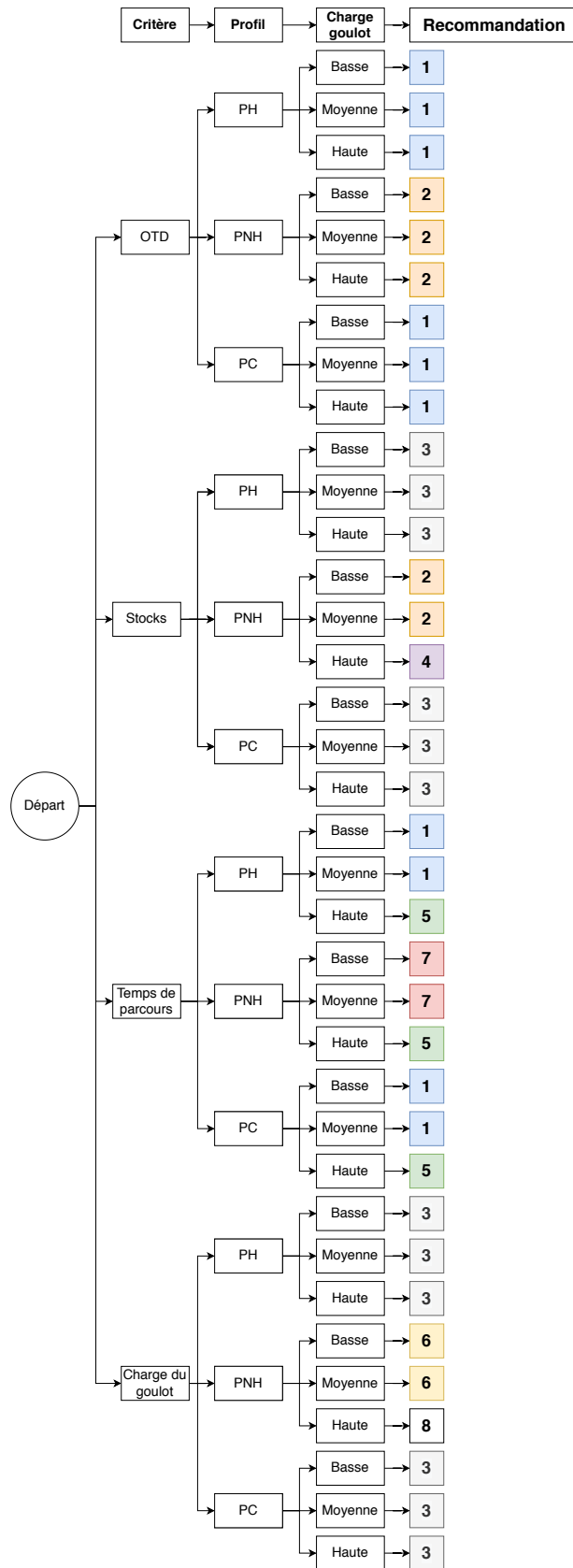


FIGURE 5.1 – Arbre de décision synthétique des politiques de contrôle

notamment pour de fortes variations de la demande et/ou des demandes erratiques. Deux éléments qui tendent à simplifier la gestion des références généralement stables en se ramenant à des paramètres constants. Deuxièmement, on a remarqué à travers le cas industriel du chapitre 4 et à sa forte proportion de demandes erratiques que certains types de produits ne sont pas nécessairement les plus à même d'être gérés par des buffers au sens du DDMRP. Parmi eux, on retrouve les produits dont la demande trop erratique rend le paramétrage dynamique trop nerveux. Cela peut concerner aussi bien les produits finis en bout de chaîne qui possèdent naturellement ce comportement, que les produits intermédiaires qui voient une demande hachée, comme montré chez [Grubbström & Wang \(2003\)](#). On rejoint donc ici les conclusions établies par [Pekarčíková et al. \(2019\)](#).

### 5.2 Perspectives de recherche

On compte deux thématiques principales concernant les perspectives de recherches autour du contrôle dynamique du DDS&OP : la généralisation du contrôle dynamique, incluant des possibles travaux autour de la portée des politiques de contrôle, leur nature et leur robustesse, et l'hybridation du contrôle dynamique et de la gestion du DDMRP, que ce soit avec d'autres méthodes de résolution ou d'autres champs scientifiques. La structure interne de ces thématiques est synthétisée en figure 5.2.

Après ces travaux de recherche, voici ce que l'on peut dire si on détaille les perspectives de recherche de la première thématique. Pour commencer, on identifie deux limites dans les présents travaux concernant la gestion de la détection des pics : la prise en compte du caractère dynamique des paramètres de détection et une recherche de politiques supplémentaires qui pourrait être approfondie. Il serait donc intéressant de confronter les résultats obtenus jusque ici selon deux directions supplémentaires : est-il bénéfique de faire évoluer dynamique les paramètres de seuil et d'horizon de détection des pics pour chaque référence et peut-on, à travers une étude approfondie de la littérature ou une nouvelle campagne d'entretiens avec des experts, définir d'autres politiques de contrôle ? L'intuition actuelle est qu'un seuil et un horizon de détection bien fixés présentent un bon compromis entre éviter de perturber le système en classant trop vite une demande comme un pic et détecter des pics suffisamment en amont. Inversement, ces deux paramètres, s'ils sont mal fixés ont-ils tendance à déstabiliser le système et de quelle marge d'erreur dispose-t-on ?

On peut poursuivre en étudiant plus avant la raison des mauvaises performances des politiques de CMJ dynamiques pour les références ayant un profil de type Poisson Homogène (PH) ou Poisson Continu (PC). Cette étude est d'autant plus justifiée que la mise à jour régulière de ce paramètre en utilisant différents types de moyennes mobiles est mise en avant lors des formations certifiantes proposées par le Demand Driven Institute (DDI) et qu'elle est utilisée dans de nombreux cas industriels. Il serait intéressant de vérifier si ces résultats se généralisent ou s'ils sont le fruit du choix d'indicateurs retenues pour ces travaux de recherche, s'ils sont liés au choix de conserver la totalité des données de simulation, perturbations initiales comprises.

De la même manière, on pourrait étendre les travaux spécifiques aux politiques de groupement de produits en profils. Il faudrait définir s'il existe des politiques plus efficaces de groupement, si elles le sont dans des contextes spécifiques, qu'il s'agisse

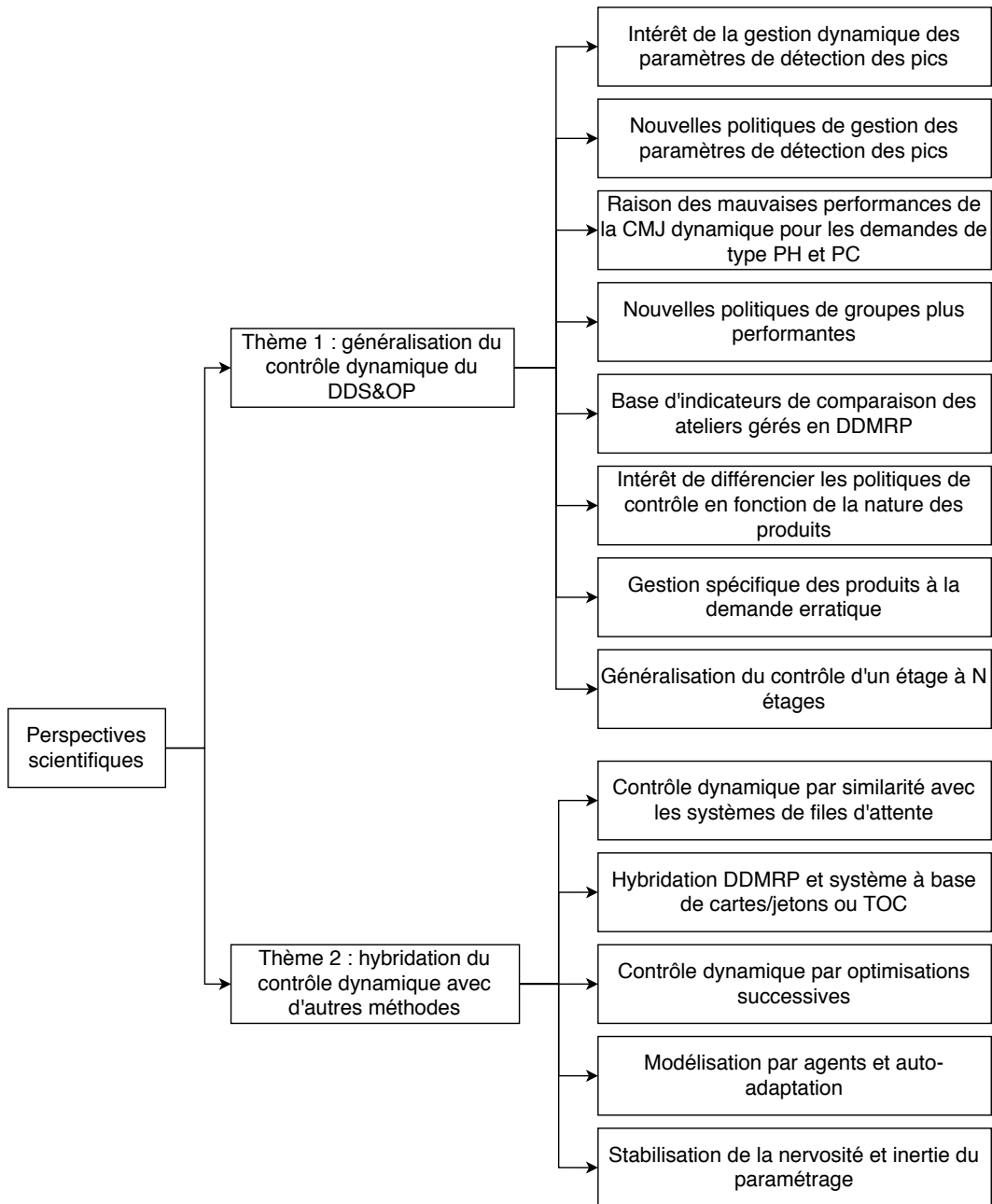


FIGURE 5.2 – Structure des perspectives de recherche



d'agencement d'ateliers ou de nature des produits, et à quelles caractéristiques des produits elles font appel. Une approche possible serait d'augmenter le nombre de caractéristiques statistiques prises en compte pour chaque produit ou alors, en suivant les travaux de [Murray et al. \(2017\)](#), créer un agent capable de grouper les produits suivant des similarités de forme de leur demande.

Une question qui reste également entière à la fin de ces travaux est l'impact du choix des indicateurs pour la mesure des performances de l'atelier. Si, on le rappelle, ces choix ont été effectués pour obtenir une vision globale du comportement du système qui serait susceptible d'intéresser l'étage de gestion stratégique que représente l'Adaptive Sales and Operations Planning (AS&OP), il y a fort à parier pour que d'autres points de vue éclairent de nouveaux comportements. Dans une telle perspective, il serait intéressant de pouvoir comparer les performances des ateliers gérés en DDMRP sur une même base d'indicateurs communs et validés à la fois scientifiquement et de concert avec des experts du sujet. On surveillera donc avec attention les travaux de [Vidal et al. \(2020\)](#) qui semblent prendre cette direction. Aborder la problématique de l'AS&OP permet également de rappeler que les travaux de recherche présentés ici ne traitent pas du problème d'adaptation de la capacité de production à la charge effective de l'atelier. La responsabilité de ce rôle reste à clarifier, de façon à déterminer quelles sont les fonctions du DDS&OP et de l'AS&OP dans ce problème. A toutes fins utiles, on mentionne une approche intéressante utilisant une somme des ventes maximale et un taux de flexibilité dans l'acceptation des commandes chez [Lim et al. \(2017\)](#) qui permettrait de tempérer les surcharges. Elle pourrait également constituer un terrain de discussion entre les étages de gestion.

Une autre perspective intéressante repose dans l'utilisation de politiques de contrôle différenciées selon la nature des produits. Si, dans ces travaux, on a utilisé la même politique de contrôle quel que soit le produit pour toutes les expériences, il paraît légitime de se demander si on peut encore affiner les conclusions de l'étude en appliquant les recommandations à chaque référence. Peut-être dispose-t-on là d'une nouvelle piste d'amélioration des performances globales de l'atelier ?

Dans la continuité, on peut également mentionner le problème posé par la gestion des références à la demande erratique. Il serait intéressant de vérifier si un traitement préalable de l'information fournie par les demandes réelles, comme par exemple un lissage ou une agrégation, mènent à de meilleures performances de l'atelier. On pourrait, de cette façon, éviter le phénomène de CMJ tombant à zéro pour de longues périodes sans demande et qui force le passage des zones des buffers à zéro également. Une deuxième manière d'envisager le problème pourrait être de ne pas caractériser ces demandes uniquement par une CMJ mais par une fréquence moyenne et une taille moyenne de demande, ou en se basant sur d'autres descripteurs des séries temporelles intermittentes, comme chez [Petropoulos et al. \(2016\)](#). On peut encore envisager une troisième approche du problème en proposant de nouveaux types de buffers physiques pour ces références ou en évaluant l'intérêt d'une gestion selon une autre méthode que le DDMRP.

Enfin, on peut refermer la suite de questions associées à cette thématique en se demandant quelles seraient les conclusions d'une généralisation de l'étude faite ici sur un seul étage à plusieurs étages de production, voire à une chaîne logistique complète. Sachant que la méthodologie DDMRP peut être appliquée à la production, comme à la distribution, il serait intéressant de savoir quelles sont les cas d'application les plus pertinents, dans quelle mesure ils sont généralisables à des environnements de

type job shop, ou bien à des environnements plus variés : *Make To Order*, *Assemble To Order* ou *Engineer To Order*.

La deuxième thématique concerne les possibles hybridations du problème de ces travaux de recherche avec d'autres méthodes de résolution ou d'autres champs scientifiques dont la fonction est relativement proche du contrôle dynamique. Une première généralisation possible se trouve dans la proximité entre la méthodologie DDMRP et les travaux effectués sur la gestion des systèmes de files d'attente. [Ptak & Smith \(2016\)](#) basent en effet beaucoup de leurs conclusions sur des publications telles que [Little \(1961\)](#). Partant de ce constat, il serait justifié de modéliser le problème central de ces travaux de recherche comme un système de files d'attentes et d'étudier s'il est possible de ramener le contrôle dynamique des paramètres d'un étage de production géré en DDMRP à un problème de contrôle du flux généré par les buffers physiques et la demande réelle. Une telle approche demanderait, au préalable, une identification de la relation entre les paramètres de dimensionnement des buffers et le débit de pièces généré.

Une deuxième question intéressante, surtout si on considère l'impossibilité du DDMRP à contrôler la quantité d'en-cours d'un étage si les paramètres évoluent dynamiquement, serait d'étudier les performances d'un atelier hybride. On pourrait, en première approximation, se pencher sur trois possibilités :

- l'intégration d'une logique en kanbans,
- l'intégration d'une logique en CONWIP,
- la simplification de la gestion en mettant en application les principes de la Théorie des contraintes (TOC) en parallèle pour les références non-adaptées à une gestion par le DDMRP ou pour fixer certains paramètres.

En parallèle, il semble utile de remarquer que le choix d'une approche de résolution du problème par politiques de contrôle n'est pas le seul possible. On aurait pu représenter le problème de paramétrage dynamique comme une série de problèmes d'optimisation successifs menés à chaque semaine, ou encore grâce à une approche mélangeant simulation et recherche d'optimum. On pourrait se rapprocher d'exemples comme [Kemmoé-Tchomé et al. \(2015\)](#) pour démarrer les recherches, en simplifiant les contraintes de transport. Il aurait bien entendu fallu prendre en compte deux dimensions nécessaires du problème : quels critères retenir pour l'optimisation des différents paramètres et comment gérer la complexité du problème, tant dans le nombre de variables que dans leurs domaines de définition.

Enfin, on conclut cette thématique d'hybridation du problème avec trois perspectives proches : la modélisation de l'atelier par des agents plutôt que par des objets, le contrôle auto-adaptatif assuré par ces mêmes agents et la gestion de la nervosité et de l'inertie du paramétrage. La complexité des décisions qui peuvent être prises lors de la mise à jour des paramètres est typiquement une tâche que l'on pourrait déléguer à un buffer physique si on le considérait comme un agent autonome, capable de récolter des informations sur son voisinage, qu'il s'agisse d'un voisinage physique ou bien des ordres en amont dans la chaîne. On pourra pour cela mettre en pratique une approche tirée de [Barbosa et al. \(2015\)](#), par exemple. En faisant cela, on se rapprochera également de la problématique de contrôle auto-adaptatif et de celle des systèmes holoniques. Enfin, on conclut par une possible piste pour remédier à la nervosité du paramétrage dynamique chez [Barbosa et al. \(2012\)](#) par l'utilisation de valeurs de consignes, si tant est qu'on sache les définir pour un atelier géré en DDMRP.

### 5.3 Perspectives industrielles

On dénombre à ce jour quatre perspectives industrielles pour les travaux de ce manuscrit, chacune avec des échéances d'utilisation plus ou moins longues :

- une utilisation en l'état des deux arbres de décision présentés dans ces travaux de recherche, qu'il s'agisse de la version consolidée à partir des entretiens avec les experts ou de la version créée à partir des résultats de simulation,
- la valorisation à très court terme des outils de simulation développés tout au long des travaux en profitant de leur flexibilité et de leur capacité à fonctionner à capacité finie,
- l'intégration à moyen terme des recommandations de contrôle des références dans un outil de suivi automatisé à destination des praticiens permettant le suivi en quasi temps réel,
- et enfin, dans un temps aujourd'hui difficile à déterminer, l'utilisation de la logique de contrôle en temps réel proposée pour les ateliers gérés en DDMRP à d'autres méthodes de gestion.

La première perspective industrielle concerne l'utilisation sur le terrain par les praticiens des deux arbres de décisions inclus dans ces travaux. Si le premier n'est pas directement visible dans ces travaux, étant impossible à imprimer dans une taille raisonnable, il est néanmoins accessible via la zone de dépôt GitHub. Il regroupe un ensemble de propositions de correction de paramètres pour le buffers physiques qui est directement applicable à un cas concret. Les connaissances contenues dans ce premier arbre sont issues d'une série d'échanges avec des experts de la gestion des ateliers en DDMRP et sont le fruit de leur expérience dans le domaine. L'utilisation de cet arbre est légèrement différente de celle de l'arbre synthétique présenté au début de ce chapitre. Il a été pensé pour analyser l'état de santé d'un buffer physique en fonction de problèmes qu'il a rencontré sur les dernières périodes, de la même manière qu'on analyserait une carte de contrôle de processus. Le deuxième arbre disponible dans ces travaux est également utilisable en l'état et permet au praticien de mieux identifier quelles politiques sont les plus pertinentes en fonction de sa situation. On ajoute bien sûr un encouragement à mettre ces arbres de décision à l'épreuve sur des cas toujours plus variés pour arriver à une version plus robuste des recommandations. Pouvoir choisir simplement un ensemble de méthodes de paramétrage dynamiques et statiques représente un gain de temps et de complexité majeur pour les acteurs du terrain et c'est à travers un nombre toujours croissant d'expériences que cet arbre gagnera en justesse et en intérêt.

La deuxième perspective se place à un horizon légèrement plus lointain, mais toujours dans le court terme. On vise en effet une capitalisation sur la bibliothèque de simulation développée spécifiquement pour ces travaux. L'ambition est de mettre à disposition le moteur de simulation d'ateliers gérés en DDMRP pour les praticiens qui souhaiteraient évaluer le dimensionnement ou le comportement de certaines parties de leur environnement de production. Il peut servir à simuler rapidement l'évolution des performances d'un buffer physique, étant donné la série des demandes qu'il pourrait recevoir, ainsi qu'un jeu de valeurs de paramètres par défaut. La bibliothèque de simulation peut être utilisée selon deux approches : une utilisation simple et rapide ayant pour objectif d'évaluer le dimensionnement d'un buffer face à une demande réelle en profitant de la souplesse de la programmation orientée objet, ou une utilisation complète qui suppose de connaître les gammes et les moyens de production à simuler mais qui permet de connaître en détail le comportement interne

de l'atelier. Le public visé par une telle perspective peut être constitué à la fois d'apprenants, qu'ils soient étudiants ou en formation professionnelle, mais également de sociétés désireuses de faire une première évaluation de la pertinence de la méthode DDMRP pour leur environnement.

La troisième perspective industrielle se place à moyen terme. Il s'agit de consolider les recommandations établies dans ces travaux et, possiblement, dans les futurs travaux à paraître, au sein d'un outil d'aide à la décision en quasi temps réel destiné aux praticiens chargés de surveiller le bon dimensionnement des buffers. Un tel outil, s'il dispose d'une robustesse suffisante pour être utilisé dans un environnement industriel, viendrait grandement simplifier la gestion dynamique des buffers. D'une part, il représenterait un gain de temps pour la modification des paramètres et, d'autre part, il permettrait aux praticiens d'accéder facilement à la connaissance disponible dans les arbres de décisions cités plus haut, à travers des interfaces faciles d'utilisation et une possible personnalisation des politiques en fonction des cas.

Les deux perspectives ci-dessus sont actuellement en cours de développement sur la base d'un accord entre trois partenaires :

- un laboratoire de recherches qui porte en partie la responsabilité de l'évolution des fonctionnalités au fil des résultats obtenus,
- une entreprise de conseil spécialisée dans la production et la logistique qui assure le lien avec la réalité industrielle et qui permet de tester les propositions sur des cas réels,
- et enfin un éditeur de logiciel dont l'expertise permet de bénéficier d'une interface intuitive et d'une architecture suffisamment robuste pour des tests grandeur nature.

Enfin, tout travail de contrôle dynamique des ateliers de production ne peut omettre les avancées actuelles sur la surveillance en temps réel que rendent possibles les approches de la Supply Chain 4.0 ou de la prise de décision grâce à des doubles numériques. S'il s'agit bien sûr d'une perspective à beaucoup plus long terme, une question industrielle à double sens se pose : les technologies de suivi actuelles et futures faciliteront-elles le contrôle en temps réel des ateliers gérés en DDMRP, particulièrement pour les problématiques de temps de défilement ? et les conclusions de ces travaux se généraliseront-elles dans les ateliers de demain, qui ne seront certes pas gérés en DDMRP, mais pour lesquels l'architecture des systèmes d'information sera prête à accueillir un contrôle entièrement en temps réel ?



## ÉPILOGUE

*Il prit une plume, écrivit sur le brevet le nom de d'Artagnan, et le lui remit.*

– Alexandre Dumas, *Les Trois Mousquetaires* (1844)

François est assis derrière son bureau et interroge les courbes verte, jaune et rouge de son écran. Après le deuxième passage du consultant, il est plus serein sur la marche à suivre. Il a pu identifier quels buffers physiques dans son atelier pouvaient être suivis automatiquement et lesquels nécessitaient une attention particulière. Il sait aussi qu'un bon nombre de paramètres n'ont tout simplement pas besoin d'être changés puisqu'ils concernent des produits stables, ou rendraient le système trop nerveux.

Pour tous ceux qui sont suivis automatiquement, il a simplement branché un module de mise à jour automatique recommandé par le consultant et tant que la production ne subit pas d'avarie majeure ou de surconsommation, tout est automatisé. Bien sûr rien n'est parfait : certaines références de son atelier sont trop imprévisibles pour laisser aveuglément leur suivi à un logiciel. Mais leur nombre est relativement faible et il peut les suivre plus facilement.

Aujourd'hui François hésite à nouveau. Il souhaite proposer à ses responsables une organisation hybride de son atelier pour mieux contrôler le comportement des références imprévisibles, quitte à s'éloigner de la méthode du Demand Driven Materials Requirement Planning (DDMRP). Mais quelles références est-il pertinent de sortir de la gestion en DDMRP et quel sera l'effet sur son atelier ? Et quelle autre méthode serait la mieux adaptée à son atelier ?



# GLOSSAIRE

**A | C | D | L | M | N | O | P | R | S | T | V**

## **A**

**ADU** Average Daily Usage.

**AS&OP** Adaptive Sales and Operations Planning.

## **C**

**CBN** Calcul des Besoins Nets.

**CMJ** Consommation Moyenne Journalière.

## **D**

**DBR** Drum-Buffer-Rope.

**DDAE** Demand Driven Adaptive Enterprise.

**DDI** Demand Driven Institute.

**DDMRP** Demand Driven Materials Requirement Planning.

**DDOM** Demand Driven Operating Model.

**DDS&OP** Demand Driven Sales and Operations Planning.

**DLT** Decoupled Lead Time.

## **L**

**LTF** Lead Time Factor.

## **M**

**MOQ** Minimum Order Quantity.

**MPS** Master Production Schedule.

**MRP** Material Requirements Planning.

## **N**

**NFE** Net Flow Equation.

## **O**

**OTD** On Time Delivery.

## **P**

**PAC** Production Activity Control.

**PC** Poisson Continu.

**PDP** Programme Directeur de Production.

**PH** Poisson Homogène.

**PIC** Plan Industriel et Commercial.



**PNH** Poisson Non Homogène.

**R**

**RCCP** Rough Cut Capacity Plan.

**RRP** Resource Requirements Plan.

**S**

**S&OP** Sales & Operations Planning.

**SED** Simulation à Évènements Discrets.

**T**

**TOC** Théorie des contraintes.

**TOG** Top Of Green.

**TORB** Top Of Red Base.

**TORS** Top Of Red Safe.

**TOY** Top Of Yellow.

**V**

**VF** Variability Factor.

## TABLE DES FIGURES

1.1	Publications scientifiques contribuant au DDMRP . . . . .	3
2.1	Exemple simplifié d'atelier de production . . . . .	7
2.2	Gestion hybride de la production dans l'atelier simplifié . . . . .	7
2.3	Représentations des types de buffers d'un atelier DDMRP . . . . .	8
2.4	Exemple de placement de buffers physiques . . . . .	10
2.5	Dimensionnement d'un buffer physique . . . . .	10
2.6	Relations entre les différents "Top Of ..." d'un buffer physique . . . . .	12
2.7	Dimensionnement dynamique des zones . . . . .	12
2.8	Calcul de la demande qualifiée d'un produit . . . . .	13
2.9	Tableau d'exécution visuelle des ordres . . . . .	14
2.10	Éléments du Demand Driven Adaptive Enterprise . . . . .	18
2.11	Cube pour l'association d'un produit à un profil . . . . .	19
2.12	Théories sur lesquelles repose le DDMRP . . . . .	24
2.13	Planification hiérarchique pour le MRPII . . . . .	25
2.14	Atelier simplifié géré en kanbans . . . . .	32
2.15	Atelier simplifié géré en CONWIP . . . . .	33
2.16	Atelier simplifié géré en DBR . . . . .	37
2.17	Exemple d'arbre de décisions pour le changement du facteur LTF . . . . .	40
3.1	Synthèse des étapes d'expérimentation sur le contrôle du DDS&OP . . . . .	47
3.2	Représentation de départ de notre atelier . . . . .	48
3.3	Éléments fixes et variables du plan d'expériences . . . . .	50
3.4	Attribution produit-profil du DDMRP . . . . .	53
3.5	Politique CMJ constante . . . . .	54
3.6	Politique CMJ moyenne mobile sur les données passées . . . . .	54
3.7	Politique CMJ moyenne mobile sur les données passées et futures . . . . .	56
3.8	Politique DLT 95 <sup>ème</sup> centile des temps de défilement constatés . . . . .	57
3.9	Politique DLT unique . . . . .	58
3.10	Politique LTF linéaire . . . . .	60
3.11	Vue d'ensemble du plan d'expériences et processus utilisé . . . . .	63
3.12	Représentation du cas d'école . . . . .	64
3.13	Exemple de trois profils de demandes . . . . .	67
3.14	Découpage des données pour le dimensionnement initial . . . . .	72
3.15	Représentation simplifiée des classes de la base de simulation . . . . .	74
3.16	Validation du comportement des buffers . . . . .	77
3.17	Validation du la mise à jour des zones . . . . .	77
3.18	Validation du comportement de relâche des ordres . . . . .	77
3.19	Guide de lecture des graphes d'effets . . . . .	78
3.20	Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur l'OTD moyen . . . . .	78
3.21	Impact de la politique de contrôle du DLT sur l'OTD moyen . . . . .	80
3.22	Impact de la politique de contrôle du LTF sur l'OTD moyen . . . . .	80
3.23	Impact de la politique de contrôle du LTF sur le stock moyen . . . . .	81

3.24	Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur le stock moyen . . .	81
3.25	Impact de la politique de contrôle du DLT sur le stock moyen . . . .	82
3.26	Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur le temps de parcours moyen . . . . .	82
3.27	Impact de la politique de contrôle du DLT sur le temps de parcours moyen . . . . .	83
3.28	Impact de la politique de contrôle du LTF sur le temps d'attente maximum . . . . .	83
3.29	Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur le temps d'attente maximum . . . . .	84
3.30	Impact de la politique de contrôle du DLT sur le temps d'attente maximum . . . . .	84
3.31	Impact de la politique de contrôle du DLT sur la charge du goulot .	89
4.1	Périmètre de modélisation du cas industriel . . . . .	92
4.2	Répartition des temps de changement et opératoires . . . . .	93
4.3	Répartition des positions de stock de départ . . . . .	94
4.4	Modèle conceptuel des données industrielles fournies . . . . .	95
4.5	Répartition des références par CMJ et DLT . . . . .	96
4.6	Répartition des facteurs d'incertitude . . . . .	96
4.7	Répartition des MOQ au départ . . . . .	96
4.8	Répartition des paramètres de gestion de pics . . . . .	97
4.9	Échantillons de demandes annuelles . . . . .	98
4.10	Répartition des degrés d'intermittence des références . . . . .	98
4.11	Graphe des effets principaux des facteurs sur la charge du goulot . .	101
4.12	Graphe des effets principaux des facteurs sur le temps d'attente maximum	101
4.13	Graphe des effets principaux des facteurs sur le temps de parcours moyen . . . . .	101
4.14	Graphe des effets principaux des facteurs sur la NFE moyenne . . .	101
4.15	Graphe des effets principaux des facteurs sur le stock moyen . . . .	102
4.16	Graphe des effets principaux des facteurs sur l'OTD moyen . . . .	102
4.17	Comportement des tailles de zones du scénario 1 . . . . .	102
4.18	Comportement des tailles de zones du scénario 2 . . . . .	103
4.19	Comportement des tailles de zones du scénario 3 . . . . .	104
4.20	Comportement des tailles de zones du scénario 4 . . . . .	104
5.1	Arbre de décision synthétique des politiques de contrôle . . . . .	111
5.2	Structure des perspectives de recherche . . . . .	113
A.1	Graphe des nomenclatures reliant les matières premières aux produits finis . . . . .	131
D.1	Impact de la politique de contrôle des groupes sur la charge du goulot	138
D.2	Impact de la politique de contrôle du LTF sur la charge du goulot .	138
D.3	Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur la charge du goulot	139
D.4	Impact de la politique de contrôle des groupes sur le temps d'attente maximum . . . . .	139
D.5	Impact de la politique de contrôle des groupes sur le temps de parcours moyen . . . . .	140

---

D.6 Impact de la politique de contrôle du LTF sur le temps de parcours moyen . . . . .	140
D.7 Impact de la politique de contrôle des groupes sur la NFE moyenne .	141
D.8 Impact de la politique de contrôle du LTF sur la NFE moyenne . . .	141
D.9 Impact de la politique de contrôle du ADU sur la NFE moyenne . . .	142
D.10 Impact de la politique de contrôle du DLT sur la NFE moyenne . . .	142
D.11 Impact de la politique de contrôle des groupes sur le stock moyen . .	143
D.12 Impact de la politique de contrôle des groupes sur l'OTD moyen . .	143



## LISTE DES TABLEAUX

2.1	Exemple de valeurs de LTF et VF pour un produit fabriqué . . . . .	11
2.2	Décisions de productions sur quelques jours . . . . .	14
2.3	Paramètres de contrôle du modèle opératoire DDMRP . . . . .	15
2.4	Caractéristiques supplémentaires des étages de gestion du DDAE . .	17
2.5	Exemple de caractéristiques pour les étages de gestion . . . . .	17
2.6	Encodage des variables de décision de l'arbre . . . . .	41
2.7	Conditions logiques d'application des actions . . . . .	42
3.1	Synthèse des facteurs et des niveaux . . . . .	62
3.2	Codage des campagnes de simulation . . . . .	76
5.1	Encodage des combinaisons de l'arbre de décision . . . . .	110
B.1	Temps de changement des machines du cas d'école (min) . . . . .	133
B.2	Temps opératoires des machines du cas d'école (min) . . . . .	133
C.1	Données de validation du fonctionnement du modèle de simulation extraites du tableur original . . . . .	136



## LISTE DES ALGORITHMES

1	Attribuer un profil statique à un produit . . . . .	52
2	Calculer la CMJ d'un produit en incluant des prévisions de ventes . .	55
3	Proposer une valeur de LTF par régression linéaire des temps de défilement	59
4	Proposer une valeur de LTF par régression linéaire des temps de défilement - version avec groupement . . . . .	59
5	Proposer une valeur de LTF unique . . . . .	60
6	Construire une matrice des demandes produits selon un processus de Poisson Homogène . . . . .	69
7	Intensité : construire une intensité sous contrainte de $\lambda^*$ . . . . .	71
8	Construire une matrice des demandes produits selon un processus de Poisson Non Homogène . . . . .	71
9	Construire une matrice des demandes produits selon un processus de Poisson Non Homogène . . . . .	72





## NOMENCLATURES DU CAS D'ÉCOLE

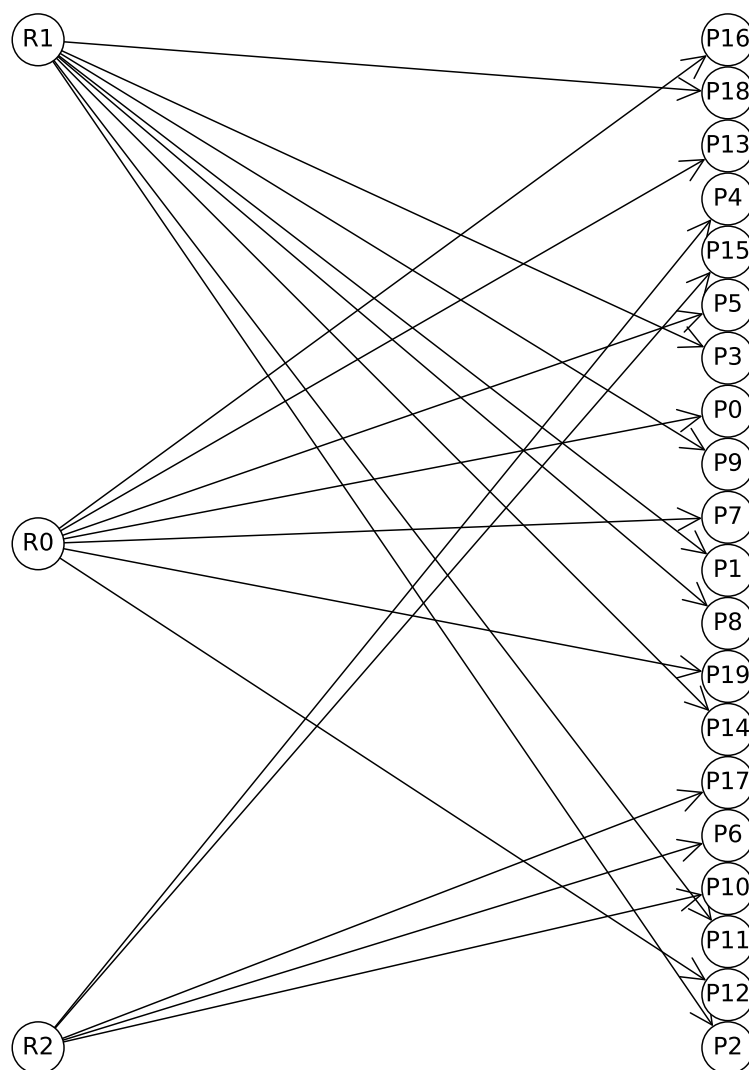


FIGURE A.1 – Graphe des nomenclatures reliant les matières premières aux produits finis



## TEMPS MACHINES DU CAS D'ÉCOLE

	Machine 0	Machine 1	Machine 2
Produit $p_i$	Triangulaire(3, 7, 11)	Triangulaire(5, 9, 13)	Triangulaire(7, 11, 15)

TABLE B.1 – Temps de changement des machines du cas d'école (min)

	Machine 0	Machine 1	Machine 2
Produit $p_i$	Triangulaire(1, 2, 3)	Triangulaire(1, 2, 3)	Triangulaire(2, 3, 4)

TABLE B.2 – Temps opératoires des machines du cas d'école (min)



ANNEXE

C 

## DONNÉES DE VALIDATION DU SIMULATEUR

Date	Demande	CMJ	ZRS	ZRB	ZJ	ZV	Stock	NFE	Lancement	WIP
0	22	57.45	44	87	288	87	840	840	0	0
1	41	57.45	44	87	288	87	799	818	0	0
2	78	57.45	44	87	288	87	721	758	0	0
3	63	57.45	44	87	288	87	658	643	0	0
4	5	57.45	44	87	288	87	653	595	0	0
5	84	41.80	32	63	209	63	569	648	0	0
6	86	41.80	32	63	209	63	483	485	0	0
7	72	41.80	32	63	209	63	411	397	0	0
8	93	41.80	32	63	209	63	318	339	0	0
9	26	41.80	32	63	209	63	292	225	142	142
10	61	72.20	55	109	361	109	231	408	226	368
11	64	72.20	55	109	361	109	167	538	0	368
12	69	72.20	55	109	361	109	98	471	163	531
13	28	72.20	55	109	361	109	70	560	0	531
14	69	72.20	55	109	361	109	143	573	0	389
15	64	58.20	44	88	291	88	305	463	0	163
16	32	58.20	44	88	291	88	273	404	107	270
17	66	58.20	44	88	291	88	370	511	0	107
18	92	58.20	44	88	291	88	278	411	100	207
19	34	58.20	44	88	291	88	244	393	118	325

TABLE C.1 – Données de validation du fonctionnement du modèle de simulation extraites du tableur original

**Demande** Somme des demandes qualifiées pour le jour,

**CMJ** Consommation Moyenne Journalière,

**ZRS** Zone Rouge de Sécurité,

**ZRB** Zone Rouge de Base,

**ZJ** Zone Jaune,

**ZV** Zone Verte,

**Stock** Nombre de pièces physiquement présentes dans le buffer en fin de journée,

**NFE** Net Flow Equation, équation de flux disponible,

**Lancement** Taille de l'ordre de fabrication du jour si nécessaire,

**WIP** Work In Progress, en-cours de production en fin de journée.

EFFETS SUPPLÉMENTAIRES DES FACTEURS DU  
PLAN D'EXPÉRIENCE



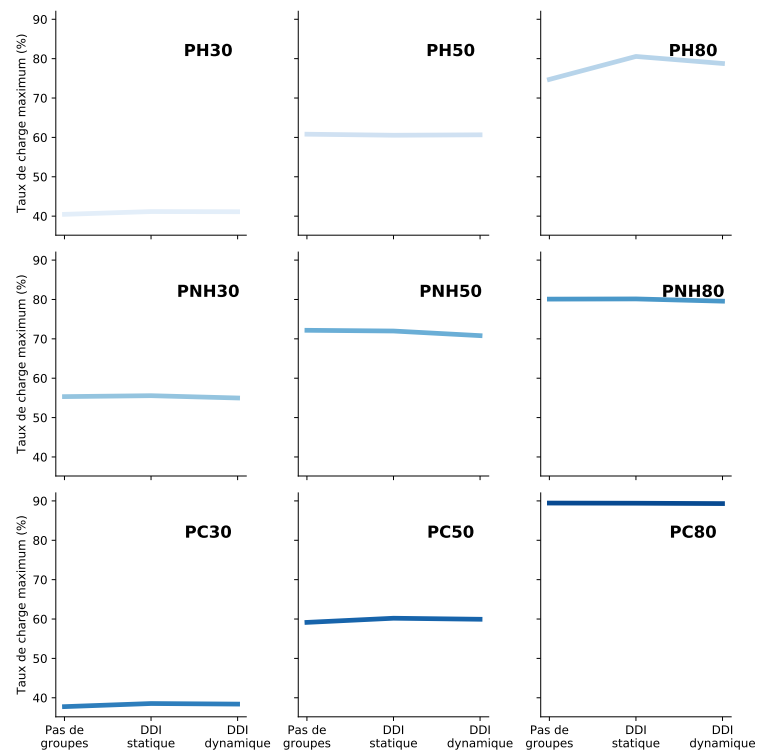


FIGURE D.1 – Impact de la politique de contrôle des groupes sur la charge du goulot

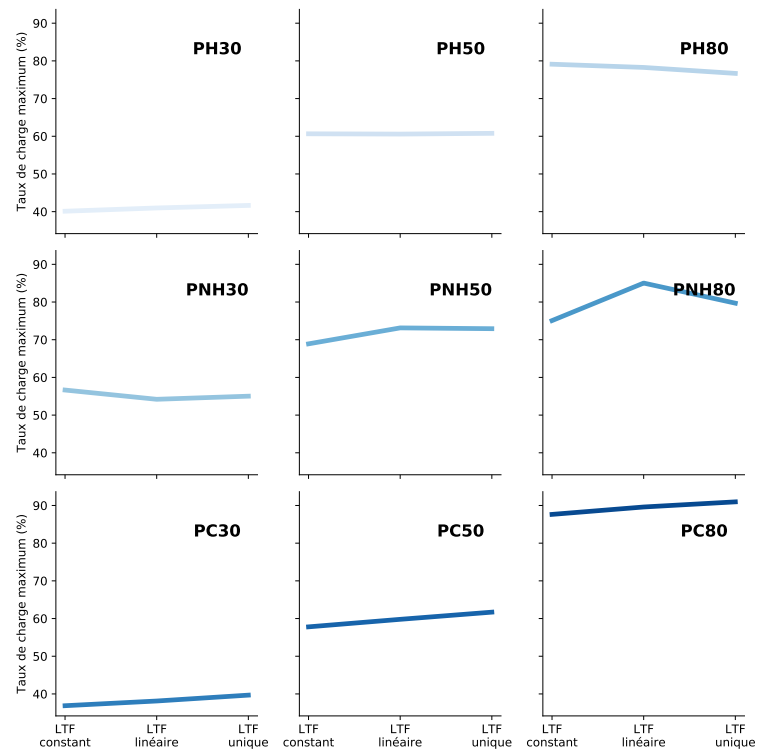


FIGURE D.2 – Impact de la politique de contrôle du LTF sur la charge du goulot

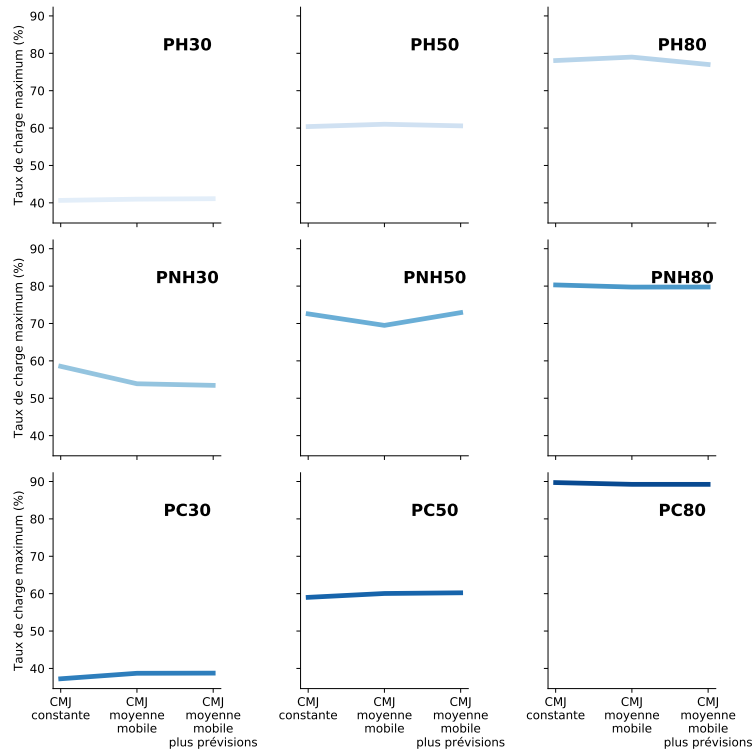


FIGURE D.3 – Impact de la politique de contrôle de la CMJ sur la charge du goulot

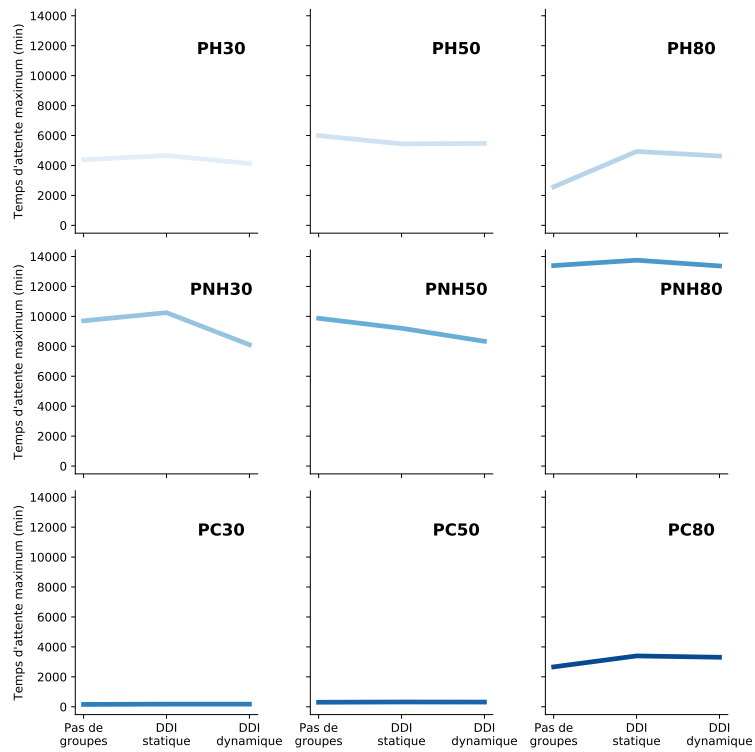


FIGURE D.4 – Impact de la politique de contrôle des groupes sur le temps d'attente maximum

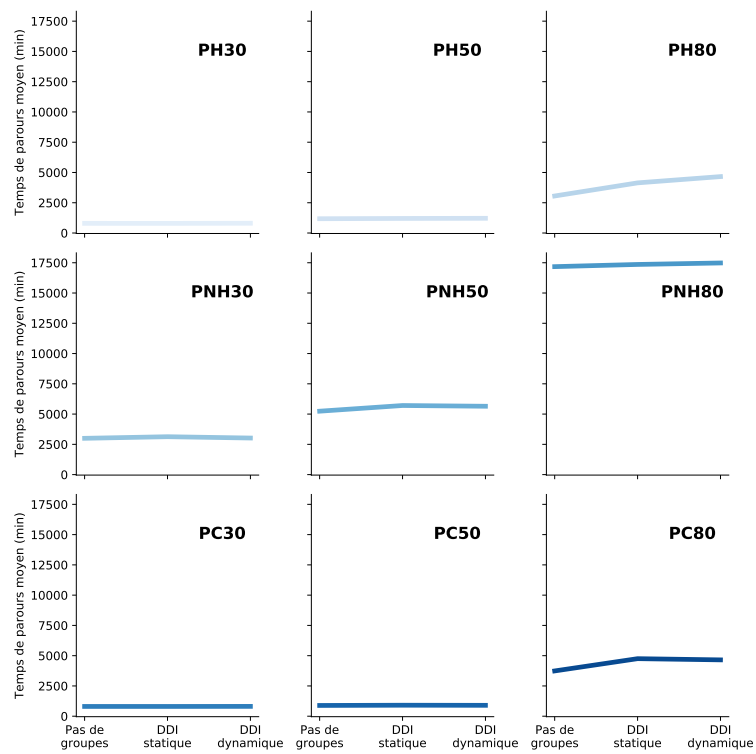


FIGURE D.5 – Impact de la politique de contrôle des groupes sur le temps de parcours moyen

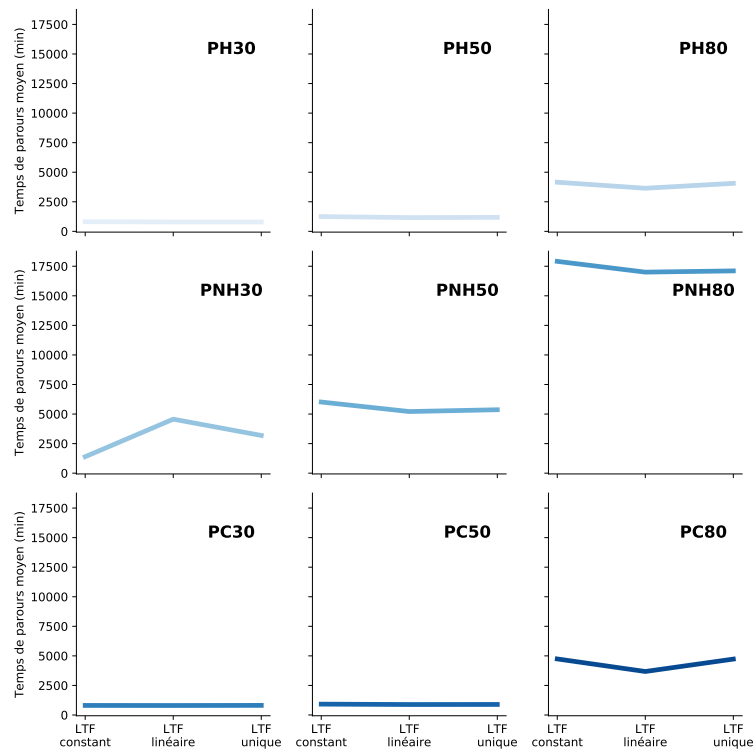


FIGURE D.6 – Impact de la politique de contrôle du LTF sur le temps de parcours moyen

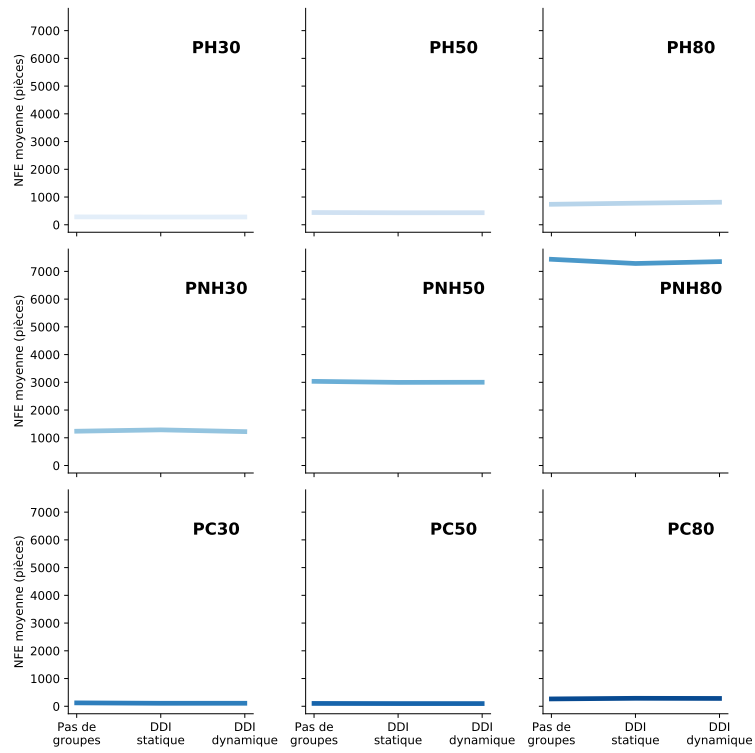


FIGURE D.7 – Impact de la politique de contrôle des groupes sur la NFE moyenne

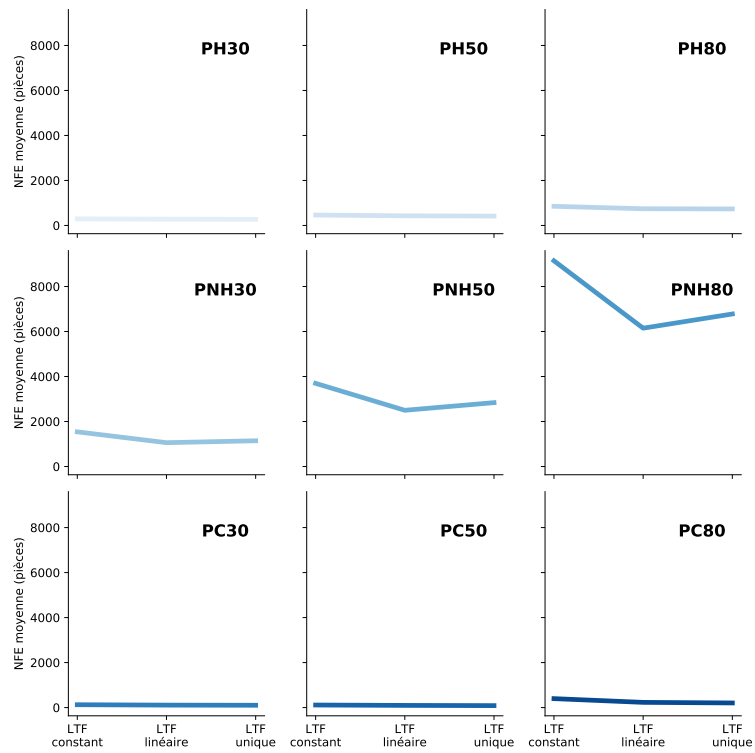


FIGURE D.8 – Impact de la politique de contrôle du LTF sur la NFE moyenne

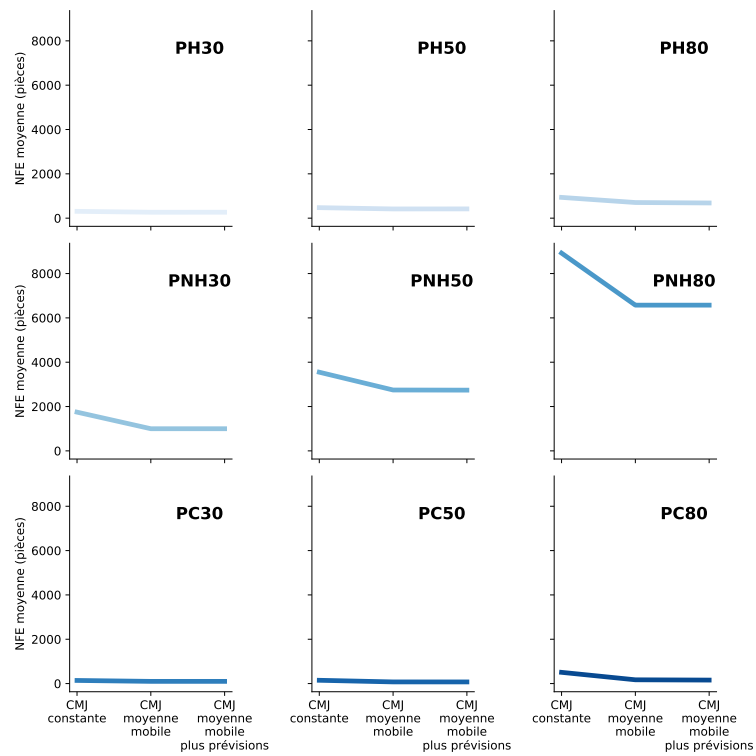


FIGURE D.9 – Impact de la politique de contrôle du ADU sur la NFE moyenne

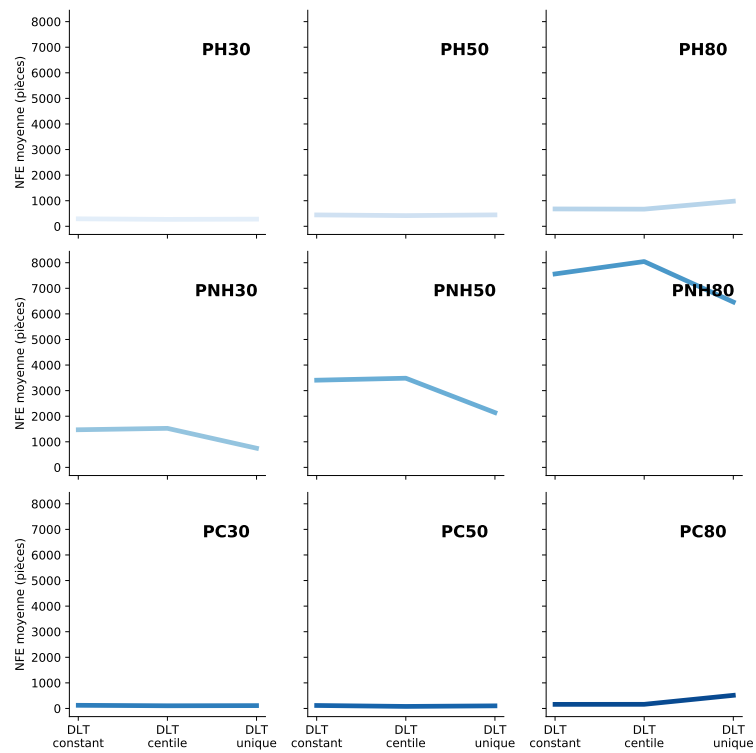


FIGURE D.10 – Impact de la politique de contrôle du DLT sur la NFE moyenne

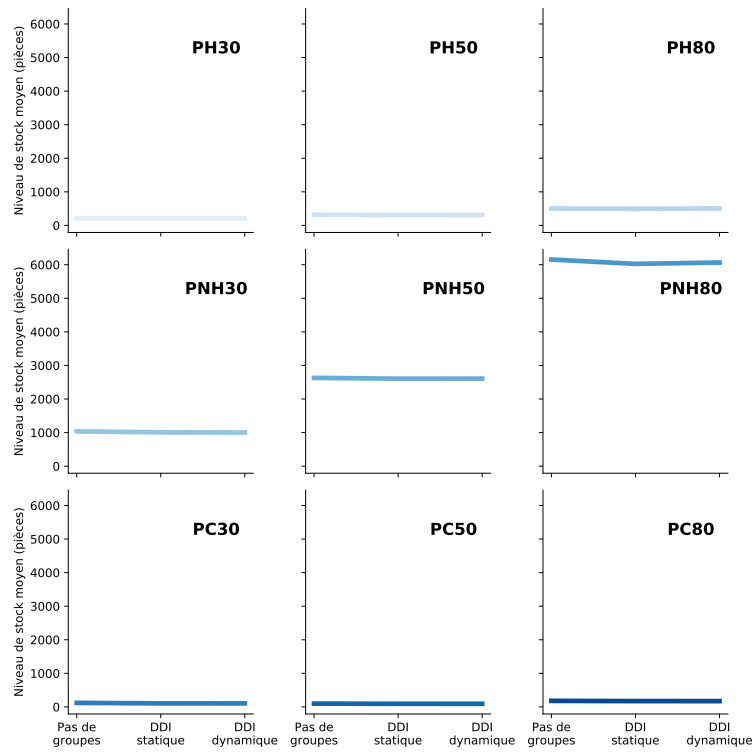


FIGURE D.11 – Impact de la politique de contrôle des groupes sur le stock moyen

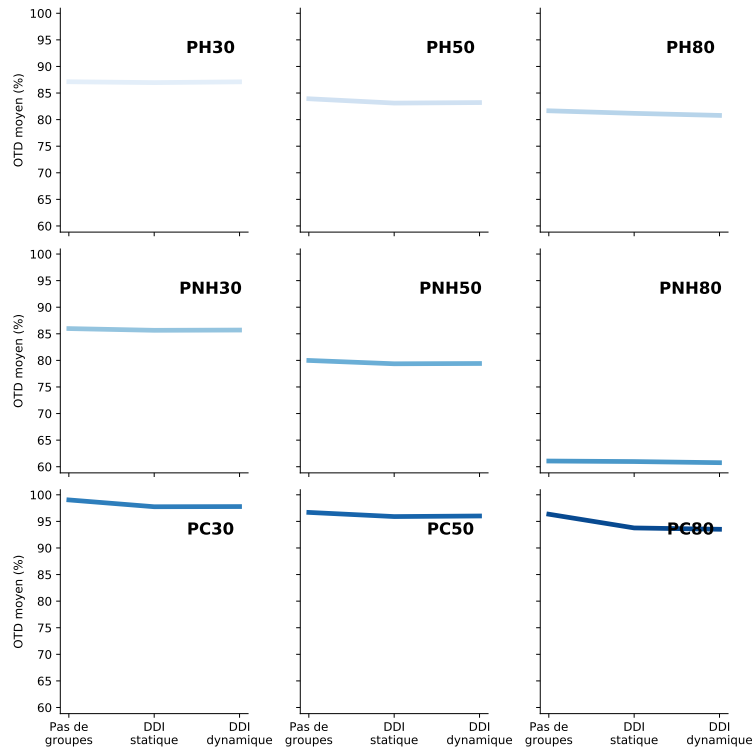


FIGURE D.12 – Impact de la politique de contrôle des groupes sur l'OTD moyen



## BIBLIOGRAPHIE

- Altendorfer, Klaus. 2015. Influence of lot size and planned lead time on service level and inventory for a single-stage production system with advance demand information and random required lead times. *International Journal of Production Economics*, **170**, 478–488.
- APICS. 2017. *SCOR Quick Reference Guide*. [https://www.apics.org/docs/default-source/scc-non-research/apicsscc\\_scor\\_quick\\_reference\\_guide.pdf](https://www.apics.org/docs/default-source/scc-non-research/apicsscc_scor_quick_reference_guide.pdf) [Accessed : 6/6/2020].
- Arnold, JR Tony, Chapman, Stephen N, Clive, Lloyd M, & Gatewood, Ann K. 2001. Introduction to materials management.
- Axsäter, Sven. 2006. Planning order releases for an assembly system with random operation times. *Pages 333–344 of : Stochastic Modeling of Manufacturing Systems*. Springer.
- Bahu, Baptiste, Bironneau, Laurent, & Hovelaque, Vincent. 2019. Compréhension du DDMRP et de son adoption : premiers éléments empiriques. *Logistique & Management*, **27**(1), 20–32.
- Bahu, Batiste, Bironneau, Laurent, Hovelaque, Vincent, & Vigouroux, Laurent. 2018. LE DDMRP : PREMIERS ÉLÉMENTS EMPIRIQUES DE COMPRÉHENSION DE SON CHOIX ET DE SON FONCTIONNEMENT.
- Banks, Jerry. 1998. *Handbook of simulation : principles, methodology, advances, applications, and practice*. John Wiley & Sons.
- Baptiste, Pierre. 2018. DDMRP : Scheduling opportunities in case of complex BOMs. *Pages 317–325 of : 7th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain, ILS 2018*.
- Barbosa, José, Leitão, Paulo, Adam, Emmanuel, & Trentesaux, Damien. 2012. Nervousness in dynamic self-organized holonic multi-agent systems. *Pages 9–17 of : Highlights on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems*. Springer.
- Barbosa, José, Leitão, Paulo, Adam, Emmanuel, & Trentesaux, Damien. 2015. Dynamic self-organization in holonic multi-agent manufacturing systems : The ADACOR evolution. *Computers in industry*, **66**, 99–111.
- Bayard, Stéphanie, & Grimaud, Frédéric. 2018. Enjeux financiers de DDMRP : Une approche simulateur.
- Belisário, Lorena Silva, & Pierreval, Henri. 2015. Using genetic programming and simulation to learn how to dynamically adapt the number of cards in reactive pull systems. *Expert Systems with Applications*, **42**(6), 3129–3141.
- Berkley, Blair J. 1992. A review of the kanban production control research literature. *Production and operations management*, **1**(4), 393–411.



- Blackstone, JH. 2008. APICS Dictionary—The Standard for Excellence in the Operations Management Profession. *APICS—The Association of Operations Management Dictionary*, 1–156.
- Brennan, Louis, & Gupta, SURENDRA M. 1996. Combined demand and lead time uncertainty with back-ordering in a multi-level product structure environment. *Production planning & control*, **7**(1), 57–67.
- Burda, Yuri, Edwards, Harri, Pathak, Deepak, Storkey, Amos, Darrell, Trevor, & Efros, Alexei A. 2019. Large-Scale Study of Curiosity-Driven Learning. *In : ICLR*.
- Buzacott, John A. 1989. Queueing models of kanban and MRP controlled production systems. *Engineering costs and production economics*, **17**(1-4), 3–20.
- Buzacott, John A, & Shanthikumar, J GEORGE. 1992. A general approach for coordinating production in multiple-cell manufacturing systems. *Production and Operations Management*, **1**(1), 34–52.
- Buzacott, John A, & Shanthikumar, JG. 1994. Safety stock versus safety time in MRP controlled production systems. *Management science*, **40**(12), 1678–1689.
- Callarman, Thomas E, & Hamrin, Robert S. 1984. A comparison of dynamic lot sizing rules for use in a single stage MRP system with demand uncertainty. *International Journal of Operations & Production Management*.
- Caridi, Maria, & Cigolini, Roberto. 2001. Buffering against lumpy demand in MRP environments : a theoretical approach and a case study. *MANUFACTURING INFORMATION SYSTEMS*, 120.
- Chang, Te-Min, & Yih, Yuehwern. 1994. Generic kanban systems for dynamic environments. *The International Journal of Production Research*, **32**(4), 889–902.
- Croston, J Do. 1972. Forecasting and stock control for intermittent demands. *Journal of the Operational Research Society*, **23**(3), 289–303.
- Dessevre, Guillaume, Martin, Guillaume, Baptiste, Pierre, Lamothe, Jacques, Pellerin, Robert, & Lauras, Matthieu. 2019a. Decoupled Lead Time in finite capacity flowshop : a feedback loop approach. *Pages 1–6 of : 2019 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*. IEEE.
- Dessevre, Guillaume, Martin, Guillaume, Pierre, Baptiste, Lamothe, Jacques, & Lauras, Matthieu. 2019b. Étude d’impact du paramétrage des temps de défilement sur la performance d’un déploiement de la méthode DDMRP.
- Dolgui, Alexandre, & Ould-Louly, Mohamed-Aly. 2008. An Approach for the MRP Parameterization under Lead Time Uncertainty : Branch and Cut Algorithm. *IFAC Proceedings Volumes*, **41**(2), 12849–12854.
- Dolgui, Alexandre, & Prodhon, Caroline. 2007. Supply planning under uncertainties in MRP environments : A state of the art. *Annual Reviews in Control*, **31**(2), 269–279.

- Dolgui, Alexandre, Ammar, O Ben, Hnaïen, Faïcel, Louly, Mohamed-Aly, *et al.* 2013. A state of the art on supply planning and inventory control under lead time uncertainty. *Studies in Informatics and Control*, **22**(3), 255–268.
- El Abdellaoui, Mahdi El Alaoui, Grimaud, Frédéric, Gianessi, Paolo, & Delorme, Xavier. 2019. Integrated Decision Process to Design Manufacturing Systems towards Industry 4.0. *IFAC-PapersOnLine*, **52**(13), 1373–1378.
- Florim, Wilson, Dias, Paulo, Santos, André S, Varela, Leonilde R, Madureira, Ana M, & Putnik, Goran D. 2019. Analysis of lot-sizing methods' suitability for different manufacturing application scenarios oriented to MRP and JIT/Kanban environments. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, **16**(4), 638–649.
- Freeman, Eric, Robson, Elisabeth, Bates, Bert, & Sierra, Kathy. 2008. *Head first design patterns*. " O'Reilly Media, Inc."
- Gaury, EGA, Pierreval, Henri, & Kleijnen, Jack PC. 2000a. An evolutionary approach to select a pull system among Kanban, Conwip and Hybrid. *Journal of Intelligent Manufacturing*, **11**(2), 157–167.
- Gaury, Eric Georges Antoine, *et al.* 2000b. *Designing pull production control systems : customization and robustness*. Tech. rept. Tilburg University, School of Economics and Management.
- Georgiadis, Patroklos, & Politou, Alexandra. 2013. Dynamic Drum-Buffer-Rope approach for production planning and control in capacitated flow-shop manufacturing systems. *Computers & Industrial Engineering*, **65**(4), 689–703.
- Geraghty, John, & Heavey, Cathal. 2006. A review and comparison of hybrid and pull-type production control strategies. *Pages 307–329 of : Stochastic Modeling of Manufacturing Systems*. Springer.
- Gilland, Wendell G. 2002. A simulation study comparing performance of CONWIP and bottleneck-based release rules. *Production Planning & Control*, **13**(2), 211–219.
- Goldratt, Eliyahu M, & Cox, Jeff. 1984. *The goal : excellence in manufacturing*. North River Press.
- Goldratt, Eliyahu M, *et al.* 1990. *The haystack syndrome : Sifting information out of the data ocean*. North River Press Croton-on-Hudson, NY.
- González-R, Pedro L, & Framinan, Jose M. 2009. The pull evolution : from Kanban to customised token-based systems. *Production Planning and Control*, **20**(3), 276–287.
- González-R, Pedro L, Framinan, José M, & Pierreval, Henry. 2012. Token-based pull production control systems : an introductory overview. *Journal of Intelligent Manufacturing*, **23**(1), 5–22.
- Grubbström, Robert W. 1999. A net present value approach to safety stocks in a multi-level MRP system. *International Journal of Production Economics*, **59**(1-3), 361–375.

- Grubbström, Robert W, & Wang, Zhiping. 2003. A stochastic model of multi-level/multi-stage capacity-constrained production–inventory systems. *International Journal of Production Economics*, **81**, 483–494.
- Hnaïen, Faïcel, Dolgui, Alexandre, & Louly, Mohamed Aly Ould. 2009. MRP parameterization under lead times uncertainties : Case of multilevel serial production systems. *Pages 863–868 of : 2009 International Conference on Computers & Industrial Engineering*. IEEE.
- Ho, Chrwan-jyh, & Ireland, Tim C. 2012. Mitigating forecast errors by lot-sizing rules in ERP-controlled manufacturing systems. *International Journal of Production Research*, **50**(11), 3080–3094.
- Hopp, Wallace J, & Spearman, Mark L. 1991. Throughput of a constant work in process manufacturing line subject to failures. *The International Journal Of Production Research*, **29**(3), 635–655.
- Ihme, Mathias. 2015. *Interpreting and applying demand driven MRP : a case study*. Ph.D. thesis, Nottingham Trent University.
- Ihme, Mathias, & Stratton, Roy. 2015. Evaluating demand driven MRP : a case based simulated study.
- Ikeziri, Lucas Martins, Souza, Fernando Bernardi de, Gupta, Mahesh C, & de Camargo Fiorini, Paula. 2019. Theory of constraints : review and bibliometric analysis. *International Journal of Production Research*, **57**(15-16), 5068–5102.
- Inderfurth, Karl. 2009. How to protect against demand and yield risks in MRP systems. *International Journal of Production Economics*, **121**(2), 474–481.
- Ioannou, George, & Dimitriou, Stavrianna. 2012. Lead time estimation in MRP/ERP for make-to-order manufacturing systems. *International Journal of Production Economics*, **139**(2), 551–563.
- Jiang, Jingjing, & Rim, Suk-Chul. 2016. Strategic Inventory Positioning in BOM with Multiple Parents Using ASR Lead Time. *Mathematical Problems in Engineering*, **2016**.
- Johnson, LA, & Montgomery, DC. *Operations Research in Production Planning, Scheduling, and Inventory Control*, (1974).
- Karmarkar, Uday S. 1987. Lot sizes, lead times and in-process inventories. *Management science*, **33**(3), 409–418.
- Kemmoé-Tchomté, Sylverin, Lamy, Damien, & Tchernev, Nikolay. 2015. A metaheuristic based on simulation for stochastic Job-shop optimization. *Pages 108–116 of : 2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*. IEEE.
- Kingman, JFC. 1962. Some inequalities for the queue GI/G/1. *Biometrika*, **49**(3/4), 315–324.

- Kirkpatrick, James, Pascanu, Razvan, Rabinowitz, Neil, Veness, Joel, Desjardins, Guillaume, Rusu, Andrei A, Milan, Kieran, Quan, John, Ramalho, Tiago, Grabska-Barwinska, Agnieszka, *et al.* 2017. Overcoming catastrophic forgetting in neural networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, **114**(13), 3521–3526.
- Kortabarria, Alaitz, Apaolaza, Unai, Lizarralde, Aitor, & Amorrortu, Itxaso. 2018. Material management without forecasting : From MRP to demand driven MRP. *Journal of Industrial Engineering and Management*, **11**(4), 632–650.
- Koulouriotis, DE, Xanthopoulos, AS, & Tourassis, VD. 2010. Simulation optimisation of pull control policies for serial manufacturing lines and assembly manufacturing systems using genetic algorithms. *International Journal of Production Research*, **48**(10), 2887–2912.
- Law, Averill M, Kelton, W David, & Kelton, W David. 2000. *Simulation modeling and analysis*. Vol. 3. McGraw-Hill New York.
- Lee, Chan-Ju, & Rim, Suk-Chul. 2019. A Mathematical Safety Stock Model for DDMRP Inventory Replenishment. *Mathematical Problems in Engineering*, **2019**.
- Lim, L am Laurent, Alpan, G ulg un, & Penz, Bernard. 2017. A simulation-optimization approach for sales and operations planning in build-to-order industries with distant sourcing : Focus on the automotive industry. *Computers & Industrial Engineering*, **112**, 469–482.
- Little, John DC. 1961. A proof for the queuing formula :  $L = \lambda W$ . *Operations research*, **9**(3), 383–387.
- Louly, Mohamed-Aly, Dolgui, Alexandre, & Al-Ahmari, Abdulrahman. 2012. Optimal MRP offsetting for assembly systems with stochastic lead times : POQ policy and service level constraint. *Journal of Intelligent Manufacturing*, **23**(6), 2485–2495.
- Louw, L, & Page, DC. 2004. Queuing network analysis approach for estimating the sizes of the time buffers in Theory of Constraints-controlled production systems. *International Journal of Production Research*, **42**(6), 1207–1226.
- Martin, Guillaume, Baptiste, Pierre, Lamothe, Jacques, Miclo, Romain, & Luras, Matthieu. 2018a. A process map for the demand driven adaptive enterprise model : towards an explicit cartography. *Pages p–664 of : ILS 2018-7th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain*.
- Martin, Guillaume, Baptiste, Pierre, Lamothe, Jacques, Miclo, Romain, & Luras, Matthieu. 2018b. Vers une cartographie de processus explicite pour le mod ele Demand Driven Adaptive Enterprise.
- Martin, Guillaume, Luras, Matthieu, Baptiste, Pierre, Lamothe, Jacques, Fouqu, Anthony, & Miclo, Romain. 2019. Process control and decision-making for Demand Driven Sales and Operations Planning. *Pages 1–6 of : 2019 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*. IEEE.
- McCloskey, Michael, & Cohen, Neal J. 1989. Catastrophic interference in connectionist networks : The sequential learning problem. *Pages 109–165 of : Psychology of learning and motivation*, vol. 24. Elsevier.

- Melnyk, Steven A, & Piper, Chris J. 1981. Implementation of material requirements planning : safety lead times. *International Journal of Operations & Production Management*.
- Miclo, Romain. 2016. *Challenging the " Demand Driven MRP" Promises : a Discrete Event Simulation Approach*. Ph.D. thesis, Ecole des Mines d'Albi-Carmaux.
- Miclo, Romain, Fontanili, Franck, Lauras, Matthieu, Lamothe, Jacques, & Milian, Bernard. 2015. MRP vs. demand-driven MRP : Towards an objective comparison. *Pages 1072–1080 of : 2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*. IEEE.
- Miclo, Romain, Fontanili, Franck, Lauras, Matthieu, Lamothe, Jacques, & Milian, B. 2016a. An empirical comparison of MRPII and Demand-Driven MRP. *IFAC-PapersOnLine*, **49**(12), 1725–1730.
- Miclo, Romain, Fontanili, Franck, Lauras, Matthieu, Lamothe, Jacques, & Milian, Bernard. 2016b. An empirical study of Demand-Driven MRP. *Pages 1–7 of : 6th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain-ILS Conference 2016*.
- Miclo, Romain, Lauras, Matthieu, Fontanili, Franck, Lamothe, Jacques, & Melnyk, Steven A. 2019. Demand Driven MRP : assessment of a new approach to materials management. *International Journal of Production Research*, **57**(1), 166–181.
- Molinder, Anders. 1997. Joint optimization of lot-sizes, safety stocks and safety lead times in an MRP system. *International Journal of Production Research*, **35**(4), 983–994.
- Mula, Josefa, Poler, Raul, García-Sabater, Jose P, & Lario, Francisco Cruz. 2006. Models for production planning under uncertainty : A review. *International journal of production economics*, **103**(1), 271–285.
- Murray, Paul W, Agard, Bruno, & Barajas, Marco A. 2017. Market segmentation through data mining : A method to extract behaviors from a noisy data set. *Computers & Industrial Engineering*, **109**, 233–252.
- New, Colin, & Mapes, John. 1984. MRP with high uncertain yield losses. *Journal of Operations Management*, **4**(4), 315–330.
- Onyeocha, Chukwunonyelum E, Khoury, Joseph, & Geraghty, John. 2013. A comparison of Kanban-like control strategies in a multi-product manufacturing system under erratic demand. *Pages 2730–2741 of : 2013 Winter Simulations Conference (WSC)*. IEEE.
- Orlicky, Joseph A. 1974. *Material Requirements Planning : The New Way of Life in Production and Inventory Management*. New York, NY, USA : McGraw-Hill, Inc.
- Ould-Louly, Mohamed-Aly, & Dolgui, Alexandre. 2004. The MPS parameterization under lead time uncertainty. *International Journal of Production Economics*, **90**(3), 369–376.
- Pathak, Deepak, Agrawal, Pulkit, Efros, Alexei A., & Darrell, Trevor. 2017. Curiosity-driven Exploration by Self-supervised Prediction. *In : ICML*.

- Patten, Mildred L, & Newhart, Michelle. 2017. *Understanding research methods : An overview of the essentials*. Taylor & Francis.
- Pekarčíková, Miriam, Trebuňa, Peter, Kliment, Marek, & Trojan, Jozef. 2019. Demand driven material requirements planning. Some methodical and practical comments. *Management and Production Engineering Review*, **10**, 50–59.
- Petropoulos, Fotios, Kourentzes, Nikolaos, & Nikolopoulos, Konstantinos. 2016. Another look at estimators for intermittent demand. *International Journal of Production Economics*, **181**, 154–161.
- Philipoom, Patrick R, Rees, Loren P, TAYLOR III, BERNARD W, & Huang, Philip Y. 1987. An investigation of the factors influencing the number of kanbans required in the implementation of the JIT technique with kanbans. *International Journal of Production Research*, **25**(3), 457–472.
- Pillet, M. 2005. Appliquer la maîtrise statistique des processus (MSP/SPC)(4 éd., p. 530). *Editions d'Organisation*. Retrouvé Novembre, **29**, 2010.
- Pillet, Maurice. 2001. *Les plans d'expériences par la méthode Taguchi*.
- Ptak, Carol, & Smith, Chad. 2011. *Orlicky's Material Requirements Planning 3/E*. McGraw Hill Professional.
- Ptak, Carol, & Smith, Chad. 2016. *Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP)*. Industrial Press.
- Ptak, Carol, & Smith, Chad. 2018. *The Demand Driven Adaptive Enterprise : Surviving, Adapting, and Thriving in a VUCA World*. Industrial Press, Inc.
- Radovilsky, Zinovy D. 1998. A quantitative approach to estimate the size of the time buffer in the theory of constraints. *International Journal of Production Economics*, **55**(2), 113–119.
- Renna, Paolo, Magrino, Luciano, & Zaffina, Renato. 2013. Dynamic card control strategy in pull manufacturing systems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, **26**(9), 881–894.
- Riezebos, Jan. 2010. Design of POLCA material control systems. *International Journal of Production Research*, **48**(5), 1455–1477.
- Schemeleva, Kseniya, Delorme, Xavier, & Dolgui, Alexandre. 2015. A memetic algorithm for a stochastic lot-sizing and sequencing problem. *IFAC-PapersOnLine*, **48**(3), 1809–1814.
- Schrageheim, Eli, & Ronen, Boaz. 1990. Drum-buffer-rope shop floor control. *Production and Inventory Management Journal*, **31**(3), 18–22.
- Shofa, MJ, Moeis, Armand Omar, & Restiana, N. 2018. Effective production planning for purchased part under long lead time and uncertain demand : MRP Vs demand-driven MRP. *Page 012055 of : IOP Conference Series : Materials Science and Engineering*, vol. 337. IOP Publishing.

- Shofa, Mohamad Jihan, & Widyarto, Wahyu Oktri. 2017. Effective production control in an automotive industry : MRP vs. demand-driven MRP. *Page 020004 of : AIP Conference Proceedings*, vol. 1855. AIP Publishing LLC.
- Silver, Edward Allen, Pyke, David F, Peterson, Rein, *et al.* 1998. *Inventory management and production planning and scheduling*. Vol. 3. Wiley New York.
- Smith, Chad, Ptak, C, & Ling, Dick. 2017. The Demand Driven Adaptive Enterprise Model : The Case for a New System of Enterprise Management. *Demand Driven Institute*.
- Spearman, Mark L, & Hopp, Wallace J. 1996. Factory Physics : Foundations of Manufacturing Management. *Irwin, Chicago, IL*, **439**.
- Spearman, Mark L, & Zazanis, Michael A. 1992. Push and pull production systems : issues and comparisons. *Operations research*, **40**(3), 521–532.
- Spearman, Mark L, Woodruff, David L, & Hopp, Wallace J. 1990. CONWIP : a pull alternative to kanban. *The International Journal of Production Research*, **28**(5), 879–894.
- Sridharan, V, & Berry, WILLIAM L. 1990. Master production scheduling make-to-stock products : a framework for analysis. *The International Journal of Production Research*, **28**(3), 541–558.
- Sugimori, Y, Kusunoki, K, Cho, F, & UCHIKAWA, SJTIJOPR. 1977. Toyota production system and kanban system materialization of just-in-time and respect-for-human system. *The international journal of production research*, **15**(6), 553–564.
- Suri, Rajan. 1998. *Quick response manufacturing : a companywide approach to reducing lead times*. CRC Press.
- Tardif, Valerie, & Maaseidvaag, Lars. 2001. An adaptive approach to controlling kanban systems. *European Journal of Operational Research*, **132**(2), 411–424.
- Tu, Y-M, & Li, R-K. 1998. Constraint time buffer determination model. *International Journal of Production Research*, **36**(4), 1091–1103.
- Vandaele, Nico, Van Nieuwenhuyse, Inneke, Claerhout, Diederik, & Cremmery, Rony. 2008. Load-based POLCA : an integrated material control system for multiproduct, multimachine job shops. *Manufacturing & Service Operations Management*, **10**(2), 181–197.
- Velasco Acosta, Angela Patricia, Mascle, Christian, & Baptiste, Pierre. 2019. Applicability of Demand-Driven MRP in a complex manufacturing environment. *International Journal of Production Research*, 1–13.
- Vidal, J., Lauras, M., Lamothe, J., & Miclo, R. 2020. Toward an Aggregate Approach for Supporting Adaptive Sales And Operations Planning. *Pages 1031–1038 of : 2020 IEEE 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)*.

- Vidal, Jean-Baptiste, Lauras, Matthieu, Lamothe, Jacques, & Miclo, Romain. 2018. Adaptive sales & operations planning : Innovative concept for manufacturing collaborative decisions? *Pages 362–374 of : Working Conference on Virtual Enterprises*. Springer.
- Xanthopoulos, AS, Koulouriotis, Dimitris E, & Gasteratos, Antonios. 2017. Adaptive card-based production control policies. *Computers & Industrial Engineering*, **103**, 131–144.
- Yano, Candace Arai. 1987. Setting planned leadtimes in serial production systems with tardiness costs. *Management science*, **33**(1), 95–106.
- Ye, T, & Han, W. 2008. Determination of buffer sizes for drum–buffer–rope (DBR)-controlled production systems. *International Journal of Production Research*, **46**(10), 2827–2844.
- Yeung, JHY, Wong, WCK, & Ma, Lin. 1998. Parameters affecting the effectiveness of MRP systems : a review. *International journal of production research*, **36**(2), 313–332.







## **Contrôle dynamique du Demand Driven Sales and Operations Planning**

La méthodologie Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP) est caractérisée par l'utilisation de buffers de stock dont le dimensionnement est dynamique et fait appel à plusieurs paramètres. Décider des valeurs pertinentes pour ces paramètres est une étape essentielle pour que la taille des buffers soit adaptée à la demande sans toutefois être trop élevée. Ces travaux de recherche se concentrent sur la mise à jour dynamique de ces paramètres, dans un contexte où la demande varie. Le processus responsable de cette mise à jour est appelé Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP).

À travers un ensemble d'expériences de simulation par événements discrets, on se propose de comparer le comportement d'un atelier théorique (cas d'école) géré en DDMRP et régi par diverses combinaisons de politiques de paramétrage. Ces politiques ont été tirées de la littérature, mais également d'entretiens réalisés avec des experts du DDMRP. Cet atelier est également soumis à plusieurs types de demandes, de façon à généraliser les conclusions de l'étude. Ces travaux étendent également les expériences à un cas de taille industrielle afin d'évaluer la pertinence et la faisabilité des politiques proposées.

Les résultats expérimentaux montrent un intérêt pour le contrôle dynamique de certains des paramètres des ateliers gérés en DDMRP, principalement dans le cas de demandes connaissant de fortes variations. Ils montrent également la possibilité de simplifier la gestion des paramètres en en gardant une partie constante. Enfin, à partir du cas industriel, on envisage la problématique de la nervosité et de la complexité impliquée par le paramétrage dynamique d'ateliers plus complexes.

**Mots clés :** Demand Driven Material Requirements Planning, Paramétrage dynamique, Simulation à événements discrets, Demand Driven Sales & Operations Planning

---

## **Dynamical control for the Demand Driven Sales and Operations Planning**

The Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP) methodology revolves around the use of inventory buffers. The sizes of these buffers evolve dynamically and need several parameters to do so. Hence, deciding on relevant values for these parameters is a crucial step to make sure that buffers both fit the actual demand and are not needlessly oversized. These research works focus on dynamically updating these parameters in a context where demand may not be stable. The process responsible for such an update is called Demand Driven Sales and Operations Planning (DDS&OP).

Thanks to a range of discrete events simulation experiments, we compared the behaviours of a theoretical flow shop under the DDMRP principles with different combinations of dynamical policies for parameter updates. These policies come from both scientific literature and DDMRP experts feedback. In order to reach broader conclusions, we also submitted the flow shop to a range of different demand profiles. This manuscript also challenges theoretical results on an industrial case to test both the relevance and feasibility of the policies.

Promising experimental results show that dynamical control of the parameters is suited when demand variation is high. They also hint at the possibility to simplify parameter updates by identifying which of them may be kept constant and in which cases. Lastly, industrial simulations raise the problems of nervousness and complexity for dynamical control of larger cases.

**Keywords:** Demand Driven Material Requirements Planning, Dynamical parametrization, Discrete event simulation, Demand Driven Sales & Operations Planning