



HAL
open science

Corrélation entre taux de service, taux de charge et paramètres du DDMRP : utilisation d'abaques réalisés par simulation

Guillaume Dessevre, P Baptiste, Jacques Lamothe

► To cite this version:

Guillaume Dessevre, P Baptiste, Jacques Lamothe. Corrélation entre taux de service, taux de charge et paramètres du DDMRP : utilisation d'abaques réalisés par simulation. MOSIM'20 - 13ème Conférence internationale de Modélisation, Optimisation et Simulation, Nov 2020, Agadir (online), Maroc. 6 p. hal-03054095

HAL Id: hal-03054095

<https://hal.science/hal-03054095>

Submitted on 11 Dec 2020

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

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

CORRÉLATION ENTRE TAUX DE SERVICE, TAUX DE CHARGE ET PARAMÈTRES DU DDMRP : UTILISATION D'ABAQUES RÉALISÉS PAR SIMULATION

G. DESSEVRE, P. BAPTISTE

Polytechnique Montréal
Montréal, Canada
prénom.nom@polymtl.ca

J. LAMOTHE

IMT Mines Albi
Albi, France
prénom.nom@mines-albi.fr

RÉSUMÉ : *Le Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP) est une méthode assez récente mêlant gestion à flux poussé et à flux tiré. Bien qu'elle se dise être la solution aux limites des méthodes traditionnelles, la méthode DDMRP fonctionne à capacité infinie : on lance des ordres de fabrication ou d'approvisionnement selon une logique de reconstituer des stocks définis comme buffers. Cet article propose une évaluation de la gestion de capacité, à l'aide d'abaques réalisés par simulation. Ces abaques permettent de corréliser le taux de charge d'une ressource goulot à un taux de service en prenant en compte l'un des paramètres de la méthode DDMRP : le Decoupled Lead Time (DLT). Ils permettent également de connaître jusqu'à quel taux de charge ces DLT sont représentatifs des temps de défilement des ordres de fabrication. En conclusion, il semblerait plus intéressant de chercher à maîtriser les temps de défilement (en jouant sur la capacité) plutôt que d'ajuster le paramètre DLT.*

MOTS-CLES : Aide à la décision, Gestion de la capacité, Decoupled Lead Time, DDMRP, Simulation des systèmes

1 INTRODUCTION

Le Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP) est une méthode de planification et gestion de la production introduite par (Ptak and Smith 2011). Intégrant flux poussé et flux tiré, cette méthode se base sur un positionnement stratégique de buffers le long des nomenclatures, à reconstituer lorsqu'un certain seuil est dépassé.

Chaque buffer de stock est dimensionné selon plusieurs paramètres (les calculs de dimensionnement sont rappelés dans la section 2.1), dont le Decoupled Lead Time (DLT) défini comme le délai le plus long non protégé par un buffer dans la nomenclature. (Dessevre et al. 2019b) ont montré que le choix du DLT peut influencer sur les performances de l'atelier, notamment sur le taux de service client. La relation « DLT – taux de service » mérite donc d'être éclaircie.

(Hopp and Spearman 1996) définissent le taux de service d'un atelier comme la probabilité que les temps de défilements des ordres de fabrication soient inférieurs ou égaux au temps de défilement alloué. Dans un contexte DDMRP, le taux de service de l'atelier peut alors être défini comme la probabilité que ces temps soient inférieurs ou égaux au DLT.

De plus, la théorie des files d'attente montre que les temps de défilement dans des lignes de production augmentent drastiquement lorsque le taux de charge augmente (Kingman 1962).

Or, le DDMRP fonctionne à capacité infinie, laissant penser que les temps de défilement dans un atelier géré en DDMRP peuvent rapidement augmenter lorsque le taux de charge augmente. L'idée de cet article est donc

de créer des abaques permettant de corréliser le taux de charge de la ressource goulot, le taux de service de l'atelier et le paramètre DLT en simulant un atelier géré en DDMRP.

Les abaques réalisés aideront à répondre aux questions suivantes :

- Jusqu'à quel taux de charge de la ressource goulot, le DLT peut-il absorber les temps de défilement ?
- Quel pourcentage des temps de défilements est inférieur ou égal à ce DLT ?
- Quels sont les impacts sur le taux de service ?

Répondre à ces questions permettra de mieux paramétrer la méthode DDMRP, en ayant une visualisation sur les conséquences des choix de paramétrage.

Cet article est organisé comme suit : la section 2 présente une brève revue de littérature sur les publications en lien avec le sujet ; la section 3 décrit la méthodologie de recherche (l'atelier étudié, le plan d'expérience et les paramètres de simulation) ; la section 4 présente les résultats (les abaques créés) ; et enfin la section 5 conclut et propose des pistes de recherche.

2 REVUE DE LITTÉRATURE ET QUESTION DE RECHERCHE

Cette section rappelle rapidement le fonctionnement du DDMRP, présente une revue des publications en lien avec cet article et pose la question de recherche.

2.1 Fonctionnement du DDMRP

La méthode DDMRP est composée de 5 étapes (Ptak and Smith 2016):

- 1) Le positionnement stratégique des *buffers*, qui consiste à déterminer où placer les *buffers* dans la nomenclature, créant ainsi des points de découplage. La notion de DLT intervient alors, puisqu'il s'agit du plus long temps non protégé par un *buffer* ;
- 2) Le dimensionnement des *buffers*, permettant de définir les variables de dimensionnement des trois zones :

$$\text{Zone Verte} = \text{MAX}(\text{ADU} * \text{DLT} * \text{LTF}, \text{MOQ}) \quad (1)$$

$$\text{Zone Jaune} = \text{ADU} * \text{DLT} \quad (2)$$

$$\text{Zone Rouge} = \text{ADU} * \text{DLT} * \text{LTF} * (1 + \text{VF}) \quad (3)$$

$$\text{Top du Rouge} = \text{Zone Rouge} \quad (4)$$

$$\text{Top du Jaune} = \text{Top du Rouge} + \text{Zone Jaune} \quad (5)$$

$$\text{Top du Vert} = \text{Top du Jaune} + \text{Zone Verte} \quad (6)$$

Où l'*Average Daily Usage* (ADU) correspond à la demande moyenne journalière, la *Minimum Order Quantity* (MOQ) à la taille minimale d'approvisionnement, et le *Lead Time Factor* (LTF) et *Variability Factor* (VF) sont des paramètres intrinsèques à la méthode DDMRP. La Zone Verte permet ainsi de déterminer une taille de lot minimale, la Zone Jaune couvre la demande pendant le réapprovisionnement et la Zone Rouge agit comme un stock de sécurité.

- 3) L'ajustement dynamique, qui consiste à ajuster les zones précédentes en fonction de la demande (saisonnalité, accroissement de la demande, etc.)
- 4) La planification pilotée par la demande, générant les ordres de fabrication et d'approvisionnement en se basant sur l'équation de flux déterminée par la formule suivante :

$$\text{Équation du flux} = \text{Stock physique} + \text{en-cours d'approvisionnement} - \text{demande qualifiée} \quad (7)$$

Où la demande qualifiée correspond à la somme de la demande du jour et des pics de demande détectés (un pic correspond à une demande dépassant un certain seuil paramétrable sur un horizon donné), ainsi que les demandes en retard. Lorsque la valeur de cette équation est inférieure ou égale au Top du Jaune (équation 5), un ordre de réapprovisionnement est créé pour reconstituer jusqu'au Top du Vert (équation 6).

- 5) L'exécution visuelle et collaborative, consistant à utiliser des alertes pour piloter le système d'un point de vue exécution.

2.2 Le DDMRP dans la littérature

Élaborée par (Ptak and Smith 2011), la méthode DDMRP fait aujourd'hui partie des sujets à controverse. Souvent restreinte à une « méthode de consultants », elle s'est néanmoins fait une place dans le monde académique avec de plus en plus d'articles de recherche qui lui sont dédiés. Les premières publications ont démontré la pertinence de la méthode en la comparant aux autres méthodes traditionnelles telles que MRP2 et Kanban (Ihme and Stratton 2015)(Miclo et al. 2016)(Shofa and Widarto 2017)(Miclo et al. 2018). Aujourd'hui le champ des recherches sur le DDMRP s'est étendu. Tandis que certains s'y intéressent d'un point de vue straté-

gique, comme (Vidal et al. 2018) (notamment depuis l'arrivée du *Demand Driven Adaptive Enterprise* proposé par (Ptak and Smith 2018)), d'autres se focalisent sur les mécaniques et paramétrages opérationnels : (Martin et al. 2018) proposent un arbre de décision permettant un meilleur paramétrage des *buffers*, (Dessevre et al. 2019b; Dessevre et al. 2019a) s'intéressent aux paramètres DLT et LTF en cherchant à le mettre sous contrôle, et dernièrement (Lee and Rim 2019) proposent une alternative au modèle de calcul du stock de sécurité. Il reste cependant de nombreux sujets à traiter scientifiquement, tandis que de plus en plus d'entreprises déploient le DDMRP dans de nombreux secteurs industriels (Bahu et al. 2019).

2.3 Les temps de défilement contrôlables

Il existe dans la littérature sur les temps de défilement, une branche s'intéressant aux délais « contrôlables ». Ces études se focalisent sur la réduction des temps de défilement en approvisionnement (temps de préparation et de transport) et/ou en production (temps de changement de série, de production, cadence, taille de lots, etc.) : (Sarkar et al. 2015) s'intéressent à deux modèles avec des distributions de demandes différentes, (Jha and Shanker 2013) incluent une contrainte sur le taux de service dans leur modèle, (Glock 2012) propose un modèle de réduction où les temps de défilement sont liés à la taille de lot, et encore bien d'autres (Pan and Yang 2002), (Ouyang et al. 2004), (Hidayat and Simatupang 2018), etc. Ainsi, de nombreux scientifiques considèrent les temps de défilement comme une variable de contrôle. Dans le cas du DDMRP, on peut alors se demander s'il est plus pertinent de chercher à maîtriser les temps de défilement ou s'il faut ajuster le paramètre DLT en conséquence.

2.4 Théorie des files d'attente et synthèse

Le facteur $\frac{\rho}{1-\rho}$, où ρ représente le taux de charge, est présent dans les formules de calcul des temps de défilement moyens issues de la théorie des files d'attente des systèmes à 1 serveur : (Kingman 1962), (Marchal 1976) ou encore (Krämer and Langenbach-Belz 1976). Par conséquent, plus le taux de charge est élevé, plus les temps augmentent drastiquement.

En conclusion de cette revue, il est connu que les temps de défilement sont corrélés au taux de charge (par la théorie des files d'attente), que ces temps peuvent être considérés comme des variables de contrôle pouvant être réduites moyennant un certain coût (délais contrôlables), que le paramètre DLT de la méthode DDMRP est utilisé dans le dimensionnement des *buffers* et qu'il s'agit d'un paramètre important lié au taux de service de l'atelier. Notre question de recherche est la suivante : Comment faire pour maîtriser un taux de service dans un atelier géré en DDMRP sujet à des variations de charge ? Pour répondre à cette question, nous proposons de créer des abaques corrélant le taux de service, le taux de charge et le paramètre DLT.

3 METHODOLOGIE

Notre stratégie de recherche s'appuie sur l'étude d'un cas simulé. Cette section décrit l'atelier étudié ainsi que les paramètres de simulation utilisés.

3.1 Paramètres liés à l'atelier

L'atelier étudié est une ligne de fabrication composée de 6 étages (une machine par étage) ayant des *buffers* de stock DDMRP au début et à la fin de la ligne (pour les composants et pour les produits finis, figure 1). Ce type d'atelier a été choisi puisqu'il correspond à ce que l'on peut trouver entre deux *buffers* de stock DDMRP dans l'industrie.

Puisque le DDMRP est performant dans des milieux à forte variabilité, plusieurs sources de variabilité ont été introduites dans le système (demande, production, etc.). La première machine est sujette à des pannes de 4 heures toutes les 36 heures et la cinquième machine des pannes de 6 heures toutes les 34 heures, représentant respectivement 10% et 15% du temps. Ces valeurs suivent arbitrairement des lois exponentielles. Chaque machine nécessite la présence d'un opérateur pour fonctionner (réglage et opération).

30 références sont produites dans l'atelier. Les temps de changement de série (en heures) et de production (en secondes par pièce) par machine sont disponibles dans les tableaux 1 et 2. Pour simuler de la variabilité dans les délais de production, les temps de changement de série sont multipliés par une variable suivant une loi triangulaire (0.75, 1, 1.25) et les temps de production par une variable suivant une loi triangulaire (0.8, 1, 1.2). Un opérateur est nécessaire durant les opérations de changement de série et de production pour qu'une machine puisse fonctionner.

Références	M1	M2	M3	M4	M5	M6
1 à 10	0.25	0.25	0.5	0.5	0.25	1
11 à 20	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
21 à 30	1	1	0.5	0.5	1	0.25

Tableau 1 : Temps de changement de série en heures pour chaque référence produite

Chaque produit possède une taille de commande moyenne différente, cette taille de commande suit une loi uniforme de $\pm 20\%$ autour de la moyenne (les valeurs de chaque moyenne sont présentes dans le tableau 3). Le délai entre chaque commande d'une même référence suit une loi exponentielle d'espérance 1 jour.

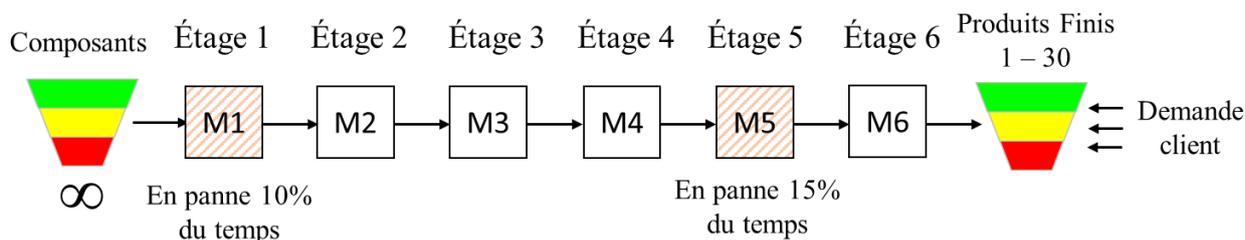


Figure 1: Schéma de la ligne de production étudiée et positionnement des buffers de stock DDMRP

Références	M1	M2	M3	M4	M5	M6
1 à 10	5	5	5	10	15	5
11 à 20	5	10	10	10	10	10
21 à 30	5	15	15	10	5	15

Tableau 2 : Temps de production en secondes par pièce pour chaque référence produite

Référence	1	2	3	4	5
Taille moyenne	65	23	55	63	19
Référence	6	7	8	9	10
Taille moyenne	38	29	33	61	34
Référence	11	12	13	14	15
Taille moyenne	61	62	57	32	52
Référence	16	17	18	19	20
Taille moyenne	21	61	42	48	44
Référence	21	22	23	24	25
Taille moyenne	35	52	23	56	55
Référence	26	27	28	29	30
Taille moyenne	37	32	51	55	52

Tableau 3 : Taille moyenne des commandes pour chaque référence

Les DLT, LTF et VF sont égaux pour chaque produit et valent respectivement 10 jours (80 heures), 0.5 et 0.5. Ce choix de paramétrage vient des conclusions d'un article précédent (Dessevre et al. 2019b).

L'atelier et les opérateurs travaillent 8 heures par jour, 5 jours par semaine. Les composants étant eux-mêmes gérés sur buffers de stock DDMRP, ils sont considérés comme disponibles en tout temps en quantité suffisante. Les stocks de produits finis sont initialisés entre 50% et 100% du Top du Vert de chaque buffer.

L'effet des pannes et du mix produit fait que le goulot se situe globalement sur la machine M5 mais peut temporairement se décaler sur d'autres machines. De plus, lorsque le nombre d'opérateurs est réduit, le goulot se déplace sur les opérateurs.

L'atelier gère les commandes partielles : lorsqu'une commande client arrive, elle est livrée entièrement si possible. Sinon, elle entre dans une file d'attente et sera prioritaire lorsque le stock du produit en question sera de nouveau disponible.

3.2 Plan d'expériences et paramètres de simulations

Les variables d'entrée et de sortie du plan d'expériences sont présentées ici. Il y a deux variables d'entrée : la demande client moyenne et le nombre d'opérateurs.

Pour générer une montée en charge progressive, la taille moyenne de chaque commande a été augmentée petit à petit. On cherche ainsi à avoir un ratio de charge/capacité entre 70% et 100% (dans tous les scénarios de demande, en-dessous de ce rapport l'atelier est surcapacitaire, au-delà il est sous-capacitaire et sature très rapidement).

De plus, deux cas sont étudiés pour tester deux types de ressources critiques différentes :

- Cas 1 : la ressource goulot est une machine (la cinquième sur la ligne) et 6 opérateurs sont présents dans l'atelier ; et
- Cas 2 : 5 opérateurs sont présents dans l'atelier et représentent la ressource goulot.

Les variables de sortie du plan d'expérience sont :

- Le taux de charge de la ressource goulot ;
- Le taux de service de l'atelier, défini selon ([Hopp and Spearman 1996](#)) comme le ratio entre le nombre d'ordres de fabrication dont les temps de défilement sont inférieurs ou égaux au temps alloué (c'est-à-dire le DLT), et le nombre total d'ordres de fabrication ;
- Le taux de service client, défini comme le ratio entre le nombre de commandes honorées entièrement à l'heure et le nombre total de commandes ;
- La distribution des temps de défilement, c'est-à-dire la valeur pour laquelle X% des ordres de fabrication ont des temps de défilement inférieurs ou égaux à cette valeur (X valant 50, 60, 70, 80, 90 et 100 ici) ; et
- Le temps de défilement moyen.

Ces variables vont nous permettre de tracer les abaques recherchés, présentés dans la section suivante.

120 scénarios ont été joués pour chaque cas. Chaque scénario est joué 100 fois et chaque réplification dure 110 semaines (550 jours) dont une période de mise en régime permanent de 10 semaines (non prise en compte dans les résultats). La modélisation et les simulations ont été réalisées sur le logiciel Arena version 15.10.

4 RESULTATS ET DISCUSSION

Cette section présente les résultats des scénarios précédemment évoqués. Pour une raison de place, les tableaux contenant les résultats ne sont pas présentés, seuls les graphes d'abaques le sont.

Les deux abaques possèdent les mêmes axes et légende :

- En abscisse se trouve le taux de charge de la ressource goulot (la machine 5 pour la figure 2 et les opérateurs pour la figure 3), allant d'environ 70% à 99% ;
- En ordonnée à gauche se trouve l'échelle des taux de service, entre 0 et 100%. Le taux de service de l'atelier est représenté par la courbe aux marques triangulaires, et le taux de service client par la courbe aux marques circulaires ; et
- En ordonnée à droite se trouvent les temps de défilement en heures. La courbe noire représente les temps de défilement moyens. La droite horizontale en pointillés représente le DLT de l'atelier. Les aires correspondent à la distribution des temps de défilement (de 50% en gris clair à 100% en noir).

De ces graphes, il en résulte que plus le taux de charge de la ressource goulot augmente, plus le temps de défilement moyen augmente hyperboliquement dans l'atelier (conclusion connue par la théorie des files d'attente ([Hopp and Spearman 1996](#))) mais aussi sa dispersion.

Les temps de défilement moyens coïncident avec l'aire représentant 50% de tous les temps de défilement de l'atelier (soit la médiane de la distribution).

Par conséquent, prendre un DLT égal au temps de défilement moyen ne représente que la moitié des ordres de fabrication.

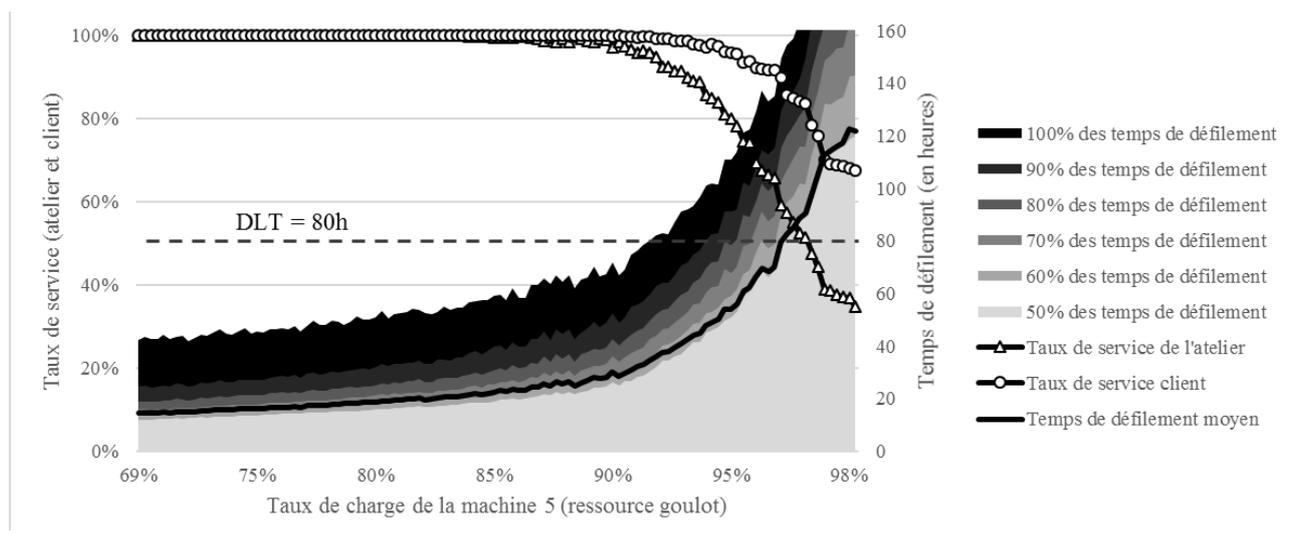


Figure 2: Taux de service et distribution des temps de défilement en fonction du taux de charge de la machine 5 (ressource goulot)

Le taux de service de l'atelier commence à se dégrader fortement à partir du moment où la ligne du DLT croise les différentes aires de distribution des temps de défilement.

Le taux de service client est légèrement décalé du taux de service de l'atelier, du fait de la zone rouge de chaque buffer de stock, agissant comme un stock de sécurité.

Il n'y a pas de grande différence entre les deux abaques (figure 2 au-dessous et figure 3 page suivante), bien que les taux de service semblent chuter plus rapidement lorsque les opérateurs sont la ressource goulot.

Ces abaques permettent de répondre aux trois questions dans l'introduction. Dans notre exemple, le DLT paramétré à 80 heures permet d'absorber 100% des temps de défilement jusqu'à un taux de charge d'environ 91%, 90% des temps jusqu'à un taux de 94% etc.

Cela montre bien qu'il ne faut pas se fier au temps de défilement moyen qui lui reste aux alentours de 20 à 40 heures tant que le taux de charge est inférieur à 94%. Un DLT de 40 heures n'absorberait même pas tous les temps de défilement pour un taux de charge de 70%.

Enfin, pour un taux de charge de 95% par exemple, le DLT n'absorbe de 80% des temps de défilement. Par conséquent, le taux de service de l'atelier chute à 80% et le taux de service client se dégrade également autour de 97%.

Le manager de production, prévoyant une montée en charge dans son atelier, pourrait alors choisir d'ajuster le DLT en conséquence, de chercher à réduire le taux de charge en adaptant la capacité pour maîtriser les temps de défilement (en ayant un taux de service cible) ou encore d'augmenter les stocks de sécurité.

5 CONCLUSION ET OUVERTURES

Cet article propose des abaques permettant de corréler visuellement le taux de charge des ressources goulots, la distribution des temps de défilement et les taux de service. Ils sont réalisés par simulation d'un atelier de production géré en DDMRP.

En reprenant la définition du taux de service de l'atelier comme étant la probabilité que les temps de défilements soient inférieurs ou égaux au paramètre DLT, deux choix s'offre à nous pour améliorer le taux de service de l'atelier : Maîtriser les temps de défilement et/ou ajuster le paramètre DLT.

Les abaques réalisés permettent d'aider à prendre ces décisions en fonction du taux de charge prévu. Ces résultats expérimentaux sont par essence très contextuels (même si l'atelier simulé reprend les caractéristiques de nombreux cas d'implémentations du DDMRP) et il conviendra de vérifier leur sensibilité à des paramètres clés d'un atelier : mix-produit, variabilités de l'atelier, données techniques.

Ensuite, le taux de service client est décalé du taux de service de l'atelier du fait du stock de sécurité représenté par la zone rouge DDMRP (équation 3). Il est donc possible de garder un taux de service client correct en jouant sur ce stock de sécurité. Il exige néanmoins une forte maîtrise du taux de charge : la moindre erreur induit une baisse drastique du taux de service.

Par conséquent, il s'avère plus intéressant de chercher à maîtriser les temps de défilement plutôt qu'à adapter le paramètre DLT (ou à jouer avec les stocks de sécurité) : un faible ajustement capacitaire (passer de 95% à 90% par exemple) équivaut à augmenter grandement les DLT (de 25 à 50%) sans impacter le stock moyen. Cette remarque conforte la mise en place de buffer de capacité comme suggéré par (Ptak and Smith 2011).

Il reste donc au manager de production à choisir quel ajustement capacitaire il doit mettre en place (augmenter le nombre d'opérateurs, faire des heures supplémentaires, faire plusieurs équipes de travail (passage en 3*8 par exemple), faire de la sous-traitance capacitaire, etc.).

On peut ainsi imaginer différents abaques semblables à ceux présentés ici, où chaque courbe proposerait un scénario différent (6 opérateurs et 2 équipes ou 4 opérateurs et 3 équipes par exemple, voire un scénario avec augmentation du DLT et comparer les stocks moyens d'en-cours et de produits finis).

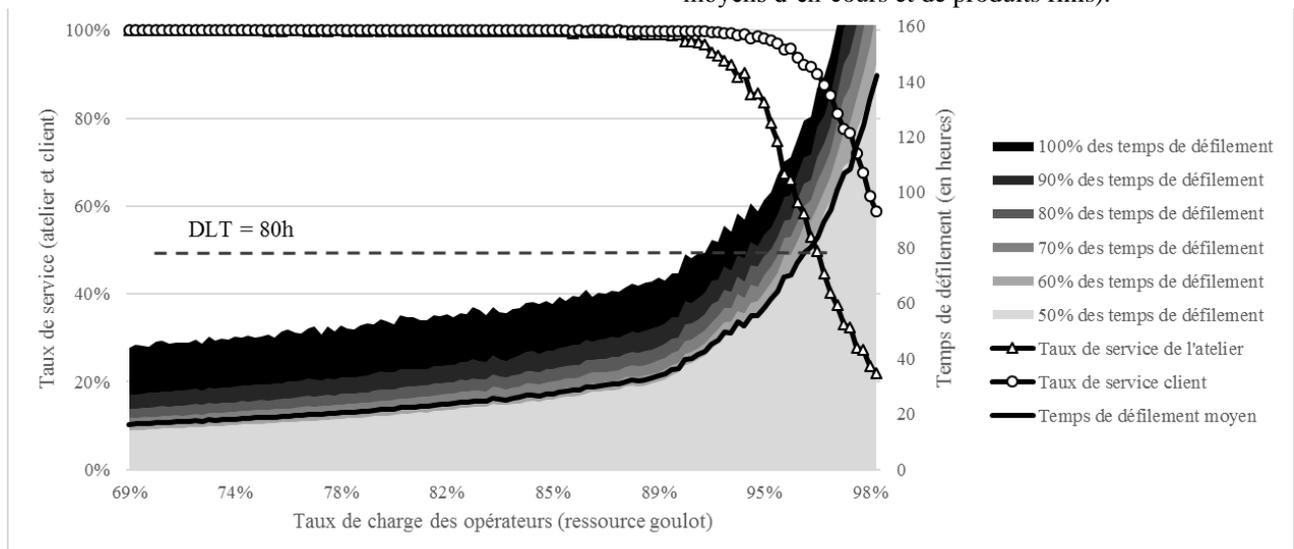


Figure 3: Taux de service et distribution des temps de défilement en fonction du taux de charge des opérateurs (ressource goulot)

Ces abaques serviraient d'aide à la décision sur les ajustements capacitaires lors d'une prévision de montée (ou descente) de charge, en se fixant un objectif de taux de service client et/ou de l'atelier. Elles pourraient ainsi servir à des décisions tactiques, voire stratégiques.

D'autres types d'ateliers pourraient également être traités (*job shop*, *open shop*, croisements de lignes de production, etc.) pour vérifier que les mêmes phénomènes sont identifiés.

REFERENCES

- Bahu, Baptiste, Laurent Bironneau, and Vincent Hovelaque. 2019. 'Compréhension du DDMRP et de son adoption: premiers éléments empiriques', *Logistique & Management*, 27: 20-32.
- Dessevre, Guillaume, Guillaume Martin, Pierre Baptiste, Jacques Lamothe, Robert Pellerin, and Matthieu Lauras. 2019a. "Decoupled Lead Time in finite capacity flowshop: a feedback loop approach." In *IESM 19-8th International Conference on Industrial Engineering and Systems Management*, p. 142-48.
- Dessevre, Guillaume, Guillaume Martin, Pierre Baptiste, Jacques Lamothe, and Matthieu Lauras. 2019b. "Étude d'impact du paramétrage des temps de défilement sur la performance d'un déploiement de la méthode DDMRP." In.
- Glock, Christoph H. 2012. 'Lead time reduction strategies in a single-vendor–single-buyer integrated inventory model with lot size-dependent lead times and stochastic demand', *International Journal of Production Economics*, 136: 37-44.
- Hidayat, YA, and T Simatupang. 2018. "Supplier Selection Model Development for Modular Product with Substitutability and Controllable Lead Time." In *2018 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 970-75. IEEE.
- Hopp, W, and M Spearman. 1996. 'Factory physics: foundations of factory management', *InvinMcGraw Hill, Chicago, IL*.
- Ihme, Mathias, and R Stratton. 2015. 'Evaluating demand driven MRP: a case based simulated study'.
- Jha, JK, and Kripa Shanker. 2013. 'Single-vendor multi-buyer integrated production-inventory model with controllable lead time and service level constraints', *Applied Mathematical Modelling*, 37: 1753-67.
- Kingman, JFC. 1962. 'Some inequalities for the queue GI/G/1', *Biometrika*, 49: 315-24.
- Krämer, Wolfgang, and M Langenbach-Belz. 1976. 'Approximate Formulae for the Delay in the Queueing System GI/G/1', *Congressbook, 8th ITC, Melbourne*: 235.1-35.8.
- Lee, Chan-Ju, and Suk-Chul Rim. 2019. 'A Mathematical Safety Stock Model for DDMRP Inventory Replenishment', *Mathematical Problems in Engineering*, 2019.
- Marchal, William G. 1976. 'An approximate formula for waiting time in single server queues', *AIIE transactions*, 8: 473-74.
- Martin, Guillaume, Pierre Baptiste, Jacques Lamothe, Romain Miclo, and Matthieu Lauras. 2018. "A process map for the demand driven adaptive enterprise model: Towards an explicit cartography." In *7th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain, ILS 2018, July 8, 2018 - July 11, 2018*, 664-72. Lyon, France: INSA Lyon.
- Miclo, R, F Fontanili, M Lauras, J Lamothe, and B Milian. 2016. 'An empirical comparison of MRPII and Demand-Driven MRP', *IFAC-PapersOnLine*, 49: 1725-30.
- Miclo, Romain, Matthieu Lauras, Franck Fontanili, Jacques Lamothe, and Steven A Melnyk. 2018. 'Demand Driven MRP: assessment of a new approach to materials management', *International Journal of Production Research*: 1-16.
- Ouyang, Liang-Yuh, Kun-Shan Wu, and Chia-Huei Ho. 2004. 'Integrated vendor–buyer cooperative models with stochastic demand in controllable lead time', *International Journal of Production Economics*, 92: 255-66.
- Pan, Jason Chao-Hsien, and Jin-Shan Yang. 2002. 'A study of an integrated inventory with controllable lead time', *International Journal of Production Research*, 40: 1263-73.
- Ptak, Carol, and Chad Smith. 2011. *Orlicky's Material Requirements Planning 3/E* (McGraw Hill Professional).
- . 2016. *Demand Driven Material Requirements Planning (DDMRP)* (Industrial Press, Incorporated).
- . 2018. 'The Demand Driven Adaptive Enterprise'.
- Sarkar, Biswajit, Buddhadev Mandal, and Sumon Sarkar. 2015. 'Quality improvement and backorder price discount under controllable lead time in an inventory model', *Journal of Manufacturing Systems*, 35: 26-36.
- Shofa, Mohamad Jihan, and Wahyu Oktri Widarto. 2017. "Effective production control in an automotive industry: MRP vs. demand-driven MRP." In *AIP Conference Proceedings*, 020004. AIP Publishing.
- Vidal, Jean-Baptiste, Matthieu Lauras, Jacques Lamothe, and Romain Miclo. 2018. "Adaptive sales & operations planning: Innovative concept for manufacturing collaborative decisions?" In *Working Conference on Virtual Enterprises*, 362-74. Springer.