

---

# Variabilité de la demande et intérêt du partage de l'information dans la chaîne logistique

## Un cas d'étude dans l'industrie automobile

Idris Lalami<sup>1,2</sup>, Yannick Frein<sup>1</sup>, Jean-Philippe Gayon<sup>1</sup>

1. Univ. Grenoble Alpes, CNRS, G-SCOP  
38 000 Grenoble, France  
idris.lalami@grenoble-inp.fr  
yannick.frein@grenoble-inp.fr  
jean-philippe.gayon@grenoble-inp.fr

2. PSA Peugeot Citroën  
2-10, boulevard de l'Europe, 78300 Poissy, France  
idris.lalami@mps.com

---

*RÉSUMÉ.* Cet article présente une analyse de la variabilité de la demande basée sur un cas d'étude dans la chaîne logistique automobile. Nous nous concentrons sur deux maillons de cette chaîne : l'usine d'assemblage de véhicules (client) et son fournisseur en organes mécaniques. Nous avons analysé la variabilité de la demande exprimée par ce client sur une période donnée. Au-delà de la variabilité inhérente aux clients finaux, nous identifions deux facteurs explicatifs de cette variabilité : les changements dans les rythmes de production dans l'usine cliente et l'effet de distorsion lié au traitement de l'information. Nous montrons l'importance d'améliorer les modes de coordination actuels et illustrons l'intérêt qu'il y a à partager avec les fournisseurs certaines informations possédées par les usines clientes.

*ABSTRACT.* This paper presents an analysis of demand variability based on a case study coming from the automotive supply chain. We focus on two links in this chain: the vehicle assembly plant and its supplier who produces mechanical parts. We analyze the variability of the demand expressed by assembly plants on a given period. Beyond the variability related to end customers, we identify two main causes of this variability: the changes of production levels in these plants and the distortion effect generated by information processing. Moreover, we show the importance of improving the existing methods of coordination and we illustrate the value of sharing with suppliers some information owned by assembly plants.

*MOTS-CLÉS :* variabilité de la demande, partage de l'information, gestion des stocks.

*KEYWORDS:* demand variability, information sharing, inventory management.

---

DOI:10.3166/JESA.50.157-186 © Lavoisier 2017

## 1. Introduction

Dans un contexte caractérisé par une diversité croissante des produits et une forte volatilité de la demande, les constructeurs automobiles sont confrontés au défi majeur de coordonner efficacement le pilotage des flux depuis l'approvisionnement des matières premières jusqu'à la livraison du client final.

Le pilotage des flux est un sujet classique qui continue à susciter un intérêt important du fait des enjeux financiers et stratégiques pour les entreprises. De plus, avec l'évolution technologique, les possibilités de partage de l'information entre les maillons de la chaîne logistique offrent de nouvelles perspectives pour améliorer la coordination des processus de pilotage des flux. Dans le secteur automobile, plusieurs travaux de recherche traitant de cette thématique ont été engagés au cours des dernières années, notamment par les constructeurs PSA et Renault (voir Camisullis, 2008 ; Hubert, 2013 ; Mendy Bilek, 2007 ; Sali, 2012 ; Souilah, 2008).

S'inscrivant dans ce cadre général, notre travail, mené en collaboration avec le groupe PSA Peugeot Citroën, s'intéresse au phénomène de la variabilité de la demande dans la chaîne logistique. Plus précisément, notre étude se focalise sur deux maillons de cette chaîne : un client représenté par l'usine d'assemblage de véhicules (appelée « usine terminale ») et son fournisseur produisant des organes mécaniques (appelé « usine de mécanique »). L'usine de mécanique peut être une usine de moteurs, de boîtes de vitesse, ou de pièces de liaison au sol.

Le pilotage des flux entre ce client et ce fournisseur n'est pas centralisé. La gestion de la production du fournisseur s'appuie sur une logique de production pour stock. Pour une bonne coordination des décisions de pilotage des flux entre ce client et ce fournisseur, il est nécessaire de caractériser les facteurs de variabilité de la demande pour définir des moyens de sécurisation et des modes de partage de l'information adaptés.

En s'appuyant sur une analyse de la demande exprimée par les usines terminales envers une usine de moteurs, cet article contribue à illustrer les caractéristiques du phénomène de variabilité rencontré dans cette partie de la chaîne logistique. L'identification de certains facteurs de variabilité liés aux décisions de planification du client permet de montrer l'intérêt pour le fournisseur d'avoir accès à certaines informations possédées par ce client. Il existe encore peu d'articles dans la littérature qui traitent de la variabilité de la demande et du partage de l'information dans ce type de contexte.

Après une revue de la littérature traitant de la variabilité de la demande et du partage de l'information en section 2, nous introduisons le cadre industriel de cette étude en section 3. En section 4, nous présentons les résultats de l'analyse de la variabilité de la demande. Deux facteurs explicatifs sont étudiés : le processus de calcul des ordres, et les changements des rythmes de production dans les usines terminales. Dans la section 5, nous analysons la fiabilité des prévisions partagées par l'usine terminale avec ses fournisseurs et nous montrons l'importance d'améliorer ce mode de coordination. La question de l'intérêt du partage de certaines informations

possédées par l'usine terminale (en particulier, l'information sur le volume de production planifié) fait l'objet de la section 6.

## 2. Revue de littérature

Les décisions de pilotage des flux dans une chaîne logistique sont grandement influencées par les caractéristiques de l'information sur la demande. En particulier, la variabilité suscite une attention particulière car elle est synonyme de perturbations pouvant altérer la performance de la chaîne logistique. Cette variabilité peut provenir du comportement du consommateur final mais elle peut également être induite et amplifiée par le comportement des acteurs intervenant à différents niveaux dans la chaîne logistique.

L'effet coup de fouet (*Bullwhip Effect*) est le nom attribué au phénomène d'amplification croissante de la variabilité, d'aval en amont, le long de la chaîne logistique. Cet effet peut conduire à des erreurs importantes dans les prévisions, une sous-utilisation des capacités, des surstocks, et de faibles niveaux de service. Ce phénomène, bien connu dans la littérature, a été mis en évidence par Forrester (1958). Dans l'article de Lee *et al.* (1997), les auteurs identifient quatre principales sources de ce phénomène : le processus de traitement de l'information sur la demande, les commandes par lot, l'anticipation des pénuries, et les fluctuations dans les prix. Depuis cet article, de nombreux écrits traitant de l'effet coup de fouet ont été publiés. Une revue de littérature récente réalisée par Giard et Sali (2013) donne une analyse d'une cinquantaine d'articles traitant de l'effet coup de fouet. Les auteurs mettent en évidence le caractère contingent et incomplet des nombreuses conclusions établies dans la littérature, notamment en ce qui concerne l'effet coup de fouet se produisant dans la partie amont de la chaîne logistique. Cette partie de la chaîne logistique présente des spécificités liées aux règles de planification et d'ordonnancement de la production qui représentent des sources potentielles de perturbation qui s'ajoutent à celles que l'on rencontre dans la partie aval de la chaîne logistique. Les articles traitant de l'effet coup de fouet dans ce type de contexte sont rares. Seuls sont considérés comme tels les articles de Cachon *et al.* (2007) et Childerhouse *et al.* (2008). Ce dernier, par exemple, s'intéresse à la variabilité générée par la révision des plans de production. Il décrit comment les changements dans le plan de production du client génèrent des variations de la demande chez le fournisseur pouvant conduire à des ruptures de stock. Ces mêmes ruptures obligent la remise en cause des plans de production du client en provoquant un cercle vicieux qui s'autoalimente.

La problématique de l'effet coup de fouet renvoie à la question de la coordination entre les acteurs de la chaîne logistique. Pour atténuer les conséquences de cet effet, de nombreux auteurs préconisent le partage de l'information entre les acteurs. Selon Choi (2010), la performance d'une chaîne logistique dépend de la façon dont ses acteurs coordonnent leurs décisions. Le partage de l'information constitue le mode de coordination de base.

La plupart des articles traitant de l'intérêt du partage de l'information montrent que cette pratique permet de réduire les coûts de la chaîne logistique (voir Cachon et Fisher, 2000 ; Forslund et Jonsson, 2007 ; Gavirneni *et al.*, 1999 ; Kelepouris *et al.*, 2008 ; Lee *et al.*, 2000 ; Simchi-Levi et Zhao, 2003).

La nature de l'information partagée peut être une information sur la demande du client final, sur les prévisions de vente, sur les niveaux de stocks, ou encore sur les paramètres de la politique d'approvisionnement. Ces articles considèrent souvent le cas d'une chaîne logistique avec deux niveaux représentant un fournisseur et un détaillant.

Plus récemment, dans l'article de Camisullis *et al.* (2010), les auteurs considèrent que dans une chaîne logistique amont dédiée à la production de masse de produits personnalisés (l'automobile étant l'exemple typique), les modalités de partage de l'information sur la demande finale sont différentes de celles habituellement proposées dans la littérature. Cette information nécessite une transformation préalable qui prend en compte les décalages par les délais et les mécanismes d'explosion des nomenclatures. Par ailleurs, ils soulignent l'importance de surveiller l'évolution de la demande et l'anticipation des changements prévisibles dans la structure et le volume de la demande. Dans le même type de contexte industriel, la thèse de Sali (2012) s'intéresse au mode d'exploitation de la demande prévisionnelle pour le pilotage des flux. Il propose une version réadaptée de la méthode MRP reposant sur l'exploitation des nomenclatures de planification et un partage de l'information sur les niveaux de rechargement à mettre en place le long de la chaîne logistique amont.

Dans l'industrie, plusieurs logiciels informatiques commerciaux existent dans le marché pour répondre à ce besoin des entreprises de résoudre les problèmes de planification et de coordination dans la chaîne logistique. Ces logiciels, habituellement appelés systèmes de planification avancée (en anglais *Advanced Planning Systems* (APS)), utilisent des méthodes et des algorithmes de recherche opérationnelle dans le but de fournir une aide à la décision couvrant un large périmètre d'activités de la chaîne logistique tels que les approvisionnements, la production, le transport, et la demande (Meyr, Wagner et Rohde, 2015). Néanmoins, compte tenu des diverses spécificités pouvant être rencontrées en pratique, ces logiciels peuvent s'avérer inadaptés ou bien nécessiter des développements informatiques spécifiques pour être capables de répondre aux besoins propres du contexte rencontré. À ce propos, Stadler (2005) fait remarquer qu'il est difficile de concevoir un outil générique convenant à tout type de système de production. Il explique que les modèles de planification et d'ordonnancement de la production doivent souvent être adaptés selon les besoins spécifiques et les conditions rencontrés dans le système de production.

L'intérêt du partage de l'information dans la chaîne logistique a déjà été démontré dans la littérature. La contribution de notre article se situe essentiellement sur l'analyse des facteurs de variabilité de la demande à partir d'un cas réel rencontré dans la chaîne logistique automobile.

### 3. Description du cadre de l'étude

Nous nous intéressons au cas d'un constructeur automobile qui possède plusieurs usines terminales et usines de mécanique.

L'usine terminale est l'unité de production où le montage final des véhicules est réalisé. La majorité des composants nécessaires à cette production est approvisionnée auprès de fournisseurs externes. Les organes mécaniques majeurs (tels que les moteurs, les boîtes de vitesse, et les pièces de liaison au sol) sont approvisionnés auprès de fournisseurs internes qui sont les usines de mécanique.

Notre travail se focalise sur la relation de client-fournisseur qui lie l'usine terminale à l'usine de mécanique. Ce sont deux maillons de la chaîne logistique qui ont comme particularité d'appartenir au même groupe automobile. Le cas d'étude que nous présentons dans cet article concerne spécifiquement les usines de mécanique dédiées à la production de moteurs.

#### 3.1. Organisation de la production et flux de moteurs

Une usine terminale comprend généralement une ou deux lignes de montage de véhicules. Chaque véhicule passant sur la ligne de montage est équipé d'un moteur choisi parmi un ensemble de plusieurs références qui sont produites au sein des usines de moteurs (figure 1).

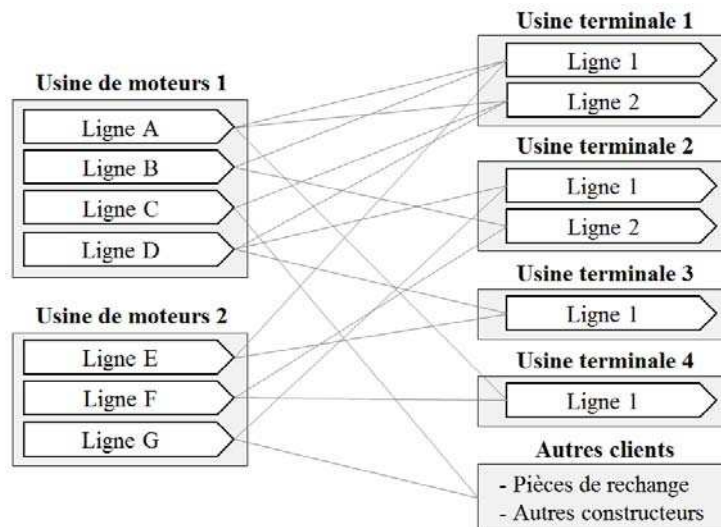


Figure 1. Structure des flux de moteurs

Une usine de moteurs comprend plusieurs lignes de montage. Chacune de ces lignes est dédiée à la production d'une famille de moteurs (un ensemble de

références ayant des caractéristiques communes) qu'elle est la seule à produire dans notre cas. Les moteurs produits approvisionnent principalement les lignes de montage des usines terminales mais aussi d'autres clients tels que les centres de pièces de rechange et certaines unités de production appartenant à d'autres constructeurs automobiles. La figure 1 donne un aperçu de la structure des flux entre l'usine de moteurs et ses clients.

### 3.2. Les ordres et les prévisions

Chaque jour, les usines terminales envoient aux usines de moteurs des ordres fermes d'approvisionnement (on utilisera le terme « ordres » pour raccourcir). Cette information constitue un engagement de la part de l'usine terminale sur les quantités de chaque référence de moteur que les usines de moteurs devront impérativement fournir à une date indiquée. La relation commerciale en place veut que ce soit le client (usine terminale) qui assure l'enlèvement des moteurs chez le fournisseur ainsi que leur transport au point de destination. Le fournisseur (usine de moteurs) a pour seule responsabilité de mettre à disposition les moteurs au quai d'expédition de l'usine.

Pour permettre aux usines de moteurs de se préparer, les usines terminales leurs communiquent chaque semaine des prévisions sur les quantités de chaque référence qui leurs seront commandées dans les prochains jours. Cette information ne constitue pas un engagement dans la mesure où les quantités prévues peuvent être revues à la hausse ou à la baisse lors de la communication des ordres. L'envoi des ordres et des prévisions est illustré dans la figure 2. Du point de vue de l'usine de moteurs, l'horizon de la demande sur le court terme est constitué de deux à trois jours de demande ferme (ordres) et deux semaines de demande prévisionnelle.

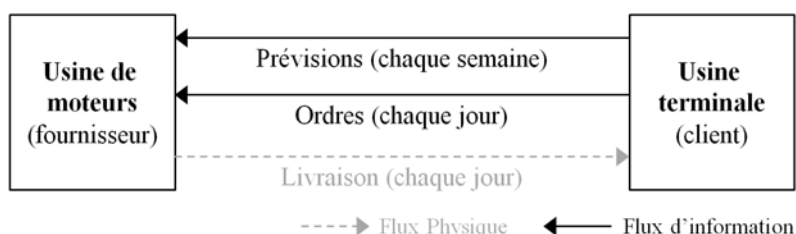


Figure 2. Les ordres et les prévisions

### 3.3. Processus de calcul des ordres

Les ordres sont le résultat d'un processus de calcul qui se fait en deux étapes (voir la figure 3). En s'appuyant sur le plan de production des véhicules, la première étape consiste à calculer les besoins bruts quotidiens de chaque référence de moteur en exploitant les nomenclatures. Dans notre cas, le besoin brut d'une référence de moteur sur un jour donné correspond au nombre de véhicules, produits ce jour-là,

qui sont équipés de cette référence. En s'appuyant sur les besoins bruts définis, la deuxième étape consiste à calculer les ordres à transmettre au fournisseur en prenant en compte les niveaux de stocks disponibles, les délais d'approvisionnement, les plans de transport, et les contraintes de conditionnement (les moteurs sont conditionnés par lots de 6).

Pour éviter une variation importante des besoins bruts entre l'instant du calcul des ordres et l'instant où les moteurs sont livrés en usine terminale, le plan de production de véhicules est figé sur un horizon de quelques jours. Par conséquent, les besoins bruts qui en découlent sont réputés certains.

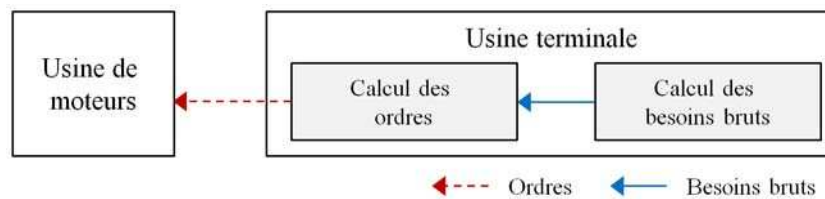


Figure 3. Processus de calcul des ordres

Concernant les prévisions, le processus de calcul emprunte une logique similaire à celle utilisée pour le calcul des ordres, à la différence qu'il s'appuie sur la partie prévisionnelle de l'horizon du plan de production (information de nature incertaine).

#### 4. La variabilité des ordres

Tableau 1. Notations

$t$	Indice qui désigne le jour $t$ ( $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ ).
$j$	Indice qui désigne le client $j$ ( $j \in \{1, 2, \dots, M\}$ ).
$i$	Indice qui désigne la référence de moteur $i$ ( $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ ).
$f$	Indice qui désigne la famille de moteurs $f$ ( $f \in \{1, 2, \dots, F\}$ ).
$E^f$	Ensemble des références composant la famille $f$ ( $E^f \in \{E^1, E^2, \dots, E^F\}$ ).
$O_t(i, j)$	Quantité de la référence $i$ commandée par le client $j$ pour un enlèvement chez le fournisseur en jour $t$ (Cette variable représente l'ordre d'approvisionnement).
$B_t(i, j)$	Quantité de la référence $i$ qui sera consommée par le client $j$ en jour $t$ (Cette variable représente le besoin brut).

Avant de présenter notre analyse sur la variabilité des ordres, nous introduisons quelques notations.

Dans la partie de la chaîne logistique que nous avons étudiée, nous considérons qu'il existe  $M$  clients différents (majoritairement des usines terminales) qui font appel à des moteurs choisis parmi un ensemble de  $N$  références. Ces références sont réparties en  $F$  ensembles disjoints qui correspondent à des familles de moteurs notées de 1 à  $F$ . Chaque famille de moteurs est produite au sein d'une ligne de montage qui lui est dédiée. Le nombre de jours dans l'échantillon de données observé est noté  $T$ . Le tableau 1 décrit les notations principales utilisées. Des notations supplémentaires seront introduites au fil de cet article.

#### 4.1. Variabilité perçue par une ligne de montage de moteurs

Afin de donner un premier aperçu de la variabilité qui caractérise les ordres, nous nous plaçons du point de vue d'une ligne de montage de moteurs en particulier. Cette ligne est dédiée à produire une famille de moteurs  $f$ . On considère ici une famille de moteurs qui regroupe des références qui sont commandées par une quinzaine de clients différents.

Nous notons  $O_t^f$  la quantité totale de moteurs de la famille  $f$  commandée pour le jour  $t$  par l'ensemble de ces clients.

$$O_t^f = \sum_{i \in E^f} \sum_{j=1}^M O_t(i, j) \quad (1)$$

À partir d'un échantillon observé sur une période de 35 jours ( $T = 35$ ), la figure 4 décrit l'évolution dans le temps de la quantité  $O_t^f$ . Cette figure montre la forte variabilité qui caractérise la demande totale à laquelle la ligne de montage de moteurs est confrontée. Notons, par exemple, la hausse de 372 moteurs (en jour 7) à 696 (en jour 9) puis à 1296 (en jour 11) avant la baisse à 990 (en jour 14). Le pic observé à 2628 (en jour 31) est de nature exceptionnelle.

La ligne de montage de moteurs ne dispose pas de la flexibilité nécessaire pour suivre de telles variations du volume de la demande, ou du moins le coût de cette flexibilité ne serait pas économiquement acceptable. Par conséquent, l'usine est contrainte de lisser la charge de ses lignes de montage en anticipant une partie de la demande des jours à forte demande sur les jours à faible demande. Cette anticipation conduit à découpler le processus de production de l'usine de la demande des clients. Autrement dit, le pilotage des flux s'effectue selon une logique de production pour stock. Ce stock, représentant le « point de découplage », est dimensionné en tenant compte de la variabilité qui caractérise la demande.



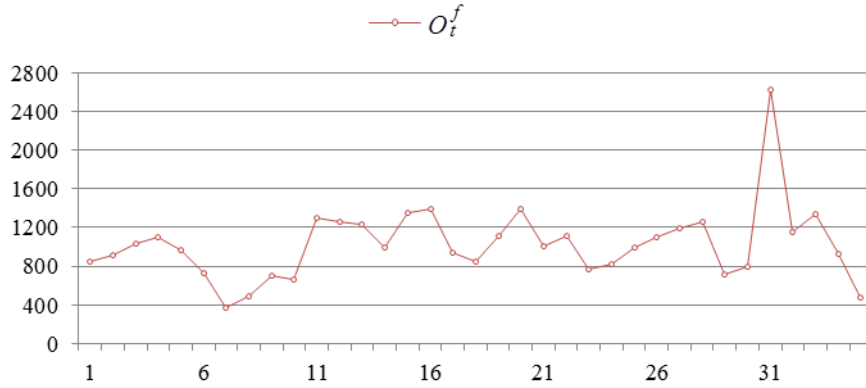


Figure 4. Quantité totale commandée sur une famille de moteurs par l'ensemble des clients

#### 4.2. Impact du processus de calcul des ordres

Dans la littérature, il est connu que certains processus de traitement de l'information contribuent à amplifier la variabilité de la demande dans la chaîne logistique. Pour comprendre l'origine de la variabilité constatée dans la figure 4, nous nous sommes intéressés au processus de calcul des ordres par les clients (voir figure 3).

Nous avons étudié le cas d'une usine terminale en particulier. Cette usine terminale constitue un client  $j$ . Afin d'évaluer l'impact du processus de calcul des ordres par ce client sur la variabilité observée par le fournisseur, nous avons comparé le niveau de variabilité des ordres (considérés comme la demande exprimée en sortie du processus) avec celle des besoins bruts (considérés comme la demande exprimée en entrée du processus).

Nous notons  $B_t^f(j)$  la quantité totale des besoins bruts en moteurs de la famille  $f$  concernant le client  $j$ . Par ailleurs, nous notons  $O_t^f(j)$  la quantité totale de moteurs de la famille  $f$  commandée par le client  $j$ .

$$B_t^f(j) = \sum_{i \in E^f} B_t(i, j) \quad (2)$$

$$O_t^f(j) = \sum_{i \in E^f} O_t(i, j) \quad (3)$$

La figure 5 donne l'évolution de ces deux variables sur une période de 72 jours ouvrables ( $T = 72$ ).

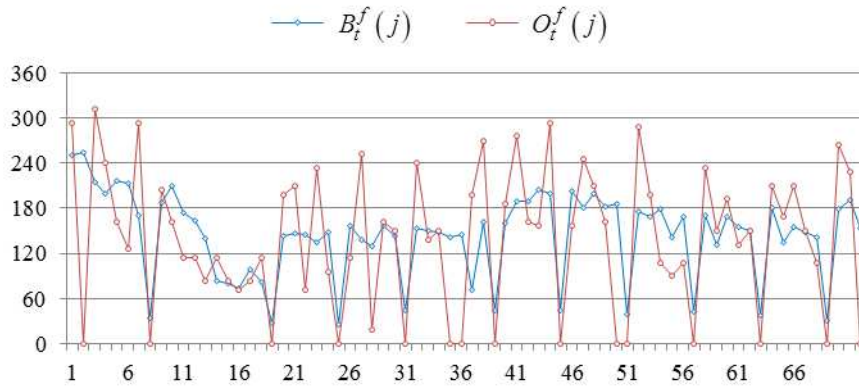


Figure 5. *Quantité totale des ordres et des besoins bruts sur une famille de moteurs, pour une usine terminale*

Cette figure montre des variations plus importantes sur la courbe des ordres que sur celle des besoins bruts. Pour étayer cette remarque au moyen d'un indicateur numérique, nous avons calculé le coefficient de variation associé à chacune des deux variables. Pour une variable donnée, le coefficient de variation est le rapport entre l'écart type et la moyenne de l'échantillon.

Nous notons par  $cv(O_t^f(j))$  et  $cv(B_t^f(j))$  les deux coefficients de variation associés respectivement aux ordres  $O_t^f(j)$  et aux besoins bruts  $B_t^f(j)$ . Les résultats obtenus pour ces deux indicateurs sont donnés dans le tableau 2.

Tableau 2. *Coefficients de variation des ordres et des besoins bruts sur une famille de moteurs, pour une usine terminale*

$cv(B_t^f(j))$	$cv(O_t^f(j))$	$\frac{cv(O_t^f(j))}{cv(B_t^f(j))}$
0,41	0,68	1,66

Le coefficient de variation de la demande en sortie du processus (ordres) est supérieur à celui de la demande en entrée du processus (besoins bruts). Le rapport entre les deux valeurs est égal à 1,66.

En s'intéressant, en particulier, à une référence  $i$  qui appartient à la famille  $f$ , nous illustrons de manière analogue l'évolution des ordres  $O_t(i, j)$  et des besoins bruts  $B_t(i, j)$  associés à cette référence (voir figure 6).

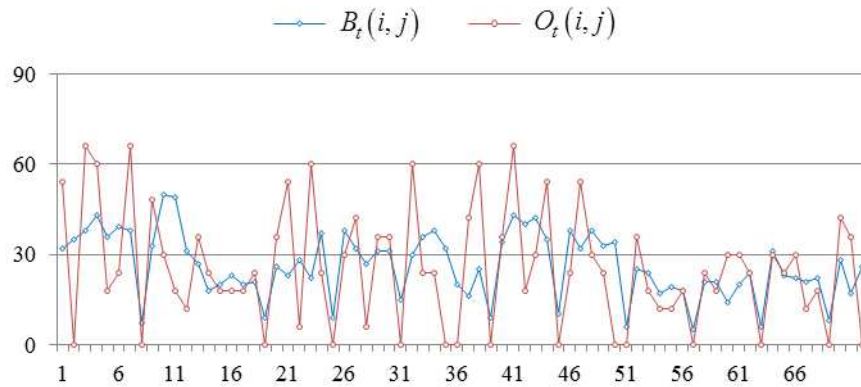


Figure 6. Quantité des ordres et des besoins bruts sur une référence de moteurs, pour une usine terminale

Dans le tableau 3, nous donnons les valeurs des coefficients de variation  $cv(O_t(i, j))$  et  $cv(B_t(i, j))$  associés respectivement aux ordres  $O_t(i, j)$  et aux besoins bruts  $B_t(i, j)$  de cette référence.

Tableau 3. Coefficients de variation des ordres et des besoins bruts sur une référence de moteur, pour une usine terminale

$cv(B_t(i, j))$	$cv(O_t(i, j))$	$\frac{cv(O_t(i, j))}{cv(B_t(i, j))}$
0,41	0,77	1,88

Sur cette référence de moteur  $i$  commandée par le client  $j$ , nous constatons un rapport de 1,88 entre le coefficient de variation des ordres et celui des besoins bruts. Cela démontre l'existence d'un phénomène d'amplification de la variabilité de la demande induit par le processus de calcul des ordres. Afin de confirmer ce résultat, nous avons étendu cette analyse sur un cadre plus large couvrant une dizaine d'usines terminales et une soixantaine de références. Nous avons mesuré le rapport entre le coefficient de variation des ordres et celui des besoins bruts dans 93 cas

différents. Chaque cas correspond à un couple (référence, client) différent. La figure 7 donne sous forme d'histogramme la distribution des rapports mesurés.

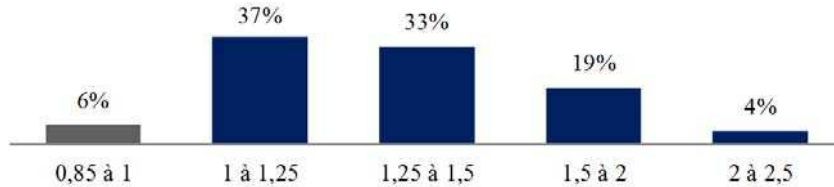


Figure 7. Distribution des rapports entre le coefficient de variation des ordres et celui des besoins bruts

Dans 94 % des cas, le rapport entre le coefficient de variation des ordres et celui des besoins bruts est supérieur à 1. Cela confirme l'existence d'un accroissement de la variabilité à travers le processus de calcul des ordres des usines terminales. Ainsi, la variabilité de la demande perçue par le fournisseur est partiellement liée à l'effet de distorsion du processus de calcul des ordres. En pratique, cet effet se comprend par les pratiques de regroupement des commandes visant à optimiser les coûts de transport et à satisfaire les contraintes de conditionnement. Par ailleurs, il convient de constater que l'information en entrée du processus de calcul des ordres (les besoins bruts) se caractérise par une variabilité relativement importante. Cela nous a incités à faire une analyse complémentaire pour identifier l'origine de la variabilité des besoins bruts.

#### 4.3. Impact des changements des rythmes de production

Nous montrons ici que les changements dans les rythmes de production de l'usine terminale sont le facteur majeur qui explique la variabilité des besoins bruts.

Pour l'usine terminale  $j$ , nous donnons, dans la figure 8, l'évolution quotidienne de la quantité totale des besoins bruts en moteurs, toutes références confondues. Sachant que chaque quantité unitaire de moteur est associée à un véhicule à produire, la quantité totale des besoins bruts, toutes références confondues, s'assimile au volume global de véhicules produits par l'usine terminale considérée. Nous notons cette quantité par  $V_t(j)$ .

$$V_t(j) = \sum_{i=1}^N B_t(i, j) \quad (4)$$

La courbe de la figure 8 fait apparaître les variations quotidiennes qui caractérisent le volume global de véhicules produits. A titre d'exemple, entre les jours 16 et 21, on peut noter le changement de 926 véhicules (en jour 18) à 310 (en jour 19) puis la hausse à 1371 (en jour 20). Nous savons que le volume quotidien de

véhicules produits dépend de la cadence de production et du temps d'ouverture des lignes de montage de l'usine terminale. Dans cet exemple, l'usine terminale comporte deux lignes de montage dont les cadences de production sont stables. Les variations de volume observées sont essentiellement liées aux changements du nombre d'équipes installées et au calendrier d'ouverture de chaque ligne. Dans l'exemple cité précédemment, en jour 18, une seule des deux lignes est ouverte et travaille en trois équipes. En jour 19, cette ligne opère un passage de trois à une seule équipe. En jour 20, cette ligne retrouve un régime à trois équipes, et une deuxième ligne ouvre avec deux équipes.

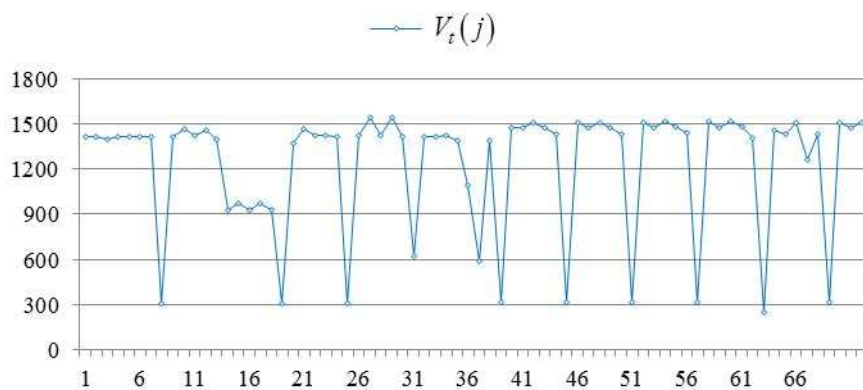


Figure 8. Volume de véhicules produit par une usine terminale

Les informations relatives au nombre d'équipes installées et au calendrier d'ouverture des lignes de montage sont le résultat de la planification tactique de l'usine. Ces paramètres, qui déterminent le volume quotidien de véhicules produits, sont généralement connus bien avant leur mise en application. Sur un horizon de court terme, nous pouvons considérer que ce sont des informations de nature déterministe. Sous cette hypothèse, nous avons cherché à mesurer la variabilité des besoins bruts en s'affranchissant de l'effet lié aux variations de volume. Pour cela, nous nous sommes intéressés à l'évolution de la proportion (ou pourcentage) des besoins bruts par rapport au volume global de véhicules produits.

Concernant l'usine terminale  $j$ , nous notons par  $P_t^f(j)$  la proportion quotidienne que représente les besoins bruts de la famille de moteurs  $f$  par rapport au volume global de véhicules produits. De même, nous notons  $P_t(i, j)$  la proportion quotidienne que représente les besoins bruts de la référence de moteur  $i$ .

$$P_t^f(j) = \frac{B_t^f(j)}{V_t^f(j)} \quad (5)$$

$$P_t(i, j) = \frac{B_t(i, j)}{V_t(j)} \tag{6}$$

Ces deux variables  $P_t^f(j)$  et  $P_t(i, j)$  sont représentées dans les figures 9 et 10 respectivement. Les coefficients de variation associés à ces deux variables sont donnés dans le tableau 4. Nous faisons remarquer que les échantillons de données utilisés ici sont ceux que nous avons traités précédemment dans les figures 5 et 6, et les tableaux 2 et 3.

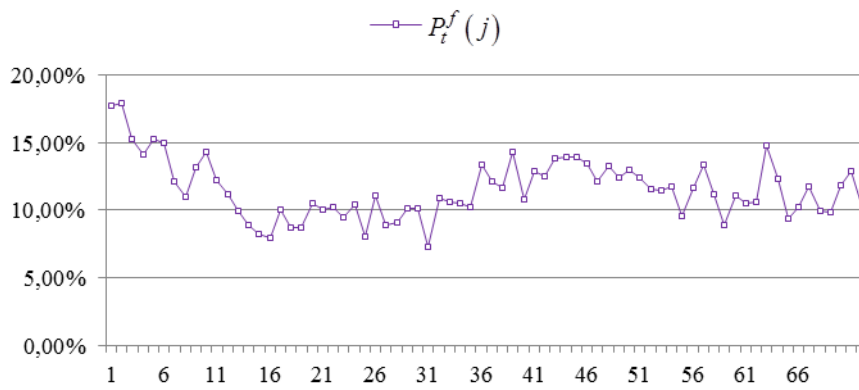


Figure 9. Proportion, par rapport au volume global produit, des besoins bruts sur une famille de moteurs

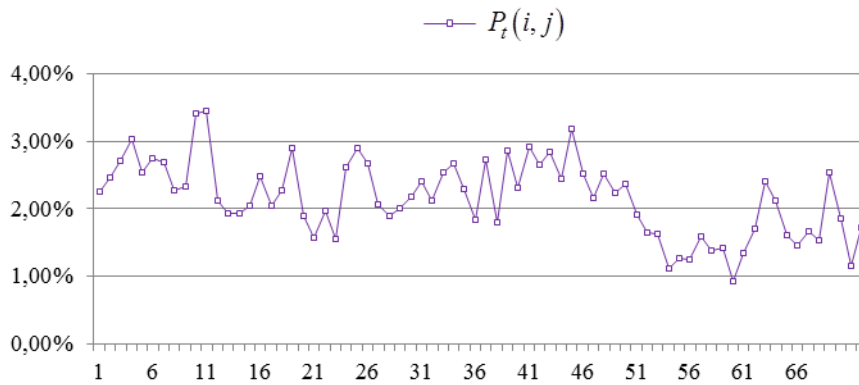


Figure 10. Proportion, par rapport au volume global produit, des besoins bruts sur une référence de moteurs

Tableau 4. Coefficients de variation calculés sur les proportions des besoins bruts

$cv(P_t^f(j))$	$cv(P_t(i,j))$
0,19	0,26

En comparant les valeurs des coefficients de variation  $cv(P_t^f(j))=0,19$  et  $cv(P_t(i,j))=0,26$  respectivement à celles de  $cv(B_t^f(j))=0,41$  et  $cv(B_t(i,j))=0,41$  trouvées précédemment (voir tableaux 2 et 3), cela montre que la variabilité des besoins bruts, en proportion du volume global de véhicules produits, est plus faible. Autrement dit, une part substantielle de la variabilité des besoins bruts trouve son origine dans les variations du volume global de production de l'usine terminale.

Le volume global de production d'une usine terminale se détermine par la cadence de production, le nombre d'équipes installées, et le calendrier d'ouverture des lignes. Ces informations sont connues suffisamment à l'avance par les services de planification des usines terminales. Le partage de ces informations avec les fournisseurs leur permettrait d'anticiper les variations de la demande plus efficacement en évitant un surdimensionnement des stocks de sécurité. Nous reviendrons sur cette question dans la section 6.

Comme nous l'avons décrit en section 3, les usines terminales communiquent à leurs fournisseurs des prévisions sur les commandes futures qui leur seront envoyées. Ces prévisions ont pour objectif d'aider les fournisseurs à anticiper les variations de la demande exprimée par les usines terminales. Nous avons alors cherché à évaluer l'efficacité de ce mode de partage de l'information en mesurant la fiabilité des prévisions communiquées aux usines de moteurs.

## 5. La fiabilité des prévisions

Les usines terminales transmettent aux usines de moteurs une première prévision deux semaines avant l'envoi des ordres puis une mise à jour de cette prévision une semaine avant. Dans notre analyse, nous nous appuyons sur la deuxième prévision transmise (prévision la plus récente).

Nous notons par  $R_t(i,j)$  la prévision associée à la quantité de la référence  $i$  qui sera commandée par le client  $j$  pour le jour  $t$ . L'erreur de prévision notée  $ER_t(i,j)$  représente l'écart entre la prévision  $R_t(i,j)$  et l'ordre  $O_t(i,j)$ . Cela est illustré par l'équation 7.

$$ER_t(i,j) = R_t(i,j) - O_t(i,j) \quad (7)$$

En s'intéressant en particulier à un client  $j$ , nous avons réalisé trois types de mesures. Tout d'abord, nous avons mesuré l'erreur de prévision sur la quantité d'une référence de moteur  $i$ . Cette erreur de prévision notée  $ER_t(i, j)$  est calculée selon l'équation 7.

Ensuite, nous avons mesuré l'erreur de prévision sur la quantité totale de moteurs de la famille  $f$ . Cette erreur de prévision notée  $ER_t^f(j)$  est calculée selon l'équation 8.

$$ER_t^f(j) = \sum_{i \in E^f} R_t(i, j) - \sum_{i \in E^f} O_t(i, j) \quad (8)$$

Enfin, nous avons mesuré l'erreur de prévision sur la quantité totale de moteurs, toutes références confondues. Cette erreur de prévision notée  $ER_t(j)$  est calculée selon l'équation 9.

$$ER_t(j) = \sum_{i=1}^N R_t(i, j) - \sum_{i=1}^N O_t(i, j) \quad (9)$$

Ces erreurs de prévision ont été calculées en s'appuyant sur un échantillon de données de 96 jours. Pour chaque type de mesure, les résultats ont été synthétisés en utilisant l'indicateur MAE (*Mean Absolute Error*). L'indicateur MAE correspond à la moyenne des valeurs absolues des erreurs de prévision. Le calcul de cet indicateur, pour chaque type de mesure, est illustré respectivement par les équations 10, 11, et 12.

$$MAE(ER_t(i, j)) = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T |ER_t(i, j)| \quad (10)$$

$$MAE(ER_t^f(j)) = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T |ER_t^f(j)| \quad (11)$$

$$MAE(ER_t(j)) = \frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T |ER_t(j)| \quad (12)$$

Le tableau 5 donne, pour chaque type de mesure, les valeurs obtenues de l'indicateur MAE et de son rapport à la moyenne quotidienne des ordres.

Ces résultats montrent les écarts importants entre les prévisions et les ordres. Notons, par exemple, que l'erreur de prévision est en moyenne de 21% lorsqu'il s'agit de prévoir la quantité totale de moteurs à commander. L'erreur de prévision est d'autant plus grande lorsque le niveau de détail considéré est important. A l'échelle de la référence  $i$ , l'erreur de prévision représente en moyenne 54% de la quantité commandée.



Tableau 5. Indicateurs de fiabilité des prévisions

Type de mesure	Sur la quantité d'une référence $i$	Sur la quantité totale d'une famille $f$	Sur la quantité totale, toutes références confondues
MAE	17,00	75,56	248,96
Moyenne des ordres	31,44	171,56	1159,92
MAE/Moyenne des ordres	54 %	44 %	21 %

En pratique, cette erreur dans la prévision conduit les usines de moteurs à constituer des stocks de sécurité importants et dans certains cas à opérer des changements précipités dans le plan de production pour s'ajuster à la demande des clients. Cette perturbation peut alors se propager dans l'ensemble des entités en amont dans la chaîne logistique.

Deux pistes peuvent être proposées pour remédier à ce problème : améliorer le mode de calcul des prévisions, ou établir un partage avec le fournisseur de certaines informations possédées par les usines terminales (nombre d'équipes installées, calendrier d'ouverture). Nous nous intéressons ici particulièrement à cette deuxième piste qui fait l'objet de la dernière section de cet article.

## 6. Intérêt du partage de l'information

Pour illustrer l'intérêt du partage de l'information entre les usines terminales et les usines de moteurs, nous définissons deux modèles que nous appelons « modèle (I) » et « modèle (II) ».

Dans le modèle (I), nous supposons que l'usine de moteurs ne reçoit que les ordres de l'usine terminale. Dans le modèle (II), l'usine de moteurs dispose, en plus des ordres, d'une information anticipée sur le volume quotidien de véhicules produits par l'usine terminale. Dans la réalité, on sait que les usines de moteurs reçoivent des prévisions transmises par les usines terminales. Du fait qu'elles manquent de fiabilité, nous considérons que ces prévisions ne sont pas utilisées. Par conséquent, nous n'en tenons pas compte dans nos modèles.

Notre objectif est de comparer les modèles (I) et (II) du point de vue de la performance du pilotage des flux simulée sur une référence de moteur. Cette performance est évaluée à travers des indicateurs de stock moyen et taux de service. Nous considérons plusieurs hypothèses simplificatrices qui n'impactent pas la conclusion majeure de notre étude.

### 6.1. Hypothèses

Nous considérons le cas d'une usine terminale qui comporte deux lignes de montage, ligne L1 et ligne L2. Le volume quotidien de véhicules produits par cette usine est déterminé par le calendrier d'ouverture, le nombre d'équipes installées, et la cadence horaire de chaque ligne. Ces paramètres sont fixés par les services de planification de l'usine et sont connus suffisamment à l'avance.

En s'inspirant du cas rencontré en pratique<sup>1</sup>, nous supposons que le volume quotidien de véhicules produits noté  $V_t$  sur une période de 60 jours ouvrables suit le profil décrit dans la figure 11. On suppose que ce profil se reproduit indéfiniment dans le temps. Le détail des données utilisées peut être consulté en annexe (tableau 7).

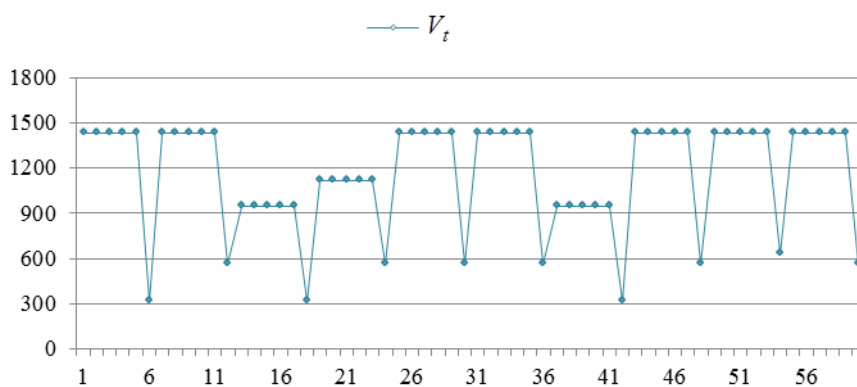


Figure 11. Nombre quotidien de véhicules produits

On s'intéresse à une référence de moteur que nous appellerons « référence M ». Nous supposons que la proportion  $p_t$  de véhicules équipés de la référence M est distribuée selon une loi normale de moyenne  $m_p = 10\%$  et d'écart type  $s_p = 2\%$ .

L'hypothèse de normalité de la distribution de  $p_t$  est justifiée par ce que nous avons observé sur les données réelles. Si on reprend le cas de l'échantillon associé à la référence  $i$  représentée précédemment dans la figure 10, nous illustrons dans la figure 15 de l'annexe que la distribution trouvée peut être assimilée à une distribution normale.

La quantité du besoin brut de la référence M pour un jour  $t$  est notée  $d_t$ . La quantité  $d_t$  est calculée selon l'équation 13.

1. Voir le cas de l'usine terminale représenté dans la figure 8.

$$d_t = p_t * V_t \tag{13}$$

La figure 12 donne un exemple de réalisation aléatoire de  $d_t$  sur 60 jours.

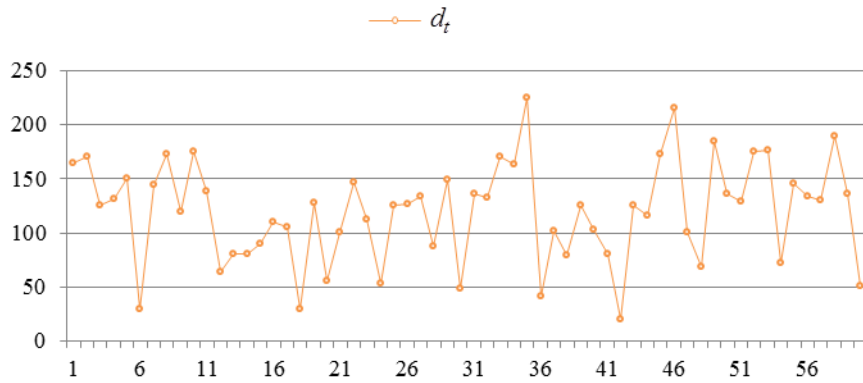


Figure 12. Besoin brut quotidien de la référence M

Nous supposons que la politique d'approvisionnement de la référence M par l'usine terminale consiste à commander quotidiennement, en début du jour  $t$ , une quantité qui correspond exactement au besoin brut  $d_t$ . Cette hypothèse signifie que nous ne modélisons pas l'effet de distorsion qui peut être généré par la prise en compte des règles de lotissement et les plans de transport.

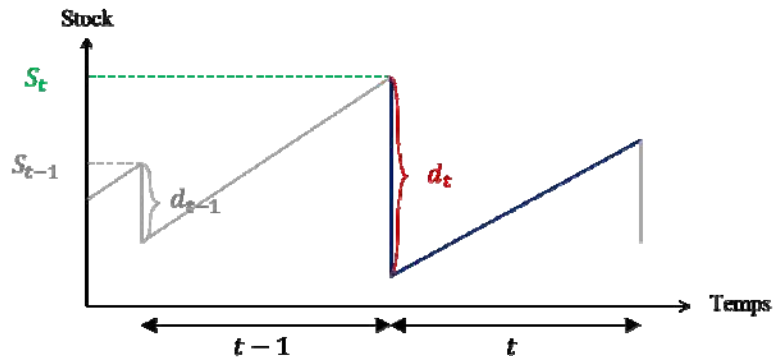


Figure 13. Règle de pilotage du flux de production de la référence M

La figure 13 illustre le fonctionnement de cette règle de pilotage du flux. L'usine de moteurs expédie la quantité commandée en début du jour  $t$  immédiatement après la réception de la commande  $d_t$  (sans perte de généralité, le délai de transport vers

l'usine terminale est supposé nul). La production de la référence M est réalisée la veille de l'expédition selon une règle de reapprovisionnement périodique définie par les paramètres  $S_t$  et  $\delta$ . Le paramètre  $S_t$  est le niveau de reapprovisionnement ciblé en début du jour  $t$  (juste avant l'expédition des moteurs). Le paramètre  $\delta$  désigne l'intervalle de réapprovisionnement, il est ici égal à 1 jour. Le niveau de reapprovisionnement  $S_t$  peut être constant ou bien variable d'une journée à une autre. Pour chaque modèle, nous allons expliquer comment la valeur de  $S_t$  est déterminée.

### 6.2. Modèle (I) : pilotage sans partage de l'information

En l'absence d'un partage de l'information, l'usine de moteurs reçoit seulement la demande  $d_t$  provenant de l'usine terminale qu'elle doit satisfaire immédiatement. La détermination du niveau de reapprovisionnement  $S_t$  dépend de la distribution de la demande et du taux de service visé (probabilité de ne pas avoir de rupture).

L'usine de moteurs suppose que la demande  $d_t$  est stationnaire et suit une distribution normale dont les paramètres de moyenne  $\hat{m}_d$  et d'écart type  $\hat{s}_d$  sont estimés à partir de l'historique de la demande des 60 jours précédents. Le calcul de ces paramètres est mis à jour quotidiennement.

Si le taux de service visé est  $\alpha$ , le niveau de reapprovisionnement  $S_t$  correspond au plus petit entier supérieur ou égal au quantile de la loi normale  $N(\hat{m}_d, \hat{s}_d)$  associé à la probabilité cumulée  $\alpha$ . En notant par  $z_\alpha$  le quantile de la loi normale centrée réduite associé à la probabilité cumulée  $\alpha$ , le niveau de reapprovisionnement  $S_t$  est calculé selon l'équation 14.

$$S_t = \hat{m}_d + z_\alpha * \hat{s}_d \quad (14)$$

Le niveau de reapprovisionnement ainsi calculé est quasiment constant dans le temps. Il varie très légèrement à cause de la mise à jour quotidienne des paramètres  $\hat{m}_d$  et  $\hat{s}_d$ .

### 6.3. Modèle (II) : pilotage avec partage de l'information

En présence d'un partage de l'information sur le volume global de production de l'usine terminale, l'usine de moteurs a la possibilité d'exploiter cette information pour modéliser la demande de manière plus précise, ce qui lui permet de moduler quotidiennement le niveau de reapprovisionnement  $S_t$ .

L'usine de moteur considère que la demande  $d_t = p_t * V_t$  suit une loi normale dont les paramètres de moyenne  $V_t * \hat{m}_p$  et d'écart type  $V_t * \hat{s}_p$  varient dans le

temps. En visant un taux de service  $\alpha$ , le niveau de reapprovisionnement  $S_t$  est déterminé en prenant le plus petit entier supérieur ou égal au quantile de la loi normale  $N(V_t * \hat{m}_p, V_t * \hat{s}_p)$  associé à la probabilité cumulée  $\alpha$ . Les paramètres  $\hat{m}_p$  et  $\hat{s}_p$  sont estimés, et mis à jour quotidiennement, à partir de l'historique de la demande des 60 jours précédents. Le calcul du niveau de reapprovisionnement  $S_t$  est illustré par l'équation 15.

$$S_t = V_t * (\hat{m}_p + z_\alpha * \hat{s}_p) \quad (15)$$

Au-delà des variations liées à la mise à jour des paramètres  $\hat{m}_p$  et  $\hat{s}_p$ , remarquons que le niveau de reapprovisionnement  $S_t$ , dans ce cas, évolue dans le temps de manière proportionnelle au volume  $V_t$ .

#### 6.4. Résultats de simulation

Les modèles (I) et (II) ont été simulés sur une période de 300 jours en utilisant un tableur Excel. Cette expérience a été reproduite 1000 fois. Le tableau 6 donne les valeurs moyennes des indicateurs de performance mesurés. Dans cette simulation nous avons défini un taux service visé  $\alpha = 99,00\%$ .

Tableau 6. Stock moyen et taux de service obtenus avec les modèles (I) et (II)

Modèle	(I)	(II)
Taux de service visé $\alpha$	99,00 %	99,00 %
Stock moyen en début de journée <sup>2</sup>	218,95	171,86
Taux de service obtenu	99,67 %	98,89 %

Le modèle (I) s'appuie sur l'hypothèse que la demande suit une loi normale dont les paramètres sont constants dans le temps. Sachant que cette hypothèse n'est pas vraie, il en résulte un calcul inadapté du niveau de reapprovisionnement qui conduit à un surdimensionnement du stock. Par conséquent, le taux de service obtenu est supérieur au taux de service visé.

Dans le modèle (II), l'écart entre le taux de service visé et obtenu s'explique principalement par l'existence d'un biais sur l'écart type estimé  $\hat{s}_p$ . Ce biais sous-estime la valeur théorique de l'écart type  $s_p$ , ce qui explique que le taux de service

2. Le stock moyen en début de journée correspond à la moyenne des niveaux de reapprovisionnement  $S_t$ .

obtenu soit inférieur au taux de service visé (voir l'article de Halkos et Kevork (2012) pour plus de détails à ce propos).

En réalisant 50 simulations avec différents taux de service visés, nous obtenons le résultat représenté dans la figure 14. Cette figure donne, pour le modèle (I) et le modèle (II), la valeur du stock moyen en fonction du taux de service obtenu. Pour chaque modèle, nous avons testé 50 valeurs de taux de service visé comprises entre 97,50 % et 99,95 % (voir annexe, tableau 8). Pour le modèle (II), les valeurs de taux de service obtenu sont comprises entre 97,47 % et 99,92 %, ce qui correspond à un stock moyen compris entre 163 et 194. Pour le modèle (I), les valeurs du taux de service obtenu sont comprises entre 98,77 % et 100 %, avec des valeurs de stock moyen qui sont comprises entre 203 et 261. Pour comparer la performance des modèles (I) et (II), il faut comparer la valeur du stock moyen nécessaire à l'obtention d'un taux de service donné.

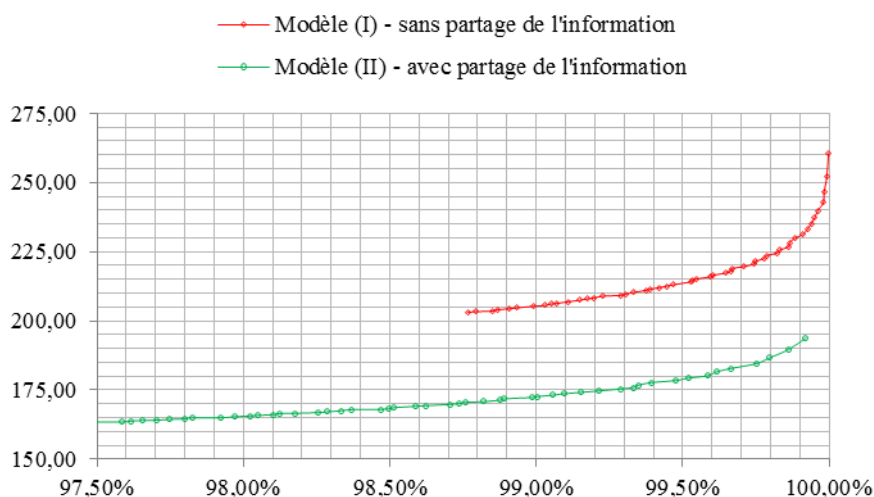


Figure 14. Stock moyen en fonction du taux de service obtenu

Le résultat illustré par la figure 14 montre que la performance du modèle (II) est meilleure que celle du modèle (I). A titre d'exemple, pour obtenir un taux de service de 99 %, le stock moyen nécessaire dans le modèle (II) est d'environ 172 contre 205 pour le modèle (I). Dans ce cas, cela signifie que le modèle (II) permet d'obtenir un taux de service identique à celui du modèle (I) avec 16 % de stock en moins.

Dans le modèle (I), les décisions s'appuient exclusivement sur les informations disponibles localement et conduisent à un surdimensionnement du stock. Le résultat du modèle (II) démontre l'intérêt que peut représenter le partage, avec le fournisseur, de certaines informations possédées par l'usine terminale (en

l'occurrence, l'information sur le nombre d'équipes installées, le calendrier d'ouverture des lignes de montage, et la cadence de production).

## 7. Conclusion et perspectives de recherche

Nous présentons dans cet article une étude de cas sur la chaîne logistique du constructeur automobile PSA Peugeot Citroën. L'objectif est d'analyser les facteurs de variabilité de la demande entre les usines de mécanique et les usines terminales et de montrer l'enjeu d'améliorer la coordination entre ces deux maillons de la chaîne logistique qui appartiennent à la même entreprise automobile. Au-delà de la variabilité inhérente à la demande du consommateur final, l'analyse de l'historique des ordres envoyés par les usines terminales aux usines de moteurs a permis de mettre en évidence deux facteurs contribuant à la variabilité de la demande. Le premier est l'effet de distorsion de l'information à travers le processus de calcul des ordres. Cet effet s'explique par les règles de regroupement des commandes visant à satisfaire aux règles de transport et de conditionnement. Le second est lié aux décisions de planification qui déterminent le volume global de production dans les usines terminales.

Dans ce cas d'étude, le partage de prévisions de la demande constitue le seul moyen de coordination existant entre les usines terminales et leurs fournisseurs. L'analyse de la fiabilité de ces prévisions montre le manque d'efficacité de ce mode de coordination. Il est donc nécessaire d'améliorer le processus de calcul des prévisions, ou de mettre en place un mode de partage de l'information qui assure une coordination plus efficace entre ces deux maillons de la chaîne logistique. La piste à laquelle nous nous sommes intéressés dans cet article consiste à exploiter les informations renseignant sur le volume global de production de l'usine terminale (nombre d'équipes installées et calendrier d'ouverture des lignes) en les partageant avec les usines de mécanique. Ces informations étant issues des décisions de planification de l'usine terminale, elles sont réputées fiables et connues avec suffisamment d'anticipation. Leur partage avec l'usine de mécanique permettrait à cette dernière de mieux anticiper les variations de la demande et d'améliorer la performance de son processus de pilotage des flux. Les résultats de simulation présentés dans la dernière section de cet article montrent le potentiel d'amélioration existant.

Ceci étant dit, il convient de noter que la simulation présentée repose sur une représentation simplifiée des règles de pilotage des flux pratiquées dans les usines de mécanique. Dans la réalité, ces usines doivent tenir compte de multiples contraintes de production, en particulier des contraintes de capacité de production et de massification des flux, ce qui rend la problématique du pilotage des flux plus complexe. Par ailleurs, dans le contexte de l'entreprise, la mise en œuvre d'un nouveau mode de partage de l'information doit tenir compte des orientations stratégiques qui sont prises en matière d'architecture du système d'information.

En tenant compte du contexte de l'entreprise et des résultats de cette première étude présentée dans cet article, nous avons retenu deux perspectives de recherche :

— proposer un modèle structuré pour la planification de la production dans les usines de mécanique ;

– travailler sur l’amélioration de la fiabilité des prévisions partagées par les usines terminales avec leurs fournisseurs

Dans le court terme, nos futurs travaux seront consacrés à la proposition d’un modèle mathématique pour la planification de la production dans les usines de mécanique. À terme, nous nous appuierons sur ce modèle pour réaliser des simulations retenant des hypothèses réalistes qui permettront, d’une part, d’évaluer l’intérêt du modèle de planification proposé, et d’autre part, d’évaluer l’enjeu d’améliorer la fiabilité des prévisions.

Enfin, les analyses et les conclusions de cet article peuvent être étendues à d’autres applications industrielles qui présentent des similitudes avec notre cas d’étude. De manière générale, cela peut concerner une relation entre un client industriel et son fournisseur de rang 1 où la demande est très variable et peu prévisible, dans un contexte qui combine une forte exigence sur la qualité de service du fournisseur et une pression pour la réduction de des stocks.

## Bibliographie

- Cachon G., Randall T. et Schmidt G.M. (2007). In Search of the Bullwhip Effect. *Manufacturing & Service Operations Management*, vol. 9, n° 4, pp. 457–479.
- Cachon G. et Fisher M. (2000). Supply Chain Inventory Management and the Value of Shared Information. *Management Science*, vol. 46, n° 6, pp. 1032–1048.
- Camisullis C., Giard V. et Mendy Bilek G. (2010). The right information to share in the upstream supply chain dedicated to the mass production of customized products for allowing a decentralized management. *3rd International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain*, Casablanca.
- Camisullis C. (2008). *Les déterminants de la capacité d’une chaîne logistique amont*. Thèse de doctorat, Université Paris-Dauphine.
- Childerhouse P., Disney S.M. et Towill D.R. (2008). On the impact of order volatility in the European automotive sector. *International Journal of Production Economics*, vol. 114, n° 1, pp. 2-13.
- Choi H.P. (2010). Information sharing in supply chain management: A literature review on analytical research. *California Journal*, vol. 8, n° 1, pp. 110-116.
- Forrester J.W. (1958). Industrial dynamics: a major breakthrough for decision makers. *Harvard Business Review*, vol. 36, n° 4, pp. 37–66.
- Forslund H. et Jonsson P. (2007). The impact of forecast information quality on supply chain performance. *International Journal of Operations & Production Management*, vol. 27, n° 1, pp. 90-107.
- Gavirneni S., Kapuscinski R. et Tayur S. (1999). Value of Information in Capacitated Supply Chains. *Management Science*, vol. 45, n° 1, pp. 16–24.



- Giard V. et Sali M. (2013). The bullwhip effect in supply chains: a study of contingent and incomplete literature. *International Journal of Production Research*, vol. 51, n° 13, pp. 3880-3893.
- Halkos G. et Kevork I. (2012). *Unbiased estimation of maximum expected profits in the Newsvendor Model: a case study analysis*, [https://mpira.ub.uni-muenchen.de/40724/1/MPRA\\_unbiased\\_estimation\\_of\\_maximum\\_expected\\_profits.pdf](https://mpira.ub.uni-muenchen.de/40724/1/MPRA_unbiased_estimation_of_maximum_expected_profits.pdf)
- Hubert T. (2013). *Prévision de la demande et pilotage des flux en approvisionnement lointain*. Thèse de doctorat, Ecole Centrale Paris.
- Kelepouris T., Miliotis P. et Pramataris K. (2008). The impact of replenishment parameters and information sharing on the bullwhip effect: A computational study. *Computers & Operations Research*, vol. 35, n° 11, pp. 3657–3670.
- Lee H.L., Padmanabhan V. et Whang S. (1997). Information Distortion in a Supply Chain: The Bullwhip Effect. *Management Science*, vol. 43, n° 4, pp. 546–558.
- Lee H.L., So K.C. et Tang C.S. (2000). The Value of Information Sharing in a Two-Level Supply Chain. *Management Science*, vol. 46, n° 5, pp. 626–643.
- Mendy Bilek G. (2007). *Apport de la production synchrone dans l'amélioration du pilotage de la production sur une chaîne logistique*. Thèse de doctorat, Université Paris-Dauphine.
- Meyr H., Wagner M. et Rohde J. (2015). Structure of Advanced Planning Systems. In Hartmut Stadler, Christoph Kilger et Herbert Meyr (dir.), *Supply Chain Management and Advanced Planning*, Springer Berlin Heidelberg (Springer Texts in Business and Economics), pp. 99-106.
- Sali M. (2012). *Exploitation de la demande prévisionnelle pour le pilotage des flux amont d'une chaîne logistique dédiée à la production de masse de produits fortement diversifiés*. Thèse de doctorat, Université Paris-Dauphine.
- Simchi-Levi D. et Zhao Y. (2003). The value of information sharing in a two-stage supply chain with production capacity constraints. *Naval Research Logistics*, vol. 50, n° 8, pp. 888–916.
- Souilah S. (2008). *Reengineering du pilotage des flux dans une relation client/fournisseur. Application au cas de l'industrie automobile*. Thèse de doctorat, Ecole Centrale Paris.
- Stadler H. (2005). Supply chain management and advanced planning—basics, overview and challenges. *European Journal of Operational Research*, vol. 163, n°3, pp. 575-588.

Article reçu le : 14/09/2015

Article accepté le : 18/04/2017

**Annexe***Tableau 7. Volume de production de l'usine terminale sur 60 jours*

jour t	Ligne L1			Ligne L2			Volume total produit $V_t$
	Cadence horaire = 45 Nombre d'heures par équipe = 7			Cadence horaire = 35 Nombre d'heures par équipe = 7			
	Nombre d'équipes (L1)	Nombre d'heures travaillées par jour (L1)	Volume produit (L1)	Nombre d'équipes (L2)	Nombre d'heures travaillées par jour (L2)	Volume produit (L2)	
1	3	21	945	2	14	490	1435
2	3	21	945	2	14	490	1435
3	3	21	945	2	14	490	1435
4	3	21	945	2	14	490	1435
5	3	21	945	2	14	490	1435
6	1	7	315	0	0	0	315
7	3	21	945	2	14	490	1435
8	3	21	945	2	14	490	1435
9	3	21	945	2	14	490	1435
10	3	21	945	2	14	490	1435
11	3	21	945	2	14	490	1435
12	1	7	315	1	7	245	560
13	3	21	945	0	0	0	945
14	3	21	945	0	0	0	945
15	3	21	945	0	0	0	945
16	3	21	945	0	0	0	945
17	3	21	945	0	0	0	945
18	1	7	315	0	0	0	315
19	2	14	630	2	14	490	1120
20	2	14	630	2	14	490	1120
21	2	14	630	2	14	490	1120
22	2	14	630	2	14	490	1120
23	2	14	630	2	14	490	1120
24	1	7	315	1	7	245	560
25	3	21	945	2	14	490	1435

26	3	21	945	2	14	490	1435
27	3	21	945	2	14	490	1435
28	3	21	945	2	14	490	1435
29	3	21	945	2	14	490	1435
30	1	7	315	1	7	245	560
31	3	21	945	2	14	490	1435
32	3	21	945	2	14	490	1435
33	3	21	945	2	14	490	1435
34	3	21	945	2	14	490	1435
35	3	21	945	2	14	490	1435
36	1	7	315	1	7	245	560
37	3	21	945	0	0	0	945
38	3	21	945	0	0	0	945
39	3	21	945	0	0	0	945
40	3	21	945	0	0	0	945
41	3	21	945	0	0	0	945
42	1	7	315	0	0	0	315
43	3	21	945	2	14	490	1435
44	3	21	945	2	14	490	1435
45	3	21	945	2	14	490	1435
46	3	21	945	2	14	490	1435
47	3	21	945	2	14	490	1435
48	1	7	315	1	7	245	560
49	3	21	945	2	14	490	1435
50	3	21	945	2	14	490	1435
51	3	21	945	2	14	490	1435
52	3	21	945	2	14	490	1435
53	3	21	945	2	14	490	1435
54	2	14	630	0	0	0	630
55	3	21	945	2	14	490	1435
56	3	21	945	2	14	490	1435
57	3	21	945	2	14	490	1435
58	3	21	945	2	14	490	1435
59	3	21	945	2	14	490	1435
60	1	7	315	1	7	245	560

Tableau 8. Résultats de la simulation des modèles (I) et (II)

N° de simulation	Taux de service visé $\alpha$	Modèle (I) - sans partage de l'information		Modèle (II) - avec partage de l'information	
		Stock moyen (début de journée)	Taux de service obtenu	Stock moyen (début de journée)	Taux de service obtenu
1	97,50%	203,11	98,77%	163,38	97,47%
2	97,55%	203,35	98,79%	163,46	97,50%
3	97,60%	203,56	98,85%	163,49	97,59%
4	97,65%	204,04	98,87%	163,82	97,62%
5	97,70%	204,39	98,91%	164,05	97,66%
6	97,75%	204,72	98,93%	164,13	97,71%
7	97,80%	205,28	98,99%	164,41	97,75%
8	97,85%	205,62	99,03%	164,63	97,80%
9	97,90%	206,14	99,05%	164,96	97,83%
10	97,95%	206,34	99,07%	164,99	97,92%
11	98,00%	206,95	99,11%	165,39	97,97%
12	98,05%	207,48	99,15%	165,63	98,02%
13	98,10%	208,03	99,18%	165,87	98,05%
14	98,15%	208,34	99,20%	166,15	98,10%
15	98,20%	208,97	99,23%	166,51	98,12%
16	98,25%	209,24	99,29%	166,60	98,18%
17	98,30%	209,74	99,31%	166,86	98,25%
18	98,35%	210,33	99,33%	167,16	98,29%
19	98,40%	211,07	99,38%	167,53	98,33%
20	98,45%	211,49	99,39%	167,92	98,37%
21	98,50%	211,99	99,42%	168,02	98,47%
22	98,55%	212,55	99,44%	168,28	98,50%
23	98,60%	213,04	99,47%	168,65	98,51%
24	98,65%	214,11	99,53%	169,14	98,59%
25	98,70%	214,48	99,53%	169,37	98,62%
26	98,75%	215,14	99,55%	169,86	98,71%
27	98,80%	215,95	99,60%	170,11	98,74%
28	98,85%	216,55	99,61%	170,56	98,76%

29	98,90%	217,34	99,65%	170,85	98,82%
30	98,95%	218,09	99,67%	171,37	98,88%
31	99,00%	218,95	99,67%	171,86	98,89%
32	99,05%	219,66	99,71%	172,32	98,99%
33	99,10%	220,57	99,74%	172,66	99,01%
34	99,15%	221,48	99,75%	173,21	99,06%
35	99,20%	222,54	99,78%	173,67	99,10%
36	99,25%	223,60	99,79%	174,21	99,15%
37	99,30%	224,52	99,82%	174,68	99,21%
38	99,35%	225,62	99,83%	175,43	99,29%
39	99,40%	226,80	99,86%	175,91	99,33%
40	99,45%	228,32	99,87%	176,75	99,35%
41	99,50%	229,83	99,88%	177,70	99,39%
42	99,55%	231,35	99,91%	178,48	99,48%
43	99,60%	233,15	99,93%	179,33	99,52%
44	99,65%	235,00	99,94%	180,20	99,59%
45	99,70%	237,15	99,95%	181,59	99,62%
46	99,75%	239,71	99,96%	182,88	99,67%
47	99,80%	242,82	99,98%	184,54	99,75%
48	99,85%	246,58	99,98%	186,64	99,80%
49	99,90%	252,14	99,99%	189,68	99,86%
50	99,95%	260,59	100,00%	193,86	99,92%

*Figure 15. Distribution de la proportion, par rapport au volume global produit, des besoins bruts sur la référence de moteurs i*

