



**HAL**  
open science

# Un modèle pour limiter la nervosité et l'instabilité du Programme Directeur de Production

Carlos Herrera, André Thomas

► **To cite this version:**

Carlos Herrera, André Thomas. Un modèle pour limiter la nervosité et l'instabilité du Programme Directeur de Production. 8ème Congrès International de Génie Industriel, Jun 2009, Bagnères de Bigorre, France. hal-00511865

**HAL Id: hal-00511865**

**<https://hal.science/hal-00511865>**

Submitted on 26 Aug 2010

**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.

# Un modèle pour limiter la nervosité et l'instabilité du Programme Directeur de Production

CARLOS HERRERA, ANDRÉ THOMAS

CRAN, CNRS UMR 7039 / NANCY UNIVERSITÉ  
Campus Sciences, BP 70239, 54506, Vandœuvre Cedex  
prénom.nom@cran.uhp-nancy.fr

---

**Résumé** - Dans un contexte de gestion industrielle de type MRP2, le Programme Directeur de Production (PDP) est l'élément clé liant les planifications tactique et opérationnelle. Il s'appuie sur les prévisions de vente des produits finis ainsi que sur les propositions de production issues du Plan Industriel et Commercial (PIC). Il joue donc un rôle fondamental dans le processus de réalisation du taux de service client et du taux d'efficacité du système de production. Dans les bonnes pratiques de gestion, le PDP est périodiquement recalculé sur un horizon glissant portant au moins sur le délai cumulé le plus long dans la nomenclature du produit concerné. Ainsi donc, la nervosité du PDP est relative aux différences de quantités de production à chaque recalcul. Ces caractéristiques du PDP ont des effets négatifs tant au niveau tactique qu'au niveau opérationnel. L'objectif de ce papier est de proposer un modèle de programmation linéaire mixte pour ce PDP qui considère la minimisation de la nervosité et d'en analyser les résultats en termes de coûts et sa efficacité. Les résultats sont validés par une simulation prenant en compte une demande stochastique. Nous montrons que le modèle proposé conduit à des meilleurs résultats en termes de réduction de la nervosité sans augmentation sensible du coût du programme.

**Abstract** - Master Production Schedule (MPS) plays an important role to maintain an adequate customers service level and an efficient production system. It makes a link between tactical and operational levels, taking into account information provided by finished product demand forecast as well as Sales and Operations Planning (S&OP) suggestions. MPS is periodically calculated over whole operational horizon. In a rolling planning horizon the differences between scheduled quantities for a same period following successive MPS computations are related to nervousness. This feature of MPS have negative effects, both, at tactical level and also at operational one. To reduce this effects, a Mixed Integer Programming model that considers nervousness minimization in its formulation is proposed. Simulation results with stochastic demand show that the proposed model leads to MPS solutions with less nervousness and without excessive reduction of performance cost.

**Mots clés** - Programme Directeur de Production, Stabilité, Programmation linéaire Mixte, Nervosité, Coût de Production.

**Keywords** - Master Production Schedule, Stability, Mixed Integer Programming, Nervousness, Production Costs.

---

## 1 INTRODUCTION

Dans les systèmes de gestion industrielle de type MRP2, le *Programme Directeur de Production* (PDP) est le lien entre les planifications tactique et opérationnelle. Il s'appuie sur les prévisions de vente de produits finis et sur les propositions de production issues du Plan Industriel et Commercial (PIC) [Thomas *et al.*, 2008]. Pour cela, le PDP prend en compte les disponibilités des ressources critiques ainsi que les politiques de gestion. Le résultat essentiel du PDP est un ensemble de quantités de production de produits finis à produire par période, déterminées de façon à minimiser les coûts de production et maximiser les taux d'utilisation des goulots. De plus, le PDP est un outil important pour assurer un bon taux de service client et une efficacité maximale du système de production, ceci grâce à une bonne utilisation des contraintes de capacité.

La pratique la plus fréquente pour calculer un PDP est de mettre en place un horizon glissant, ce qui signifie de le recalculer avec

une périodicité  $\Delta t$ , et par conséquent, ce type de pratique induit des variations dans les quantités de production résultantes.

Ces différences entre les quantités planifiées recalculées à chaque itération du processus sont ainsi relatives à la stabilité (nervosité) du PDP. Celui-ci sera stable si celles-là sont peu importantes et instable dans le cas contraire. Cette caractéristique d'instabilité a des effets négatifs tant au niveau tactique qu'au niveau opérationnel. Certains de ces effets sont l'augmentation des coûts de production et de stockage et aussi, a des impacts négatifs sur la productivité totale et la main d'œuvre [Hayes et Clark, 1985]. Ces changements dans le PDP sont provoqués principalement par des changements du pronostique des produits-finis, les règles de dimensionnement de lots et par des changements dans les commandes fournisseurs [Zhao et Lam, 1997].

Si des critères de stabilité sont considérés au PDP, il est évidemment nécessaire d'établir un compromis entre ceux-ci et le coût du programme résultant, [Kimms, 1998]. Ce qui signifie

que si le PDP est calculé sans tenir compte de la stabilité, le programme obtenu pourra présenter de grandes variations dans les quantités à produire par période, ce qui induira en pratique des stocks d'en-cours importants et ainsi de grandes difficultés d'ordonnancement et de gestion. Les méthodes fréquemment utilisées pour stabiliser les plans sont les *périodes gelées*, les *bornes de planification* et le *stock de sécurité*. De façon basique, geler des périodes consiste à fixer les quantités à produire sur un horizon de planification donné, les re-programmations y sont donc interdites. Les bornes de planification fixent la quantité à produire seulement pour quelques périodes spécifiques. Par ailleurs, les stocks de sécurité fixent le niveau de stock nécessaire à absorber les variations de la consommation.

La plupart des travaux qui ont étudié l'effet de la nervosité du PDP l'ont fait dans le contexte des systèmes MRP mises en œuvre dans des systèmes de production relativement stables où les changements dans les premières périodes de la planification sont strictement interdits ou fortement pénalisés [Carlson *et al.*, 1979; Blackburn *et al.*, 1986]. En outre, ce type de systèmes sont soumis à des longs temps d'approvisionnement qui empêchent de recalculer fréquemment le programme. Nous pouvons supposer aussi qu'il existe une demande relativement stable et une faible diversité de produits.

Cependant, dans un contexte de demande fortement changeante, avec une grande diversité de produits, où il est supposé qu'il n'existe pas de longs retards d'approvisionnement, les entreprises optent pour des systèmes de production que nous pouvons identifier comme des systèmes « hybrides ». Ces systèmes de production ont la caractéristique de calculer la planification à moyen terme (e.g. des semaines) de manière centralisée et la planification à court terme (e.g. heures, jours, etc.) de manière décentralisée. Dans ce type de systèmes de production la prise de décision décentralisée est généralement mise en œuvre grâce à des techniques de juste-à-temps [Kern et Wei, 1996]. Celles-ci peuvent être éventuellement automatisées via, par exemple, des systèmes multi-agents [Rehák *et al.*, 2005; Pannequin *et al.*, 2009]. Dans ce contexte, il est nécessaire de disposer d'une planification à moyen terme qui considère les changements futurs en termes de coûts et de capacité avec l'objectif d'obtenir la quantité à produire pour chaque produit pour la période strictement suivante. Quelques exemples de ce type de système ont été présentés dans les travaux de Pannequin [2007], ElHaouzi [2008] et Klein [2008].

Dans ce contexte dynamique, la quantité à produire pour la période immédiatement suivante, est constamment recalculée, cela signifie que le PDP est calculé avec une périodicité  $\Delta t = 1$  et il n'est pas pertinent d'utiliser des périodes gelées pour stabiliser la production. Par conséquent, les méthodes classiques ne semblent pas appropriées.

De plus, les mesures pour calculer la nervosité dans un système de production avec un horizon gelée de planification [Sridharan *et al.*, 1988; Kimms, 1998], ne semblent pas par la même raison adaptées pour un système où les quantités à produire sont constamment recalculées.

Par conséquent l'objectif de cet article est de proposer un modèle de programmation linéaire mixte (PLM) qui considère un critère de minimisation de la nervosité, ainsi que quelques mesures de nervosité pour le cas dans lequel il n'existe pas de périodes gelées.

Le reste de cet article est organisé comme suit : Dans la section 2 nous décrivons le problème et présenterons des travaux relatifs à la stabilisation du PDP. Dans la section 3 nous dé-

finissons formellement le modèle proposé. La mise en œuvre de la simulation qui justifie l'approche est faite dans la section 4. Finalement, la section 5 présente les conclusions et travaux futurs.

## 2 DESCRIPTION DU PROBLÈME ET REVUE DE LA LITTÉRATURE

### 2.1 Description du problème

Le PDP calcule les quantités à produire pour un horizon de planification glissant ( $n$ ) et avec une périodicité ( $\Delta t$ ). Le tableau 1 montre un exemple de quantités programmées dans un PDP, pour lequel les quantités  $Q_{kj}$  représentent les volumes planifiés pour la période  $j$  obtenus dans la période  $k$ . Dans cet exemple, les paramètres sont :  $n = 4$  et  $\Delta t = 1$ .

Tableau 1. Exemple de PDP sur un horizon glissant.

$k/j$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	$Q_{11}$	$Q_{12}$	$Q_{13}$	$Q_{14}$				
2		$Q_{22}$	$Q_{23}$	$Q_{24}$	$Q_{25}$			
3			$Q_{33}$	$Q_{34}$	$Q_{35}$	$Q_{36}$		
4				$Q_{44}$	$Q_{45}$	$Q_{46}$	$Q_{47}$	
5					$Q_{55}$	$Q_{56}$	$Q_{57}$	$Q_{58}$

Pour analyser la stabilité, nous faisons la différence entre l'instabilité et la nervosité du PDP. Nous définissons l'instabilité du PDP comme les différences entre les quantités de production programmées par le PDP dans le même cycle (e.g., dans le tableau 1 pour le cycle  $k = 2$  les différences entre les quantités  $Q_{22}$ ,  $Q_{23}$ ,  $Q_{24}$  et  $Q_{25}$ ).

D'autre part, nous définissons la nervosité comme la différence entre les quantités programmées par les PDP dans de différents cycles (c'est-à-dire dans le tableau 1 pour la période  $n = 5$  les différences entre les quantités  $Q_{25}$ ,  $Q_{35}$ ,  $Q_{45}$  et  $Q_{55}$ ). Pour cela nous définissons deux mesures pour l'instabilité, qui sont l'Instabilité Moyenne (IMO) et l'Instabilité Maximale (IMA). IMO est défini comme :

$$IMO_k^i := \frac{2}{n(n-1)} \sum_{t=k}^{k+n-1} \sum_{t'=k+1}^{k+n} |x_t^i - x_{t'}^i|, \quad \forall i, \forall k. \quad (1)$$

Cette mesure représente la *moyenne des différences* des quantités programmées pour chaque période et ses périodes suivantes pour tout article  $i$  et pour tout cycle  $k$ . IMA peut être défini comme

$$IMA_k^i := \max_t \left\{ \frac{1}{n-t} \sum_{t'=k+t}^{k+n} |x_{k+t-1}^i - x_{t'}^i| \right\}, \quad (2)$$

$$t = \{1, \dots, n-1\}, \quad \forall i, \forall k.$$

Soit  $\Omega_{kt}$  l'ensemble des périodes superposés dans le cycle  $k$  pour la période  $t$ , c'est-à-dire toutes les quantités programmées pour la période  $t$  obtenues dans les cycles précédent, et soit

$$n_k = \sum_{t=k}^{n+k} |\Omega_{kt}|, \quad \forall k, \quad (3)$$

l'ensemble de toutes les périodes superposés pour le PDP calculé dans le cycle  $k$  où  $|\Omega|$  est la cardinalité de l'ensemble  $\Omega$ . Alors,

$$NT_k^i = \frac{1}{n_k} \sum_{t=k}^{k+n-1} \sum_{h \in \Omega_{kt}} |x_t^i - x_h^i|, \quad \forall i, \forall k, \quad (4)$$

représente la nervosité calculée comme la moyenne des différences des quantités programmées entre toutes les périodes dans le cycle  $k$  ( $t = k, k + 1, \dots, k + n - 1$ ) et toutes les quantités programmées dans les cycles précédents (la dernière période n'a pas une période superposée), pour tous les articles  $i$  et pour tous les cycles  $k$ . Nous appellerons à cette mesure Nervosité pour toutes les périodes (NT).

Nous définissons aussi la nervosité pour la première période. Cette mesure représente la nervosité calculée comme NT, mais en considérant seulement la première période. Ceci est considéré parce que si nous avons  $\Delta t = 1$  la quantité implémenté finalement est seulement la quantité planifié pour la première période. Cette mesure est définie comme :

$$NP_k^i = \frac{1}{n_{kf}} \sum_{h \in \Omega_{kf}} |x_k^i - x_h^i|, \quad \forall i, \forall k, \quad (5)$$

où  $n_{kf}$  représente le nombre de périodes superposés dans le cycle  $k$  seulement pour la première période. Nous appellerons à cette mesure Nervosité pour la Première Période (NP).

## 2.2 Revue de la littérature

Beaucoup de travaux relatifs à l'instabilité et à la nervosité du PDP et à leurs impacts sur les systèmes de gestion existent dans la littérature.

Dans Inderfurth [1994] l'auteur étudie la nervosité dans un système de gestion de stocks dans lequel la consommation est stochastique. Pour cela, il définit une mesure de nervosité qui prend en compte les temps de réglage. Les résultats montrent que la nervosité est affectée par les règles de gestion. Faisant suite à l'analyse de ces travaux, les mesures d'instabilité définies précédemment peuvent être caractérisées de *stabilité de long-terme* et *orientée-quantités*. Ce qui signifie que nous considérons tout l'horizon de planification et toutes les différences entre quantités pour les mesures.

De plus, Kadipasaoglu et Sridharan [1995] font une autre analyse sur la base des stratégies suivantes de réduction de la nervosité : gel de certaines périodes du PDP, mise en place de stocks de sécurité de produits finis et de la règle de dimensionnement des lots (lot-sizing problem) « lot par lot » pour les composants. Les facteurs considérés sont : structure de coût du produit, nomenclature, niveau d'incertitude de la demande et règle de dimensionnement des lots. Les variables de décision sont : les coûts, l'instabilité et le niveau du taux de service client. Le résultat majeur est que les périodes gelées induisent le meilleur résultat dans cet environnement de demande stochastique.

Dans Zhao et Lam [1997], les effets sur l'instabilité des programmes résultant de l'interaction entre règles de dimensionnement des lots et périodes gelées, sont étudiés. L'étude des différentes hypothèses est mise en œuvre par simulation. Les résultats montrent une forte dépendance de l'instabilité du PDP vis à vis des règles considérées et du choix des périodes gelées. D'autres travaux ont réalisés des études très similaires pour différents problèmes de dimensionnement des lots, voir Xie *et al.* [2003, 2004].

Pour des objectifs de planification de la production Kimms [1998] montre l'implication de la stabilité et alors quelques stratégies sont développées pour visualiser sa mesure. Pour cela, il propose quelques approches pour la mesurer, en les appliquant au problème du PDP. En fonction de diverses structures de coûts, les effets sont mesurés et analysés. Au final, une méthode itérative de résolution du PDP est proposée. Cette

méthode prend en compte directement dans sa formulation le critère de stabilité.

Dans Kazan *et al.* [2000], 3 méthodes pour réduire l'instabilité du PDP sont proposées. Les deux premières correspondent à des versions modifiées des modèles classiques de Wagner-Within et Silver-Meal. La troisième est basée sur la PLM et prend en considération les périodes précédemment programmées pour calculer le PDP. Les résultats sont analysés par simulation, et montrent que le modèle de PLM obtient de bons résultats en terme de stabilité.

Pour des objectifs d'ordonnancement, le problème traité dans Rangsaritratamee *et al.* [2004] prend en compte conjointement l'efficacité et la stabilité pour l'optimisation. Dans la première partie du papier, la prise en compte de la stabilité en tant que variable est justifiée. Une approche par algorithme génétique est proposée pour sa résolution. Les résultats sont analysés sur la base d'une approche statistique et concluent que la stabilité n'affecte pas de manière drastique l'efficacité en production.

Dans le contexte de la gestion de la chaîne logistique et en analysant les effets de la structure du système sur la stabilité, Meixell [2005] propose un modèle de dimensionnement des lots multi-niveau multi-article et considère les variables suivantes : coût de changement, interaction entre composants et capacité. Les résultats statistiques montrent une forte relation entre les variables considérées et la stabilité. Les résultats de ce travail concluent sur une évidence, à savoir que moins on a d'ordres de production et plus on a de capacité, plus alors nos plans seront stables. Par ailleurs, [van Donselaar *et al.*, 2000] étudient l'impact de la coordination des flux physiques sur la stabilité de la chaîne logistique. Ses résultats mettent en évidence trois variables impactant la stabilité : les tailles de lots, le niveau d'incertitude de la demande et la nomenclature. Ces résultats sont similaires à ceux obtenus par Meixell [2005].

Par ailleurs dans d'autres contextes, la réduction de la nervosité et son importance à été montrée. Par exemple dans l'article de Dolgui et Prodron [2007], la nervosité est abordée dans le contexte des modèles qui prend en compte les incertitudes dans les environnements MRP et les principaux travaux dans ce domaine sont présentes. Dans ces travaux a été exprimée principalement la relation entre la nervosité et le retard des commandes fournisseur. Dans les travaux de Richter et Sombrutzki [2000] et Tang et Grubbström [2002], l'importance de considérer la stabilité dans les processus de décision de type MRP, dans un contexte de processus de re-fabrication et de PDP à périodes gelées est démontrée.

Finalement, dans Thomas *et al.* [2008] une méthode à base de programmation mathématique est proposée pour obtenir un PDP stable. Cette méthode consiste à d'abord obtenir un Plan Industriel et Commercial (PIC) stable par une technique dite de *plan de référence*, puis de désagréger ce plan stable en différents PDP en conservant la stabilité acquise par transformation du modèle de demande pris en compte grâce à une approche stochastique.

## 3 FORMULATION DU PDP

### 3.1 Formulation

Un modèle de programmation linéaire mixte pour la résolution du PDP qui prend en compte  $m$  articles,  $n$  périodes et  $r$  ressources sur l'horizon de planification, peut être établi comme :

### 3.1.1 Variables

- $x_t^i$  : quantité à produire par article  $i$  dans la période  $t$ .  
 $s_t^i$  : stock par article  $i$  dans la période  $t$ .  
 $y_t^i$  : nombre de réglages par article  $i$  dans la période  $t$ , où  
 $y_t^i = \begin{cases} 1 & \text{si } x_t^i > 0 \\ 0 & \text{si } x_t^i = 0 \end{cases}$

### 3.1.2 Paramètres

- $d_t^i$  : demande par article  $i$  dans la période  $t$ .  
 $p_t^i$  : coût unitaire de production de l'article  $i$  dans la période  $t$ .  
 $h_t^i$  : coût unitaire de stock de l'article  $i$  dans la période  $t$ .  
 $q_t^i$  : coût de réglage de l'article  $i$  dans la période  $t$ .  
 $L_t^k$  : capacité disponible dans la période  $t$  pour la ressource  $k$ .  
 $\alpha^{ik}$  : consommation de la ressource  $k$  pour la production de l'article  $i$ .  
 $\beta^{ik}$  : consommation de la ressource  $k$  pour le réglage de l'article  $i$ .  
 $M_t^i = \sum_{i=t}^n d_t^i$ , limite supérieure de production de l'article  $i$  dans la période  $t$ .

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^n (p_t^i x_t^i + h_t^i s_t^i + q_t^i y_t^i) \quad (6)$$

$$s_{t-1}^i + x_t^i = d_t^i + s_t^i, \quad \forall i, t \quad (7)$$

$$x_t^i \leq M_t^i y_t^i, \quad \forall i, t \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^m (\alpha^{ir} x_t^i + \beta^{ir} y_t^i) \leq L_t^r, \quad \forall r, t \quad (9)$$

$$x \in \mathbb{R}_+^{mn}, s \in \mathbb{R}_+^{m(n+1)}, y \in \{0, 1\}^{mn}. \quad (10)$$

La fonction objectif (6) cherche à minimiser les coûts de production, stock et réglage. La contrainte (7) représente la conservation du stock et la contrainte (8) la relation entre la production et le réglage. La contrainte (9) représente la capacité disponible de ressources par période. Cette formulation peut être trouvée dans Pochet et Wolsey [2006] et sera référée comme  $\mathcal{F}_1$ . La valeur de la fonction objectif de cette formulation sera désignée  $z(\mathcal{F}_1)$ .

Sans perte de généralité, nous supposons  $s_0 = 0$  et en utilisant :

$$s_t^i = \sum_{l=1}^t (x_l^i - d_l^i), \quad \forall i, \quad 1 \leq t \leq n, \quad (11)$$

maintenant nous pouvons remplacer la variable  $s_t^i$  dans la fonction objectif (6) et obtenir :

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^n (p_t^i x_t^i + q_t^i y_t^i) - \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^n h_t^i d_t^i, \quad (12)$$

où le nouveau coût de production est :

$$p_t^i = \bar{p}_t^i + \sum_{j=t}^n h_j^i, \quad \forall t, i. \quad (13)$$

La minimisation du stock sera alors obtenue indirectement. Le terme constant  $\sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^n h_t^i d_t^i$  peut être éliminé de la fonction objectif. Dans Brahimi *et al.* [2006] cette formulation est proposée pour le problème du dimensionnement mono-article (SILSP). Dans notre cas nous proposons de l'appliquer au problème du dimensionnement multi-article avec capacité (CMILSP). Une nouvelle formulation sans variable de stock en considérant aussi la stabilisation du PDP, peut alors être exprimée comme suit :

$$\min \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^n (p_t^i x_t^i + q_t^i y_t^i) + \sum_{i=1}^m \sum_{t=1}^{n-1} (\lambda^i \omega_t^i) \quad (14)$$

$$\sum_{j=1}^t x_j^i \geq D_t^i, \quad \forall i, \forall t \quad (15)$$

$$x_t^i - x_{t+1}^i \leq \omega_t^i, \quad \forall i \text{ and } 1 \leq t \leq n-1 \quad (16)$$

$$x_{t+1}^i - x_t^i \leq \omega_t^i, \quad \forall i \text{ and } 1 \leq t \leq n-1 \quad (17)$$

$$x_t^i \leq M_t^i y_t^i, \quad \forall i, \forall t \quad (18)$$

$$\sum_{i=1}^m (\alpha^{ir} x_t^i + \beta^{ir} y_t^i) \leq L_t^r, \quad \forall r, t \quad (19)$$

$$x \in \mathbb{R}_+^{mn}, \omega \in \mathbb{R}_+^{m(n-1)}, y \in \{0, 1\}^{mn}. \quad (20)$$

La fonction objectif (14) cherche à minimiser les coûts de production, stock et réglage et aussi, les différences entre les quantités de production consécutives (dans le même cycle). La contrainte (15) exprime que la production accumulée dans n'importe quelle période pour chaque article doit être égale ou plus grande que la demande accumulée ( $D_t^i$ ) dans la même période. Nous appellerons cette formulation  $\mathcal{F}_2$ . La nouvelle valeur de la fonction objectif noté comme  $Z(\mathcal{F}_2)$  peut être obtenue en calculant la variable  $s_t^i$  à partir de (11) et en utilisant les solutions optimales calculées par  $\mathcal{F}_2$ . Notons que dans  $\mathcal{F}_2$  nous nous intéressons seulement aux nouvelles variables  $x_t^i$  pour une valeur spécifique de  $\lambda^i$  (pour le cycle correspondant). De plus calculer  $\mathcal{F}_2$  avec  $\lambda^i = 0, \forall i$  est équivalent à calculer  $\mathcal{F}_1$ .  $\omega_t^i$  représente une variable auxiliaire pour minimiser les différences entre les quantités entre deux périodes consécutives sur l'horizon  $n$ .  $\lambda^i$  représente un paramètre de contrôle (défini par l'utilisateur) pour la minimisation de l'instabilité par article. Ce composant de la fonction objectif peut être vu comme équivalent à la minimisation de  $\lambda^i |x_{t+1}^i - x_t^i|, \forall i$  et  $1 \leq t \leq n-1$ .

Notons que, dans les mesures (1) et (2) il est nécessaire de calculer les différences entre toutes les périodes dans un cycle spécifique. C'est équivalent à considérer  $C_2^n$  combinaisons de différences entre les quantités. Néanmoins, en considérant le coût de calcul, la minimisation est exécutée seulement dans une période, c'est-à-dire pour une quantité de production donnée, le modèle cherche seulement à minimiser pour chaque quantité la différence entre sa valeur précédente et sa valeur suivante.

De plus, aucune mesure explicite pour la minimisation de la nervosité n'a été considéré dans le modèle. On considère que la réduction de la nervosité est implicite dans la réduction de l'instabilité.

## 4 SIMULATION

### 4.1 Paramètres de la simulation

Les résultats sont obtenus pour un horizon de simulation de 52 semaines, avec une périodicité de calcul  $\Delta t = 1$  et pour un horizon de planification  $n = 8$ . Pour chaque cycle  $k = 1, 2, \dots, 52$ , nous résolvons le modèle  $\mathcal{F}_2$  pour  $\lambda = 0, 1, 2, \dots$ . En supposant que  $\delta$  soit la déviation maximale du coût optimal permis, dans cette application nous avons choisi, par hypothèse, de calculer  $\mathcal{F}_2$  jusqu'à ce que le coût total n'excède pas  $\delta = 5\%$  (par rapport à le coût total obtenue avec  $\mathcal{F}_1$ ).

Les paramètres  $p_t^i$ ,  $h_t^i$  et  $q_t^i$  ont été aléatoirement générés et distribués uniformément. La demande pour chaque période est générée comme suit :

$$d_{1j}^i \sim U(df^i, dl^i), \quad \forall i \text{ and } 1 \leq j \leq n. \quad (21)$$

Cela représente la demande pour le premier cycle, où  $U(df^i, dl^i)$  représente une distribution aléatoire uniforme entre  $df^i$  et  $dl^i$ , pour chaque article  $i$ . Les quantités de demande pour les cycles de planification suivants sont obtenues comme :

$$d_{kj}^i = d_{(k-1)j}^i + \epsilon_j, \quad \forall i \text{ and } k \leq j \leq k+n-1, \quad (22)$$

où,

$$\epsilon_j \sim U[0, cj], \quad k \leq j \leq k+n-1, \quad c \in \mathbb{N}. \quad (23)$$

Le paramètre  $\epsilon_j^i$  représente une erreur aléatoire pour la période  $j$  et l'article  $i$ . Le paramètre  $c$  est utilisé pour contrôler la variance de l'erreur. Les quantités de demande pour les dernières périodes sont générés comme :

$$d_{k(k+n)}^i \sim U(df^i, dl^i). \quad (24)$$

Le paramètre de capacité  $L_t^r$  doit respecter les contraintes (7) et (15), pour assurer la faisabilité du modèle [Pochet et Wolsey, 2008]. Dorénavant ce paramètre est généré de manière aléatoire de telle manière que la condition suivant s'accomplit :

$$\sum_{i=1}^m (\alpha^{ir} d_t^i + \beta^{ir}) \leq L_t^r, \quad \forall r, t. \quad (25)$$

Par ailleurs, nous considérons  $r = 1$ , en supposant cette ressource comme un goulot fixé du système. Les paramètres de simulation sont résumés tableau 2.

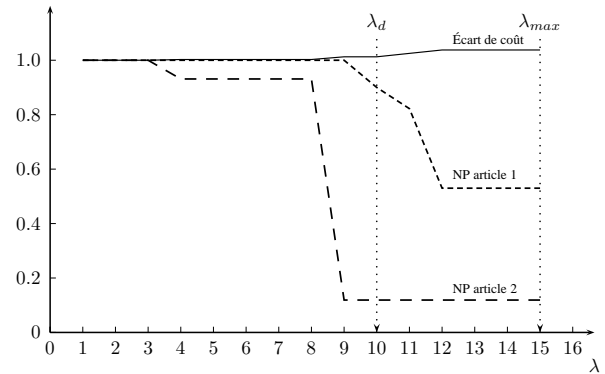
**Tableau 2. Paramètres de simulation**

Paramètre	Valeur
Articles	2
Horizon de planification	8
Horizon d'opération	52
Demande (d)	U[100,140]
Production (p)	U([95,105])
Stock (h)	U([95,105])
Réglage (q)	U([10000,20000])
r	1
Capacité (L)	150
$\alpha$	U[0.01,0.02]
$\beta$	U[2,3]
c	1

Le code de simulation a été développé avec Python 2.5. Les programmes de PLM ont été résolus avec Glpk 4.29.

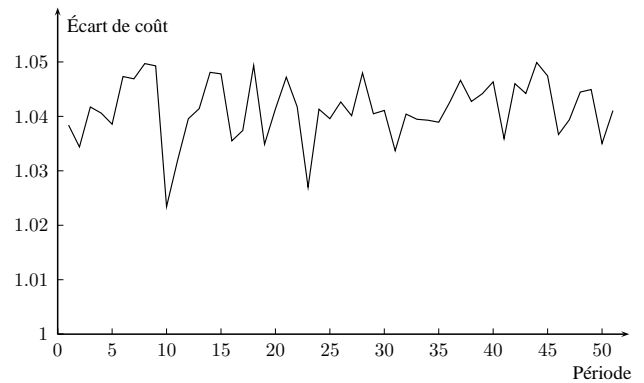
### 4.2 Résultats

Dans la figure 1,  $Z(\mathcal{F}_2)$  montre l'augmentation de coût obtenue avec  $\mathcal{F}_2$  par rapport à  $\mathcal{F}_1$ , i.e.,  $Z(\mathcal{F}_2)/Z(\mathcal{F}_1)$ . Aussi,  $NP(\mathcal{F}_2)$  montre la réduction de la nervosité ( $NP$ ) obtenue avec  $\mathcal{F}_2$  par rapport à  $\mathcal{F}_1$ , i.e.,  $NP(\mathcal{F}_2)/NP(\mathcal{F}_1)$ , pour les articles 1 et 2. Les résultats sont obtenues pour  $\lambda_{max}$ , qui est le choix le plus cher et le plus stable. Cela montre que dans ces conditions nous obtenons une grande réduction de nervosité (environ 60%). Notons que probablement le décideur préfère au  $\lambda_d$  de choix pour un meilleur compromis, c'est-à-dire, pas trop d'augmentation de coût et une réduction de nervosité significative.

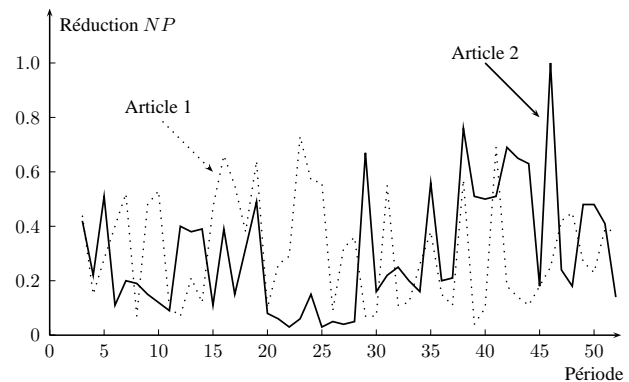


**Figure 1. Résultats de  $Z(\mathcal{F}_2)$  et  $NP(\mathcal{F}_2)$  avec la variation de  $\lambda$  pour le cycle 9.**

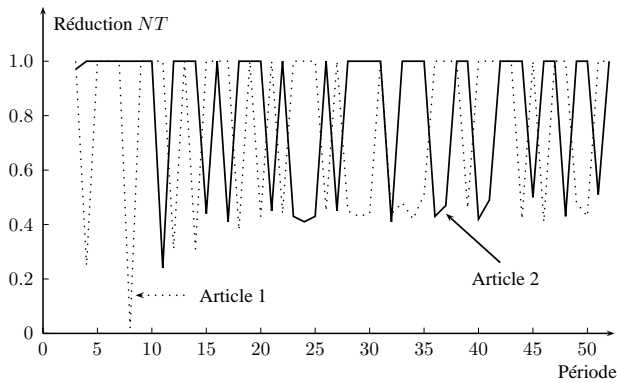
La figure 2 montre l'augmentation de coût obtenue avec  $\mathcal{F}_2$  par rapport à  $\mathcal{F}_1$  pour tout l'horizon de simulation. Cela montre que le coût du programme est encore plus bas que la déviation maximale du coût optimal permis ( $\delta = 5\%$ ).



**Figure 2. Augmentation du coût obtenue avec  $\mathcal{F}_2$  dans tout l'horizon de simulation.**



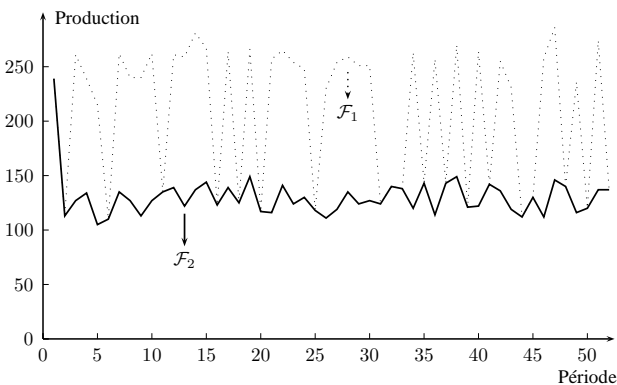
**Figure 3. Réduction de  $NP$  pour l'article 1 et l'article 2, obtenues avec  $\mathcal{F}_2$  par rapport à  $\mathcal{F}_1$ , dans tout l'horizon de simulation.**



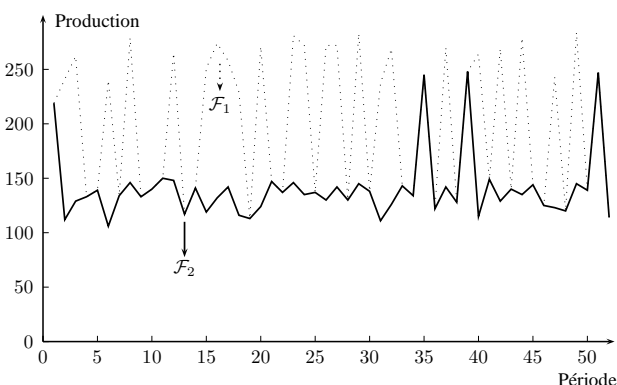
**Figure 4. Réduction de  $NT$  pour l'article 1 et l'article 2, obtenues avec  $\mathcal{F}_2$  par rapport à  $\mathcal{F}_1$ , dans tout l'horizon de simulation.**

Les figures 3 et 4 montrent la réduction de la nervosité  $NP$  et  $NT$  respectivement, obtenues avec  $\mathcal{F}_2$  par rapport à  $\mathcal{F}_1$ , pour chaque article dans tout l'horizon de simulation. Cela montre que la réduction de  $NP$  est plus significative que pour  $NT$ , mais aussi que  $NT$  obtenue avec  $\mathcal{F}_2$  jamais dépasse la valeur obtenue avec  $\mathcal{F}_1$ .

Les figures 5 et 6 montrent la production finalement mise en œuvre, de l'article 1 et l'article 2 respectivement, obtenues par  $\mathcal{F}_1$  et  $\mathcal{F}_2$ . Pour l'article 1 nous pouvons voir une production très stable, mais par contre, pour l'article 2 les valeurs les plus hautes correspondent à des valeurs où il n'est pas possible de réduire la nervosité.



**Figure 5. Production pour l'article 1 avec  $\mathcal{F}_1$  et  $\mathcal{F}_2$ .**



**Figure 6. Production pour l'article 2 avec  $\mathcal{F}_1$  et  $\mathcal{F}_2$ .**

## 5 CONCLUSION

Dans ce papier nous avons proposé un modèle de programmation linéaire mixte pour le Programme Directeur de Production, qui prend en compte la minimisation de la nervosité. Les résultats de simulation ont montré que cette approche donne effecti-

vement de bons résultats en terme de nervosité et stabilité sans pour autant conduire à une augmentation sensible du coût total du programme.

Dans notre travail de recherche, la prochaine étape sera d'intégrer ce type de modèle avec d'autres pour l'optimisation des prises de décisions distribuées.

## 6 RÉFÉRENCES

- Blackburn, J., Kropp, D. et Millen, R. (1986). A comparison of strategies to dampen nervousness in mrp systems. *Management science*, 32(4), pp. 413–429.
- Brahimi, N., Dauzère-Pérès, S., Najid, N. et Nordli, A. (2006). Single item lot sizing problems. *European Journal of Operations Research*, 168(1), pp. 1–16.
- Carlson, R., Jucker, J. et Kroop, D. (1979). Less nervous mrp systems : A dynamic economic lot-sizing approach. *Management Science*, 25(8), pp. 754–761.
- Dolgui, A. et Prodhon, C. (2007). Supply planning under uncertainties in mrp environments : A state of the art. *Annual Reviews in Control*, 31, pp. 269–279.
- EIHaouzi, H. (2008). *Approche méthodologique pour l'intégration des systèmes contrôlés par le produit dans un environnement de juste-à-temps*. Thèse de doctorat, Centre de Recherche en Automatique de Nancy, Université Henri Poincaré.
- Hayes, R. et Clark, K. (1985). Explaining observed productivity differentials between plants : Implications for operations research. *Interfaces*, 15(6), pp. 3–14.
- Inderfurth, K. (1994). Nervousness in inventory control : analytical results. *OR Spektrum*, 16, pp. 113–123.
- Kadipasaoglu, S. et Sridharan, V. (1995). Alternative approaches for reducing schedule instability in multistage manufacturing under demand uncertainty. *Journal of Operations Management*, 13, pp. 193–211.
- Kazan, O., Nagi, R. et Rump, C. (2000). New lot-sizing formulations for less nervous production schedules. *Computers & Operations Research*, 27(13), pp. 1325–1345.
- Kern, G. et Wei, J. (1996). Master production rescheduling policy in capacity-constrained just-in-time make-to-stock environments. *Decision Sciences*, 27(2), pp. 365–387.
- Kimms, A. (1998). Stability measures for rolling schedules with applications to capacity expansion planning, master production scheduling, and lot sizing. *Omega*, 26(3), pp. 355–366.
- Klein, T. (2008). *Le kanban actif pour assurer l'interopérabilité décisionnelle centralisé/distribué*. Thèse de doctorat, Centre de Recherche en Automatique de Nancy, Université Henri Poincaré.
- Meixell, M. (2005). The impact of setup costs, commonality, and capacity on schedule stability : An exploratory study. *International Journal of Production Economics*, 95(1), pp. 95–107.
- Pannequin, R. (2007). *Proposition d'un environnement de modélisation et de test d'architectures de pilotage par le produit de systèmes de production*. Thèse de doctorat, Centre de Recherche en Automatique de Nancy, Université Henri Poincaré.
- Pannequin, R., Morel, G. et Thomas, A. (2009). The performance of product-driven manufacturing control : An emulation-based benchmarking study. *Computers in Industry*, 60(3), pp. 195–203.

- Pochet, Y. et Wolsey, L. (2006). *Production planning by mixed integer programming*. Springer New York, New York.
- Pochet, Y. et Wolsey, L. (2008). Single item lot-sizing with non-decreasing capacities. *Mathematical Programming Serie A*.
- Rangaritratsamee, R., Jr., W. F. et Kurz, M. B. (2004). Dynamic rescheduling that simultaneously considers efficiency and stability. *Computers & Industrial Engineering*, 46(1), pp. 1–15.
- Rehák, M., Chervát, P. et Pěchouček, M. (2005). Agent system application in high-volume production management. In Boston, S., éditeur. *Emerging Solutions for Future Manufacturing Systems*, volume 159/2005, pages 193–200. Boston.
- Richter, K. et Sombrutzki, M. (2000). Remanufacturing planning for the reverse wagner/whitin models. *European Journal of Operations Research*, 121(2), pp. 304–315.
- Sridharan, S., Berry, W. et Udayabhanu, V. (1988). Measuring master production schedule stability under rolling planning horizons. *Decision Sciences*, 19(1), pp. 147–166.
- Tang, O. et Grubbström, R. (2002). Planning and replanning the master production schedule under demand uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 78(3), pp. 323–334.
- Thomas, A., Genin, P. et Lamouri, S. (2008). Mathematical programming approaches for stable tactical and operational planning in supply chain and aps context. *Journal of Decision Systems*, 17, pp. 425–455.
- van Donselaar, K., van den Nieuwenhof, J. et Visschers, J. (2000). The impact of material coordination concepts on planning stability in supply chains. *International Journal of Production Economics*, 68(1), pp. 169–176.
- Xie, J., Lee, T. et Zhao, X. (2004). Impact of forecasting error on the performance of capacitated multi-item production systems. *Computers & Industrial Engineering*, 46(2), pp. 205–219.
- Xie, J., Zhao, X. et Lee, T. (2003). Freezing the master production schedule under single resource constraint and demand uncertainty. *International Journal of Production Economics*, 83(1), pp. 65–84.
- Zhao, X. et Lam, K. (1997). Lot-sizing rules and freezing the master production schedule in material requirements planning systems. *International Journal of Production Economics*, 53(3), pp. 281–305.