



HAL
open science

Planification de chaîne logistique sous incertitude : maintien de solution par satisfaction de contraintes dynamique

Mariem Trojet, Fehmi H'Mida, Pierre Lopez, Patrick Esquirol

► To cite this version:

Mariem Trojet, Fehmi H'Mida, Pierre Lopez, Patrick Esquirol. Planification de chaîne logistique sous incertitude : maintien de solution par satisfaction de contraintes dynamique. International Conference on Modeling, Optimization & Simulation (MOSIM), Nov 2014, Nancy, France. 10p. hal-01064219

HAL Id: hal-01064219

<https://hal.science/hal-01064219v1>

Submitted on 15 Sep 2014

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

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

PLANIFICATION DE CHAÎNE LOGISTIQUE SOUS INCERTITUDE : MAINTIEN DE SOLUTION PAR SATISFACTION DE CONTRAINTES DYNAMIQUE

MARIEM TROJET, FEHMI H'MIDA

UR MSSDT/ENSIT/Université de Tunis
5 avenue Taha Husein, B.P. 58, 1008, Tunis, Tunisie
mariemtrojet@hotmail.com, fehmi.hmida@esti.rnu.tn

PIERRE LOPEZ, PATRICK ESQUIROL

CNRS, LAAS, 7 avenue du colonel Roche, F-31400
Toulouse, France Univ de Toulouse, LAAS, F-31400
Toulouse, France
lopez@laas.fr, esquirol@laas.fr

RESUME : Ce travail porte sur la planification tactique d'une chaîne logistique dans un environnement incertain et perturbé. Dans le but de minimiser l'effet des perturbations dues à ces incertitudes, nous proposons une approche basée sur les problèmes de satisfaction de contraintes dynamiques. Il s'agit de planifier la production en recherchant le meilleur compromis entre les leviers décisionnels disponibles liés aux aspects capacité et coût de production en adoptant un processus dynamique qui permet d'actualiser les données à chaque étape de planification. Notre approche est évaluée par simulation de scénarios dans un contexte de données incertaines et de perturbations influant notamment sur une variation de la demande. Les expérimentations mettent en balance une résolution statique et une résolution dynamique. Les résultats illustrent l'intérêt de l'approche basée sur la satisfaction de contraintes dynamique.

MOTS-CLES : Chaîne logistique, Planification de la production, Satisfaction de contraintes dynamique.

1 INTRODUCTION

La planification des chaînes logistiques consiste à prendre des décisions coordonnées tout au long de la chaîne et se décline traditionnellement selon trois niveaux hiérarchiques : le niveau stratégique, le niveau tactique et le niveau opérationnel (Tayur *et al.*, 1999). Notre travail s'intéresse à la planification tactique d'une chaîne logistique. Il s'agit de planifier les volumes de production de chaque site pour chaque produit, les volumes de production sous-traités ainsi que le nombre d'heures supplémentaires utilisées à chaque période de l'horizon de planification, tout en respectant la capacité pour les différents sites de production. Chaque type de décision est associé à un coût que l'on cherche à minimiser.

Dans notre approche, nous souhaitons en premier lieu satisfaire toutes les contraintes posées au niveau tactique. Une autre préoccupation de notre travail est la prise en compte de l'incertitude. En effet, dans le contexte industriel actuel, certaines données mises à la disposition de la chaîne logistique telles que les temps de production ou de transport, les décisions prises par les partenaires, les capacités de production, ou les demandes clients peuvent être incertaines. (Galbraith, 1973) définit l'incertitude comme « la différence entre la quantité d'information nécessaire pour effectuer une tâche et la quantité d'information dont on dispose déjà ». Les entités de la chaîne sont ainsi soumises à des perturbations et aléas divers. En planification, il ne suffit plus d'avoir des plans qui optimisent les coûts. Les mesures portent aussi sur la quantification de la réorganisation induite par la modification d'un plan de production. Le maintien d'une

solution est alors évalué par la comparaison entre : (1) les décisions engagées, correspondant au déroulement réel et prévu des activités de transformation du flux physique, et (2) les décisions du plan modifié, nécessitant la réorganisation et la mise à jour de ces mêmes activités suite à la modification d'une donnée.

Notre travail s'inscrit dans ce contexte de planification tactique établi dans un environnement dynamique. Plusieurs auteurs ont étudié les sources d'incertitudes présentes dans une chaîne logistique (Peidro *et al.*, 2009) et les classifient selon trois catégories : l'incertitude sur la demande, l'incertitude sur le processus de fabrication comme les pannes machines, et l'incertitude sur l'approvisionnement liée par exemple aux retards de livraisons. Selon (Davis, 1993), l'incertitude sur la demande due à des prévisions inexactes est la plus importante.

Dans la littérature, la modélisation de l'incertitude en planification des chaînes logistiques est un champ de recherche auquel la communauté scientifique accorde une importance majeure. On trouve ainsi des modèles analytiques (optimisation robuste, programmation stochastique, théorie des jeux, programmation linéaire et paramétrique) (Al-Othman *et al.*, 2008), (Bihlmaier, 2009). Les incertitudes sont représentées par des distributions de probabilité tirées de l'historique des données. Ces données ne sont pas toujours fiables ou même disponibles, ce qui limite cette approche par détermination des distributions de probabilités. Dans ce contexte, les modèles d'intelligence artificielle (systèmes multi-agents, programmation linéaire floue, programmation multiobjectif floue, apprentissage par renforcement,

algorithmes génétiques) (Peidro *et al.*, 2010), (Peidro *et al.*, 2009), (Mitra *et al.*, 2009), les modèles de simulation (simulation à événements discrets et systèmes dynamiques) (Suwanruji *et al.*, 2006), (Lim *et al.*, 2006) et les modèles hybrides présentent des approches alternatives pour gérer les incertitudes en planification des chaînes logistiques.

Dans le cadre de ce travail et dans le but de maintien d'une solution face à des incertitudes, nous formulons notre modèle de planification d'une chaîne logistique comme un problème de satisfaction de contraintes dynamique (DCSP, *Dynamic Constraint Satisfaction Problem*). En effet, un DCSP P est une suite de CSP statiques où deux CSP successifs ne diffèrent que par un ajout ou un retrait de contraintes, variables, valeurs. Notre contribution par cette approche revient à utiliser la solution relative au problème initial pour la résolution du problème suivant sujet à des perturbations. Pour cela, nous avons mené des expérimentations réalisées par deux méthodes de résolution différentes : une méthode de résolution statique et une méthode de résolution dynamique en exploitant les fonctionnalités d'un langage de programmation par contraintes. Ces expérimentations ont porté principalement sur les incertitudes liées à la variation de la demande clients.

L'article est organisé en quatre parties. La partie 2 décrit les caractéristiques de la chaîne logistique considérée et définit le processus de planification dynamique. Dans la partie 3, nous rappelons les principes de l'approche par satisfaction de contraintes. La partie 4 est consacrée à la modélisation du processus de planification dynamique et la partie 5 est dédiée à la présentation de la partie expérimentale.

2 CONTEXTE DE L'ETUDE ET ANALYSE DECISIONNELLE

La chaîne logistique est un champ d'étude important qui a donné lieu à une littérature très abondante. Il n'y a pas une définition universelle de ce terme.

Nous citons ci-dessous quelques définitions, issues de la littérature scientifique. Certains auteurs (Lee et Bellington, 1993), (Rota-Frantz *et al.*, 2001) assimilent une chaîne logistique à un réseau d'installations qui assure les fonctions d'approvisionnement en matières premières, de transformation de ces matières premières en composants puis en produits finis, et de distribution des produits finis vers le client.

Pour d'autres, (Génin, 2003), (Stadtler et Kilger, 2000), la chaîne logistique est définie comme un réseau d'organisations ou de fonctions géographiquement dispersées sur plusieurs sites qui coopèrent, pour réduire les coûts et augmenter la vitesse des processus et activités entre les fournisseurs et les clients.

Parmi les différentes définitions, celle de Lee et Bellington nous semble la plus adaptée à notre problématique : «Une chaîne logistique est un réseau d'installations qui assure les fonctions d'approvisionnement en matières premières, de transformation de ces matières premières en composants puis en produits finis, et de distribution des produits finis vers le client» (Lee et Bellington, 1993).

2.1 Structure de la chaîne logistique considérée

La chaîne logistique considérée est limitée à trois types d'acteurs :

- Une entreprise composée de plusieurs sites de production,
- un ensemble de clients pour l'entreprise,
- des sous-traitants pour chaque site de production.

L'entreprise se compose de plusieurs sites de production réalisant différents types d'opérations de fabrication sur les produits. Plus précisément, on suppose que la réalisation d'un produit nécessite une succession d'opérations, chacune d'elles étant réalisée sur un site donné.

Un site est globalement défini par sa capacité de production. La capacité de production (*i.e.*, de réalisation d'une opération) est le nombre de ressources (*i.e.*, de machines) du site. Chaque site a la possibilité de recourir à la sous-traitance et/ou à l'utilisation d'heures supplémentaires. Dans le cas de la sous-traitance, le site ne fournit pas à son sous-traitant les composants nécessaires pour la fabrication des produits souhaités. La notion d'arriéré de production est prise en compte. Les arriérés sont assimilés à des quantités en rupture permettant de modéliser les retards dans la satisfaction des demandes.

2.2 Processus et leviers décisionnels considérés

Sur un horizon de planification discrétisé en périodes, il s'agit de planifier les volumes de produits à traiter, pour chaque produit et pour chaque site de production, tout en respectant les capacités des différents sites de production, qui sont définies sous la forme d'un nombre d'heures de travail disponibles. La capacité correspond à la définition d'un régime de fonctionnement nominal pour l'entreprise (*i.e.*, un temps d'ouverture de 8 heures par jour et une seule équipe de travail).

La planification détermine aussi les volumes de production sous-traités et le nombre d'heures supplémentaires utilisées à chaque période de l'horizon de planification et pour chaque site de production. Les heures supplémentaires ne peuvent pas dépasser une limite maximale définie pour chaque site et pour chaque période. La capacité de sous-traitance est définie par un nombre de produits maximum par période. Nous introduisons un coût correspondant à chaque type de décision et c'est en termes de coût qu'une solution est considérée comme plus favo-

table qu'une autre : il s'agit de trouver une solution qui minimise le coût total des opérations.

2.3 Processus de planification dynamique

2.3.1 Planification dynamique

Classiquement, la planification de la production permet de définir des plans de production couvrant un horizon de planification (HP) constitué de T périodes. Ces plans sont obtenus en partant de certaines données généralement incertaines.

Pour limiter l'influence de cette incertitude, nous adoptons dans le cadre de ce travail, un processus de planification dynamique qui nous permet de suivre et de contrôler la faisabilité des décisions prises.

La planification dynamique s'inscrit dans le cadre d'une procédure à horizon glissant permettant une actualisation périodique des données. En effet, les décisions prises sur un horizon de planification HP de longueur T sont remises en cause à intervalles de temps réguliers et une nouvelle planification est calculée sur un nouvel horizon de même longueur mais décalé de Pa périodes, Pa étant le pas de planification. Ainsi, lors de la première planification ($k=0$), les plans sont calculés : le décideur reçoit le plan de demande prévu sur le premier horizon de planification HP^0 et détermine les différents plans sur l'ensemble des périodes appartenant à l'horizon HP^0 . La mise à jour périodique des plans fait que toute nouvelle planification (k) est réalisée sur un horizon de temps $HP^k = [\varphi, \varphi+1, \varphi+2, \dots, \varphi+T-1]$ avec $\varphi = k.Pa+1$, et k : numéro d'itération de la planification (figure 1) (Amrani-Zouggar, 2009).

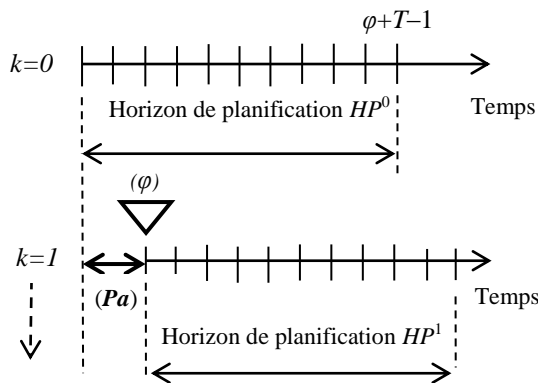


Figure 1 : Processus de planification dynamique

2.4.2 Procédure de planification

Dans le cadre de ce travail, nous proposons une procédure itérative (figure 2) sur un horizon de planification HP sur lequel les demandes sont supposées connues.

Un pas de planification Pa sépare deux itérations successives. La procédure débute par une initialisation des différentes données statiques et dynamiques du problème ainsi que la définition des stocks initiaux. La première planification ($k=0$) est effectuée sur la base des données de l'horizon de planification correspondant HP^0 (demandes, coûts, capacités) commençant à la période ($T=1$), avec $HP^0 = \{1, 2, \dots, T\}$.

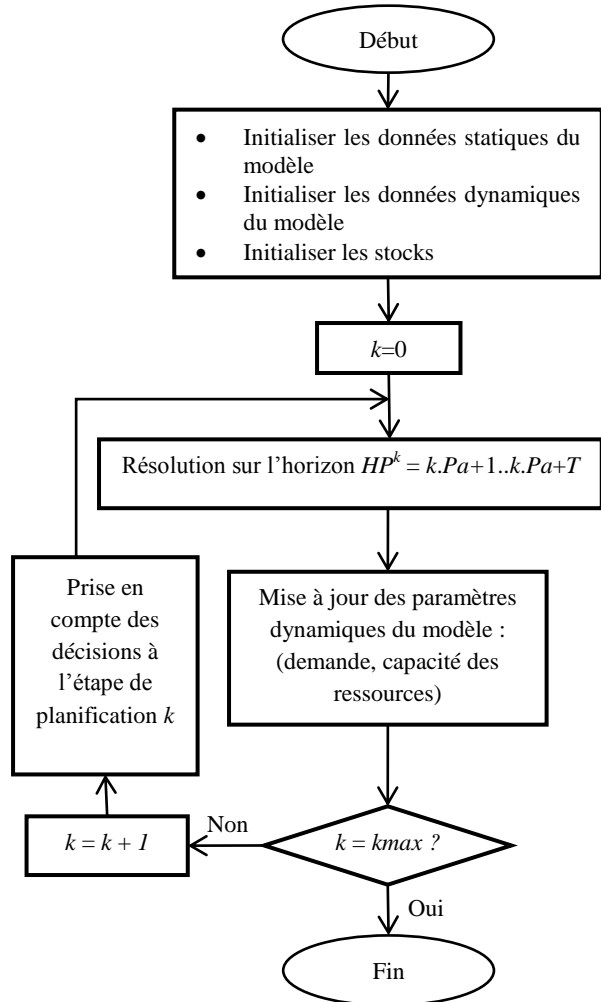


Figure 2 : Approche proposée

On passe ensuite à la deuxième étape de planification ($k=1$) que l'on effectue sur la base des données actualisées de l'horizon HP^1 commençant à la période ($T+Pa$), avec $HP^1 = \{1+Pa, 2+Pa, \dots, T+Pa\}$. La deuxième itération de planification prend en compte les décisions prises à l'étape de planification précédente telles que les décisions gelées à l'itération $k = 0$ sont reportées sans modifications à la deuxième itération de planification. Cette procédure itérative prend fin lorsque le nombre maximum d'itérations ($kmax$) est atteint, avec : $kmax = \frac{(HD-T)}{Pa} + 1$ où HD est le nombre de périodes sur lesquelles la demande est supposée connue.

3 APPROCHE PAR SATISFACTION DE CONTRAINTES

La procédure de planification dynamique énoncée dans le paragraphe 2 est formalisée sous la forme d'un Problème de Satisfaction de Contraintes (*Constraint Satisfaction Problem*, CSP). Ainsi, cette partie rappelle les notions de base des problèmes de satisfaction de contraintes, les mécanismes de résolution et les extensions dans un contexte dynamique.

3.1 Problème de satisfaction de contraintes

Un problème de satisfaction de contraintes (CSP) est défini par la donnée d'un ensemble de variables, chacune associée à un domaine de valeurs, et d'un ensemble de contraintes qui mettent en relation les variables. De façon plus formelle (Montanari, 1974), (Mackworth, 1977), (Tsang, 1993), on définit un CSP par un triplet (X, D, C) tel que :

- $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ est l'ensemble des variables du problème,
- $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ est l'ensemble des domaines. A chaque variable $X_i \in X$, $1 \leq i \leq n$, est associé un domaine $D_i \in D$ qui représente l'ensemble des valeurs possibles pour X_i ,
- $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ est l'ensemble des contraintes où une contrainte C_i est définie sur un ensemble de variables.

Étant donné un CSP (X, D, C) , sa résolution consiste à affecter des valeurs aux variables de telle sorte que toutes les contraintes soient simultanément satisfaites. Cette résolution est basée sur des techniques de propagation de contraintes (phase de filtrage : réduction de l'espace de recherche en éliminant les valeurs des variables qui n'ont aucune chance d'intervenir dans une solution (Bessière & Régin, 2001), (Zhang & Yap, 2001), (Bessière *et al.*, 2005) et sur une stratégie de recherche arborescente (phase de recherche de solutions : énumération des combinaisons de valeurs compatibles entre elles au regard de toutes les contraintes (*Real-Full-Look-Ahead*, *Forward-Checking* (Haralick & Elliot, 1980), (Nadel, 1989), *Maintaining Arc-Consistency* (Sabin & Freuder, 1994)).

En dépit des avantages qu'il offre sur le plan de l'expressivité et de la modélisation des contraintes, le modèle CSP rencontre néanmoins des limites en présence de données soumises à des perturbations provenant de l'environnement ou d'autres agents. Un formalisme étendu, celui des DCSP (*Dynamic Constraint Satisfaction Problem*) permet d'adapter un CSP aux différentes perturbations qui peuvent survenir (Dechter & Dechter, 1988).

3.2 Problème de satisfaction de contraintes dynamique

Dans l'objectif de répondre aux problèmes de perturbations qui caractérisent certaines données, notre structure décisionnelle a été modélisée sous la forme d'un problème de satisfaction de contraintes dynamique. Un problème de satisfaction de contraintes dynamique est une suite P_0, P_1, \dots de CSP classiques, tels que deux problèmes successifs P_i et P_{i+1} ne diffèrent que par l'ajout ou le retrait de certaines contraintes.

Comme nous l'avons vu dans le paragraphe précédent, un DCSP est une suite de CSP statiques. Pour trouver une solution, on peut résoudre chaque CSP indépendamment des autres à l'aide des méthodes de résolution classiques. Cependant, cette méthode de résolution passe à côté de la spécificité des DCSP : le caractère incrémental de la séquence de CSP. Ainsi, (Richaud, 2009) indique que « Résoudre un DCSP revient à trouver une solution au CSP le plus récent (le dernier de la séquence). Du fait du caractère incrémental de la séquence, les solutions des autres CSP de la séquence peuvent être des solutions intermédiaires intéressantes. Ainsi l'efficacité des DCSP repose sur l'utilisation de méthodes permettant d'exploiter efficacement le travail effectué aux étapes antérieures ».

Essentiellement, deux approches distinctes apparaissent dans la littérature pour la résolution des DCSP. Les approches basées sur la mémorisation et la réutilisation des solutions et celles basées sur la mémorisation et la réutilisation du raisonnement.

- Les approches par réutilisation de solution

Cette approche repose sur l'idée suivante : si S_i est une solution du problème P_i , alors une solution du problème P_{i+1} (qui est proche de P_i) sera proche de S_i . Elle consiste à mémoriser et à réutiliser des solutions de problèmes précédents. Si un problème P_i a été résolu et prouvé consistant, une solution S_i de P_i a été trouvée et enregistrée, une modification est survenue dans la définition du problème P_i créant le problème P_{i+1} , alors S_i est aussi une solution de P_{i+1} si P_{i+1} est une relaxation de P_i , sinon (P_{i+1} est une restriction de P_i) S_i peut ne plus être une solution. L'hypothèse sur laquelle repose l'approche par réutilisation de solution (si une solution S a été trouvée pour un problème P et que le problème P' est proche du problème P alors une solution S' de P' doit se trouver dans le voisinage de S), peut en fonction des situations, ne peut pas se vérifier et être totalement inefficace. L'approche par réutilisation de solutions regroupe plusieurs méthodes parmi lesquelles on trouve la recherche arborescente, la recherche locale et la méthode par relaxation-affectation de variables.

- Les méthodes par réutilisation du raisonnement

Elle consiste à mémoriser des contraintes qui sont produites lors de la résolution du problème P_i (contraintes induites) et qui sont des conséquences des contraintes explicites de P_i et à les réutiliser dans la recherche courante pour la résolution du problème P_{i+1} . Cette approche regroupe plusieurs méthodes qui ne diffèrent l'une de l'autre que par le type des informations stockées avec chaque contrainte induite. Nous pouvons citer les méthodes basées sur les justifications et les méthodes basées sur les explications (Verfaillie & Jussien, 2005). La principale différence entre les deux méthodes est la nature de l'information enregistrée avec chaque contrainte induite. Alors que les justifications ne prennent en compte que la contrainte impliquée directement lors du retrait, les explications remontent jusqu'aux décisions responsables.

L'approche par réutilisation de solutions présente le double avantage d'être stable et efficace (Bellicha, 1993), (Wallace & Grimes, 2010). Étant donné que la stabilité de la solution est un critère d'une importance prépondérante dans le domaine de la planification de la production, nous avons opté pour cette approche par réutilisation de solutions. Selon (Herrera & Thomas, 2010), la stabilité (nervosité) d'un PDP est relative aux différences entre les quantités planifiées recalculées à chaque itération du processus. Celui-ci sera stable si celles-là sont peu importantes et instable dans le cas contraire.

3.3 Procédures de résolution

Nous associons à chaque itération de planification (k) et sur un horizon de planification HP , un CSP P^k (figure 3). La résolution de chaque itération (k) est séparée de la résolution du CSP relatif à l'itération de planification ($k-1$).

Dans ce cadre, deux méthodes de résolution sont employées. Dans cette partie, nous décrivons ainsi une méthode de résolution « CSP statique » et une méthode de résolution « CSP dynamique ».

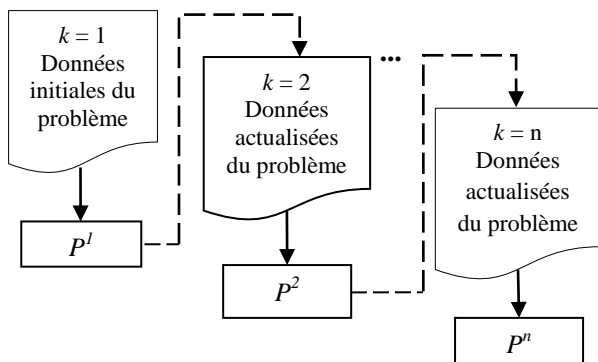


Figure 3 : Schéma d'actualisation d'un problème de planification

3.3.1 Procédure CSP statique

Le problème étudié est un problème d'optimisation où l'objectif est donc de déterminer une solution associée à la minimisation d'une fonction objectif. Pour cela, nous utilisons une procédure de type séparation et évaluation (*branch-and-bound*). Cette méthode est basée sur une recherche arborescente d'une solution optimale dans un ensemble combinatoire de solutions possibles.

3.3.2 Procédure CSP dynamique

Dans cette partie, nous décrivons la procédure de résolution dynamique. Dans ce cadre, nous adoptons l'approche par *réutilisation de solution*, décrite ci-dessus, pour la résolution des DCSP. Ainsi, la résolution d'un CSP (P^k) est construite à partir de la solution relative au CSP (P^{k-1}). Pour cela, nous utilisons les *techniques de réparation* et en particulier la technique de *recherche locale* dont le principe de base est le suivant :

1. Trouver une instanciation initiale pour toutes les variables du problème (leur donner des valeurs tentatives) ;
2. Trouver une contrainte en conflit (*i.e.*, une contrainte qui ne satisfait pas les valeurs tentatives de ces variables), et instancier une variable de cette contrainte à sa nouvelle valeur (*i.e.*, changer sa valeur tentative) ;
3. Instancier les variables restantes à leurs valeurs tentatives, lorsqu'il n'y a plus de contraintes en conflit.

Dans notre travail, l'instanciation initiale des variables d'un problème (P^k) n'est autre que la solution du problème relative à l'itération de planification précédente (P^{k-1}).

4 MODELISATION DU PROCESSUS DE PLANIFICATION DYNAMIQUE

Ce modèle correspond au problème de planification à résoudre à chaque itération de planification k , sur l'horizon de planification HP^k . Dans ce modèle, la demande est supposée connue sur l'ensemble de l'horizon de planification et est mise à jour à chaque itération de planification. Nous détaillons ci-dessous les paramètres, les variables de décision et les contraintes de ce niveau.

4.1 Paramètres

• Paramètres statiques

- $\{p\}=I..P$: ensemble des produits finis p ,
- $\{s\}=I..S$: ensemble des sites de production de la chaîne logistique,
- $\{Routage_p\}$: séquence des sites de production sur lesquels passe le produit p ,
- k : numéro d'itération de la planification,
- T : nombre de périodes sur l'horizon de planification,
- HP : horizon de planification,

avec : $HP = \{1, 2, \dots, T\}$

- HG : horizon gelé associé à chaque type de décision, avec : $HG = \{1, 2, \dots, DA\}$ où DA est le délai d'anticipation de la décision
- $Pa(\tau)$: pas de planification (nombre de périodes qui sépare deux itérations successives de planification),
- HD : nombre de périodes sur lesquelles la demande est supposée connue, avec : $HD = (k^{max}-1)*Pa+T$ et k^{max} = nombre maximum d'itérations de planification,
- LPP, LSP : délais d'obtention du produit fini p lorsqu'il est respectivement fabriqué en interne ou sous-traité,
- $ST_{p,t,s}$: le volume de production maximal du produit p en sous-traitance en période t sur le site de production s ,
- $Hmax_s$: nombre maximal d'heures supplémentaires pour chaque site de production,
- $h_{p,s}$: durée de fabrication unitaire d'un produit p sur chaque site s ,
- $i_{p,s}, g_{p,s}, x_{p,s}, s_{p,s}, e_s$: coût unitaire respectif de stockage, de rupture, de fabrication, de sous-traitance du produit p sur le site s et d'utilisation d'une heure supplémentaire sur un site s .

• Paramètres dynamiques

- $C_{t,s}$: capacité de production interne pour chaque site de production (nombre d'heures de travail disponibles),
- $D_{p,t}^k$: demande globale du produit fini p pour la période t .

4.2 Variables de décision à l'itération de planification k

- $X_{p,t,s}^k$: quantité de produits p lancés en production interne en période t sur le site s ,
- $S_{p,t,s}^k$: quantité de produits p lancés en sous-traitance interne en période t sur le site s ,
- $H_{t,s}^k$: nombre d'heures supplémentaires utilisées en période t sur le site s ,
- $I_{p,t,s}^k$: niveaux de stock en fin de période t pour le produit fini p sur le site s ,
- $G_{p,t,s}^k$: niveaux de rupture en fin de période t pour le produit fini p sur le site s ,
- B^k : variable binaire = 1 si la contrainte d'activation est vraie en période t , 0 sinon.

4.3 Contraintes

• Contrainte de conservation de stock

$$I_{p,t,s}^k - G_{p,t,s}^k = I_{p,t-1,s}^k - G_{p,t-1,s}^k + X_{p,t-LP,s}^k + S_{p,t-LS,s}^k - D_{p,t}^k \quad \forall p, \forall s \in Routage_p, \forall t \in HP^k(1)$$

• Contrainte de limitation de la capacité

$$\sum_{p=1}^P h_{p,s} * X_{p,t,s}^k \leq C_{t,s} + H_{t,s}^k \quad \forall p, \forall s \in Routage_p, \forall t \in HP^k(2)$$

• Contrainte de respect du volume de production maximal du sous-traitant

$$S_{p,t,s}^k \leq ST_{p,t,s} \quad \forall p, \forall s \in Routage_p, \forall t \in HP^k(3)$$

• Contrainte de respect du nombre d'heures supplémentaires maximal alloué par période

$$H_{t,s}^k \leq Hmax_s \quad \forall s, \forall t \in HP^k(4)$$

• Contrainte d'activation (désactivation) de l'action de sous-traitance

$$\sum_{p=1}^P h_{p,s} * D_{p,t}^k > C_{t,s} + H_{t,s}^k \Rightarrow S_{p,t-LS,s}^k > 0 \quad \forall s \in Routage_p, \forall t \in HP^k(5)$$

• Relations de passage entre deux itérations de planification k et $k+1$

$$X_{p,t,s}^{k+1} = X_{p,t+Pa,s}^k \quad \forall p, \forall s \in Routage_p, \forall t \in HG^k(6)$$

$$S_{p,t,s}^{k+1} = S_{p,t+Pa,s}^k \quad \forall p, \forall s \in Routage_p, \forall t \in HG^k(7)$$

$$H_{t,s}^{k+1} = H_{t+Pa,s}^k \quad \forall s \in Routage_p, \forall t \in HG^k(8)$$

4.4 Fonction objectif

$$\min \sum_{t=0}^{T-1} \left[\sum_{p=1}^P \left[\sum_{s \in Routage_p} \left[\begin{array}{l} i_{p,s} * I_{p,t,s}^k + g_{p,s} * G_{p,t,s}^k + x_{p,s} \\ * X_{p,t,s}^k + s_{p,s} * S_{p,t,s}^k + e_s \\ * H_{s,t}^k \end{array} \right] \right] \right] \quad \forall k(9)$$

La contrainte (1) garantit la conservation de la matière. La contrainte (2) permet de vérifier que la capacité de production interne augmentée des heures supplémentaires est compatible avec la charge globale de production que doit assurer le site. Les contraintes (3) et (4) assurent le respect du volume de production maximal du sous-traitant et le volume d'heures supplémentaires utilisées qui ne doit pas dépasser la valeur maximale autorisée sur chaque site de production. La contrainte (5) est une contrainte conditionnelle. Elle permet l'activation ou la désactivation de l'action de sous-traitance. Les contraintes (6) à (8) formalisent la cohérence des décisions entre deux itérations de planification successives (k) et ($k+1$) et ce, pour toutes les décisions (production en interne, sous-traitance et allocation d'heures supplémentaires). La fonction objectif (9) minimise la somme de tous les coûts sur tous les sites de production et sur toutes les périodes de l'horizon de planification HP .

5 EXPERIMENTATION

Cette partie porte sur l'analyse du modèle de planification dynamique et l'évaluation des deux approches de résolution CSP Statique/CSP Dynamique, et leurs impacts sur la conduite d'une chaîne logistique. L'implémentation a été effectuée sous ECL'PS^e 6.0 qui est une extension du langage Prolog incluant des bibliothèques de programmation par contraintes. Le cadre est un cas d'étude de réseau de sites de production. Le problème, de nature académique, est choisi de complexité réduite pour éviter une inutile explosion des données et une difficulté d'analyse des résultats d'expérimentation.

5.1 Présentation du cas d'étude

La chaîne logistique se compose de plusieurs sites de production appartenant à une même entreprise, et réalisant différents types de produits. La réalisation d'un produit nécessite une succession d'opérations de fabrication, réalisée chacune sur un site donné. Il s'agit d'organiser la production de 5 produits finis (A, B, C, D et E), sur un horizon de planification de 16 périodes. Le

profil de la demande prévisionnelle relatif à la première itération de planification est présenté dans le tableau 1.

Les 5 produits sont réalisés sur les différents sites de production (5 sites) selon les gammes indiquées sur la figure 4. Chaque site est défini par sa capacité de production (en nombre de machines). Dans un souci de simplification, nous considérons que les différents sites utilisent des machines parallèles.

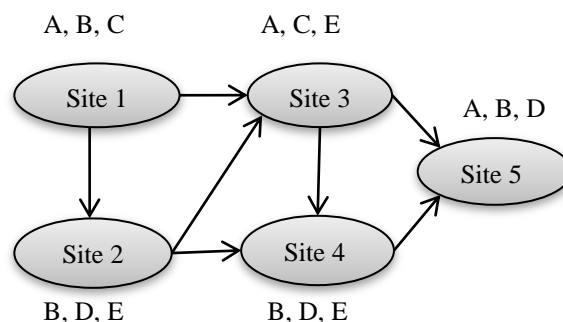


Figure 4 : Gamme de fabrication des différents produits

	t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	12	14	15	16
Produits	A	42	90	62	43	49	50	68	95	86	50	90	62	43	43	49	50
	B	68	85	73	56	50	60	48	55	63	51	72	68	53	59	50	52
	C	55	43	92	33	35	75	50	68	59	60	35	75	50	71	60	32
	D	60	68	59	50	52	40	80	63	82	43	42	90	62	48	35	63
	E	48	35	63	71	60	32	65	75	53	56	59	50	52	42	90	62

Tableau 1 : Profil de la demande (première itération de planification : $k = 1$)

5.2 Expérimentation avec une variation de la demande

La chaîne logistique considérée s'inscrit dans le cadre d'un réseau de sites au sein duquel il existe un service logistique central assurant la planification et l'ordonnancement agrégé des charges de fabrication. Il s'agit de répartir et de coordonner les productions entre les sites tout en laissant à chaque site une autonomie au niveau de l'ordonnancement détaillé local.

Différents phénomènes pratiques peuvent être explorés sur la base de ce cas d'étude. En effet, après avoir planifié la production sur les sites et engagé leur organisation sur un horizon donné, le service logistique central peut se retrouver par exemple, à une période t , face à une annulation imprévue d'une commande client pour un ou plusieurs produits, une chute de la capacité de production sur un ou plusieurs sites suite à des pannes machines ou grèves d'employés ou encore un retard d'approvisionnements nécessaires à la production d'un ou plusieurs produits engendrant une re-planification de ces quantités à la période suivante $t+1$.

Pour ces différents scénarios, le service logistique central sera amené à réorganiser la solution initiale avec le

minimum de perturbation de la production engagée sur les différents sites et du planning annoncé aux différents intervenants. Dans ce cadre, nous menons une expérimentation qui correspond à une variation de la demande. Le taux de variation est considéré comme un scénario donné et non pas une grandeur de la variation.

Pour une période donnée ($t=11$) et par souci de simplification, cette simulation porte sur le produit A. La variation de la demande est d'une quantité égale à (-10). Le profil de la demande relatif à la deuxième itération de planification est présenté dans le tableau 2. Pour ce scénario, le service logistique central sera amené à réorganiser la solution initiale avec le minimum de perturbation de la production engagée sur les différents sites.

	t	1	2	...	11	...	16
Produits	A	42	90		80		50
	B	68	85		72		52
	C	55	43		35		32
	D	60	68		42		63
	E	48	35		59		62

Tableau 2 : Profil de la demande (deuxième itération de planification : $k = 2$)

5.3 Résultats expérimentaux

Dans ce paragraphe, nous présentons une vue détaillée des résultats obtenus avec une expérimentation basée sur une variation de la demande. Nous présentons les résultats dans le cadre d'une résolution statique et d'une résolution dynamique. Comme le montre la figure 4, la réalisation du produit A est répartie sur le site 1, le site 3 et le site 5. Pour cela, nous présentons les solutions relatives à l'itération ($k=1$) et ($k=2$) seulement pour le site 1, le site 3 et le site 5. Pour chaque site (1, 3 et 5), nous présen-

tons la solution initiale α^1 relative à l'itération de planification ($k=1$) et la solution α^2 relative à l'itération de planification ($k=2$) obtenue par deux méthodes de résolution différentes : statique et dynamique. Nous présentons particulièrement la variable de production $X_{p,s,t}^k$ pour chaque itération ($k=1$) et ($k=2$). Plus particulièrement, le tableau 3 présente pour chaque site, la solution α^1 relative à l'itération de planification ($k=1$) et la solution α^2 relative à l'itération de planification ($k=2$) obtenues par une méthode de résolution CSP statique et par une méthode de résolution CSP dynamique.

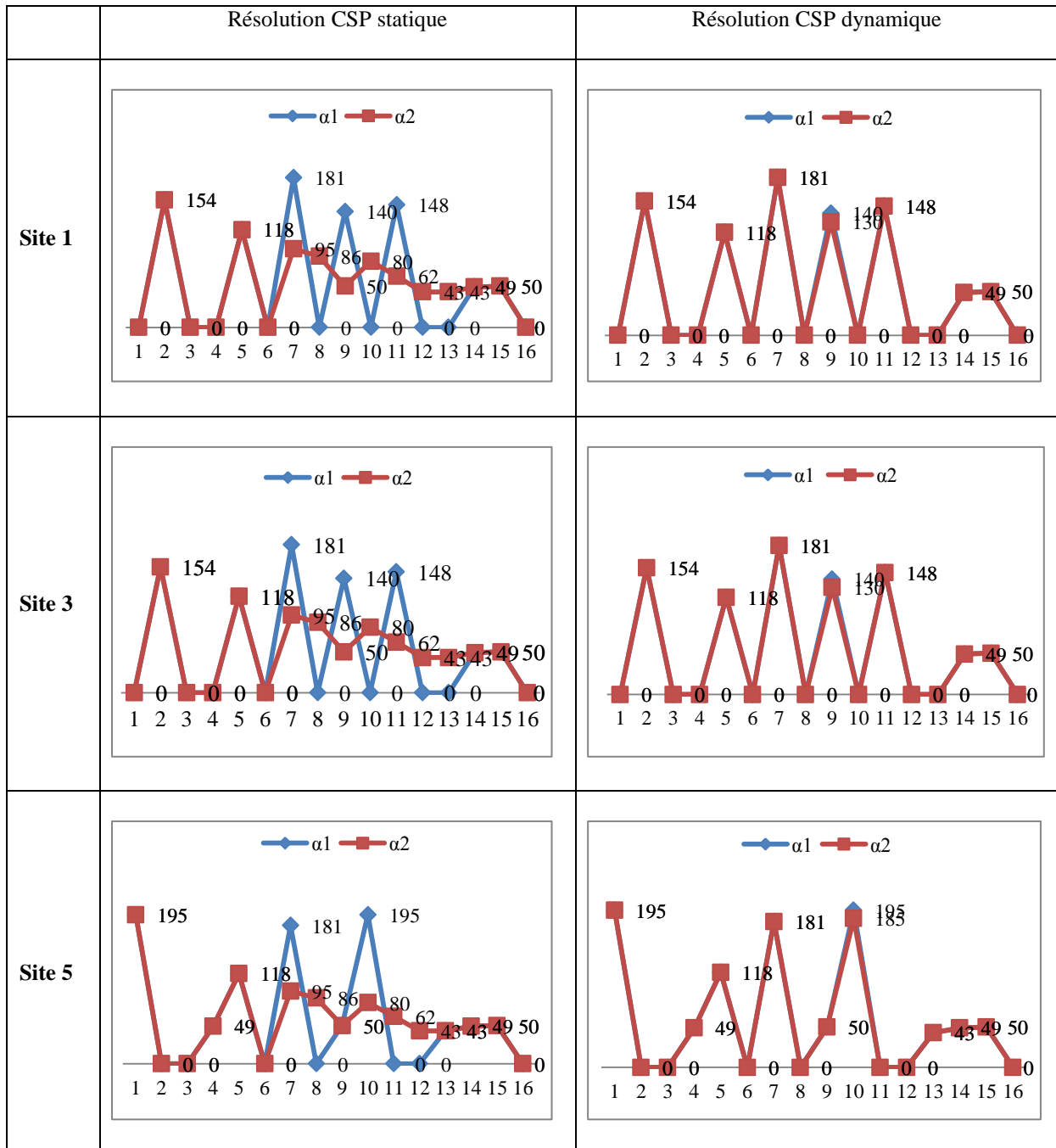


Tableau 3 : Résultats numériques (méthode de résolution CSP dynamique vs. méthode de résolution CSP statique)

5.4 Interprétation des résultats

En examinant les résultats pour une variation de la demande, nous établissons les conclusions suivantes :

- Nous notons une similitude des résultats entre le site 1 et le site 3. En effet, à une période t donnée, la réalisation d'un produit p est répartie sur plusieurs sites et c'est la même quantité du produit p qui circule entre les différents sites. Etant donné que le site 1 et le site 3 ont la même capacité de production interne définie en nombre d'heures de travail disponibles : $C_{11,1} = C_{11,3} = 150$, la quantité du produit A à lancer en fabrication en interne sur les différentes périodes est la même sur les deux sites.
- Pour la période donnée ($t=11$), la variation a porté sur une chute de la demande d'une quantité égale à (-10) : P1 (produit A) passe de 90 à 80. Pourtant, nous pouvons constater que cette variation, que nous jugeons modeste, a entraîné une perturbation importante en résolution statique, et ceci pour les différents sites. En effet, si nous considérons le cas du site 1, de ($t=1$) à ($t=5$), périodes qui correspondent à l'horizon gelé relatif à une décision de production en interne (délai d'anticipation $DA=3$ et pas de planification $Pa=2$), les valeurs des variables $X_{p,t,s}^k$ sont identiques pour les deux itérations successives ($k=1$) et ($k=2$). En revanche, à partir de la période 6, 72% des valeurs de la nouvelle solution ont changé.
- Avec la méthode de résolution dynamique, et pour cette même petite variation de la demande, nous constatons que les décisions appartenant à l'horizon gelé sont reportées sans modifications à la deuxième itération de planification et que le changement dans la nouvelle solution ne porte que sur une seule période de l'horizon de planification ; et ceci est vrai pour tous les sites.

Par exemple, si nous considérons le cas du site 1, le changement n'a porté que sur la période 9, solution initiale ($\alpha^1: X_{A,9,1}^1 = 140$) et solution correspondante à la deuxième itération de planification ($\alpha^2: X_{A,9,1}^2 = 130$). Ceci peut s'expliquer par la stratégie de résolution que nous avons adoptée. En effet, l'idée était de partir de la solution précédente pour la réparation du problème ayant subi des perturbations. Pour cela, nous avons choisi de réparer les contraintes en conflit en augmentant progressivement les valeurs des variables ($X_{p,t,s}^k$) d'une valeur égale à 1.

6 CONCLUSION

Cet article propose une approche de planification dynamique à horizon glissant permettant d'optimiser

les coûts globaux de la production. Dans le but de minimiser l'effet des perturbations engendrées par diverses incertitudes, la modélisation a été réalisée sous la forme d'un problème de satisfaction de contraintes dynamique (DCSP). Sur la base de ce formalisme, deux méthodes de résolution, statique et dynamique, ont été implémentées en exploitant les fonctionnalités d'un langage de programmation par contraintes. Une expérimentation a été menée sur la base d'un cas de planification de la production d'une chaîne logistique et a porté sur une variation de la demande.

Bien que les perturbations réalisées pour chacun de ces types ne soient pas d'une variabilité importante, les résultats d'expérience montrent que la méthode de résolution dynamique offre de meilleures performances sur le plan de la stabilité de la solution.

Les perturbations réalisées sont peu diversifiées. Des perturbations portant sur d'autres aspects aideront à mieux caractériser les performances de l'approche dynamique. Il sera ainsi intéressant d'étudier l'influence d'autres paramètres liés à la planification comme le pas de planification, la longueur de l'horizon gelé, ou à la méthode de recherche de solutions. Une autre voie de recherche serait d'étudier des techniques de résolution dynamique alternatives, par exemple une procédure itérative exploitant la programmation linéaire en nombres entiers ou certaines métaheuristiques et d'analyser leur performance par rapport à la méthode de résolution par CSP dynamique.

RÉFÉRENCES

- Al-Othman W.B.E., Lababidi H.M.S., Alatiqi I.M. and Al-Shayji K., 2008. Supply chain optimization of petroleum organization under uncertainty in market demands and prices. *European Journal of Operational Research*, 189:822–840.
- Amrani-Zouggar A., 2009. *Impact des contrats d'approvisionnement sur la performance de la chaîne logistique : Modélisation et simulation*. Thèse de doctorat, Université Bordeaux 1, France.
- Bellicha A., 1993. Maintenance of solution in a dynamic constraint satisfaction problem. In *Proceedings of applications of artificial intelligence in Engineering VIII*, p. 261–274.
- Bessière C. and Régim J.-C., 2001. Refining the Basic Constraint Propagation Algorithm. In *Proceedings of the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'01)*, Seattle, WA, USA, p. 309–315.

- Bessière C., Régis J.-C., Yap R. and Zhang Y., 2005. An optimal coarse-grained arc consistency algorithm. *Artificial Intelligence*, 2(165): 165–185.
- Bihlmaier R., Koberstein A. and Obst R., 2009. Modeling and optimizing of strategic and tactical production planning in the automotive industry under uncertainty. *OR Spectrum*, 3: 311–336.
- Davis T., 1993. Effective supply chain management. *Sloan Management Review*, 34: 35–46, 1993.
- Dechter R. and Dechter A., 1988. Belief maintenance in dynamic constraints networks. In *Proceedings of the Seventh National Conference on Artificial Intelligence (AAAI'88)*, p. 37–42.
- Durieux-Paris S., Genin P. et Thierry C., 2007. *Prise de décision dans la chaîne logistique en mode incertain*. Document de synthèse du projet GDR MACS.
- Fargier H., Lang J., Martin-Clouaire R. et Schiex T., 2002. Traitement de problèmes de décision sous incertitudes par des problèmes de satisfaction de contraintes. *Revue d'intelligence artificielle*, 11(3): 375–398.
- Galbraith J., 1973. *Designing complex organizations*. Addison-Wesley, Massachusetts.
- Génin P., 2003. *Planification tactique robuste avec usage d'un APS : Proposition d'un mode de gestion par plan de référence*. Thèse de Doctorat, École des Mines de Paris, France.
- Haralick R. and Elliott G., 1980. Increasing Tree Search Efficiency for Constraint Satisfaction Problems. *Artificial Intelligence*, 14(3): 263–313.
- Herrera C. et Thomas A., 2009. Un modèle pour limiter la nervosité et l'instabilité du programme directeur de production. In *8^{ème} congrès international de génie industriel*, Bagnères de Bigorre, France.
- Lalami M.E., 2012. *Contribution à la résolution de problèmes d'optimisation combinatoire : méthodes séquentielles et parallèles*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, France.
- Lee H.L. and Billington C., 1993. Material management in decentralized supply chain. *Operations Research*, 41(5).
- Lim S.J., Jeong S.J., Kim K.S. and Park M.W., 2006. A simulation approach for production-distribution planning with consideration given to replenishment policies. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27: 593–603.
- Mackworth A.K., 1977. Consistency in networks of relations, *Artificial Intelligence*, 8(1): 99–118.
- Minton S., Johnston M.D., Philips A.B. and Laird P., 1992. Minimizing conflicts: a heuristic repair method for constraint satisfaction and scheduling problems. *Artificial Intelligence*, 58: 161–205.
- Mitra K., Gudib R.D., Patwardhanb S.E. and Sardara G., 2009. Towards resilient supply chains: Uncertainty analysis using fuzzy mathematical programming. *Chemical Engineering Research and Design*, 87: 967–981.
- Montanari U., 1974. Networks of constraints: Fundamental properties and application to picture processing. *Information Science*, 7(2): 95–132.
- Nadel B., 1989. Constraint Satisfaction Algorithms. *Computational Intelligence*, 5: 188–299.
- Richaud G., 2009. *Outillage logiciel pour les problèmes dynamiques*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Techniques Industrielles et des Mines de Nantes, France.
- Rota-Frantz K., Bel G. et Thierry C., 2001. Gestion des flux dans les chaînes logistiques. In *Performance Industrielle et gestion des flux*, Hermes Science, p. 153-187.
- Sabin D. and Freuder E., 1994. Contradicting conventional wisdom in constraint satisfaction. In *Proceedings of the 11th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI'94)*, Amsterdam, The Netherlands, p. 125–129.
- Suwanruji P. and Enns S.T., 2006. Evaluating the effects of capacity constraints and demand patterns on supply chain replenishment strategies. *International Journal of Production Research*, 44: 4607–4629.
- Stadtler H. and Kilger C. (Ed.), 2005. *Supply Chain Management and Advanced Planning*. 3^e ed. (Springer: Berlin).
- Tayur S., Ganeshan R. and Magazine M., 1999. *Quantitative models for supply chain management*. Kluwer Academic Publishers.
- Verfaillie G. and Jussien N., 2005. Constraint solving in uncertain and dynamic environments: A survey. *Constraints*, 10(3): 253–281.
- Zhang Y. and Yap R., 2001. Making AC-3 an Optimal Algorithm. In *Proceedings of the 17th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'01)*, Seattle, WA, USA, p. 316–321.