

---

# Approvisionnement d'une chaîne logistique agile

## Une approche d'optimisation dynamique

Akram Chibani<sup>1,3</sup>, Xavier Delorme<sup>1</sup>, Alexandre Dolgui<sup>2</sup>,  
Henri Pierreval<sup>3</sup>

1. École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne, LIMOS UMR CNRS 6158  
158 cours Fauriel, 42023 Saint-Étienne cedex 2, France  
delorme@emse.fr

2. École Nationale Supérieure des Mines de Nantes, IRCCyN UMR CNRS 6597  
La Chantrerie, 4 rue Alfred Kastler, 44307 Nantes, France  
Alexandre.Dolgui@mines-nantes.fr

3. Institut Français de Mécanique Avancée, LIMOS UMR CNRS 6158  
Campus Les Cézeaux, 63175 Aubière cedex, France  
henri.pierreval@sigma-clermont.fr

---

**RÉSUMÉ.** *L'objectif de cet article est de traiter une problématique d'approvisionnement dans un temps limité dans une chaîne logistique à deux échelons (client-fournisseurs) qui évoluent dans un environnement caractérisé par des variations asynchrones et répétitives des prix d'achat et de commande ainsi que les capacités des fournisseurs. L'exemple des systèmes d'achat sur Internet ainsi que les systèmes d'enchères inversées en ligne dans le cadre du « e-Procurement » s'inscrivent dans la problématique traitée ici. Dans ce cadre, les approches classiques d'optimisation peuvent s'avérer inadaptées. Les travaux récents sur l'optimisation dynamique semblent pouvoir répondre à ce type de questionnement mais n'ont, pour l'instant, pas donné lieu à une application dans un contexte de chaîne logistique. Nous proposons ici une approche d'optimisation dynamique basée sur un algorithme génétique, pour un problème d'approvisionnement.*

**ABSTRACT.** *The purpose of this article is to address a dynamic procurement issue under asynchronous and repetitive variations over time. The supply chain considered is composed of two levels (buyer-suppliers) operating in varying environment.*

**MOTS-CLÉS:** *chaînes logistiques, approvisionnement, agilité, optimisation dynamique, algorithme génétique.*

**KEYWORDS:** *supply chain, procurement, dynamic optimization, genetic algorithm, agility.*

---

DOI:10.3166/ JESA.49.749-768 © 2016 Lavoisier

## 1. Introduction

L'un des principaux défis auquel sont confrontées les chaînes logistiques consiste à mettre en place des stratégies adéquates pour réagir en cas de variations. Dans le contexte actuel, les chaînes logistiques se composent de nombreux échelons qui se spécialisent dans diverses activités: fournisseurs, distributeurs, détaillants, etc. L'objectif est d'acheminer le produit vers le client final en ayant une maîtrise des coûts et des ressources qui permettra de concevoir le bon produit au bon endroit avec les meilleurs délais. La configuration du réseau logistique semble une étape primordiale dans la conception d'une structure logistique qui peut réagir rapidement face à l'instabilité de l'environnement. Cette tâche devient de plus en plus difficile à réaliser dans un environnement caractérisé par des changements fréquents qui se répercutent ainsi sur tout le réseau logistique. La volatilité des marchés induit une fluctuation constante de divers paramètres. La variation des capacités chez les fournisseurs ainsi que la variation des différents coûts logistiques, liées à la concurrence de plus en plus forte entre les entreprises, sont des causes majeures de cette instabilité.

Ces variations touchent tous les acteurs de la chaîne d'approvisionnement. Néanmoins dans des contextes bien précis, les variations peuvent ne pas avoir un impact simultané sur tous les paramètres relatifs au problème considéré. Cette désynchronisation se retrouve notamment dans des cas de chaînes logistiques où les opérations d'achat ou d'approvisionnement se font quasiment instantanément (en temps réel). En d'autres termes, les variations peuvent être enregistrées sur un intervalle de temps court. Les problématiques d'approvisionnement du type système d'enchères et e-commerce sont les plus connus dans la littérature opérant dans un environnement très variant dans le temps. Bien que ces variations soient d'amplitude faible, vu qu'elles concernent à chaque fois un nombre réduit des acteurs de la chaîne logistique, elles arrivent le plus souvent d'une manière asynchrone. Ceci étant dû à la fréquence relative aux changements des données. Les décideurs de la chaîne d'approvisionnements se trouvent donc dans l'obligation de réévaluer le problème dans sa globalité après ces changements.

Les entreprises se trouvent donc incitées à réduire leurs coûts en cherchant en même temps à développer de nouvelles solutions liées à leurs activités de fabrication, d'approvisionnement ou de distribution. Cette recherche combinée a fait l'objet de plusieurs travaux afin de concevoir des chaînes logistiques capables de répondre aux changements en termes d'efficacité et d'efficacé.

Dans ce contexte, la recherche de solutions stationnaires pour l'optimisation des chaînes logistiques n'est plus nécessairement le meilleur choix. Selon quelques articles récents, la priorité devrait être donnée à des méthodes qui garantissent une réponse rapide face à un environnement changeant (Melnyk *et al.*, 2014). Contrairement aux problèmes classiques des chaînes d'approvisionnements où l'on dispose de l'information afin de pouvoir optimiser sur des périodes bien définies, la problématique étudiée dans ce papier s'inscrit dans un environnement variant dans le temps où l'in-

formation est considérée comme volatile. Nous nous focaliserons ici sur l'évolution des paramètres liés à l'approvisionnement dans un contexte de demande constante.

Récemment, l'optimisation dynamique a montré des résultats encourageants dans la résolution des problèmes dont les données évoluent en fonction du temps, le but étant de chercher une solution non stationnaire qui évolue selon la variation des paramètres.

Cet article est une vision étendue des travaux présentés à la conférence MOSIM en 2014 (Chibani, Dolgui *et al.*, 2014). L'objectif est d'illustrer l'intérêt d'une telle approche pour la prise de décision au niveau des chaînes logistiques. Dans le cadre d'un approvisionnement où les décisions doivent être prises en temps limité, les questions d'approvisionnement dynamiques sont de plus en plus étudiées dans le cadre du marché des enchères dans lequel acheteurs et vendeurs proposent des offres concurrentielles en même temps. La nature dynamique de ce problème est généralement liée à la variabilité des données dans le temps. En effet, les prix chez les fournisseurs et la demande de l'acheteur sont constamment soumis à des changements pendant une période d'approvisionnement donnée. Avec ce mode d'achat, on se voit contraint à réévaluer les paramètres déjà mentionnés afin de déterminer une stratégie gagnante pour les deux parties. Dans les systèmes d'enchères classiques et pendant une période de négociation, les commerçants sont confrontés, par exemple, à la volatilité implicite de certains prix au niveau du marché.

Dans cet esprit, au niveau de la section 2, nous présentons un aperçu des problématiques d'approvisionnement. Dans la section 3, nous décrivons plus spécifiquement le problème étudié. L'approche utilisée est expliquée au niveau de la section 4. Par la suite, la section 5 met en évidence les résultats obtenus. Enfin, nous concluons cet article en discutant des perspectives de recherche concernant le problème et la méthode de résolution.

## 2. Revue de littérature

Comme le montrent (Benyoucef *et al.*, 2003), le problème d'approvisionnement a été largement étudié dans la littérature. Dans ce problème, l'objectif est de déterminer le nombre approprié de fournisseurs ainsi que la quantité optimale à commander par le client. Classiquement, ces décisions sont réévaluées régulièrement lorsque des changements importants se produisent simultanément touchant l'ensemble des paramètres liés aux clients et aux fournisseurs. Généralement ce problème est connu comme un problème de sélection de fournisseurs.

Pour des problématiques d'approvisionnement dans une chaîne logistique classique, plusieurs travaux ont été proposés afin de déterminer périodiquement les quantités optimales à allouer ainsi qu'une nouvelle conception du réseau logistique en prenant en considération les nouveaux paramètres. Dans ce contexte, (Oh *et al.*, 2013) proposent des stratégies flexibles liées à l'approvisionnement et la production dans l'objectif de reconfigurer la chaîne d'approvisionnement suite à des situations de chan-

gement. Un indicateur appelé « Suitability of configuration » est utilisé pour indiquer l'instant de reconfiguration de la chaîne logistique. Cet indicateur est calculé en utilisant la logique floue qui a pour paramètres d'entrée le nombre de fournisseurs qui livrent un produit et la quantité de marchandises disponible chez chacun d'eux.

(Chan, Chan, 2010) présentent une étude qui montre le rôle que joue la flexibilité pour améliorer les performances de la chaîne logistique au niveau de l'approvisionnement et la livraison des produits afin de s'adapter rapidement aux changements. Le réseau étudié est une chaîne logistique à deux maillons composé d'un ensemble de fournisseurs et de clients pour le cas de multiples produits. Un système multi-agents est utilisé dans cette étude pour modéliser les opérations de la chaîne d'approvisionnement pour chaque période  $T$ . Les variations étudiées sont relatives aux capacités des fournisseurs. Ces variations sont considérées comme des variables indépendantes.

Cela dit, d'autres contextes sont apparus dans lesquels des changements très fréquents et asynchrones des divers paramètres peuvent se produire.

Dans cet article, nous nous intéressons à l'étude de l'évolution d'un problème d'approvisionnement dans un contexte flexible évoluant dans un environnement extrêmement variant et limité dans le temps en ayant à chaque fois un choix multiple de fournisseurs qui pourra être remis en cause au cours du temps. Généralement, ces problématiques sont très fréquentes dans le contexte d'approvisionnement à travers les systèmes d'achat par enchères et plus précisément au niveau des systèmes d'achat en ligne.

En effet, avec l'avancée des technologies l'information, l'attention a été accordée à l'approvisionnement en ligne « e-procurement ». À ce propos, ces problématiques s'inscrivent parfaitement dans une démarche de recherche de solutions rapides et efficaces pour des problèmes qui varient considérablement dans le temps et qui se rapprochent significativement du problème étudié dans ce papier. Ceci dit, la majorité de ces articles cherchent dans un premier temps à tirer profit des nouvelles technologies d'information pour justifier ensuite le gain potentiel que les chaînes logistiques actuelles peuvent acquérir en adoptant ce mode d'approvisionnement selon plusieurs manières.

Les mécanismes d'enchères sont devenus de plus en plus pertinents dans les systèmes d'approvisionnement électroniques modernes. En effet, depuis qu'ils permettent l'automatisation des négociations entre les clients et les fournisseurs offrant ainsi la possibilité aux deux parties de réduire les coûts, l'engouement pour instaurer ces pratiques ne cesse d'augmenter. Dans l'article de (Chandrashekar *et al.*, 2007) trois différentes sortes de catégories relatives au contexte du e-Procurement sont mises en évidence lors du déploiement d'un mécanisme d'enchère.

- La vente aux enchères d'un seul article: c'est une vente pour l'achat d'une ou plusieurs unités d'un seul type de produit.

- La vente aux enchères de plusieurs articles: c'est une vente pour l'achat d'une ou plusieurs unités de différents produits.

– La vente aux enchères multi-attribut: c'est une vente pour l'achat de produits où les décisions d'achat sont fondées non seulement sur les coûts mais aussi sur d'autres attributs tels que les délais de livraison, la qualité et la capacité de production.

Pour chacune de ces catégories, les auteurs proposent dans un premier temps une liste des travaux réalisés en les classifiant selon trois types de modélisation :

- les modèles de programmation mathématiques,
- les modèles de la théorie des jeux,
- les modèles descriptifs basés sur des études de cas.

Les auteurs ont présenté, dans un deuxième temps, une formulation mathématique pour des problématiques qui s'inscrivent dans chaque catégorie en évoquant à chaque fois un scénario précis correspondant à une situation d'approvisionnement.

Dans leur article, (Devaraj *et al.*, 2012) affirment que les nouvelles applications technologiques jouent un rôle important dans la capacité des entreprises à bénéficier de ce mode d'approvisionnement en s'appuyant sur l'achat en ligne ainsi que la flexibilité des processus. Ils se basent dans leur étude sur un sondage recueilli auprès de 130 gestionnaires d'achat et d'approvisionnement. Dans le même contexte, (K. Chen, 2012) a étudié les stratégies d'approvisionnement au niveau d'une chaîne logistique composée d'un producteur et d'un ensemble de fournisseurs. Il prend comme exemple les systèmes d'enchères inverses et propose un modèle de théorie des jeux qui se base sur deux politiques de prix (prix en gros et prix en catalogue) pour déterminer une situation « gagnant-gagnant » entre le fabricant et le fournisseur retenu.

(F. Chen, 2007) a mis en place des stratégies d'approvisionnement optimales dans le contexte d'enchères inversées dans lesquelles le fournisseur peut produire à un coût marginal constant face à une demande stochastique. L'acheteur, quant à lui, détient des informations privées sur les coûts des produits. L'auteur montre comment la découverte des prix peut influencer la décision de commande pour atteindre une stratégie d'approvisionnement optimal en utilisant un modèle de programmation dynamique. (S. Liu *et al.*, 2013) étend ce travail au cas multi-périodes. Dans le même domaine, (Yang, Xia, 2009) étudie une question d'acquisition continue dans laquelle les prix des matières premières suivent un processus markovien alors que la demande suit un processus de Poisson.

(Q. Liu *et al.*, 2011) traitent un problème d'approvisionnement affecté par des incertitudes au niveau de l'environnement interne et externe d'une entreprise. Ils proposent pour cela un système multi-agents pour traiter ces incertitudes grâce à la collaboration et l'interaction entre les différents agents. Selon eux, l'architecture proposée améliore la flexibilité pour réagir face aux imprévus et garantit un approvisionnement agile.

Un des modèles les plus dominants étudiés dans la littérature et traitant du processus « e-procurement » est le système d'enchères électroniques inversées, également connu sous le nom de « e-reverse auction » (e-RA). Généralement ce processus est défini comme un problème d'approvisionnement en ligne mettant en œuvre plusieurs

fournisseurs en concurrence pour les besoins d'une entreprise souhaitant acquérir des produits en proposant des offres concurrentielles sur Internet à un événement d'appel d'offres limité dans le temps (Talluri *et al.*, 2007).

Les enchères inversées en ligne ont été utilisées par plusieurs grandes entreprises dans les transactions BtoB. Beaucoup d'entre elles ont pu tirer un grand profit grâce à l'utilisation de la vente aux enchères en comparaison avec les approches traditionnelles d'approvisionnement. Il est fréquent que les enchères soient gérées sur la base du prix comme seul critère de différenciation entre un ensemble de fournisseur. Néanmoins, les acheteurs peuvent envisager d'autres attributs à part le prix.

Certains papiers se sont intéressés aux aspects liés à la détermination des gagnants dans un processus d'enchères en ligne « Winner-determination ». Il est vrai que le processus de choix des fournisseurs peut être une tâche complexe dans les stratégies d'approvisionnement en ligne. En effet, les différents attributs ou paramètres de chacun des fournisseurs sont susceptibles de changer pendant une durée limitée. Au-delà de la variabilité des prix des fournisseurs, d'autres paramètres ont été discutés dans la littérature pour la sélection finale. Les informations contenues dans les offres des fournisseurs peuvent inclure la qualité, la livraison, et d'autres facteurs. Ce nouveau processus appelé « multi-attribute e-reverse auction » devient de plus en plus étudié dans une approche où on s'approvisionne auprès de plusieurs fournisseurs. La phase de négociation donne aux différents acteurs l'occasion de mieux générer ce processus d'achat jusqu'à l'accord final entre les parties concernées.

Différentes techniques ont été utilisées afin de déterminer les meilleurs fournisseurs pendant une période de vente dans un système d'enchères inversées. Dans l'état de l'art de (Pham *et al.*, 2014), une classification relative aux tendances de recherche sur les « multi-attribute e-reverse auction ». Les auteurs indiquent que les modèles développés peuvent être classés en quatre groupes :

- contributions de la théorie des jeux,
- comparaisons expérimentales économique de performance entre les différents formats d'enchères,
- test de différentes politiques sur la divulgation d'informations,
- comparaisons entre les négociations et les ventes aux enchères.

La méthode AHP « Analytic Hierarchy Process » est l'une des méthodes les plus populaires pour identifier la fonction de score de l'acheteur. En effet, sur la base des attributs des fournisseurs, l'acheteur peut sélectionner le meilleur. Dans leur article, (Bichler, Kalagnanam, 2005) analyse le problème de détermination du vainqueur dans le cas de multiples sources d'approvisionnement en utilisant la programmation entière. Ils ont, par la suite, étendu le concept de ventes aux enchères au cas multi-critères permettant aux fournisseurs de spécifier plusieurs valeurs en fixant des majorations de prix pour chaque attribut.

À travers ces modèles, les auteurs ont constaté que l'ensemble des outils d'aide à la décision présentent quelques limites sur lesquelles il faudra agir pour garantir des résultats optimaux dans le processus de sélection de fournisseurs.

Dans ce contexte, (Talluri *et al.*, 2007) se sont intéressés à développer un outil d'aide à la décision afin de gérer un système d'enchères inversées en ligne. L'outil utilise une hybridation entre une analyse d'enveloppement des données et la programmation entière pour la détermination d'un gagnant parmi plusieurs fournisseurs dans un (e-RA) multi-attributs. À ce niveau, l'accent est mis sur les changements de prix, la livraison, la qualité et la quantité avec un système d'offre mensongère fixé par le client qui permet de limiter l'indépendance de ces attributs.

À travers tous ces travaux, nous pouvons constater que pour le client l'objectif serait de choisir le ou les meilleur(s) fournisseurs en attribuant des scores sur la base d'une demande qui peut être dans certain cas erronée, motivée par un choix personnel du client ou bien incertaine dû au contexte du marché.

Les différents modèles proposés, ont été développés pour répondre au problème de détermination du fournisseur vainqueur avec l'hypothèse implicite que les agents participants à la vente aux enchères ont une stratégie d'enchère mis en place basée sur la théorie des jeux.

Au niveau des modèles mathématiques, les formulations MIP (Mixed Integer Program) sont variantes du problème du sac à dos à choix multiple connu dans la littérature comme un problème NP-difficile. Ce problème présente des propriétés structurelles particulières qui rend sa résolution difficile. Pour ce fait, des techniques de programmation dynamique, des méthodes de branch-and-bound ainsi que des schémas d'approximation polynomiales ont été proposées pour le résoudre.

De plus, au-delà de cette spécificité mathématique, pour ce type de problématiques, les données ou encore les critères utilisés pour la sélection des fournisseurs sont exploités à la fin des enchères. Suite aux variations répétitives au cours du temps, la solution au début d'un approvisionnement en ligne en général peut être complètement différente de la dernière solution trouvée.

À notre connaissance, la majorité des problèmes ont été étudiés afin d'optimiser l'ensemble de la chaîne logistique en respectant une logique décisionnelle qui répond aux différents horizons de « planification ». Les modèles d'optimisation adoptés concernent des situations où différents scénarios sur les données sont considérés et où l'objectif est de déterminer une solution acceptable.

Cependant, les exigences actuelles pour bâtir des chaînes logistiques réactives dans un contexte flexible et dans un espace de temps très réduit nécessitent des méthodes plus efficaces et plus adaptées à des variations non prévisibles. Jusqu'à maintenant, les travaux qui se sont intéressés aux incertitudes ou à la variabilité des données dans la chaîne logistique ont fait l'hypothèse d'une bonne connaissance sur la variation des données pour pouvoir utiliser des méthodes d'optimisation stochastique ou robuste. Cependant, dans un contexte caractérisé par des fluctuations de marché, les variations

de données peuvent survenir à n'importe quel moment et sont difficilement prévisibles. Nous sommes donc dans l'obligation de chercher de nouvelles méthodes pour pouvoir optimiser dans cet environnement.

En se reposant sur les propriétés de la flexibilité, nous allons commencer dans ce qui suit, par exposer la problématique d'approvisionnement qui s'inscrit dans un niveau décisionnel opérationnel en essayant par la suite d'expliquer l'approche utilisée lors de la résolution.

### 3. Un problème d'approvisionnement dans une chaîne logistique flexible

#### 3.1. Description du problème

Le problème d'approvisionnement représente une des fonctions de l'entreprise à savoir la fonction d'achat et ce pour un niveau décisionnel opérationnel dans le but de s'approvisionner en matières ou produits auprès d'un ou plusieurs fournisseur(s) susceptible(s) d'être sélectionné(s) pour livrer les quantités commandées.

Plusieurs paramètres de ce problème peuvent changer au cours du temps. Le cours de quelques matières premières ainsi que les coûts relatifs à l'affectation des fournisseurs sont gouvernés par un marché à forte volatilité. Cette variation peut en même temps avoir un impact sur les capacités des différents fournisseurs qui peuvent être confrontés à des problèmes techniques et une forte concurrence entre eux.

Dans un premier temps, et pour des raisons de clarté, nous avons formulé un problème à deux échelons (figure 1).

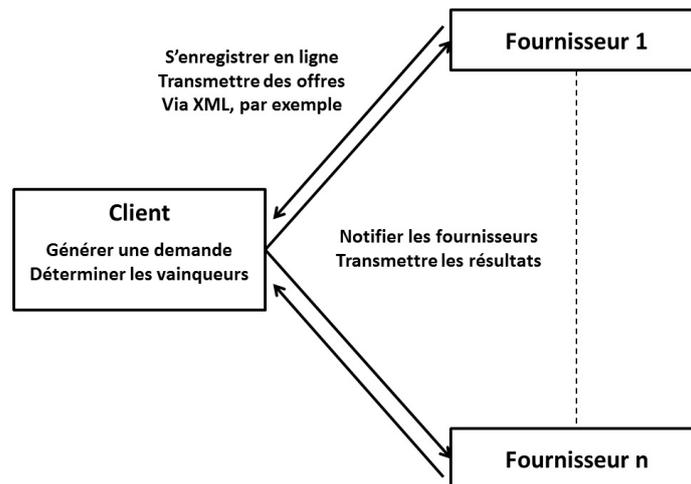


Figure 1. La chaîne logistique traitée : exemple d'un système d'enchère inversée en ligne

Notre objectif est de trouver après chaque changement de données la nouvelle configuration ainsi que la quantité optimale à commander auprès des fournisseurs au cours du temps. Nous avons considéré des variations sur trois paramètres : les capacités des fournisseurs, le prix unitaire d'achat et le coût d'affectation des fournisseurs. L'objectif est de minimiser le coût total en satisfaisant la demande du client et en respectant les capacités des fournisseurs.

Les variations de la fonction objectif ainsi que les contraintes sont asynchrones et fréquentes au cours du temps. Ces variations ont peu d'impact sur la « position » de la solution optimale. En outre, nous avons peu de temps entre l'arrivée de deux changements successifs afin de ré-optimiser. Entre deux variations successives nous serons donc face à une myopie concernant les différents paramètres qui dépendent du temps.

### 3.2. Formulation du problème

Pour ce problème, les notations suivantes sont adoptées :

- $S$  : ensemble des fournisseurs  $s \in S : \{1, 2, \dots, ns\}$
- $P$  : ensemble des produits  $p \in P : \{1, 2, \dots, np\}$
- $k_s(t)$  : capacité maximale chez un fournisseur  $s$  au moment  $t$
- $D_p$  : demande de produit  $p$  pour le client
- $Cu_{ps}(t)$  : coût unitaire d'achat d'un produit  $p$  chez le fournisseur  $s$  à  $t$
- $Ca_{ps}(t)$  : coût d'affectation d'un produit  $p$  pour un fournisseur  $s$  à  $t$

Les variables de décision de notre problème sont les suivantes :

- $Q_{ps}(t)$  : quantité de produit  $p$  commandée chez le fournisseur  $s$  à  $t$ .
- $V_s(t) : \begin{cases} 1 & \text{: si le fournisseur } s \text{ est choisi} \\ 0 & \text{: sinon} \end{cases}$

Fonction objectif :

$$\text{Min } Z = \int_{t=0}^{t=end} \left[ \sum_{p \in P} \sum_{s \in S} Cu_{ps}(t) \cdot Q_{ps}(t) + \sum_{p \in P} \sum_{s \in S} Ca_{ps}(t) \cdot V_s(t) \right] dt. \quad (1)$$

s.t.

$$\sum_{s \in S} Q_{ps}(t) = D_p \quad \forall p \in P \quad (2)$$

$$\sum_{p \in P} Q_{ps}(t) \leq k_s(t) \cdot V_s(t) \quad \forall s \in S \quad (3)$$

$$V_s(t) \in \{0, 1\} \quad \forall s \in S \quad (4)$$

$$Q_{ps}(t) \in N \quad \forall s \in S \quad \forall p \in P \quad (5)$$

Cette formulation implique la minimisation du coût total correspondant au client au cours du temps. L'équation 2 assure la satisfaction de la demande pour chaque produit. L'équation 3 met en évidence le respect de la quantité maximale que nous pouvons commander chez chaque fournisseur exprimée en nombre total des produits.

La figure 2 illustre quelques exemples de variations des trois paramètres au cours du temps. Notons à ce propos qu'une variation peut éventuellement être considérée comme isolée (touchant un seul paramètre) ou groupée (affectant deux paramètres ou plus). En d'autres termes une variation au niveau du prix unitaire d'achat par exemple, n'implique pas automatiquement une variation au niveau de la capacité d'un fournisseur.

Conformément aux hypothèses mises en évidence auparavant, nous traitons des variations asynchrones d'amplitudes mineures et relativement fréquentes. Ceci dit, au delà du caractère dynamique, le problème abordé est un problème NP-difficile (Chibani, Delorme *et al.*, 2014).

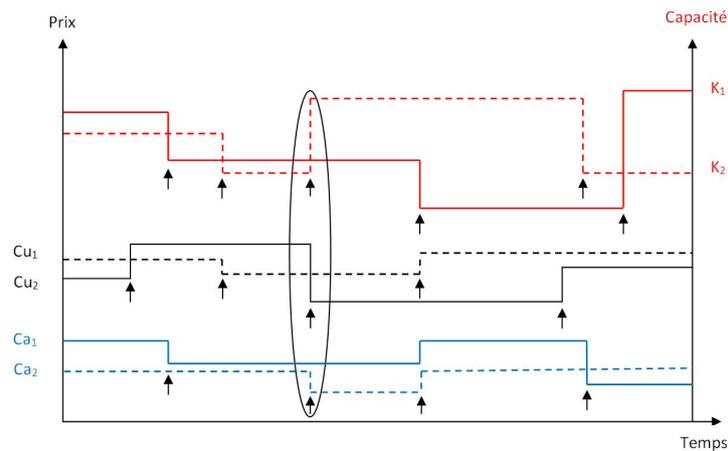


Figure 2. Exemples de variation des données de deux fournisseurs pour un type de produit

Dans la partie qui va suivre, nous allons essayer de résoudre ce problème dynamiquement.

## 4. Approche de résolution

### 4.1. L'optimisation dynamique

Un problème d'optimisation dynamique est défini comme étant un problème dont la fonction objectif (et/ou) les contraintes varient dans le temps (Cruz *et al.*, 2010).

Généralement pour ce genre de problématiques il n'y a pas assez de temps pour ré-optimiser après chaque variation. L'objectif est de suivre le comportement de l'optimum et non pas de chercher une solution stationnaire (Lepagnot *et al.*, 2009).

On trouve dans la littérature quelques papiers utilisant l'optimisation dynamique dans divers domaines. (Nguyen *et al.*, 2012) classent les problèmes selon deux catégories :

- des problèmes « tests »,
- des problèmes « réels ».

Dans la première catégorie, on cherche souvent à mettre en place des fonctions objectifs complexes afin de tester la puissance des algorithmes et leurs capacités à s'adapter aux variations. Dans la deuxième catégorie, les chercheurs ont essayé de résoudre des problématiques du monde réel en utilisant les algorithmes développés et testés sur les problèmes tests (Tezuka *et al.*, 2006). Cependant, les travaux relevant de la deuxième catégorie sont plus rare dans la littérature.

Dans le domaine des chaînes logistiques, des chercheurs se sont intéressés à la problématique de tournées de véhicule dynamique (*Dynamic Vehicle Routing Problem* (DVRP)). En effet une variante de ce problème est d'introduire des demandes de clients au cours du temps (Pillac *et al.*, 2013). Le choix de l'optimisation dynamique est donc justifié par le temps limité entre deux décisions pour pouvoir ré-optimiser d'une façon statique. Plusieurs approches ont été utilisées pour la résolution d'un problème d'optimisation dynamique. Selon l'état de l'art de (Cruz *et al.*, 2010), la majorité des problèmes utilisent des algorithmes évolutionnaires. Bien que d'autres techniques aient été utilisées, environ 90% des articles utilisent ces algorithmes à base de populations.

Plusieurs techniques ont été proposées dans différents travaux pour distinguer les caractéristiques d'un algorithme évolutionnaire adapté au cas dynamique. Les principales techniques sont les suivantes :

- introduire de la diversité après un changement,
- utiliser des méthodes auto-adaptatives,
- maintenir la diversité,
- utiliser une mémoire,
- utiliser plusieurs populations,
- prédire les futurs changements.

L'algorithme que nous allons proposer est basé sur une approche de mémorisation une fois que les variations surviennent. Les meilleures solutions trouvées sont exploitées pour accélérer la convergence de l'algorithme face une myopie par rapport aux données (figure3).

Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques détails de l'algorithme génétique adapté à notre problématique.

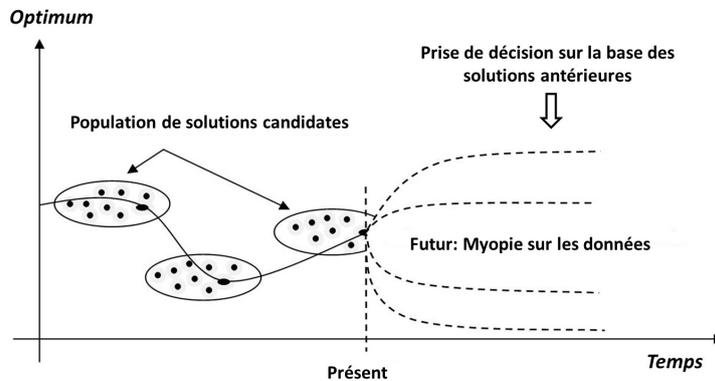


Figure 3. Une myopie face aux données futures

#### 4.2. Un algorithme génétique dynamique

Les algorithmes génétiques sont des algorithmes inspirés de l'évolution des espèces. Ils appartiennent à la famille des algorithmes évolutionnaires. Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre en un temps raisonnable. Par analogie avec les termes que les biologistes utilisent, *une population* sera un ensemble d'individus. Chaque *individu* est une réponse codée sous forme de gènes à un problème donné. L'ensemble des gènes composant une réponse possible est appelé chromosome. Enfin, *une génération* représente une itération de notre algorithme (Goldberg, 1989).

**Le codage :** cette étape associe à chaque solution une représentation sous forme de chromosome. Chaque solution est représentée par un chromosome  $P_i$  qui sera constitué d'un ensemble de gènes correspondant au nombre de fournisseurs. Ces gènes contiennent les quantités que le client commande auprès de chaque fournisseur noté  $Q_{pj}$ .

**L'initialisation :** cette phase permet de générer une population d'individus qui servira de base pour les générations futures. De manière incrémentale, chaque quantité est attribuée aléatoirement dans un intervalle qui correspond aux capacités des fournisseurs sans excéder la demande totale du client. Ainsi les contraintes 2 et 3 sont respectées. Tous les gènes sont limités à des nombres entiers non négatifs satisfaisant donc la contrainte 5 du problème. L'ensemble de la population doit être évaluée par le calcul du « fitness » de chaque individu en se basant sur la fonction objectif définie dans l'équation 1.

**La sélection de reproduction :** la sélection permet d'identifier les individus qui vont participer aux prochaines étapes. Après la création et l'évaluation de la population initiale, certains individus sont sélectionnés pour participer à la création de la nouvelle génération. Nous optons pour la méthode de sélection par tournoi. Le principe est de faire un tirage aléatoire de deux individus, celui qui a le fitness le plus fort

l'emporte. On répète cette étape  $n$  fois pour obtenir les individus sélectionnés pour les étapes de production.

**Le croisement :** le croisement a pour objectif d'enrichir la diversité de la population en manipulant la combinaison des chromosomes. Les individus sont sélectionnés et seront manipulés par un opérateur de croisement qui les choisit selon une probabilité  $P_{cross}$ . Pour notre cas, nous utiliserons un opérateur de croisement simple (à un seul point de coupe) noté  $k$ .

Notons  $P_1$  et  $P_2$  les parents issus de la sélection et  $E_1$  et  $E_2$  les enfants créés après le croisement. Afin de garantir le respect de la demande totale du client, nous avons opté pour un calcul proportionnel des quantités, les équations 6, 7 et 8 sont utilisés. La figure 4 illustre un exemple de croisement pour un cas de 5 fournisseurs avec une demande de 50 unités pour le premier type de produit et un point de croisement  $k = 3$ .

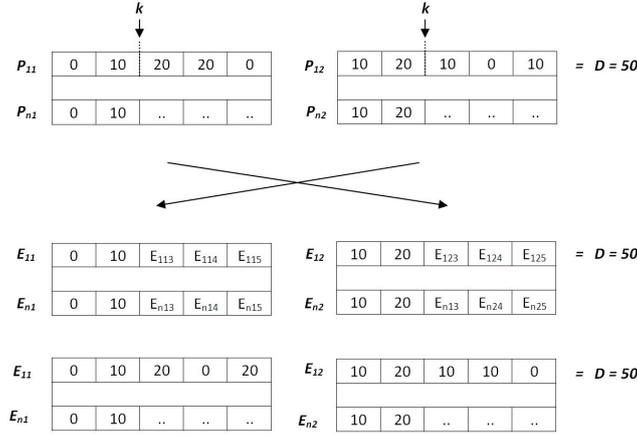


Figure 4. Exemple de croisement

$$\forall j \in 1 \dots k \quad \forall p \in 1 \dots np$$

$$E_{p1j} = P_{p1j} \quad \text{and} \quad E_{p2j} = P_{p2j} \quad (6)$$

$$\forall j \in k+1 \dots ns \quad \forall p \in 1 \dots np$$

$$E_{p1j} = \begin{cases} \left[ \frac{\sum_{k+1}^{ns} P_{p1j}}{\sum_{k+1}^{ns} P_{p2j}} \times P_{p2j} \right] & : \sum_{k+1}^{ns} P_{p1j} \neq 0 \\ \sum_{k+1}^{ns} P_{n1j} / ns - k & : \text{sinon} \end{cases} \quad (7)$$

$$E_{p2j} = \begin{cases} \left[ \frac{\sum_{k+1}^{ns} P_{p2j}}{\sum_{k+1}^{ns} P_{p1j}} \times P_{p1j} \right] & : \sum_{k+1}^{ns} P_{p2j} \neq 0 \\ \sum_{k+1}^{ns} P_{p2j} / ns - k & : \text{sinon} \end{cases} \quad (8)$$

**La mutation :** l'opérateur de mutation consiste à échanger, de façon aléatoire, un gène au niveau d'un chromosome par un autre, il apporte donc à l'algorithme génétique une diversification nécessaire pour une exploration efficace de l'espace de recherche. Un transfert de quantité entre deux gènes tirés au hasard est appliqué avec une probabilité de mutation  $P_{mut}$  (figure 5).

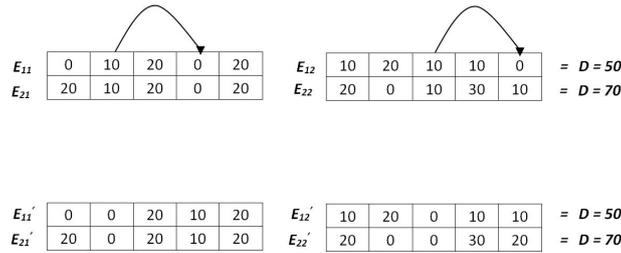


Figure 5. Exemple de mutation pour deux produits

---

#### Algorithme 1 Procédure de réparation

---

- 1:  $\forall s \in 1 \dots ns, \forall p \in 1 \dots np, R_{ps} = \begin{cases} k_s - Q_{ps} & \text{si } Q_{ps} > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
  - 2:  $P_p = \sum_{ps | R_{ps} < 0} (-R_{ps})$
  - 3:  $\forall s | R_{ps} < 0, R_{ps} \leftarrow 0$
  - 4: **tant que**  $(P_p > \sum_s R_{ps})$  **répéter**
  - 5:  $ps^* \leftarrow \underset{pj | Q_{ps}=0}{\operatorname{argmin}} \{Cu_{ps}\}$
  - 6:  $Q_{ps^*} \leftarrow 1$
  - 7:  $R_{ps^*} \leftarrow k_{ps^*} - Q_{ps^*}$
  - 8:  $P_p \leftarrow P_p - 1$
  - 9: **fin tant que**
  - 10: **tant que**  $(P_p > 0)$  **répéter**
  - 11:  $ps^* \leftarrow \underset{s | Q_{ps} > 0}{\operatorname{argmin}} \{Ca_{ps}\}$
  - 12:  $L_p \leftarrow \min\{R_{ps^*}, P_p\}$
  - 13:  $Q_{ps^*} \leftarrow Q_{ps^*} + L_p$
  - 14:  $R_{ps^*} \leftarrow k_{ps^*} - Q_{ps^*}$
  - 15:  $P_p \leftarrow P_p - L_p$
  - 16: **fin tant que**
- 

**La sélection de remplacement :** la sélection permet d'identifier les meilleurs individus d'une population et d'éliminer les mauvais pour les prochaines générations. Nous optons pour une stratégie de sélection élitiste qui garde les meilleurs individus après la fin de chaque itération.

Note : les opérateurs de croisement et de mutation permettent de garantir le respect de plusieurs contraintes de notre problématique, cependant lors de ces opérations, la

contrainte de capacité chez les fournisseurs peut être violée. Pour cette raison, nous avons mis en place un algorithme de réparation qui a pour principe la correction en cas d'excès de capacité en se basant sur les prix fixes et variables chez les fournisseurs (algorithme 1). L'algorithme corrige les écarts éventuels au niveau des capacités des fournisseurs et ce en se basant sur les prix d'achat et d'affectation. Pour chaque type de produit, on calcule dans un premier temps l'éventuel excès chez les fournisseurs noté  $(R_{pj})$ . Après nous répartissons la somme notée  $P$  sur les fournisseurs ayant le coût unitaire d'achat le moyen élevé en incrémentant la quantité chez le fournisseur sélectionné de une unité du produit considéré. Cette réparation reste valable lorsque une variation des données survient.

La figure 6 résume les différentes étapes de l'algorithme proposé. Après les phases d'initialisation, de sélection et de production, une fois le critère d'arrêt atteint, nous obtenons une population constituée des meilleurs individus.

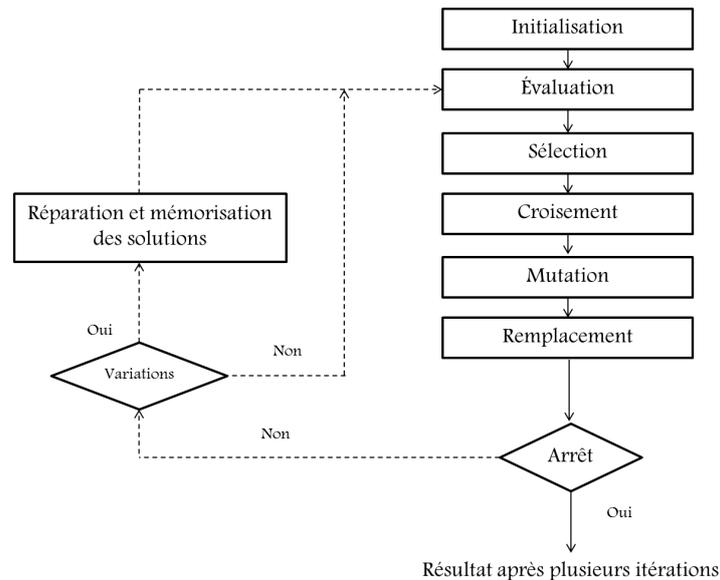


Figure 6. Algorithme génétique dynamique

## 5. Illustration des expérimentations

Suite aux variations que subit la fonction objectif et les contraintes, l'idée est d'utiliser pour les mêmes instances un algorithme génétique statique qui génère à chaque fois une population aléatoire après chaque variation (GA) et un algorithme génétique dynamique qui part des meilleures solutions calculées avant les changements (D-GA). Pour cela, nous allons présenter des expérimentations qui portent sur le cas multi-produit. L'objectif est d'analyser le comportement de notre algorithme pour chacune des instances présentées.

27 expérimentations sont mises en relief. L'optimisation est faite sur 50 fournisseurs. La taille de la population est égale à 20 individus et les taux de croisement et de mutation sont respectivement de l'ordre de 0,8 et 0,2. À partir de cinq instances aléatoires, l'algorithme est confronté dans un premier temps à 5, 10 et 15 variations. Ces changements modifient à la hausse ou à la baisse les trois paramètres de notre problème avec une demande qui reste constante dans le temps. Les algorithmes sont codés avec le langage C. Les expérimentations sont générées aléatoirement. Tous les paramètres sont résumés dans le tableau 2. Les paramètres du problème traité sont résumés dans le tableau 1.

*Tableau 1. Paramètres du problème*

	Valeurs
Nombre de produits	3
Demande totale du produit 1	800
Demande totale du produit 2	1000
Demande totale du produit 3	700
Nombre de fournisseurs	50

*Tableau 2. Paramètres de l'algorithme génétique*

	Valeurs
Fitness (z)	Coût total défini par l'équation 1
Taille de la population	20
Taux de croisement	0,8
Taux de mutation	0,2
Nombre maximum de générations	1200
Nombre de réplifications	10

Les changements étudiés dans les instances concernent les prix d'achat et d'affectation ainsi que la capacité des fournisseurs. La figure 7 met en relief les différents scénarios étudiés. Par exemple, la première instance utilisée illustre 5 variations qui touchent un seul fournisseur avec un pourcentage de variation équivalent à 5%.

Bien que les deux algorithmes convergent de la même manière après la configuration initiale, l'algorithme génétique dynamique s'adapte plus rapidement aux changements que l'algorithme statique. Le fait de partir des meilleures solutions après chaque variation s'avère plus efficace que de régénérer une population initiale aléatoire. Dans ce cas de figure, on part du principe que les changements ne sont pas drastiques. Cette hypothèse justifie encore une fois le choix de l'optimisation dynamique. En effet, dans le cas d'importants changements, redémarrer un algorithme d'optimisation statique pourrait être plus opportun.

Les résultats obtenus dans toutes les instances semblent en adéquation avec la finalité de rechercher une réactivité en réponse à des variations dans le temps. L'algorithme génétique dynamique montre une efficacité en termes de maîtrise des coûts ainsi qu'une réactivité justifiée par l'utilisation des informations stockées en mémoire.

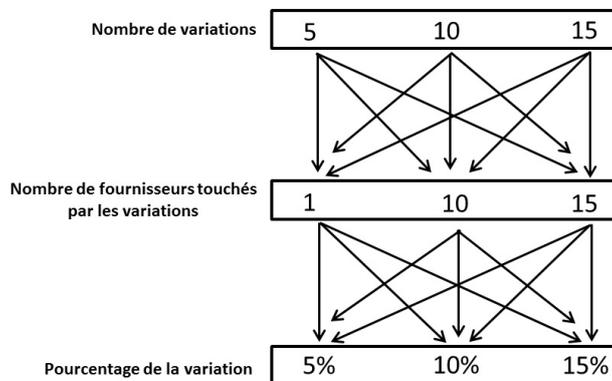


Figure 7. Résumé de la variation des paramètres pour les différentes instances utilisées

Afin de comparer les résultats des deux algorithmes, nous nous sommes intéressés à la performance des deux algorithmes mis en relief en intégrant cette performance dans le temps. Le tableau 3 résume les résultats des deux algorithmes et ce pour le premier scénario testé.

Selon le degré des variations, l'évolution des écarts enregistrés connaît un saut de l'ordre de 4% pour les algorithmes (AG) et (D-AG) par rapports au changement du degré de variations. L'écart observé est important pour l'algorithme statique (AG) avec une moyenne de 12,11% sur l'ensemble des variations. Dans ce cas de figure, l'algorithme génétique statique perd en performance au fil du temps selon l'intensité des variations par rapport à l'algorithme dynamique. Le tableau 4 met en évidence cette première analyse faite sur 135 expérimentations.

La figure 8 montre le comportement des deux algorithmes en illustrant 15 variations.

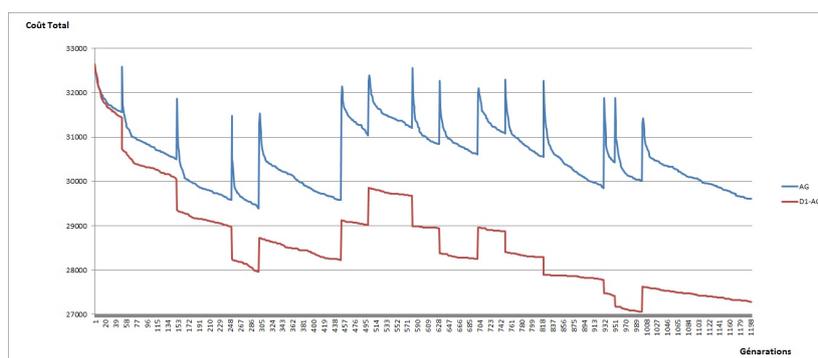


Figure 8. Comportement de l'algorithme après variation des données : exemple de 15 variations

Tableau 3. Résumé des résultats de la première instance sur les cinq testés

Nombre de variations	Nombre de fournisseurs	Degré de variations (%)	Résultat AG	Résultat D- AG	Borne Inférieure	Gap AG %	Gap D-AG %
5	1	5	37836786	38009898	36874153	2,61%	3,08%
5	1	10	37628517	37758404	36382605	3,42%	3,78%
5	1	15	37470241	37659245	36297013	3,23%	3,75%
5	5	5	37388243	37749699	36223634	3,22%	4,21%
5	5	10	37111773	34139501	32770973	13,25%	4,18%
5	5	15	36615766	34114829	33150690	10,45%	2,91%
5	10	5	36862744	34066035	33125986	11,28%	2,84%
5	10	10	36023187	34238508	33236809	8,38%	3,01%
5	10	15	35068126	33956226	32959210	6,40%	3,02%
10	1	5	37549572	35294613	34294744	9,49%	2,92%
10	1	10	37258277	35401534	34341180	8,49%	3,09%
10	1	15	37069189	35124357	33779078	9,74%	3,98%
10	5	5	36784589	34856979	34168580	7,66%	2,01%
10	5	10	36362231	34427061	33589394	8,26%	2,49%
10	5	15	35168729	33432791	31787138	10,64%	5,1%
10	10	5	36717926	34475635	33372774	10,02%	3,3%
10	10	10	36547897	34600336	33586744	8,82%	3,0%
10	10	15	35126714	32300272	30425350	15,45%	6,16%
15	1	5	37583807	34932958	33585544	11,90%	4,01%
15	1	10	37172502	34697364	33724986	10,22%	2,88%
15	1	15	36496384	34055933	32927340	10,84%	3,43%
15	5	5	36684053	34358393	33307996	10,14%	3,15%
15	5	10	36356543	34162133	33255987	9,32%	2,72%
15	5	15	36297239	33677380	32305123	12,36%	4,25%
15	10	5	34940534	33347967	31956445	9,34%	4,35%
15	10	10	36101920	33589726	32508280	11,05%	3,33%
15	10	15	38980321	35777037	33654874	15,82%	6,31%

Tableau 4. Évolution du Gap moyen de l'algorithme selon le degré de variation

Degré de variations	Gap moyen AG	Gap moyen D-AG
5	9,77%	7,41%
10	13,34%	10,78%
15	13,22%	11,23%

## 6. Conclusion

Dans ce papier, nous avons proposé une première approche d'optimisation dynamique pour un problème d'approvisionnement dans le contexte du « e-Procurement » caractérisé par des variations dans le temps. L'objectif principal était de faire face à l'évolution asynchrone des coûts et de la capacité des fournisseurs pour une demande constante dans le temps. L'approche a montré son intérêt dans un contexte où

l'évolution des données demeure inconnue, ce qui empêche d'utiliser des méthodes d'optimisation classiques. Ces premiers résultats s'inscrivent dans un processus qui a pour finalité la reconfiguration dynamique de la chaîne logistique. Les prochaines directions de recherche vont donc concerner le modèle et la méthode de résolution. Il s'agira dans un premier temps de mener d'autres expérimentations ainsi que des scénarios pour le cas multi-produit. Dans un deuxième temps, d'autres paramètres du problème peuvent être assujettis à des évolutions au cours du temps. En effet, la volatilité de la demande peut rendre le problème plus complexe lors de la résolution. Enfin, l'intégration d'une connaissance partielle des données ainsi qu'une hybridation des méthodes classiques de résolution avec l'optimisation dynamique peut élargir le rayon des problématiques industrielles que nous pouvons traiter. Face à la myopie qui concerne l'arrivée des données, il est difficile d'anticiper les futurs changements mais il serait malgré tout possible de tirer profit de connaissances partielles. La résolution quant à elle pourra inclure d'autres techniques de résolution avec des algorithmes évolutionnaires dans le cas dynamique.

#### Remerciements

*Les auteurs adressent leurs plus profonds remerciements au LABEX IMOBSS<sup>3</sup> qui a financé ces recherches.*

#### Bibliographie

- Benyoucef L., Ding H., Xie X. (2003). *Supplier selection problem : selection criteria and methods*. Rapport de recherche n° 4726. INRIA.
- Bichler M., Kalagnanam J. (2005). Configurable offers and winner determination in multi-attribute auctions. *European Journal of Operational Research*, vol. 160, n° 2, p. 380 - 394.
- Chan H., Chan F. (2010). Comparative study of adaptability and flexibility in distributed manufacturing supply chains. *Decision Support Systems*, vol. 48, n° 2, p. 331–341.
- Chandrashekar T., Narahari Y., Rosa C., Kulkarni D., Tew J., Dayama P. (2007). Auction-based mechanisms for electronic procurement. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 4, n° 3, p. 297-321.
- Chen F. (2007). Auctioning supply contracts. *Management Science*, vol. 53, n° 10, p. 1562-1576.
- Chen K. (2012). Procurement strategies and coordination mechanism of the supply chain with one manufacturer and multiple suppliers. *International Journal of Production Economics*, vol. 138, n° 1, p. 125 - 135.
- Chibani A., Delorme X., Dolgui A., Pierreval H. (2014). Dealing with variations for a supplier selection problem in a flexible supply chain - A dynamic optimization approach. In *Proceedings of the 3rd international conference on operations research and enterprise systems (ICORES 2014)*, p. 322–327. Angers, Loire Valley, France.
- Chibani A., Dolgui A., Delorme X., Pierreval H. (2014). Approvisionnement d'une chaîne logistique agile : une approche d'optimisation dynamique. In *Actes de la conférence internationale sur la modélisation, l'optimisation et la simulation : de l'économie linéaire à l'économie circulaire (MOSIM 2014)*. Nancy, France. (10p)

- Cruz C., González J. R., Pelta D. a. (2010). Optimization in dynamic environments: a survey on problems, methods and measures. *Soft Computing*, vol. 15, n° 7, p. 1427–1448.
- Devaraj S., Vaidyanathan G., Mishra A. N. (2012). Effect of purchase volume flexibility and purchase mix flexibility on e-procurement performance: An analysis of two perspectives. *Journal of Operations Management*, vol. 30, n° 8, p. 509 - 520.
- Goldberg D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning* (1st éd.). Boston, MA, USA, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Lepagnot J., Nakib A., Oulhadj H., Siarry P. (2009). Performance analysis of MADO dynamic optimization algorithm. In *Proceedings of the ninth international conference on intelligent systems design and applications (ISDA'09)*, p. 37-42.
- Liu Q., Sun S. X., Wang H., Zhao J. (2011). A multi-agent based system for e-procurement exception management. *Knowledge-Based Systems*, vol. 24, n° 1, p. 49 - 57.
- Liu S., Liu C., Hu Q. (2013). Optimal procurement strategies by reverse auctions with stochastic demand. *Economic Modelling*, vol. 35, p. 430 - 435.
- Melnyk S. A., Narasimhan R., DeCampos H. A. (2014). Supply chain design: issues, challenges, frameworks and solutions. *International Journal of Production Research*, vol. 52, n° 7, p. 1887-1896.
- Nguyen T. T., Yang S., Branke J. (2012). Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art. *Swarm and Evolutionary Computation*, vol. 6, p. 1-24.
- Oh S., Ryu K., Jung M. (2013). Reconfiguration framework of a supply network based on flexibility strategies. *Computers and Industrial Engineering*, vol. 65, n° 1, p. 156 - 165.
- Pham L., Teich J., Wallenius H., Wallenius J. (2014). Multi-attribute online reverse auctions: Recent research trends. *European Journal of Operational Research*, vol. 242, n° 1, p. 1 - 9.
- Pillac V., Gendreau M., Guéret C., Medaglia A. L. (2013). A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, vol. 225, n° 1, p. 1–11.
- Talluri S., Narasimhan R., Viswanathan S. (2007). Information technologies for procurement decisions: a decision support system for multi-attribute e-reverse auctions. *International Journal of Production Research*, vol. 45, n° 11, p. 2615-2628.
- Tezuka M., Munetomo M., Akama K., Hiji M. (2006). Genetic Algorithm to Optimize Fitness Function with Sampling Error and its Application to Financial Optimization Problem. In *Proceedings of the IEEE congress on evolutionary computation (CEC 2006)*, p. 81–87. Vancouver, BC, Canada.
- Yang J., Xia Y. (2009). Acquisition management under fluctuating raw material prices. *Production and Operations Management*, vol. 18, n° 2, p. 212–225.