



**HAL**  
open science

## Heuristiques pour la composition d'un stock de produits semi-finis

Catherine M. da Cunha, Yannick Frein

► **To cite this version:**

Catherine M. da Cunha, Yannick Frein. Heuristiques pour la composition d'un stock de produits semi-finis. Conférence de MODélisation et SIMulation, 2004, Nantes, France. hal-00968493

**HAL Id: hal-00968493**

**<https://hal.science/hal-00968493v1>**

Submitted on 1 Apr 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.

# HEURISTIQUES POUR LA COMPOSITION D'UN STOCK DE PRODUITS SEMI-FINIS

C. DA CUNHA et Y. FREIN

GILCO, ENSGI-INPG  
46, avenue Félix Vialet  
F-38031 Grenoble – France  
{da-cunha,frein}@gilco.inpg.fr

**RÉSUMÉ :** *La mise en place d'un système de production de type assemblage à la commande nécessite une redéfinition tant des produits que des équipements. Le but de cet article est de montrer, via la simulation, que le problème de définition des produits semi-finis à stocker est un point crucial de cette démarche. Les résultats présentés montrent que les gains potentiels, en temps d'assemblage mais aussi en capacité de stockage sont très importants, et que des heuristiques permettent d'obtenir des performances intéressantes.*

**MOTS-CLÉS :** *diversité, assemblage à la commande, conception modulaire*

## 1 INTRODUCTION

L'assemblage à la commande est une politique de production qui permet de générer une diversité importante à partir d'un ensemble de produits semi-finis (*PSF*) [7]. Ces produits semi-finis sont réalisés à l'avance puis stockés, l'assemblage des produits finis n'a lieu que lorsque la commande ferme est reçue. Le choix du nombre de *PSF* à stocker ainsi que la détermination de la composition de ce stock a donc un impact direct sur les délais de livraison (via le temps d'assemblage) mais aussi sur les coûts de production (coût de stockage et main d'œuvre pour l'assemblage). Cet article se propose de montrer l'envergure de cet impact ainsi que de discuter de la performance d'heuristiques de choix de composition. Le problème est posé en section 2, une formalisation est proposée en section 3. Les enjeux sont illustrés en section 4. Nos résultats méthodologiques sont présentés dans la section 5 tandis que nos résultats expérimentaux sont en section 6.

## 2 POSITIONNEMENT DU PROBLEME

### 2.1 Problématique industrielle

Dans un contexte fortement concurrentiel les constructeurs choisissent de différencier leur offre pour attirer de nouveaux acheteurs. Cette offre finale visible par le client induit une diversité industrielle qu'il faut gérer.

L'étude présentée ici aborde un problème issu de la

réalité industrielle. Une première sensibilisation à celui-ci provient du secteur de l'industrie automobile, qui fait figure de leader dans le domaine de la diversité proposée au client. Une très forte diversité [5] est également répercutée sur les équipementiers au travers de la relation Donneur d'Ordres-Fournisseur (DO-F). Par exemple, pour un véhicule "moyenne gamme" la diversité de l'offre fonctionnelle répercutée sur le produit faisceau électrique est importante : 15 fonctions disponibles en plusieurs versions (1 à 9). Il peut exister des contraintes inclusives ou exclusives entre fonctions (on ne peut avoir une motorisation diesel et essence simultanément). La diversité en faisceaux électriques est alors de l'ordre de 7 millions tandis que pour ce même véhicule la vente annuelle est de 350 000 [1]. L'assemblage à la commande de *PSF* permet d'éviter une production pour stock (inadaptée car une très large majorité des références ne sera jamais commandée), mais aussi une production à la commande (impossible à cause des délais de livraison très courts). Cette stratégie d'assemblage à la commande peut s'accompagner d'organisation de type production des *PSF* délocalisée/assemblage sur site. Cette organisation permet de bénéficier des coûts de main-d'œuvre avantageux des pays où la production initiale est accomplie, tout en restant assez réactif pour la synchronisation avec les lignes de production du Donneur d'Ordres. Cette réactivité nécessite une définition pertinente des *PSF* à stocker permettant de satisfaire rapidement la demande. Notons que cette problématique est présente dans d'autres secteurs. En effet, lorsque la diversité des

produits finis est grande, des regroupement partiels de composants de base sont souvent nécessaires. Dans le domaine de l'informatique, les périphériques, de même que les cartes-mères, sont pré-assemblés tandis que les softwares sont eux aussi pré-groupés [2]. Dans le secteur des cuisines équipées, la difficulté pour le cuisiniste est de fournir quasi-immédiatement aux clients les différents kits qui leur permettront de réaliser lui-même les meubles désirés. Une démarche de packaging pour stock permet une meilleure gestion du stock tout en maintenant la capacité de répondre à une demande spécifique du client par groupement de différents paquets.

## 2.2 Approche choisie

La question que l'on aborde ici est celle de la composition des produits semi-finis à stocker. Celle-ci peut être considérée de nombreux points de vue : géométrique (conception tenant compte des contraintes physiques des composants), ergonomique (*PSF* adaptés aux tâches d'assemblage à venir [3]). Notons également que la conception modulaire fait intervenir des considérations de type stratégique, le choix d'une production interne ou d'une externalisation pouvant par exemple s'appuyer sur la criticité des technologies ou sur les compétences de l'entreprise [4]. On choisit dans notre étude de considérer une conception cherchant à optimiser les temps d'assemblage. Cette approche est intéressante pour les industries supportant de fortes contraintes temporelles souvent dues à des politiques de livraison synchrone imposées par leur donneur d'ordres.

## 3 FORMALISATION

### 3.1 Notations et hypothèses

Le client a la possibilité de choisir parmi  $n$  options, notées  $a_1, \dots, a_n$ . Dans ce travail on supposera qu'il n'y a pas de relations exclusives ou inclusives entre fonctions : tous les produits sont proposés à la vente. Le nombre de produits finis potentiels est de  $2^n - 1$  (le produit sans option n'est pas considéré). L'ensemble des produits finis sera noté  $\mathfrak{P}$ . On notera  $A_1 A_3$  le produit final composé des options  $a_1$  et  $a_3$ . On notera  $\mathfrak{d}$  la demande finale et  $P(P_i)$  la probabilité de demande du produit fini  $P_i$ .

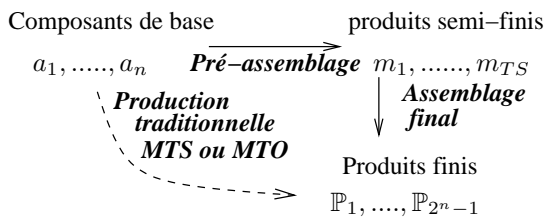


Figure 1: Composants, *PSF* et produits finis

La politique de production considérée est telle que l'on s'interdit l'effet enveloppe, c'est-à-dire que l'on s'interdit la présence dans le produit réalisé d'options non demandées, et donc non payées, par le client. Cette contrainte implique que les produits finis ne peuvent comporter des options en doublons (on ne peut assembler que des options différentes).

### 3.2 Critère

Les stocks de produits semi-finis peuvent être évalués selon 2 critères : le nombre de références stockées et le temps d'assemblage nécessaire à la satisfaction d'une commande.

Si le temps d'assemblage ne doit pas excéder un temps maximum fixé, on considère la minimisation du nombre de produits semi-finis permettant de fabriquer chaque produit fini. L'information nécessaire est celle concernant l'existence (ou non-existence) d'un produit fini donné, ce problème est alors déterministe.

Si le nombre de références disponibles (c.-à-d. la taille du stock, notée  $TS$ ) est fixé par ailleurs (choix à un autre niveau décisionnel), l'optimisation revient alors à minimiser le temps d'assemblage. L'information nécessaire sur les demandes définit un environnement stochastique.

Dans cette étude on s'attachera à cette dernière approche. On fera l'hypothèse que l'assemblage de deux *PSF* est une opération nécessitant le même temps, quels que soient les produits semi-finis assemblés. Le temps d'assemblage moyen ( $TA$ ) peut alors être assimilé à l'espérance du nombre d'assemblages. Il faut donc évaluer la performance d'une composition de stock (noté  $C_j$ ) en fonction de ce critère. On notera  $NA(P_i, C_j)$  le nombre d'assemblages nécessaires à la réalisation du produit  $P_i$  à partir de la composition de stock  $C_j$

$$TA_{\mathfrak{d}}(C_j) = \sum_i P(P_i) \times NA(P_i, C_j) \quad (1)$$

Le choix des compositions s'effectue dans l'ensemble des compositions garantissant la création de tous les produits finaux, c'est-à-dire que les *PSF* stockés permettent de répondre à toutes les demandes des clients. Pour un  $TS$  donné, on notera  $\mathfrak{C}_{TS}$  cet ensemble. Il faut pouvoir garantir que les demandes seront satisfaites sans effet enveloppe. Le problème se formalise alors comme suit :

$$\text{Min}_{C_j \in \mathfrak{C}_{TS}} TA_{\mathfrak{d}}(C_j) \quad (2)$$

### 3.3 Problèmes sous-jacents

#### 3.3.1 La demande

L'information sur la demande finale n'est, dans de nombreux cas, pas disponible (ou pas utilisable, cf. 2.1). Dans cette étude nous considérerons des

niveaux d'information extrêmes : l'information minimale, où seules les demandes en composants sont connues, et l'information maximale, où les demandes en produits finis sont disponibles. La gestion des niveaux d'information sera abordée en § 5.2.4

Pour tester la pertinence des heuristiques, nous générons 2 types de demandes qui correspondent à 2 situations industrielles, elles sont décrites en section 5.1.1

### 3.3.2 Gamme d'assemblage

Pour une composition du stock de produits semi-finis donnée, il faut pouvoir élaborer une gamme d'assemblage, c'est-à-dire donner pour chaque produit fini le mode d'obtention à partir du stock de produits semi-finis.

Ce problème est connu dans la littérature sous le nom de **Set Cover (SC)**. La contrainte de n'assembler que des options différentes (cf. § 3.1) nous conduit à un cas particulier aussi appelé **set partitioning**, ce problème est NP-complet.

## 4 IDENTIFICATION DES ENJEUX

Pour montrer la disparité des temps d'assemblage obtenus avec un même nombre de *PSF* stockés on choisit de traiter de manière exhaustive (pour les cas de taille réduite) ou partiellement (pour les cas de taille moyenne) les compositions acceptables de cette taille. Ainsi, pour une composition donnée, on établit, grâce à l'algorithme décrit en 5.1.2, la gamme permettant d'obtenir chacun des produits finis, on en déduit le nombre d'assemblages. La connaissance de la demande finale permet de déduire de ces informations le temps d'assemblage moyen d'un produit commandé. Pour illustrer l'enjeu de cette définition des stocks on retiendra pour chaque taille de stock la configuration optimale et celle conduisant au temps d'assemblage le plus long.

Nous considérons successivement 2 cas. Le premier (§ 4.1) correspond à un cas 5 composants et le second (§ 4.2) à un cas 10 composants. Nous présentons les résultats dans la section 4.3.

### 4.1 Cas de taille réduite

Pour illustrer les cas de taille réduite on utilise un exemple de 5 composants (soient 31 produits finis), pour cet exemple *TS* varie donc de 5 à 31.

intervalle des demandes	[0.0007;0.0590]
écart type	0.019
médiane	0.028

Tableau 1: Caractéristiques de la demande utilisée pour le cas "5 composants"

Les caractéristiques de la demande utilisée pour cet exemple sont décrites dans le tableau 1, elle correspond à un type "homogène" décrit en § 5.1.1.

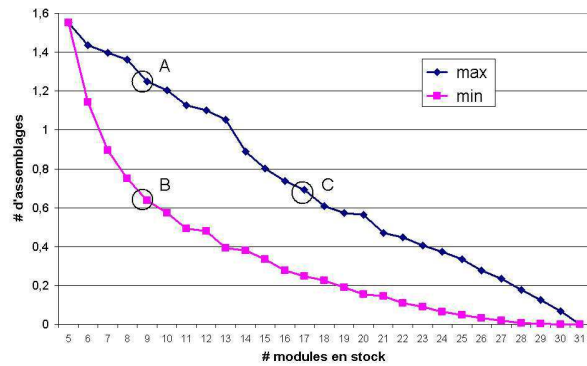


Figure 2: Temps d'assemblage pour une demande en produits connue (cas 5 options)

### 4.2 Cas de taille moyenne

L'exemple choisi pour illustrer le cas des instances de taille moyenne est un exemple à 10 composants soit 1023 produits finis, les caractéristiques de la demande sont présentées dans le tableau 2, la demande est de type "homogène".

intervalle des demandes	[ $1, 8.10^{-6}$ ; $1, 99.10^{-3}$ ]
écart type	$5, 66.10^{-4}$
médiane	$9, 56.10^{-4}$

Tableau 2: Caractéristiques de la demande utilisée pour l'exemple "10 composants"

Lorsque le nombre de configurations de *PSF* pour un nombre de référence donné est trop important, il n'est plus possible de les examiner toutes. Par exemple, dans un cas avec 10 composants, il existe  $C_{210-1-10}^{10}$ , soit plus de  $3.10^{23}$ , compositions de stock pour  $TS = 20$ . Il s'agit alors de parcourir cet ensemble des possibles. Pour cela on détermine un nombre de configurations que l'on peut évaluer en un temps raisonnable, puis de manière aléatoire on choisit une composition de stock que l'on évalue. On retiendra pour une taille de stock donnée la composition minimisant le temps d'assemblage et celle le maximisant (figure 3).

Ces résultats peuvent être lissés par l'application de règles simples : les résultats obtenus pour un stock de taille *TS* ne peuvent être pires que ceux obtenus avec une taille de stock inférieure ( $Min(TA_{\delta}) | (TS = i) \leq Min(TA_{\delta}) | (TS = i - 1)$  et  $Max(TA_{\delta}) | (TS = i) \leq Max(TA_{\delta}) | (TS = i - 1)$ ). La figure 4 présente les résultats obtenus après ce post-traitement. De cette

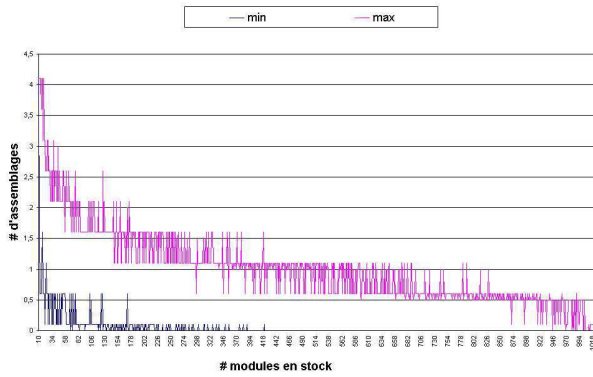


Figure 3: Résultat brut (cas 10 composants)

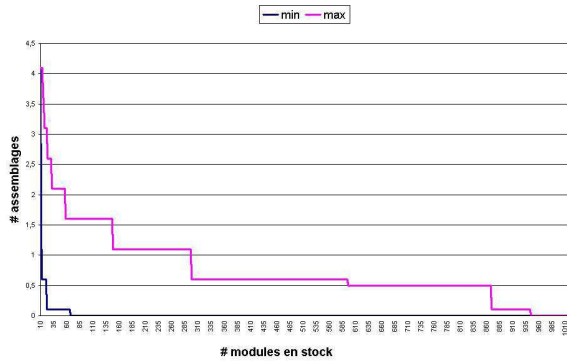


Figure 4: Résultat lissé (cas 10 composants)

manière on obtient des résultats de même nature que ceux des petites instances.

### 4.3 Analyse qualitative

La figure 2 montre les résultats obtenus pour une simulation de 5 composants. On remarque qu'une bonne définition des produits semi-finis à stocker permet un gain important. Ainsi les points A et B sont obtenus pour un même nombre de références, toutefois une définition judicieuse (B) permet un assemblage 2 fois plus rapide.

On observe également que l'augmentation du nombre de références n'est pas une garantie d'une diminution du temps d'assemblage. Le point C présente le temps obtenu avec un stock de 17 références, il est moins performant que le stock représenté en B (9 références en stocks).

Les résultats sur les instances de taille moyenne (figures 3 et 4 : 10 composants et tirage de 1000 compositions par taille de stock  $TS$ ) confirment les observations faites sur de petites instances. Ils montrent que l'amplitude des temps d'assemblage est très importante, et ce même en ne considérant

qu'un nombre réduit de configurations pour chaque taille de stock.

## 5 METHODES

### 5.1 Traitement des sous-problèmes

#### 5.1.1 La demande

On choisit d'étudier deux types de répartitions des demandes :

- demande "homogène" : toutes les demandes en produits semi-finis sont générés par la même loi de demande. Un exemple de répartition de ce type pour le cas 3 composants est donné par la figure 5.

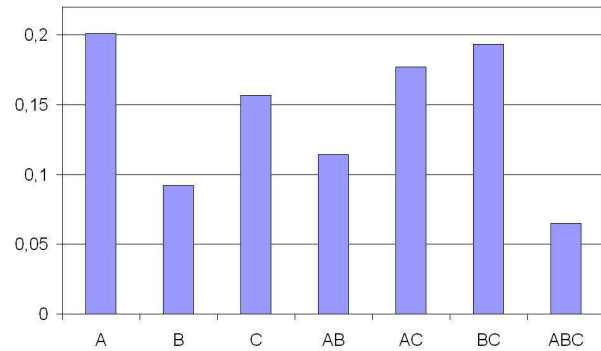


Figure 5: Demande "homogène"

ALGORITHME *demande "homogène"*

ENTRÉES nombre de produits

SORTIE Vecteur de demande

$i=0$ , total=0

Tant que  $i < \text{nombre de produits}$

  choisir un produit  $P_i$  non encore choisi

  faire un tirage dans  $[0,1]$  suivant la loi Uniforme  $\rightarrow d_i$

  total  $\leftarrow$  total +  $d_i$

$i \leftarrow i+1$

Fin Tant Que

  affecter à chaque produit  $P_i$  sa demande  $d_i/\text{total}$

Fin *demande "homogène"*

- demande "Pareto" : peu de produits représentent toute la demande, cohérente avec la loi de Pareto (un exemple pour le cas 3 composants est donné figure 6). Cette répartition de la demande est celle qui est le plus souvent observée lorsque la diversité est importante. Remarquons que des offres promotionnelles fortes pourront faire évoluer la demande d'une situation "homogène" à une situation "Pareto".

ALGORITHME *demande "Pareto"*

ENTRÉES nombre de produits

SORTIE Vecteur de demande

```

i=0, total=0
Tant que i<nombre de produits
  choisir un produit  $P_i$  non encore choisi
  faire un tirage dans  $[0,1-total]$  suivant la loi
  Uniforme  $\rightarrow d_i$ 
  total  $\leftarrow$  total +  $d_i$ 
  i  $\leftarrow$  i + 1
Fin Tant Que
affecter à chaque produit  $P_i$  sa demande  $d_i$ 

```

### Fin demande "Pareto"

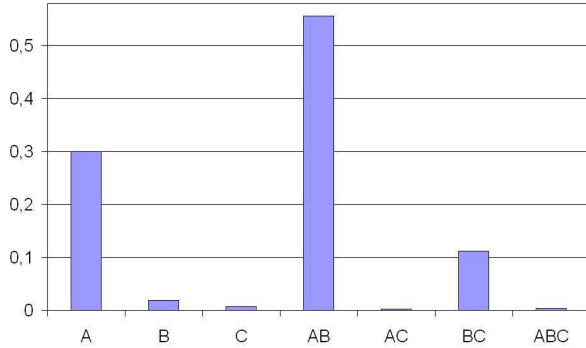


Figure 6: Demande "Pareto"

Ces demandes représentent des situations commerciales extrêmes, elles nous permettront de tester le comportement des heuristiques dans des environnements différents.

#### 5.1.2 Gamme d'assemblage

Un algorithme glouton permet d'atteindre la borne d'approximation pour le problème de **Set partitioning**. C'est celui-ci que nous utiliserons.

Soient  $x_k$  un produit de la composition  $C$ ,  $P_i$  le produit fini que l'on cherche à assembler et  $G$  la gamme de  $P_i$ , c'est-à-dire les produits semi-finis de  $C$  utilisés pour réaliser l'assemblage de  $P_i$ . On notera  $P_i \setminus G$  le produit constitué de l'ensemble des composants de  $P_i$  non encore assemblés et, par abus de langage, on dira que  $x_k \subseteq P_i \setminus G$  ssi tous les composants rentrant dans la composition du produit  $x_k$  sont présents dans le produit  $P_i \setminus G$ . L'application au problème de choix de gamme est donc le suivant :

ALGORITHME *gamme*  
 ENTRÉES produit  $P_i$ ,  $C$   
 SORTIE Gamme  $G$

```

 $G = \emptyset$ 
Tant que  $P_i \setminus G \neq \emptyset$ 
  choisir le produit  $x_k \in C$ ,  $x_k \subseteq P_i \setminus G$ , ayant le
  plus de composants en commun avec  $P_i \setminus G$ 

```

```

  ajouter  $x_k$  à la gamme  $G$  de  $P_i$  ( $G \leftarrow G + \{x_k\}$ )
Fin Tant Que

```

### Fin gamme

Donnons un exemple d'application de cet algorithme, soit  $P_i = A_1A_2A_3A_5A_6$ ,  $C = \{A_1, A_2, A_3, A_5, A_6, A_1A_2, A_1A_3, A_5A_6\}$ . La gamme est obtenue en 4 étapes :

- 1-  $G = \emptyset$ ,  $P_i \setminus G = A_1A_2A_3A_5A_6$
- 2-  $G = \{A_1A_2\}$ ,  $P_i \setminus G = A_3A_5A_6$
- 3-  $G = \{A_1A_2, A_5A_6\}$ ,  $P_i \setminus G = A_3$
- 4-  $G = \{A_1A_2, A_5A_6, A_3\}$ ,  $P_i \setminus G = \emptyset$

L'algorithme glouton explicité ci-dessus donne une solution qui est au plus  $H(\max\text{compo})$  fois l'optimal où  $\max\text{compo}$  est le nombre de composants du produit semi-finis le plus complexe du stock, avec  $H(n) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{i}$ . [6],[8]

## 5.2 Définition de la composition de stock

Les résultats présentés en 4.2 montrent qu'il est important de bien définir la composition de stock, mais aussi qu'une exploration exhaustive n'est pas possible. Différentes stratégies peuvent être suivies pour déterminer la composition du stock de produits semi-finis à stocker. Les principales idées retenues sont :

- favoriser les composants les plus fréquents,
- favoriser une bonne "couverture" des produits, car on ne peut associer que des *PSF* totalement différents,
- favoriser les *PSF* constitués de peu de composants, car ils peuvent être utilisés plus fréquemment.

### 5.2.1 Caractéristiques du stock

La contrainte de devoir fabriquer les  $2^n - 1$  produits finis sans effet enveloppe se traduit par une caractérisation des compositions acceptables. Soit  $C$  une composition :

$$C \in \mathcal{C}_{TS} \Leftrightarrow (A_i \in C \quad i = 1, \dots, n \text{ et } |C| = TS) \quad (3)$$

Cette expression traduit l'obligation de *juste satisfaction* d'une commande, quel que soit le produit final commandé il pourra être obtenu par assemblage des composants de base. Le nombre de références de *PSF* en stock ne pourra donc être inférieur au nombre de composants.

### 5.2.2 Description des heuristiques

Nous nous intéressons ici à 4 méthodes de détermination du choix des compositions.

- Choix aléatoire (*aléatoire*) : toutes les compositions sont équiprobables
- Choix non déterministe selon la fréquence

(*fréquence non det.*) : la probabilité de choix d'un *PSF* correspond à sa fréquence de demande, c'est-à-dire que l'on prendra en compte toutes les demandes pour lesquelles ce *PSF* pourrait être utilisé. Par exemple, le *PSF*  $a_5a_8$  sera crédité d'une fréquence  $f(a_5a_8) = \sum_{\substack{P_i \in \mathcal{P}, tq \\ a_5 \in P_i \\ a_8 \in P_i}} P(P_i)$ . Ce *PSF* aura

$f(a_5a_8)\%$  de chance d'appartenir à la composition.

- Choix selon la fréquence en favorisant la couverture (*fréquence co*) : on classe les *PSF* selon leur fréquence (calculée comme précédemment) et on choisit le plus probable. Après le choix d'un *PSF*, les probabilités de demandes des produits sont pondérées d'un coefficient d'oubli (*co*) fonction du nombre de composants en commun avec le *PSF* choisi. Par exemple si le premier *PSF* choisi est  $A_1A_2$ , les produits contenant le composant  $a_1$  sont pondérés par *co* (par exemple  $P(A_1A_3) \leftarrow co \times P(A_1A_3)$ ), ceux contenant  $a_2$  également et ceux contenant  $a_1$  et  $a_2$  sont pondérés par  $co^2$ . Cette heuristique est déterministe, son application à une demande spécifique résultera en une unique composition.

- Choix selon la taille des *PSF* en favorisant la couverture (*taille co*) : on classe les *PSF* selon leur taille, on prend parmi les plus petits les plus fréquents. A chaque choix on recalcule les probabilités de demande en pondérant les demandes de composants sélectionnés précédemment (coeff. d'oubli).

### 5.2.3 Complexité

*aléatoire* :  $TS$  opérations de sélection aléatoires, la complexité est  $O(TS)$

*fréquence non det.* : une opération de tri sur l'ensemble des produits et  $TS$  opérations de sélection, la complexité est  $O((2^n - 1)\log(2^n - 1) + TS)$

*fréquence co* :  $TS$  opérations de tri sur l'ensemble des produits, la complexité est de  $O((2^n - 1)\log(2^n - 1) \times TS)$

*taille co* : une opération de tri (par taille des *PSF*), puis  $TS$  opérations de tri (par fréquence) pour lesquelles le nombre de *PSF* à considérer est de  $\sum_{i=1}^{k+1} C_n^i$  avec  $\sum_{i=1}^k C_n^i < TS \leq \sum_{i=1}^{k+1} C_n^i$ , la complexité est de  $O((2^n - 1)\log(2^n - 1) + \sum_{i=1}^k C_n^i \log(\sum_{i=1}^k C_n^i) \times TS)$

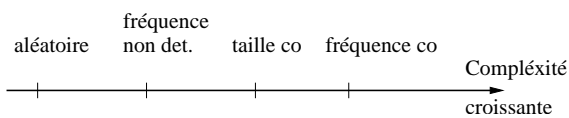


Figure 7: Classement des heuristiques selon leur complexité

### 5.2.4 Gestion du niveau d'information

Les heuristiques présentées précédemment (§ 5.2.2) utilisent une information sur la demande en produits finis. Lorsque seule l'information minimale est disponible, il faut alors générer une information sur la demande finale à partir de l'information limitée aux demandes en composants. Pour cela on fera l'hypothèse que les demandes en composants sont indépendantes, par exemple, on aura

$$P(A_1A_3A_5) = P(a_1)P(a_3)P(a_5) \prod_{\substack{1 \leq i \leq n \\ i \notin \{1,3,5\}}} (1 - P(a_i))$$

## 6 RESULTATS : COMPORTEMENTS DES HEURISTIQUES

Pour évaluer les heuristiques on effectue des tirages aléatoires de répartitions des demandes de produits finaux. Pour chacun de ces vecteurs de demande, on détermine à l'aide de plusieurs algorithmes la composition du stock de *PSF*. On peut ensuite comparer les différentes valeurs obtenues.

Les exemples qui suivent correspondent à l'assemblage de 500 demandes à 5 composants (soient 31 produits finis). Les extrema des temps moyen d'assemblage sont déterminés de manière exhaustive. On considère comme caractéristique d'une composition sa performance par rapport aux compositions extrêmes ainsi on notera :

$$performance(C_j) = \frac{TA_{max} - TA(C_j)}{TA_{max} - TA_{min}}$$

La composition optimale ( $TA_{min}$ ) a alors une performance de 1 et la composition la moins performante a une performance de 0. On évaluera la performance d'une heuristique avec la moyenne (sur les  $TS$ ) des positions qu'elle permet d'obtenir, les extrema ainsi que l'écart type seront également considérés. On a ainsi pour l'heuristique  $H1$

$$min = \min_{TS \in [6;30]} \sum_{\substack{500 \text{ demandes} \\ C_j \text{ obtenue avec } H1 \\ |C_j|=TS}} performance(C_j)$$

On remarque que les performances pour  $TS = 5$  et  $TS = 31$  ne sont pas prises en compte car pour ces 2 cas extrêmes il n'y a qu'une composition acceptable.

### 6.1 Connaissance minimale

La figure 8 présente les résultats des différents algorithmes présentés pour une demande de type "homogène" (cf. 5.1.1). Les caractéristiques des résultats sont également représentées dans le tableau 3.

Les résultats présentés montrent que, lorsque l'environnement est celui d'une demande homogène pour laquelle on a un niveau d'information minimum, les heuristiques *fréquence co=1* et *taille co=1* sont les plus performantes, de plus les résultats sont bons quelque soit  $TS$  (écart-type très faible de 0,06).

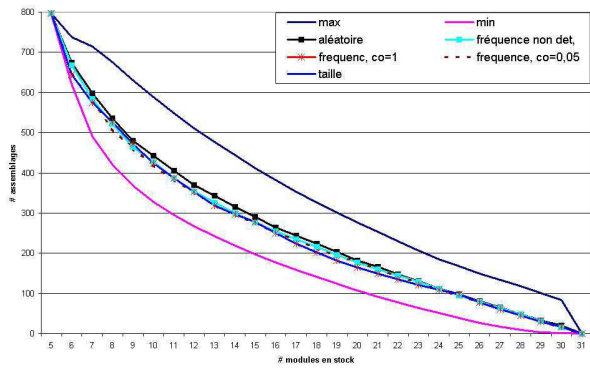


Figure 8: Demande "homogène" : information minimale

Performance	Moy	Max.	Min.	$\sigma$
<i>fréquence non det.</i>	0,61	0,80	0,52	0,09
<i>fréquence co=1</i>	0,65	0,81	0,54	0,06
<i>fréquence co=0.05</i>	0,63	0,80	0,54	0,07
<i>taille co=1</i>	0,65	0,81	0,53	0,06

Tableau 3: Performances avec une connaissance minimale pour une demande "homogène"

La figure 9 et le tableau 4 présentent les performances des heuristiques sur une demande "Pareto" pour laquelle l'information est minimale.

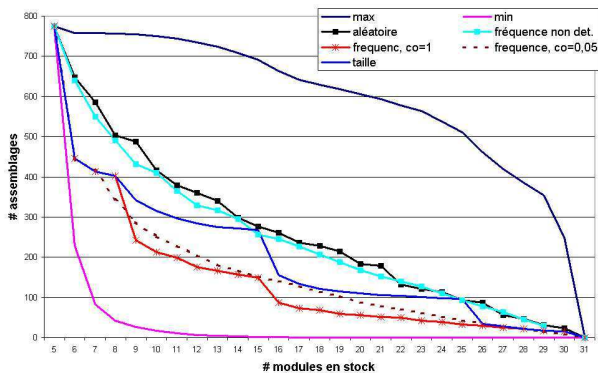


Figure 9: Demande "Pareto" : information minimale

Performance	Moy	Max.	Min.	$\sigma$
<i>fréquence non det.</i>	0,82	0,97	0,46	0,14
<i>fréquence co=1</i>	0,83	0,95	0,50	0,14
<i>fréquence co=0.05</i>	0,80	0,96	0,51	0,13
<i>taille co=1</i>	0,74	0,94	0,50	0,15

Tableau 4: Performances avec une connaissance minimale pour une demande "Pareto"

Dans cet environnement, c'est l'heuristique déterministe utilisant la fréquence *fréquence co=1* qui est le plus performant. Notons que le type de demande "Pareto" influe sur la stabilité des heuristiques, ainsi les performances croissent en fonction de *TS*, ce qui explique l'écart-type important de 0,13.

## 6.2 Connaissance totale

Lorsque la connaissance sur la demande finale est totale les heuristiques sont plus performantes. Ainsi la figure 10 et le tableau 5 montrent que, lorsque la demande est "homogène", l'utilisation des algorithmes déterministes permet de garantir une bonne position (0,7).

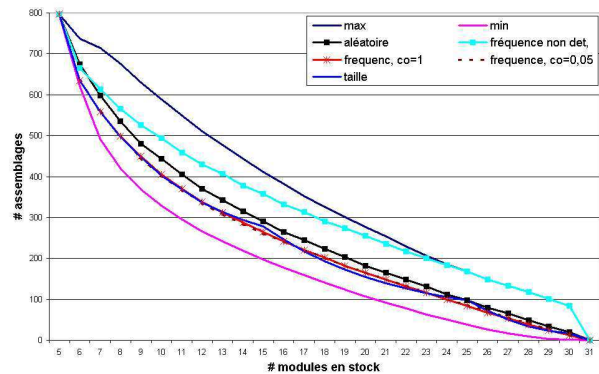


Figure 10: Demande "homogène" : information maximale

Performance	Moy	Max.	Min.	$\sigma$
<i>fréquence non det.</i>	0,66	0,97	0,59	0,06
<i>fréquence co=1</i>	0,70	0,88	0,64	0,05
<i>fréquence co=0.05</i>	0,70	0,88	0,63	0,06
<i>taille co=1</i>	0,70	0,88	0,54	0,06

Tableau 5: Performances avec une connaissance maximale pour une demande "homogène"

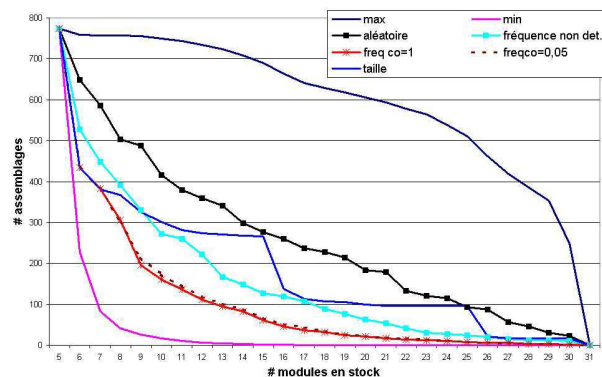


Figure 11: Demande "Pareto" : information maximale



Performance	Moy	Max.	Min.	$\sigma$
<i>fréquence non det.</i>	0,89	0,97	0,54	0,16
<i>fréquence co=1</i>	0,90	1	0,56	0,12
<i>fréquence co=0.05</i>	0,89	1	0,56	0,12
<i>taille co=1</i>	0,77	0,97	0,55	0,14

Tableau 6: Performances avec une connaissance maximale pour une demande "Pareto"

Lorsque la demande est de type "Pareto" (résultats présentés dans le tableau 6 et la figure 11) l'heuristique *fréquence co=1* est très efficace (position moyenne de 0,90).

### 6.3 Synthèse

Le tableau 7 résume les performances des différentes heuristiques pour les différents environnements. Les résultats les meilleurs sont en gras. On remarque que la connaissance du type de la demande permet de choisir l'heuristique la plus adaptée.

Nature de la demande	homogène info. min	homogène info. max	pareto info. min	pareto info. max
<i>fréquence non det.</i>	0,61	0,66	0,82	0,89
<i>fréquence co=1</i>	<b>0,65</b>	0,70	<b>0,83</b>	<b>0,90</b>
<i>fréquence co=0.05</i>	0,63	0,70	0,80	0,89
<i>taille co=1</i>	0,65	<b>0,70</b>	0,74	0,77
<i>aléatoire</i>	0,55	0,55	0,63	0,63

Tableau 7: Performances moyennes des heuristiques

La comparaison avec l'heuristique *aléatoire* montre que l'utilisation d'une heuristique utilisant l'information permet de réaliser des économies significatives. En effet lorsque l'on observe un rapport important entre les temps maximum et minimum (ce qui est le cas pour les types de demande considérés), un gain de 0,1 sur la performance traduit une économie significative. De plus, l'écart-type de cette heuristique *aléatoire* est très important (0,20 pour une demande "Pareto" et 0,15 pour une demande "homogène").

Les heuristiques actuelles permettent de traiter des exemples allant jusqu'à 13 composants, soient 8 191 produits finis, mais les temps d'exécution sont alors très importants. En effet, pour un *TS* donné le temps

nécessaire à la détermination de la composition de stock avec des instances de cette taille est de l'ordre de plusieurs heures.

## 7 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'étude menée a permis de mettre en lumière l'intérêt d'une définition réfléchie de la composition des modules. Des premiers résultats permettent de valider l'intérêt et la performance d'heuristiques. Celles-ci devront donc faire l'objet d'approfondissement permettant de traiter des problèmes de taille réelle pour être appliquées dans l'industrie. De prochaines recherches devront se concentrer sur la prise en compte d'informations concernant la demande finale (options exclusives, options appariées, ...).

## Références

- [1] Bruno Agard et Michel Tollenaere. Design of wire harnesses for mass customization. In *4th international conference on integrated design and manufacturing in technical engineering (IDMME 2002)*, Clermont-Ferrand, France, 2002.
- [2] Carliss Y. Baldwin et Kim B. Clark. Managing in an age of modularity. *Harvard business review*, pages 84–93, September–october 1997.
- [3] Hazem Ben Aissa. La complexité au montage véhicule : De la production à la conception. *Revue française de Gestion industrielle*, 19(3):77–94, 2000.
- [4] Amiya K. Chakravarty et Nagraj Balakrishnan. Achieving product variety through optimal choice of module variations. *IIE Transactions*, 33:587–598, 2001.
- [5] Bertrand Ciavaldini et Jean-Louis Loubet. La diversité dans l'industrie automobile française: Hésitations et enjeux. *Gérer et comprendre*, (41):4–19, décembre 1995.
- [6] D. Johnson. Approximation algorithms for combinatorial problems. *Journal of Computer and System Sciences*, 4:256–278, 1974.
- [7] Martin K. Starr. Modular production - a new concept. *Harvard business review*, pages 131–142, nov.-dec. 1965.
- [8] Chvatal V. A greedy heuristic for the set covering problem. *Mathematics of Operations Research*, 4(3):233–235, 1979.