

COMMENT OPTIMISER LE FONCTIONNEMENT D'UN ATELIER AVEC LA SIMULATION DE FLUX ?

Franck FONTANILI* et Arnaud VINCENT**

Résumé. - La simulation de flux de production est un outil informatique permettant de répondre rapidement aux principales questions que se posent les concepteurs ou les exploitants de lignes de production. Mais quand il s'agit de déterminer les valeurs de certaines variables du système pour obtenir une fonction objectif, le nombre de combinaisons peut être très élevé. Il est alors impossible de toutes les tester. Pour s'approcher d'une « bonne » solution, certaines méthodes, à base de méta-heuristiques, permettent d'obtenir des résultats intéressants en un minimum de temps. Cet article présente l'une d'entre elles, dont l'utilisation est couplée à un modèle de simulation de flux.

Mots clés : simulation de flux, optimisation, ligne d'assemblage, algorithmes génétiques

1. La simulation de flux : un outil de prise de décision

La simulation de flux est un outil encore peu connu des entreprises. Pourtant, nombreux sont ceux qui sont amenés à concevoir ou à faire évoluer des lignes de production et qui doivent se poser des questions décisives du type :

- comment avoir la garantie que les choix faits sont les meilleurs ?
- comment s'assurer que la mise en place d'un pilotage par l'aval, de type Kanban par exemple, est bien adapté ?
- comment convaincre le directeur financier qu'il est indispensable d'investir dans une nouvelle machine ou d'embaucher du personnel ?
- comment déterminer le rendement opérationnel ou le flux sortant d'une ligne comportant de nombreux équipements soumis à des pannes, des changements de série ou d'outil, des modifications d'allure des opérateurs ?

* Professeur agrégé au département OGP de l'IUT de Cergy-Pontoise, site d'Argenteuil
** Ingénieur EPMI, Groupe de Recherche en Production Intégrée de l'IUT de Saint Denis

A ces questions, et à bien d'autres encore, les réponses plus ou moins bien argumentées ne manquent pas. Ce qu'il manque, pour être soi-même convaincu ou pour convaincre les autres, c'est la confirmation des choix par un outil de *prise de décision*.

De tels outils existent, plus ou moins connus, mais nous proposons dans cet article de démontrer en particulier l'intérêt de l'un d'eux, la *simulation de flux*. Cet outil informatique est capable de reproduire sur un ordinateur le comportement dynamique et stochastique de l'atelier au niveau des flux de matières et d'informations.

De grandes entreprises françaises ou étrangères ont déjà franchi le pas depuis quelques années: 3M France, Automobiles CITROEN, SNR Roulements, SOLLAC, SCHNEIDER Electric ... utilisent la simulation de flux.

Chez RENAULT par exemple, plus aucune ligne de fabrication ou d'assemblage n'est conçue et réalisée sans avoir été préalablement simulée. La simulation permet aux chefs de projet de ne pas prendre de décision à l'aveuglette. Elle permet aussi de rassembler les données utiles à la production et, quand le projet est important, elle est le lien entre les différents intervenants.

L'étude faite par E. Ballot [1] permet de voir sur un cas industriel quelles sont les limites d'un tel outil en ce qui concerne la prise de décision.

2. Les objectifs de la simulation de flux

La simulation de flux permet de prédire le comportement de l'atelier modélisé de façon virtuelle, sur un ordinateur, sans aucun risque. Différents scénarios peuvent être testés très rapidement, en quelques minutes ou en quelques heures, là où il aurait fallu plusieurs jours ou plusieurs mois sur le système réel, avec en plus le risque d'obtenir un résultat non attendu.

La simulation de flux s'adresse à tous les responsables qui doivent :

- définir les caractéristiques globales d'un atelier,
- identifier les machines "bouchon" ou "goulot d'étranglement",
- dimensionner les capacités des stocks,
- analyser l'influence des pannes et autres temps d'arrêts,
- comparer plusieurs projets d'amélioration,
- tester plusieurs règles de pilotage des flux,
- ajouter ou supprimer des machines, des opérateurs,
- déterminer les caractéristiques d'un dispositif de transfert,
- vérifier un ordonnancement d'ordre de fabrication,
- définir des indicateurs de performance du flux,
- etc....

et ceci pour un atelier existant ou en projet.

Un autre aspect non négligeable de la simulation de flux est que cet outil est un formidable *MACROSCOPE* [2]. Il permet d'avoir, sur un écran d'ordinateur, une vision globale du système simulé, ce qui est particulièrement intéressant quand le système est complexe au niveau de son flux, ou tout simplement de taille réelle très importante.

3. L'optimisation d'un système de production

Jusqu'à présent, c'était l'utilisateur seul qui proposait des données en entrée et la simulation donnait la réponse du système modélisé en sortie. C'était donc toute l'intelligence, l'expérience et la compétence de l'homme qui étaient nécessaires à l'amélioration d'un système existant.

Depuis peu, les logiciels de simulation se sont enrichis d'un module "Optimiseur" permettant de prendre en charge une recherche automatique des meilleurs paramètres. C'est ce nouveau lien entre la simulation et l'optimisation que nous allons présenter au travers d'une application volontairement didactisée.

Pour tenter d'optimiser le fonctionnement d'un système, il faut déjà identifier les variables qui influencent son comportement. L'objectif de l'optimisation est de déterminer quelle est la valeur de chaque variable permettant d'obtenir l'optimum souhaité. Sur une ligne de production, ces variables sont multiples, quantitatives ou qualitatives, ont des niveaux très différents et sont parfois en interaction.

Par exemple:

Taille des lots de transfert, taille des stocks d'accumulation inter-postes, règles de priorité des ordres de fabrication sur un poste, ordonnancement du lancement des ordres de fabrication, nombre de Kanbans en circulation, capacité et vitesse des convoyeurs, fréquence de changement d'outil ou de série, règles d'affectation des ressources, etc...

La recherche d'un optimum consiste souvent à tester toutes les combinaisons des variables du système. Mais en production, on a souvent affaire à des problèmes complexes à très forte combinatoire, dits "NP-complets".

Pour illustrer cet aspect, imaginons un cas simple :

Le flux physique passe par 8 machines découplées par des stocks tampons. L'optimisation doit avoir pour but de déterminer la taille des lots de transfert entre chaque machine pour garantir le meilleur rendement de la ligne tout en minimisant l'en-cours et les manutentions. Sachant que la taille du lot peut être comprise entre 1 et 20 articles, Il faudrait donc essayer $20^8 = 2,56 \times 10^{10}$ combinaisons possibles !

Des méthodes telles que les plans d'expérience et les tables de Tagushi permettent de réduire considérablement le nombre d'essais à réaliser pour obtenir l'optimum. Mais ces méthodes ne permettent de déterminer qu'un niveau constant de chacune des variables pendant le fonctionnement. Elles nécessitent aussi l'expérience et le savoir-faire des utilisateurs, notamment pour fixer le nombre de niveaux et les interactions entre les variables.

Quant aux techniques mathématiques (programmation linéaire et optimisation combinatoire, méthode du quasi-gradient, etc...), elles ne sont guère appliquées dans l'industrie. En effet, elles nécessitent soit une mise en équation du système, ce qui est loin d'être simple, soit un temps de calcul souvent très important ... pour des résultats pas toujours convaincants. Qui plus est, elles ne sont pas vraiment adaptées à l'optimisation des systèmes de production qui par nature sont soumis aux aléas.

Enfin, on peut citer toutes les heuristiques qui ont été développées depuis de nombreuses années, principalement dans le domaine de l'ordonnancement : Johnson, Palmer, Gupta, CDS, RAES, NEH, ... et de façon plus générale, toutes les méthodes approchées définies par un voisinage : Tabou, recuit simulé,[3] [4].

4. Application : une ligne d'assemblage

Pour illustrer à la fois la simulation de flux et l'optimisation d'un processus, intéressons-nous à un système en fonctionnement au département Organisation et Gestion de Production de l'ITUT de Cergy-Pontoise (site d'Argenteuil). Ce système, destiné à la formation des futurs gestionnaires de production, sert aussi de plate-forme expérimentale. Il intègre des composants uniquement industriels et reprend une structure couramment rencontrée dans l'industrie. Il ne s'agit donc pas d'une maquette pédagogique, mais bel et bien d'une ligne de production en grandeur nature.

Cette ligne est destinée à l'assemblage de boîtiers électriques (type Plexo Legrand ou Télémécanique) sur des postes de travail manuels, automatisés ou robotisés, reliés entre-eux par des convoyeurs automatisés à accumulation. Elle comporte 3 types de modules fonctionnels (fig. 1) : une ligne de chargement/déchargement, une ligne principale, des postes de travail en dérivation (x6).

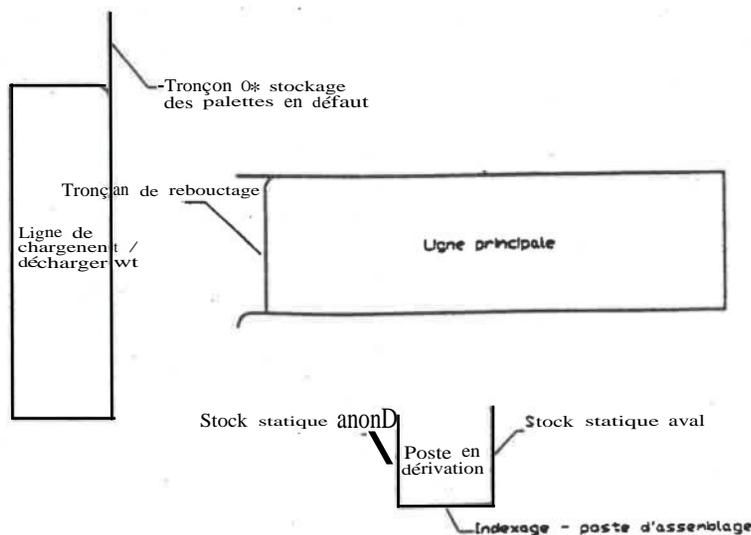


Fig. 1: Les trois modules fonctionnels de la ligne d'assemblage

Le raccordement des différents modules permet d'obtenir la structure de la figure 2.

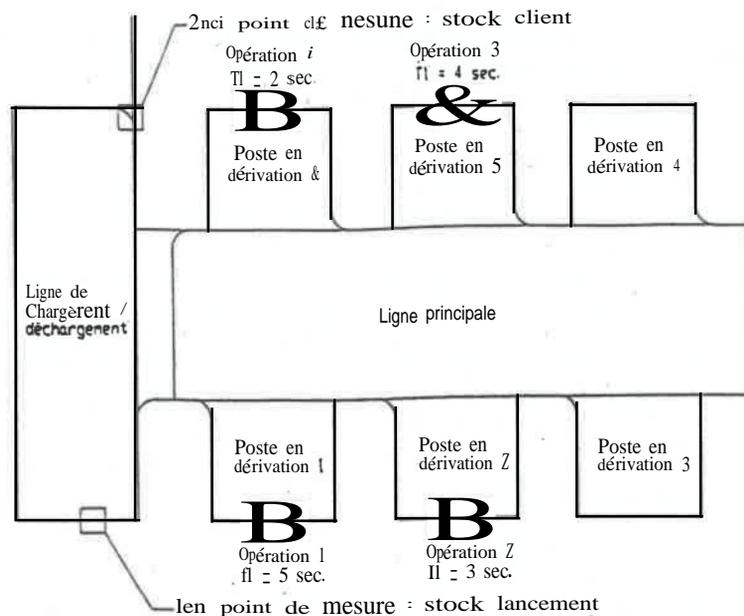


Fig. 2: Structure de la ligne d'assemblage

Cette ligne est capable d'assembler simultanément jusqu'à 10 produits différents, lancés en quantités variables, qui possèdent des gammes différentes et des temps opératoires différents. Les produits circulent suivant le principe du *Flow Shop généralisé* : sauf occupation d'un poste, chaque produit est réalisé en un seul tour, sans passer nécessairement sur tous les postes. Cette flexibilité de production justifie la structure de cette ligne, et notamment la disposition des postes de travail en dérivation. En effet, les produits, qui sont posés sur des palettes, ont un flux qui est entièrement asynchrone. Cela permet d'avoir un découplage entre les différents postes, les convoyeurs servant de stocks dynamiques. De la même façon, les opérations manuelles ne sont donc pas cadencées aux opérations automatisées ou robotisées.

Le fonctionnement d'une telle ligne, surtout quand plusieurs produits différents sont en cours de réalisation, est particulièrement difficile à appréhender. Les problèmes qui se posent sont les suivants :

- quel est l'intervalle de temps qui doit séparer le lancement de chaque palette ?
- quel doit être la taille des lots pour chaque ordre de fabrication ?
- quelles règles de priorité doit-on appliquer en sortie de poste en dérivation, non seulement pour éviter les collisions, mais aussi pour raccourcir les temps de cycle ?
- quel est le poste "goulet" ?
- quel est le nombre maximal de palettes que l'on peut lancer sans risque de saturation de la ligne ?
- à l'inverse, quel est le nombre minimal de palettes en dessous duquel les postes de travail risquent d'être en rupture de charge ?
- quel est l'ordonnancement des ordres de fabrication qui permet d'obtenir le délai de fabrication de la campagne le plus faible ?

Pour répondre à ces questions et rechercher des méthodes de résolution adaptées, un modèle de simulation de flux de cette ligne a donc été construit à partir du logiciel WITNESS version 8.0c (plus de 5500 licences dans le monde) [5].

La simulation de ce modèle permet de tester la robustesse des méthodes en un minimum de temps et de déterminer l'influence des variables de pilotage du flux.

Dans la suite de cet article, pour simplifier la compréhension de notre problème, on se limitera à la prise en compte d'une seule variable : le Temps inter-Lancement (TiLa) qui correspond à l'intervalle de temps entre le lancement de 2 palettes successives. Cette variable peut rester constante pendant le fonctionnement ou au contraire évoluer d'une palette à une autre.

Les autres variables, telles que :

- la capacité des Stocks Amonts sur chaque poste,
- la capacité des Stocks Avals sur chaque poste,
- les règles de priorité en sortie de poste en dérivation,
- le découpage et l'ordonnancement des ordres de fabrication,

seront donc fixées à des valeurs arbitraires afin de ne pas influencer les résultats.

4.1 Un premier exemple de scénario à simuler

On désire lancer en production un lot de 25 produits du même type dont la gamme d'assemblage est la suivante :

$P1[5] \rightarrow P2[8] \rightarrow P5[4] \rightarrow P6[2]$ avec $Pi[j] =$ opération sur le poste i pendant j sec.

Le circuit théorique d'un produit appartenant à ce lot est tracé sur la figure 3.

Dans la pratique, il se peut que certaines palettes du lot rebouclent sur la ligne principale car elles n'ont pas pu accéder à un des postes de travail lors du premier passage (saturation ou arrêt du poste par exemple).

L'objectif est de déterminer le meilleur Temps Inter-Lancement (TiLa), c'est à dire celui qui permet d'obtenir le délai de fabrication du lot le plus faible possible.

Grâce à la simulation, il est facile de procéder intuitivement et empiriquement, à partir d'un choix initial arbitraire de la variable TiLa.

Prenons par exemple un scénario avec un Tila constant entre chaque palette et égal à 3 secondes (il faut bien commencer par quelque chose...).

La simulation réalisée sur un ordinateur de type Pentium 150 nous donne le résultat en moins de 3 secondes : le délai d'obtention du lot de 25 palettes est de 633 secondes. Sur ce scénario, on constate que la simulation est plus de 200 fois plus rapide que le système réel !

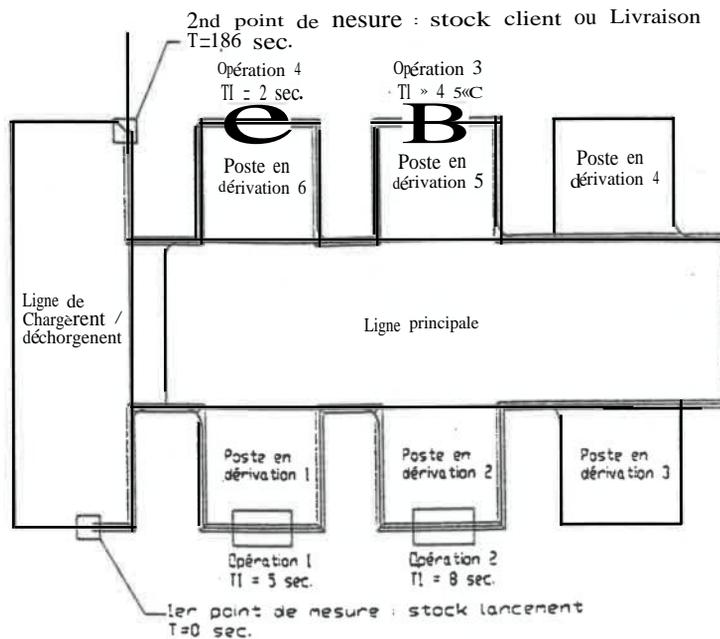


Fig. 3: Circuit d'une palette suivant la gamme A

H va donc falloir lancer plusieurs simulations, avec à chaque fois des valeurs de $TiLa$ différentes, pour réussir à trouver le délai le plus faible possible. Si on se limite à des Temps Inter-Lancement constants d'une palette à l'autre, et pour une valeur comprise entre 1 et 30 secondes, 30 simulations seront nécessaires. Mais si l'on désire tester le fonctionnement avec des valeurs de $TiLa$ variables d'une palette à l'autre, ce sont $3024 = 2,82 \times 1035$ simulations qu'il va falloir faire !

Pour commencer, nous nous fixons donc pour contrainte des Temps Inter-Lancement constants.

La première idée qui vient à l'esprit dans un cas comme celui-ci peut ressembler à :

" Pour réduire le délai de fabrication du lot, il suffit de faire rentrer plus vite les produits sur la ligne, c'est à dire de réduire le Temps Inter Lancement. "

On essaie donc un deuxième scénario avec un $TiLa$ de 1 seconde. Le délai de fabrication du lot est de ... 725 secondes !

Analysons ces deux simulations. Elles font apparaître que plusieurs palettes ont rebouclé au moins une fois sur la ligne principale, parce que l'un des postes de travail sur lequel elles devaient passer était occupé ou saturé.

Pour éviter que des palettes rebouclent, il suffirait que les postes de travail sur lesquels elles doivent passer soient disponibles. Dans ce cas, il n'y aurait pas de perte de temps et le délai d'obtention du lot de 25 palettes serait sûrement réduit.

Cette réflexion nous entraîne tout naturellement vers la problématique de l'équilibrage des chaînes de production.

Dans le cas de notre ligne, le rebouclage des palettes est synonyme d'en-cours, et s'il y a de l'en-cours, cela signifie vraisemblablement que l'un des postes de travail n'est pas capable d'absorber la charge qui lui est demandée. Ce poste est donc la "contrainte" ou le "goulet d'étranglement". Pour ne pas le saturer et créer d'en-cours, il suffit que l'arrivée des palettes sur ce poste soit synchronisée à sa cadence de production. Les 4 postes sur lesquels les palettes doivent passer pour réaliser la gamme A (voir figure 3) ont des temps de cycle différents et le poste "goulet d'étranglement" est celui qui a le temps de cycle le plus long, c'est à dire le poste 2 dans notre exemple (8 secondes). En pratique, à ces 8 secondes de temps de cycle, on rajoute une constante de temps de 4 secondes qui correspond à un temps mort entre l'arrivée de 2 palettes successives sur le poste. Pour éviter tout rebouclage, le Temps Inter-Lancement doit donc être de $8 + 4 = 12$ secondes.

On relance la simulation avec une valeur de TiLa de 12 secondes et l'on obtient un délai de fabrication du lot de 25 palettes de ... 475 secondes !

Notre analyse nous a permis de nous limiter à 3 simulations pour trouver l'optimum, alors qu'il y avait 30 combinaisons à tester.

Ce premier exemple, qui peut paraître un peu trop trivial, permet toutefois de mettre en évidence la nécessité de lancer les palettes non pas le plus vite possible, mais à des intervalles correspondant au temps de cycle du poste "goulet". Ce principe sera donc généralisé et mis en application pour l'exemple suivant.

4.2 *Un deuxième exemple de scénario à simuler*

On désire maintenant lancer la production d'une campagne, c'est à dire un ensemble de lots successifs de taille variable de produits ayant des gammes différentes. Chaque lot correspond à un ordre de fabrication (O.F), auquel on associe une gamme et une quantité de produits. Par exemple, à l'OF1 correspond la gamme A et une quantité de 5 produits. Le lancement de la campagne est ordonnancé de la façon suivante :

OF1 (5 palettes) - OF2 (3 palettes) - OF3 (10 palettes) - OF4 (7 palettes)

Remarque : Cet ordonnancement est imposé, et l'objectif n'est pas de trouver l'ordre optimal à partir d'un algorithme.

La matrice de la figure 4 présente les différentes gammes associées à chaque OF.

L'objectif du lancement de cette campagne est identique à celui du premier exemple : déterminer le Temps Inter-Lancement optimal entre chaque palette pour que le délai de fabrication de la campagne soit le plus faible possible.

	Poste 1	Poste 2	Poste 3	Poste 4	Poste 5	Poste 6
Gamme A	10 5	20 8			30 4	40 2
Gamme B		10 5				20 2
Gamme C		10 15	20 8		30 12	
Gamme D	10 5		20 4	30 3	40 5	50 4

NiPhase

Temps cycle
fa n e r l

Fig. 4: Matrice des gammes

Ce problème comporte autant de combinaisons possibles de Temps Inter-Lancement (TiLa) que le premier exemple traité, puisque le nombre total de palettes de la campagne est de $5+3+10+7=25$.

Mais si l'on applique immédiatement le principe de la synchronisation entre le poste goulet et le Temps inter-lancement vu dans l'exemple précédent, le nombre de combinaisons est réduit à une seule. La principale différence entre cet exemple et le précédent est que pour chaque lot de palettes, le poste goulet n'est pas nécessairement le même et le temps de cycle d'un poste donné peut varier d'un lot à l'autre.

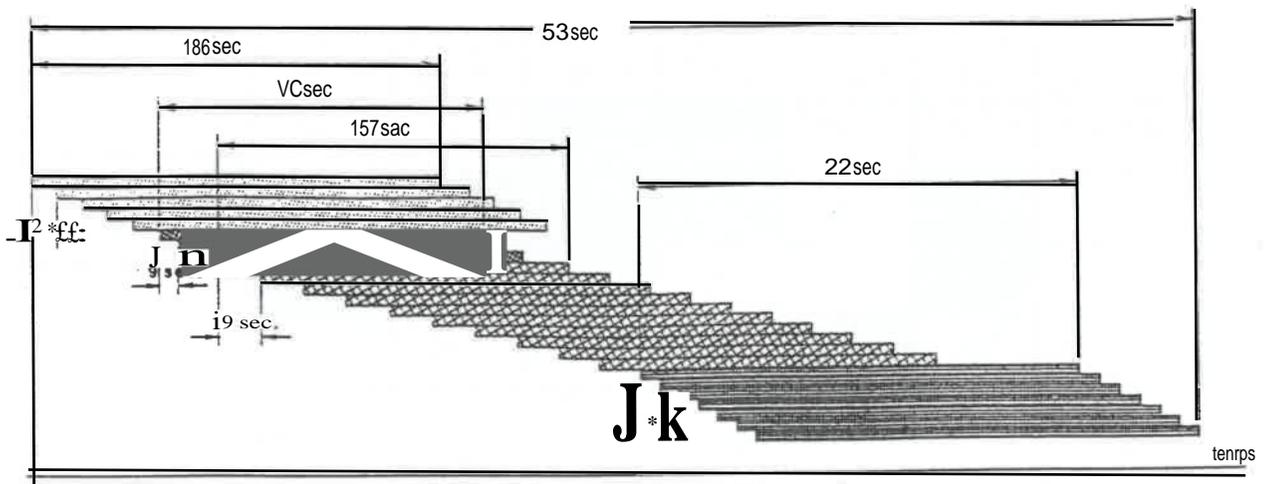
Adapté à cet exemple, le Temps Inter-Lancement (TiLa) est donc fixé à :

- $8+4 = 12$ secondes pour le lot de 5 palettes de TOF1;
- $5+4 = 9$ secondes pour le lot de 3 palettes de TOF2,
- $15+4 = 19$ secondes pour le lot de 10 palettes de l'OF 3,
- $5+4 = 9$ secondes pour le lot de 7 palettes de TOF4.

Le délai de fabrication théorique de la campagne (533 secondes) est déterminé à partir du diagramme de Gantt de la figure 5.

On espère que la simulation de ce scénario va donner un délai proche du théorique, mais avec quand même un certain doute, compte tenu que dans ce cas, ce n'est plus un seul flux, mais quatre flux différents qui se partagent simultanément la ligne de production

On effectue donc la simulation et l'on obtient un délai de ... 601 secondes. C'est un résultat qui est supérieur au délai théorique et qui remet peut être en question la conclusion du premier exemple.



Orobranaiiert cfe à cstrpsgB: CF1(5)-OF2@)-OF3(10)-OPt(7)

Fig. 5: Diagramme de Gantt du délai de fabrication théorique

On décide alors de reprendre une démarche expérimentale et de tester d'autres combinaisons. On limite toutefois le nombre de combinaisons en fixant à chaque essai un temps inter-lancement (TiLa) constant entre chaque palette et pour l'ensemble de la campagne. Pour des valeurs de TiLa comprises entre 1 et 34 secondes, les résultats de chaque simulation sont représentés sur le graphique de la figure 6.

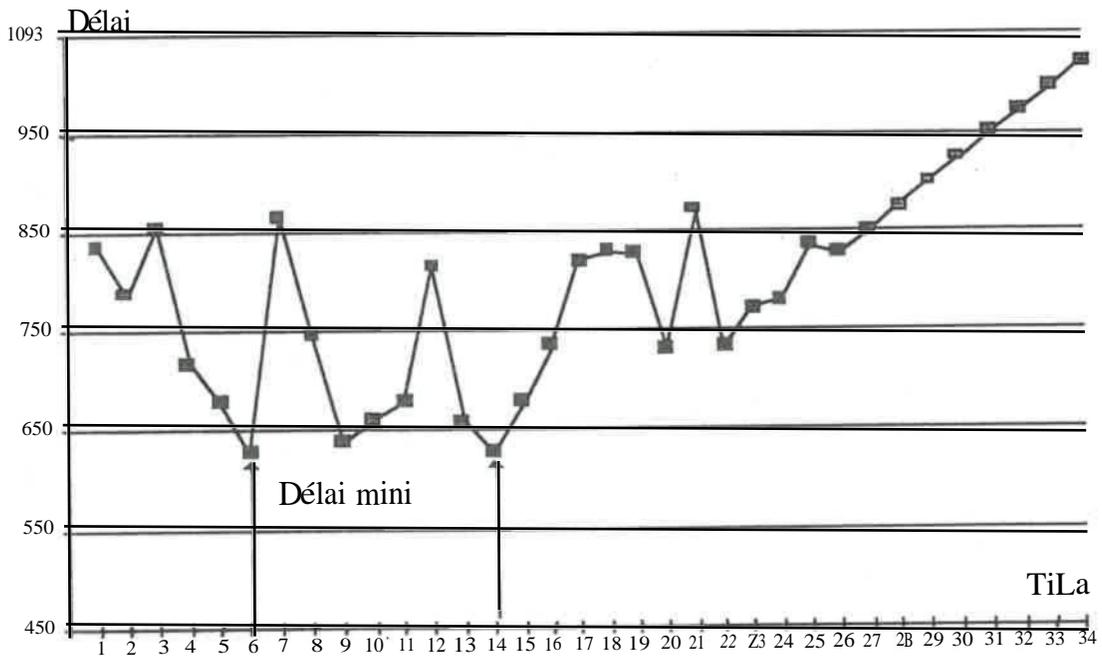


Fig. 6: Délai de fabrication en fonction du TiLa

L'analyse de ce graphique fait apparaître que le délai de fabrication présente une variation multimodale, c'est à dire avec plusieurs pics ou creux. On constate aussi que la variation du délai peut être très importante, même pour une variation de TiLa de 1

seconde Mais le constat le plus frappant est que l'on obtient un délai minimum (627 secondes) pour deux valeurs de TiLa sensiblement différentes (6 et 14 secondes). Malgré tout, le délai minimal obtenu (627 secondes) est supérieur à la simulation réalisée avec des TiLa variables d'un OF à l'autre et synchronisés aux postes "goulets" (601 secondes).

On peut donc en conclure que l'on est encore loin de l'optimum théorique de 533 secondes. Mais celui-ci est-il vraiment atteignable, et avec quelle combinaison de Temps Inter-Lancement ? A moins de tester les $2,82 \times 1035$ combinaisons possibles, ce qui risque de prendre quelques années en temps de calcul/simulation, il est impossible de trouver analytiquement ou intuitivement une combinaison de Temps Inter-Lancement permettant de réduire encore le délai minimal obtenu (601 secondes).

Cet exemple, nettement plus complexe que le précédent, met donc en évidence les limites de l'optimisation expérimentale.

Il est à noter que cet exemple d'optimisation est généralisable à d'autres problèmes d'ordonnancement ou de recherche des fréquences de livraisons des composants et matières premières en entrée de ligne de production.

Pour essayer de faire mieux, la démarche que nous avons mise en œuvre pour trouver une solution à ce problème repose sur l'utilisation combinée de l'ordinateur et de la génétique.

5. Les Algorithmes "Génétiques"

C'est en effet une bonne partie de la théorie de Charles DARWIN sur la reproduction et l'adaptation des différentes espèces dans le milieu naturel qui va nous permettre d'optimiser le fonctionnement d'un atelier ! Et ceci, au delà des limites de l'analyse et de l'intuition humaine, surtout pour traiter des cas complexes d'optimisation comme celui de notre deuxième exemple.

C'est un chercheur américain, John Holland, qui dans les années 60 a eu l'idée d'utiliser la puissance de l'ordinateur pour reproduire les mécanismes de l'évolution naturelle [6]. Son idée consiste à programmer un algorithme sur un ordinateur, en se disant que là où la nature a mis des milliers ou des millions d'années pour trouver une solution, l'ordinateur ne mettra que quelques secondes ou quelques minutes....

Dans ce cas, l'ordinateur pourra trouver des solutions qui ne sont pas inscrites explicitement dans le programme, mais sont découvertes par l'ordinateur lui-même.

C'est cette idée géniale qui est à la base des "algorithmes génétiques".

L'un des principaux intérêts des Algorithmes génétiques est qu'ils peuvent être utilisés pour la résolution de problèmes qui n'ont rien à voir avec la génétique. Comme les lignes de production par exemple !

6. La Simulation de Flux assistée par un Algorithme Génétique

Pour fonctionner, un algorithme génétique a besoin du système réel, ou mieux encore, d'un modèle du système réel. Un modèle de simulation de flux peut donc servir de support à l'algorithme génétique.

Pour illustrer cet aspect, revenons à nos deux exemples d'optimisation des Temps Inter-Lancement (TiLa) sur notre ligne de production.

La principale difficulté dans l'utilisation d'un algorithme génétique est le codage du problème. Il s'agit de représenter le problème sous la forme d'individus porteurs d'un ou plusieurs gènes correspondant aux variables à tester. Dans notre cas et avec les limites que nous nous sommes fixés, chaque individu est porteur d'un seul gène dont le codage correspond aux Temps Inter-Lancement (Tila) entre chaque palette. Par exemple, pour le lancement d'une série de 7 palettes, on associe un individu dont le gène comporte 6 éléments correspondant aux 6 temps inter-lancement.

6.1 Exemple simplifié d'un algorithme génétique

6.1.1 Création d'une génération de 8 individus (donc 8 gènes) au hasard

Exemple : pour le lancement d'une série de 7 palettes :

Gène 1 : 05 - 12 - 02 - 17 - 11 - 09 → codage génétique des Tila pour la série 1, ce qui signifie qu'il y a 5 secondes entre le lancement de la 1^{ère} palette et le lancement de la 2^{ème} palette, 12 secondes entre la 2^{ème} et la 3^{ème}, etc

Gène 2: 16 - 10 - 08 - 03 - 13 - 02 → idem pour la série 2

.....

idem pour les séries 3 à 7

.....

Gène 8: 07 - 18 - 03 - 04 - 09 - 19 → idem pour la série 8

6.1.2 Evaluation de la fonction d'adéquation (ou objectif) de chaque individu

Exemple : L'objectif est de minimiser le délai de fabrication d'une série de produits.

Gène 1 : Délai = 193 sec.

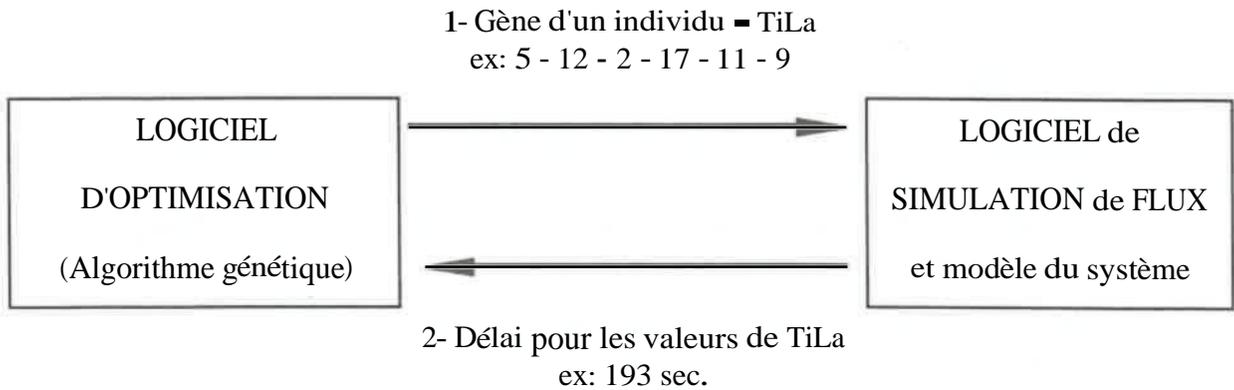
Gène 2 : Délai = 168 sec.

Gène 3: Délai = 260 sec.

.....

Gène 8 : Délai = 219 sec.

L'évaluation de la fonction d'adéquation (le délai) est obtenue par l'échange de données avec le modèle de simulation de flux.



6.1.3 Sélection des 2 individus ayant la meilleure fonction d'adéquation

Exemple: Gène 2 ; Délai = 168 sec. et Gène 7; Délai = 189 sec.

Ces deux individus sont les PARENTS sélectionnés pour la REPRODUCTION et la création de la génération suivante.

La reproduction suit les règles du croisement : on associe à quelques descendants un certain nombre de mutations qui pourraient leur permettre d'évoluer favorablement. On évite aussi les reproduction contre-nature du type cosanguinité ou individus trop éloignés

Exemple :

Parent 1 = Gène 2	<u>16 - 10</u> - 08 - 03 - 13 - 02
Parent 2 = Gène 7	12 - 04 - <u>07 - 19 - 17 - 13</u>
Enfant 1 = Gène E1	<u>16 - 10</u> - <u>07 - 19 - 17 - 13</u> : croisement des deux premiers éléments du gène du parent 1 avec les 4 derniers éléments du gène du parent 2.
Enfant 2 = Gène E2	03 - 13 - 02 - 12 - 04 - 07
...	
Enfant 6 = Gène E6	12 - 05 - 07 - 20 - 13 - 03 : gène MUTANT porteur d'une ou plusieurs mutations.

6.1.4 Evaluation de la Fonction d'Adéquation de la nouvelle génération

Rebouclage sur les étapes 2 à 4 pendant k générations, k déterminé empiriquement. Dans nos essais, k était compris entre 20 et 50 générations.

Le lecteur intéressé pourra trouver des détails sur le principe des algorithmes génétiques dans [4] et [5].

7. Résultats obtenus pour optimiser les Temps Inter-Lancement:

(voir le chapitre 4)

7.1 Premier scénario

Lancement d'un lot de 25 produits identiques dont la gamme d'assemblage est la suivante: P1[5] -> P2[8] -> P5[4] -> P6[12].

- Rappel du délai obtenu sans optimisation : 606 sec. avec un Temps inter-lancement (TiLa) constant de 3 sec.
- Rappel du délai obtenu par optimisation analytique : 475 sec. avec un TiLa constant de 12 sec.
- Recherche du délai minimal par l'algorithme génétique pendant 50 générations (voir figure 7).

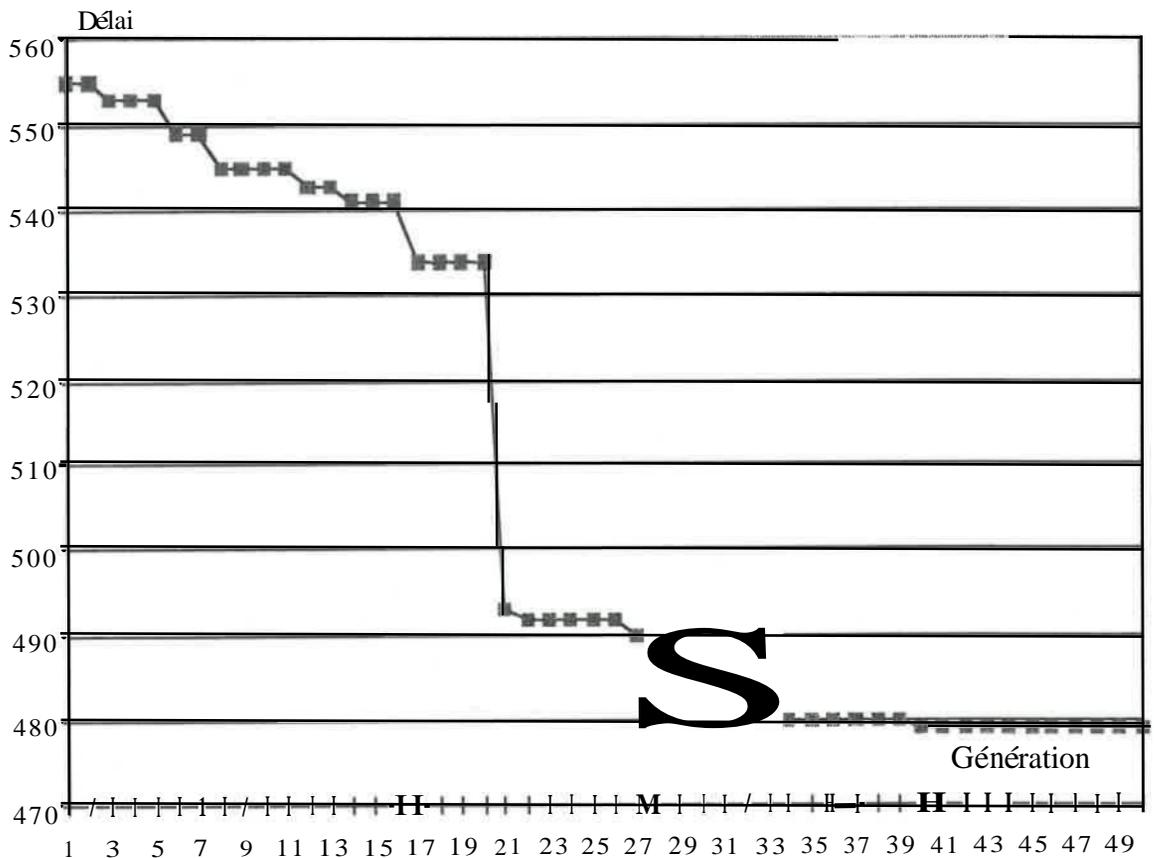


Fig. 7: Délai de fabrication en fonction de TiLa (1^{er} exemple)

Le délai minimal (479 sec.) est obtenu pour le gène :

12-11-9-6- 1-12-4-6-4-4-18-3-9-11-5-1-6-15-3-8-3-10-2-15

Il correspond donc aux Temps inter-lancement entre chaque palette, qui sont variables d'une palette à l'autre. On peut noter que ce résultat, pourtant proche des 475 sec. reste très éloigné par sa forme du gène optimal (12-12-12-12-....12), ce qui confirme bien l'aspect multimodal des solutions.

Le graphique montre que le délai optimal a été déterminé par l'algorithme génétique à la 40^{ème} génération. Même si ce résultat (479 sec.) est moins bon que celui obtenu précédemment (475 sec.), il y a moins de 1 % d'écart, ce qui nous semble déjà très satisfaisant. Ce premier exemple sert essentiellement à valider l'algorithme génétique. On connaît par le calcul le délai minimal que l'on peut atteindre et l'on vient de voir que l'algorithme génétique approche ce délai à moins de 1 %.

Mais c'est surtout pour le deuxième scénario que l'on espère exploiter la puissance de l'algorithme génétique, car dans ce cas, on n'est pas capable de savoir si l'on a atteint le délai minimal.

7.2 Deuxième scénario

Lancement de lots successifs de taille variable de produits ayant des gammes différentes :

OF1 (5 palettes) - OF2 (3 palettes) - OF3 (10 palettes) - OF4 (7 palettes)

- Rappel du délai minimal théorique (voir figure 5) : 533 sec.
- Rappel du délai obtenu par optimisation analytique : 601 sec. avec des valeurs de TiLa de 12 sec. pour les 5 palettes de l'OF1, 9 sec. pour les 3 palettes de l'OF2, 19 sec. pour les 10 palettes de l'OF3 et 9 sec. pour les 7 palettes de l'OF4.

Pour cet exemple, on va demander à l'algorithme génétique de déterminer deux solutions optimales :

7.2.1 Une première solution avec des Temps Inter-Lancement constants sur chaque OF, mais pouvant être variables d'un OF à l'autre :

L'algorithme génétique fait mieux que nous (voir la figure 8), puisqu'il arrive à trouver une combinaison de Temps Inter-Lancement permettant d'obtenir un délai de fabrication de 558 secondes, soit un gain de près de 8% en temps, ce qui est loin d'être négligeable.

Ce délai minimal est obtenu pour le gène :

10-10-10-10-10-10-10-10-22-22-22-22-22-22-22-22-22-9-9-9-9-9-9

qui correspond aux Temps Inter-Lancement entre chaque palette.

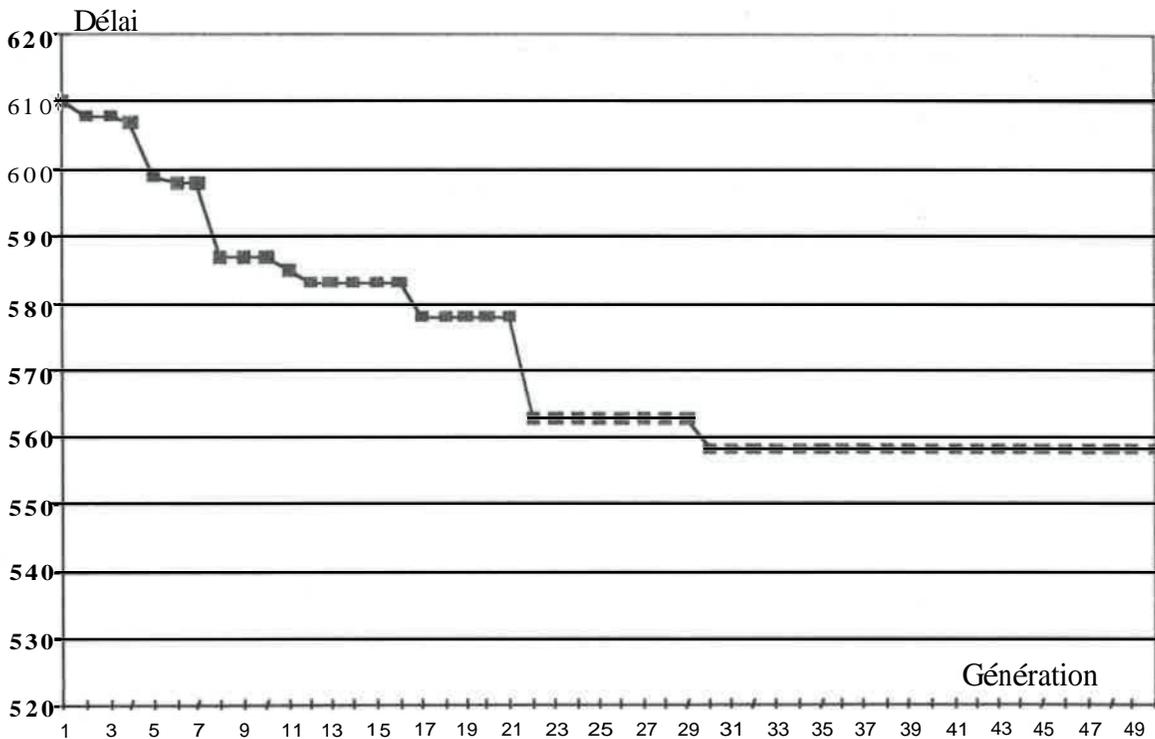


Fig. 8: Délai de fabrication en fonction du TiLa (2^{ème} exemple, 1^{ère} solution)

7.2.2 Une deuxième solution avec des Temps Inter-Lancement variables d'une palette à l'autre quel que soit l'OF :

Le délai minimal obtenu par l'algorithme génétique est de 514 sec., ce qui est inférieur au délai minimal théorique qui avait été calculé (533 sec., voir figure 5). Ce résultat est donc particulièrement intéressant, puisqu'il met en évidence la puissance de l'algorithme génétique à trouver une solution meilleure que celle que l'on s'était fixé pour objectif.

Le gène qui correspond à ce délai de 514 sec. est bien sûr très "chaotique" :

8-5-4-16-5-7-5-9-9-16-8-3-1-6-5-7-17-5-8-12-3-8-9-4

Cette solution montre que l'algorithme semble être très efficace pour les problèmes comportant un très grand nombre de combinaisons et de solutions possibles.

Elle prouve aussi que la solution optimale ne respecte pas forcément la logique des Temps Inter-Lancement (TiLa) synchronisés sur les temps de cycle des postes goulet.

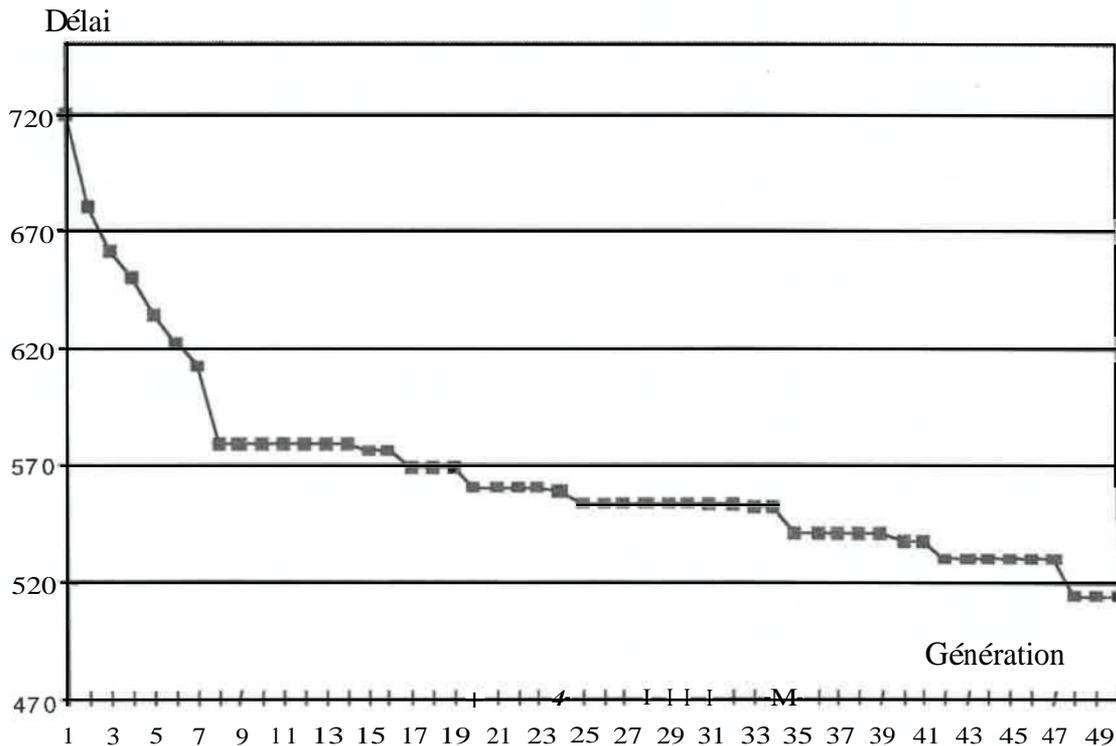


Fig. 9: Délai de fabrication en fonction du TiLa (2^{ème} exemple, 2^{ème} solution)

8. Analyse des résultats et conclusions

Les résultats obtenus par l'algorithme génétique couplé à la simulation sont très prometteurs, puisqu'ils sont meilleurs que tout ce que nous avons pu trouver.

Le temps de calcul/simulation est proportionnel au nombre de générations, mais peu dépendant du nombre de palettes. Avec le micro-ordinateur utilisé (un Pentium à 133 Mhz) nous avons un temps de calcul/simulation de 150 secondes par génération, soit 125 minutes pour obtenir le délai optimal pour 25 palettes. Si ce temps peut sembler encore trop long, il faut se placer dans un contexte où le système de production est déjà en charge et ne peut donc pas traiter instantanément une nouvelle production. L'augmentation des performances des micro-ordinateurs laisse espérer des temps encore plus faibles dans un futur proche. Malgré tout, les temps obtenus sont dans le domaine du raisonnable, y compris en environnement industriel où l'optimisation peut être réalisée en temps masqué, pendant la production d'une autre série. Avec un tel outil, la question que doit se poser le responsable de production est de savoir si, en fonction du temps dont il dispose pour la préparation de la campagne et du délai théorique de fabrication, il est utile ou pas de lancer l'optimisation. Une des voies de développement prévue à la suite de ce travail est de coupler l'optimisation / simulation à un gestionnaire de bases de données, ceci dans le but de mémoriser les paramètres optimum pour une campagne de production donnée. De cette façon, dans un atelier où la production est variée, mais répétitive, le gestionnaire de bases de données proposera au responsable les paramètres déjà trouvés pour une production similaire précédente.

Les temps inter-lancement (Tila) optimum donnés par l'algorithme génétique peuvent paraître déroutants de par leur caractère aléatoire. Mais grâce à l'utilisation de la simulation de flux, on peut valider le résultat en toute confiance. Ce couplage entre algorithme génétique et simulation nous semble indispensable pour garantir les résultats. En effet, aucun responsable de production n'accepterait de lancer une série de produits avec des paramètres aussi chaotiques fournis par un ordinateur !

Ces résultats encourageants ouvrent de nouvelles pistes vers une optimisation "globale" des systèmes : au lieu de rechercher un ensemble d'optimum locaux, de façon intuitive ou empirique, l'algorithme génétique propose une solution globale plus intéressante, notamment dans le cas de systèmes complexes où l'homme est incapable de trouver seul la meilleure combinaisons de plusieurs variables.

"L'optimum global ne correspond pas forcément à la somme des optimum locaux..."

Nous espérons que cet article aura convaincu de l'intérêt que représente la simulation de flux pour qui veut comprendre et améliorer son système de production. Mais surtout qu'il est peut être possible de l'améliorer encore, grâce aux Algorithmes Génétiques

9. Références et bibliographie

- [1] Eric BALLOT, « La simulation industrielle : aide réelle ou virtuelle à la prise de décision ? », *Revue Française de Gestion Industrielle* Vol. 16 N°1 /1997
- [2] Joël de Rosnal, « *Le Macroscopie* », Editions du Seuil 1975 .
- [3] J. Carlier, P. Chrétienne, « *Problèmes d'ordonnancement : modélisation, complexité, algorithmes* », Masson 1988
- [4] M. Widmer, « *Modèles mathématiques pour une gestion efficace des ateliers flexibles* », PPUR 1991
- [5] « WITNESS » logiciel de simulation de flux, distribué en France par SERETE Industries
- [6] J.L. Delesalles, « *L'ordinateur génétique* », Hermes 1997
- [7] J.M. Renders, « *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones* », Hermes1997