

## MODELISATION DE LA DISPERSION POUR SON OPTIMISATION PAR UN ALGORITHME GENETIQUE

Simon TAMAYO, Thibaud MONTEIRO, Nathalie SAUER

LGIPM EA 3096 / INRIA-COSTEAM

ENIM - Université Paul Verlaine - Metz

Île du Saulcy

57012 METZ - Cedex

France

[stamayo@adents.com](mailto:stamayo@adents.com), [thibaud.monteiro@loria.fr](mailto:thibaud.monteiro@loria.fr), [nathalie.sauer@univ-metz.fr](mailto:nathalie.sauer@univ-metz.fr)

**RESUME :** *Le travail présenté dans cet article concerne la prise en compte du phénomène de traçabilité dans l'organisation de la production, notamment dans une application à la gestion des matières premières dans le domaine de l'agro-alimentaire. L'objectif de ce travail est de minimiser la dispersion des matières premières lors de la fabrication des produits. Plus précisément, nous cherchons à résoudre le problème d'affectation des matières premières aux produits finis, de manière à minimiser leur dispersion notamment en vue d'un rappel des produits. Ces critères de dispersion servent ensuite pour la détermination de l'indice de criticité des produits en fabrication, à partir duquel, il est possible d'effectuer une optimisation de l'expédition des lots de fabrication. L'objectif est de diminuer le nombre de rappels dans le cas d'une crise quelconque en utilisant les outils d'aide à la décision. Afin de résoudre cette première partie du problème, un algorithme génétique a été proposé.*

**MOTS-CLES :** *aide à la décision, dispersion des matières premières, traçabilité, algorithme génétique.*

### 1. INTRODUCTION

La traçabilité des produits alimentaires, voire la sécurité alimentaire, sont aujourd'hui devenues des préoccupations constantes pour tous les acteurs de la chaîne agro-alimentaire. « Les producteurs, transformateurs, distributeurs doivent identifier et résoudre les points critiques, respecter la réglementation, effectuer des autocontrôles ; les services publics doivent établir et faire respecter les réglementations relatives à la maîtrise de l'hygiène ; les consommateurs doivent être informés de la nature des produits et savoir manipuler et conserver les produits qu'ils achètent grâce à un étiquetage bien identifiable » (ADRIA).

La traçabilité est définie comme l'aptitude à retrouver l'historique, l'utilisation ou la localisation d'un article ou d'une activité au moyen d'une identification enregistrée (ISO 8402). « C'est le processus qui permet de retrouver un produit ou un service depuis sa création (production) jusqu'à sa destruction (consommation), c'est aujourd'hui un enjeu incontournable pour les entreprises. Celles-ci doivent mettre en place des systèmes performants pour retirer efficacement les produits défectueux » (GS1).

Dans l'industrie agroalimentaire, la prise en compte de la traçabilité est une obligation de plus en plus pressante au regard de son implication dans la performance sanitaire de tels systèmes. Plus largement,

la traçabilité est un atout majeur pour l'amélioration de la sécurité industrielle, car elle impacte directement la capacité à maîtriser les processus logistiques (Interbev).

Cependant, la mise en place des systèmes de traçabilité nécessite un investissement financier et humain non négligeable et les modes de managements peuvent être remis en cause. Cette dimension économique de la traçabilité est à mettre en perspective avec les coûts de plus en plus importants des rappels et des retraits de produits défectueux et de leurs impacts sur la notoriété des entreprises concernées.

Ainsi, les deux principaux enjeux de la traçabilité, un enjeu sanitaire d'une part et un enjeu économique d'autre part, sont facilement opposables sur le court terme. Seule une vision stratégique de cette problématique peut montrer la dualité et les synergies qui peuvent découler d'une bonne intégration de la traçabilité dans les modes de management des systèmes de production. Il est important de faire en sorte que la traçabilité ne soit plus perçue comme une contrainte supplémentaire à assumer, mais comme un véritable avantage concurrentiel.

La traçabilité est une véritable problématique industrielle et de recherche pour deux raisons fondamentales :

- (1) Il y a un réel besoin et questionnement de la part du monde industriel sur cette problématique.
- (2) L'état actuel de la connaissance ne propose pas d'outils et démarches formelles permettant d'y répondre directement.

Malgré l'importance grandissante de cette problématique, peu de travaux formels ont été réalisés dans ce domaine. L'un des rares travaux amorçant une résolution de ce problème est celui développé par Dupuy (Dupuy, 2004) en 2004. Cette thèse ouvre une voie nouvelle dans la prise en compte de la traçabilité dans la gestion des systèmes de production. Malheureusement, l'approche proposée s'appuie sur un modèle linéaire en nombres entiers qui ne peut pas être utilisé directement pour résoudre des problèmes de taille industrielle dans un temps raisonnable.

C'est dans ce contexte que nous nous intéressons à la conception d'outils d'aide à la décision permettant de prendre en compte les enjeux de la traçabilité dans le management des systèmes de production et qui permettent de traiter en un temps raisonnable les problèmes industriels. L'objectif de cet article est de proposer une formalisation de la dispersion destinée à son optimisation par une méta-heuristique de type algorithme génétique.

La dispersion représente l'éparpillement des lots de matières premières vers différents lots de produits finis. Ainsi, pour chaque lot de matière première utilisée, il est possible d'obtenir un indicateur de dissémination dans la chaîne de fabrication, stockage et distribution. La dispersion a donc une influence directe sur les risques et les coûts d'une crise sanitaire éventuelle. Pourtant, la minimisation de la dispersion est un problème difficile qui n'est, à ce jour, pas résolu et qui n'est pas intégré dans les outils d'aide à la décision.

Dans ce travail de recherche, nous introduisons une modélisation de cette dispersion dans la chaîne de production qui nous permet de déterminer la meilleure affectation des lots de matières premières aux lots de produits finis dans la planification de la production. Diminuer la dispersion physique des lots, diminuer les mélanges de lots signifie diminuer la taille des rappels, et bien évidemment les coûts de rappel, ainsi que leurs impacts médiatiques.

Après avoir donné une définition des différents types de dispersions, la modélisation du problème est présentée. Nous proposons ensuite une démarche heuristique en vue de son optimisation. Cette optimisation s'appuie sur un algorithme génétique. Enfin, après avoir illustré notre démarche sur un exemple simple, nous présentons quelques conclusions et perspectives découlant de cette démarche.

## 2. DEFINITION DE LA DISPERSION

La Figure 1 illustre les différents types de dispersion qui sont définies comme (Dupuy, 2004) :

**La dispersion descendante** d'un lot de matière première est le nombre de lots de produits finis qui contiennent une partie de ce lot de matière première. Par exemple, si un lot de réception de jambons est utilisé dans  $n$  lots de saucissons, alors la dispersion descendante est égale à  $n$ .

**La dispersion ascendante** d'un lot de produits finis est le nombre de différents lots de matières premières utilisés dans ce lot. Par exemple, un saucisson produit avec des composants de 2 lots différents d'épaule de porc et de 3 lots différents de bardière aura une dispersion ascendante égale à 5.

**La dispersion totale** d'un système est égale à la somme des dispersions descendantes de tous les lots de matières premières et des dispersions ascendantes de tous les produits finis.

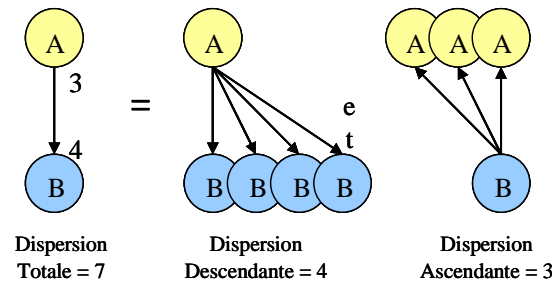


Figure 1. Exemple de dispersion descendante, ascendante et totale

## 3. DESCRIPTION DU PROBLEME

L'objectif du travail présenté est de minimiser la quantité de produits rappelés en cas de campagne de rappel.

À cette fin, il faut déterminer au mieux l'affectation des lots de matières premières tout au long de la production, ainsi que la façon d'assembler les produits finis à partir des sous-produits, dans une configuration de systèmes de production multi-niveaux. C'est pour cela, qu'il est nécessaire de connaître les conditions de découpage des matières premières et d'assemblage des produits finis c'est-à-dire les nomenclatures du problème.

Dans l'agroalimentaire, il faut considérer deux types de nomenclatures :

- Les nomenclatures de désassemblage ou de découpe : Chaque type de matière première donne des composants dans des proportions connues, considérées comme fixes.

- Les nomenclatures d'assemblage : Les produits finis sont composés des différentes matières premières dans des proportions données, celles-ci sont considérées comme fixes.

Le problème de minimisation de la dispersion est un représentant de la classe des problèmes difficiles. Un calcul rapide de la complexité montre qu'elle est  $\sum_{i=1}^N n_i!$ , où  $n_i$  est le nombre de sous-produits de l'étage  $i$  et  $N$  le nombre d'étages du système de production. Par conséquent, une méta-heuristique, et plus précisément un algorithme génétique, a été envisagé pour résoudre ce problème.

#### 4. RESOLUTION DU PROBLEME

##### 4.1. Les algorithmes génétiques (Holland, 1975), (Goldberg, 1994)

« Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisements, mutations, sélections, etc. (Coueque *et al.*, 1999) ». Ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires.

L'utilisation des algorithmes génétiques dans la résolution de problèmes combinatoires a été initiée suite aux travaux de John Holland sur les systèmes adaptatifs en 1962 (Holland, 1962). L'ouvrage de David Goldberg (Goldberg, 1994) a largement contribué à les faire connaître. Le champ d'application de ces algorithmes est très vaste. Des exemples d'application de ces méta-heuristiques ainsi que leurs hybridations peuvent être trouvées dans les ouvrages suivants (Holger, 2004), (Siarry, 2007) et (Talbi, 2006).

« Le mécanisme consiste à faire évoluer, à partir d'un tirage initial, un ensemble de points de l'espace vers le ou les optima d'un problème d'optimisation (Bontemps, 1995) ». Cet ensemble de points consiste en une population d'entités possédant des caractéristiques que l'on soumet à une sélection puis aux opérateurs génétiques suivants :

- L'évaluation : A chacune des solutions une note qui correspond à son adaptation au problème est attribuée. Dans notre cas, cette note correspond à la valeur de la dispersion totale.
- La sélection : Afin de déterminer quels sont les individus les plus enclins à obtenir les meilleurs résultats, une sélection est opérée. Ce processus est analogue à un processus de sélection naturelle, les individus les plus adaptés gagnent la compétition de la reproduction tandis que les moins adaptés meurent avant la reproduction.

- Le croisement (ou recombinaison) : Il a pour but de recombinaison deux individus parents en produisant des nouveaux individus qui héritent de certaines des caractéristiques parentales.
- La mutation : C'est une altération aléatoire des gènes d'un individu.

Le principe de fonctionnement des algorithmes génétiques est donné dans la figure 2.

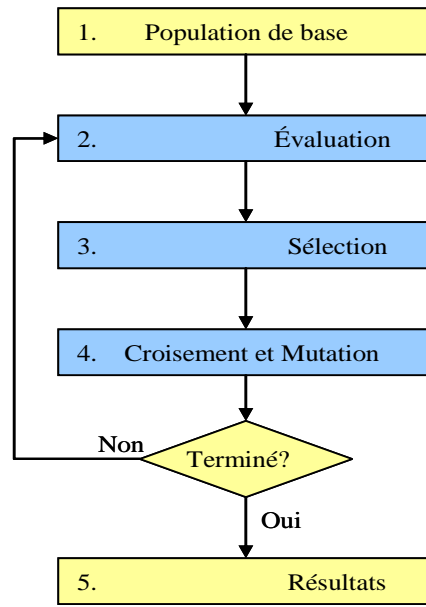


Figure 2. Principe de fonctionnement des algorithmes génétiques

Les étapes 2, 3 et 4 sont ensuite renouvelées et les individus « parents » sont à nouveau soumis à la sélection jusqu'à l'arrêt du processus. Parmi les critères d'arrêts, on peut citer (Drakos, 1994) :

- Arrêt après un nombre de générations fixé *a priori*. C'est la solution retenue lorsqu'un impératif de temps de calcul est imposé.
- Arrêt lorsque la population cesse d'évoluer ou n'évolue plus suffisamment rapidement. Nous sommes alors en présence d'une population homogène dont on peut penser qu'elle se situe à proximité du ou des optimums.

##### 4.2. Application à la réduction de la dispersion

Dans notre problème, la population initiale est composée d'individus modélisés par plusieurs matrices. Ces matrices décrivent l'affectation des matières premières aux sous produits et aux produits finis de fabrication. Ces individus sont générés aléatoirement et la population évolue ensuite suivant le principe de l'algorithme génétique.

### Population initiale

Pour la création de la population initiale adaptée à notre problème, il est nécessaire de connaître les caractéristiques suivantes de la production à optimiser :

- Le nom, les différents types et quantités de matières premières, de sous produits et de produits finis.
- La nomenclature d'assemblage et de désassemblage.

À partir de ces données, pour chaque individu à générer, nous créons de manière aléatoire des matrices de participation. Ces matrices binaires contiennent les positions d'assignation entre deux étages consécutifs de la solution instanciée (Figure 3 - A et C). On crée alors une matrice chaque fois que l'on décompose ou compose des produits. Nous aurons donc autant de matrices de solutions que d'étages de production moins un.

Nous vérifions ensuite la cohérence des matrices entre elles. En effet, si dans un étage de production, de la matière est envoyée vers un sous produit, alors la solution de l'étage suivant doit respecter cette contrainte. Si ce n'est pas le cas, une étape de réparation peut alors être utilisée.

Nous assignons ensuite des quantités au hasard, tout en respectant les conditions limites du problème (déterminées par les quantités et les nomenclatures définies précédemment). Nous obtenons ainsi des

matrices, appelée matrices d'assignation, reliant deux étages de production, et indiquant pour chaque option d'assignation, la quantité utilisée (Figure 3- B et D).

Si dans le problème considéré, nous avons des sous produits provenant de fournisseurs externes, nous créons parallèlement des matrices de participation et des matrices d'assignation des quantités relatives à ces fournisseurs.

Toutes ces matrices assemblées correspondent à un individu de notre population.

### Évaluation

Une fois la population créée, nous devons évaluer chacun de ses individus. Pour cela, nous en calculons sa dispersion totale comme définie dans le paragraphe 2. A partir de cette performance, nous établissons un classement global de la population. Pour chaque individu, nous déterminons sa valeur d'adaptation qui est inversement proportionnelle à son classement. Cette valeur d'adaptation est utilisée pour déterminer le nombre de reproductions de chaque individu, au moment de la création de la génération suivante. Plus la valeur d'adaptation est importante, plus l'individu est utilisé pour la reproduction. Pour chaque individu, nous avons donc sa valeur d'adaptation, sa valeur de dispersion, et son nombre de reproductions pour la génération suivante.

A) Matrice de participation (matières premières dans les sous-produits)

	Sp1	Sp2	Sp3	Sp4	Sp5	Sp6
Mp1	1	0	1	0	0	1
Mp2	0	1	1	1	0	0
Mp3	1	1	0	1	0	1
Mp4	0	0	1	1	0	0

C) Matrice de participation (sous-produits dans les produits finis)

	Sp1	Sp2	Sp3	Sp4	Sp5	Sp6
Pf1	0	0	0	0	0	0
Pf2	0	1	0	1	0	0
Pf3	1	0	1	0	0	0
Pf4	0	0	1	1	0	1

B) Matrice d'assignation des quantités de matière (MP-SP)

	Sp1	Sp2	Sp3	Sp4	Sp5	Sp6
Mp1	300	0	300	0	0	400
Mp2	0	360	360	480	0	0
Mp3	225	225	0	275	0	275
Mp4	0	0	540	660	0	0

D) Matrice d'assignation des quantités de matière (SP-PF)

	Sp1	Sp2	Sp3	Sp4	Sp5	Sp6
Pf1	0	0	0	707.5	0	0
Pf2	0	585	0	707.5	0	0
Pf3	525	0	600	0	0	75
Pf4	0	0	600	0	0	600

Figure 3. Matrices de participation et d'assignation des quantités pour 4 matières premières vers 6 sous produits et pour les 6 sous produits vers 4 produits finis

### Sélection

Avant de faire une sélection de la population, on y ajoute les meilleurs individus de la génération précédente. Ceci nous permet de ne pas perdre les bonnes solutions lors de la création d'une nouvelle génération. Les meilleurs individus de cette

génération hybride sont ensuite conservés. Cet élitisme est nécessaire pour la convergence de la recherche.

### Croisement

Pour réaliser la reproduction des individus d'une population, les couples de reproduction sont générés

aléatoirement tout en respectant le nombre de reproduction déterminé précédemment pour chaque individu. Une fois la liste des couples établie, un individu enfant est créé. Il hérite de 50% des gènes de chaque parent (voir Figure 4). L'intérêt d'utiliser un taux de 50% est qu'il respecte intrinsèquement les contraintes de nomenclature sans avoir besoin de réparer les enfants à chaque reproduction. Cependant, il peut être modifié pour mettre en œuvre des opérateurs de croisement plus efficaces (Talbi, 1999), (Hoos *et al.*, 2004) mais cela obligera à mettre en œuvre une réparation de ces individus.

**Mutation**

Chaque individu de la population peut subir une mutation. Pour cela, la distribution des quantités est altérée au hasard. Ce nouvel individu doit

éventuellement être réparé car lorsque l'on change les quantités d'assignation, on peut ne plus respecter les contraintes du problème (voir Figure 5).

**4.3. Paramétrage de l'algorithme**

La définition des paramètres de l'algorithme génétique a un impact sur sa performance et sa capacité d'adaptation à un problème spécifique. Selon les caractéristiques du problème que l'on doit résoudre, il est parfois nécessaire de modifier les valeurs de paramétrage. « Ces variables sont prises en compte au début de la résolution d'un problème pour fixer les paramètres propres à la population et à son évolution (Bourda, 1997) ». Ces paramètres sont déterminés à l'aide d'un plan d'expériences (voir Figure 10). Ceux-ci sont spécifiques au problème posé.

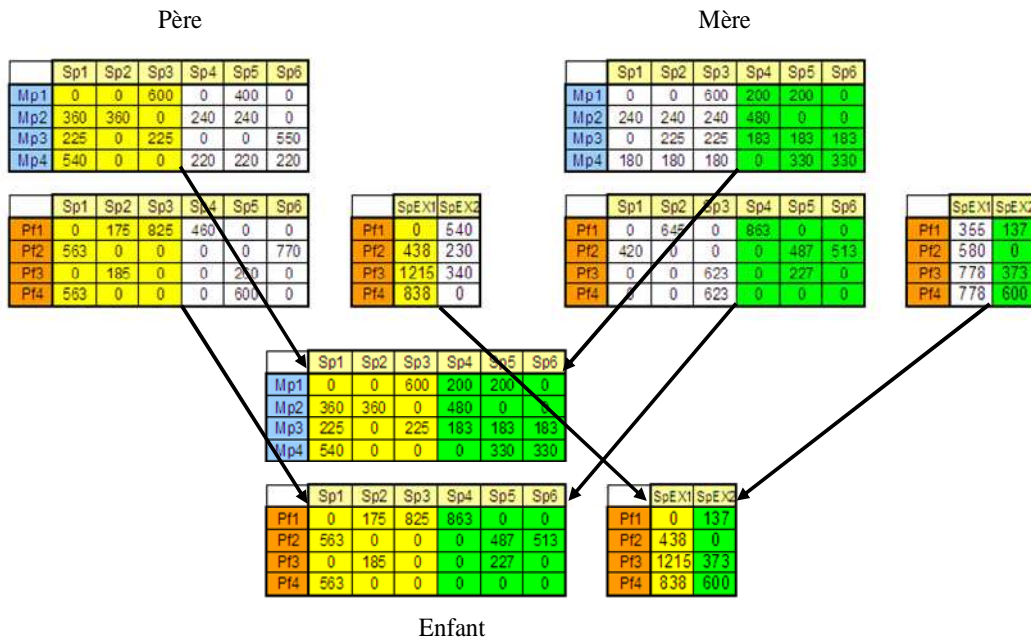


Figure 4. Création d'un enfant par croisement à partir de ses parents

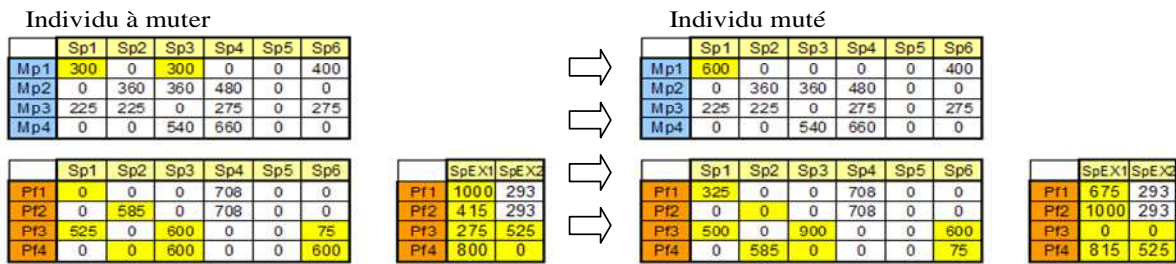


Figure 5. Exemple de mutation d'un individu par altération du choix des quantités

**Paramètres de la population**

Les paramètres qui ont un impact sur la population générée à chaque itération sont les suivants :

- Nombre d'individus de la population : Ce paramètre détermine le nombre d'individus générés aléatoirement pour former la population initiale. C'est aussi le nombre d'individus à la fin

de chaque phase d'évolution. En effet, le nombre d'individus de la population reste constant : il y a autant de morts que de naissances à chaque étape.

- Taux de reproduction : Ce taux détermine le nombre de reproductions de chaque individu. Il découle directement de la valeur d'adaptation de l'individu.
- Taux de mutation : C'est la probabilité que chaque gène de chaque individu de la population courante subisse une mutation aléatoire au cours d'une phase d'évolution. Dans notre application, nous avons déterminé un paramètre définissant le nombre de générations séparant deux phases de mutation. En cas de mutations, celles-ci sont faites au hasard.
- Taux d'hybridation : C'est la proportion de la population des parents conservés dans la génération suivante afin de préserver les meilleurs individus. Dans la littérature on parle aussi d'écart entre les générations.

#### Paramètre des conditions d'arrêt

Comme nous l'avons vu, il existe une multitude de conditions d'arrêt. Dans notre cas, nous avons fait le choix de limiter l'exécution de l'algorithme à un nombre maximum de générations afin de maîtriser le temps de calcul.

### 5. APPLICATIONS NUMERIQUES

Afin d'évaluer la performance de notre algorithme, nous avons repris l'exemple numérique proposé par Dupuy (Dupuy, 2004). Dans un premier temps, nous avons essayé de résoudre le problème par une méthode exacte à l'aide du solveur « LP\_solve ». Après 3 jours de calcul, l'optimum n'a pu être déterminé. Cependant la meilleure solution obtenue par ce solveur, nous sert de référence pour mesurer les performances de notre algorithme génétique. Sur cette situation concrète, nous avons déterminé les valeurs de paramétrage à l'aide d'un plan d'expérience (voir Figure 10).

Cet exemple concerne une production constituée de 4 lots de matières premières répartis en 2 types, 6 lots de composants répartis en 2 types, 2 lots de composants achetés (un de chaque type) et 4 lots de produits finis répartis en 2 types.

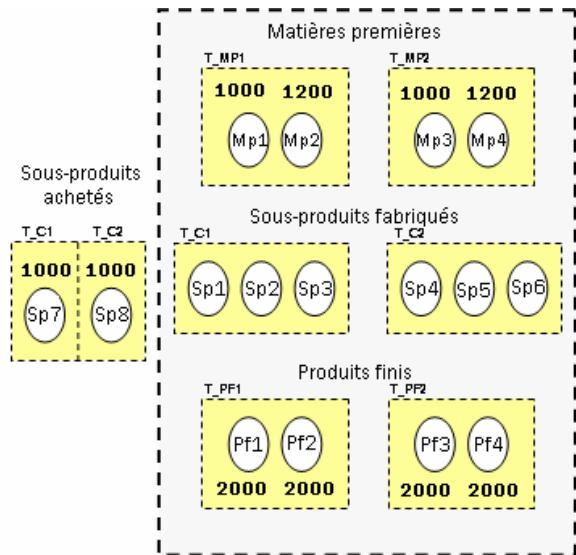


Figure 6. Exemple d'un problème de dispersion

Les quantités et les noms sont donnés dans la Figure 6 (Les quantités sont précisées à côté de chaque lot, et les types en haut à gauche des rectangles) et les nomenclatures dans la Figure 7.

	T_C1	T_C2		T_PF1	T_PF2
T_MP1	0.6	0.4	T_C1	0.5	0.7
T_MP2	0.45	0.55	T_C2	0.5	0.3

Figure 7. Nomenclature de découpe et nomenclature d'assemblage

#### Résultats

La résolution par méthode exacte arrêtée après 3 jours de calcul, nous a donné une dispersion totale égale à 11.

L'algorithme génétique développé donne une réponse de dispersion totale égale à 12 en 12,3 secondes. La solution trouvée est détaillée dans la Figure 8. Ce résultat est moins bon que celui obtenu avec la méthode exacte tronquée, cependant les temps de calcul sont sans comparaison.

On constate donc une bonne performance de cette méta-heuristique sur cet exemple, et la possibilité d'avoir des données de dispersion objective en temps réel.

Cet algorithme a été lancé plusieurs fois pour différentes populations initiales et avec les paramètres optimaux obtenus à l'aide du plan d'expérience.

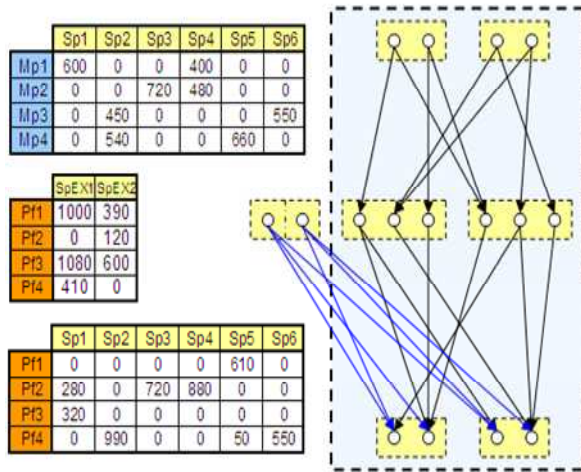


Figure 8. Solution au problème d'évaluation, dispersion = 12, temps = 12.36 sec.

On constate une convergence plutôt rapide vers une solution acceptable (Figure 9). On peut remarquer l'évolution de la population vers l'optimum ainsi que les perturbations occasionnées par les mutations (voir la courbe du haut « Best », Figure 9). Ces mutations permettent de sortir le groupe d'individus des optimums locaux. Par exemple, dans le cas étudié, la recherche était bloquée dans un optimum local de dispersion 14, et après avoir été dégradée par une campagne de mutations, une solution plus intéressante a pu être trouvée.

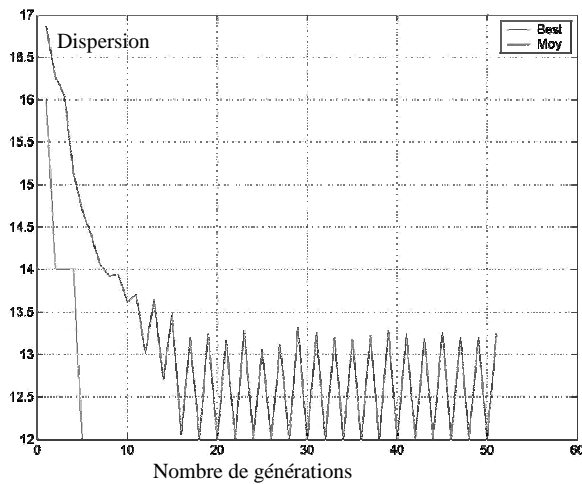


Figure 9. Graphe des dispersions moyenne et minimale, en fonction de l'évolution des générations

Nous constatons que la convergence est très rapide. Ceci vient peut être du fait que la population engendre un « super individu ». Celui-ci étant trop souvent sélectionné, la population tend à converger vers son génome. Dans ce cas spécifique « la diversité du pool génétique est alors trop réduite pour que l'AG puisse progresser » (Rennard, 2006).

Pour l'obtention de ces résultats, nous avons tout d'abord défini les paramètres les plus adaptés pour

cet exemple. Différentes combinaisons des paramètres ont été testées. Le tableau contenant le résultat de cette évaluation est présenté dans la Figure 10.

Les meilleurs paramètres pour cet exemple correspondent à une population initiale de 1000 individus, à un taux d'hybridation de 25 %, un taux de mutation de 1 (c'est-à-dire une mutation possible pour chaque génération), et un nombre de générations maximal de 50 comme critère d'arrêt.

Cet exemple de calcul étant de petite taille, il a convergé dans beaucoup moins de générations que la plupart des exemples de la littérature sur les algorithmes génétiques. Il ne faut pas oublier que ce type de problème peut rapidement se compliquer lorsque plusieurs étages de fabrication sont à prendre en compte. L'exemple étudié dans cette communication a été choisi pour sa simplicité et parce que d'autres auteurs l'ont déjà abordé.

Individus dans la population initiale	Taux d'hybridation	Taux de Mutation	Nombre de générations	Temps de calcul (seconde)	Dispersion moyenne (10 itérations)
2000	25	10	100	12	13.6
2000	25	5	100	12.034	13.2
2000	25	2	100	13.926	13.4
2000	25	1	100	14.823	12.8
2000	40	10	100	11.799	13.8
2000	40	5	100	12.397	13.8
2000	40	2	100	13.762	13.4
2000	40	1	100	14.724	13
1000	25	10	100	8.094	13.8
1000	25	5	100	8.702	13.6
1000	25	2	100	9.927	13.8
1000	25	1	100	10.859	12.9
1000	40	10	100	8.398	14
1000	40	5	100	8.637	14.4
1000	40	2	100	9.798	13.2
1000	40	1	100	10.873	13.2
500	25	10	100	6.415	13.4
500	25	5	100	6.950	13.6
500	25	2	100	7.933	14
500	25	1	100	9.233	13.4
500	40	10	100	9.515	13.2
500	40	5	100	9.859	14
500	40	2	100	11.265	13
500	40	1	100	8.915	12.9
2000	25	10	50	8.096	13.4
2000	25	5	50	8.321	13.2
2000	25	2	50	8.928	13.4
2000	25	1	50	9.459	13.1
2000	40	10	50	8.284	13.2
2000	40	5	50	8.565	14.2
2000	40	2	50	8.915	13
2000	40	1	50	9.568	12.9
1000	25	10	50	4.8	14.2
1000	25	5	50	5.022	13.4
1000	25	2	50	5.553	12.8
1000	25	1	50	6.041	12.8
1000	40	10	50	4.968	13.8
1000	40	5	50	5.212	13.4
1000	40	2	50	5.703	13.2
1000	40	1	50	6.303	13
500	25	10	50	3.571	13.8
500	25	5	50	3.803	14.4
500	25	2	50	4.259	13.6
500	25	1	50	4.878	13.2
500	40	10	50	3.703	13.6
500	40	5	50	3.959	13.8
500	40	2	50	4.418	13.6
500	40	1	50	4.987	13

Figure 10. Résultats du paramétrage de l'algorithme génétique

## 6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans ce travail, nous avons étudié le problème d'optimisation de la dispersion des matières premières et des produits finis dans le domaine de l'agroalimentaire. Dans le domaine de la traçabilité, cette dispersion, bien que peu étudiée, a un impact fondamental sur les performances industrielles.

Un modèle de la minimisation de la dispersion a été proposé. Ce problème compliqué ne peut pas être résolu par une méthode exacte en un temps de calcul raisonnable. Aussi nous avons proposé une adaptation des algorithmes génétiques pour résoudre ce problème.

Notre démarche a été testée sur un exemple simple. Les résultats obtenus illustrent un grand potentiel pour cette application, en proposant différentes directions vers de futures recherches.

Dans le domaine de l'optimisation de la dispersion, l'histoire commence à peine à s'écrire. Même si l'algorithme génétique proposé est capable de trouver des solutions adéquates dans des temps d'exécution raisonnables, un algorithme de ce type, peut être raffiné de plusieurs manières. Par exemple, il semble pertinent d'étudier la conception d'opérateurs de croisement plus efficaces ainsi que d'autres mutations. En outre, l'application présentée considère l'optimisation d'une fonction de dispersion simple : pour son évaluation, on ne tient compte que de la participation des matières premières dans les produits finis, mais sans considérer les quantités mises en jeu. Une des perspectives reste la révision de cette méthode d'évaluation.

En pratique, les logisticiens considèrent souvent des objectifs multiples. Il peut donc être envisagé de développer pour ce problème des algorithmes évolutionnaires multi-objectifs.

## REFERENCES

ADRIA. Groupe de partenaires au cœur de l'agroalimentaire, [www.adria.tm.fr](http://www.adria.tm.fr).  
Bontemps C., 1995. *Principes Mathématiques et Utilisations des Algorithmes Génétiques*, INRA, Toulouse.

Bourda Y., 1997. *Appréhender les algorithmes génétiques grâce à des exemples concrets*, SUPELEC.  
Coueque Y., J. Ohler and S. Tollari, 1999. *Algorithmes génétiques pour résoudre le problème du commis voyageur*, Département de mathématiques appliquées, Université de Macquarie, Sydney.  
Drakos N., 1994. *Synthèse de comportements animaux individuels et collectifs par Algorithmes Génétiques*, Computer Based Learning Unit, University of Leeds.  
Dupuy C., 2004. *Analyse et conception d'outils pour la traçabilité de produits agroalimentaires afin d'optimiser la dispersion des lots de fabrication*, Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, France.  
Goldberg D., 1994. *Algorithmes génétiques*, Addison-Wesley, France.  
GS1 France, solutions logistiques, [www.gs1.fr](http://www.gs1.fr)  
Holger H. and T. Stützle, 2004. *Stochastic Local Search-Foundations and Applications*, Morgan Kaufmann, San Francisco, CA, USA.  
Holland J. H., 1975. *Adaptation In Natural And Artificial Systems*, University of Michigan Press, 1975.  
Holland J. H., 1962. Outline for logical theory of adaptive systems, *Journal of the association of computing machinery*, Vol. 3, p. 297-314.  
Hoos H. and Stützle T., 2004. *Stochastic Local Search, Foundations and Applications*, édition Elsevier, 2004.  
Interbev (Association Nationale Interprofessionnelle du Bétail et des Viandes), [www.interbev.asso.fr](http://www.interbev.asso.fr)  
Rennard J.P., 2006. *Handbook of Research on Nature Inspired Computing for Economics and Management*, Grenoble Graduate School of Business, Grenoble, Section 1, Chapitre 4.  
Siarry P. and Z. Michalewicz, 2007. *Advances in Metaheuristics for Hard Optimization*, Springer-Natural Computing Series..  
Talbi E.G., 1999. *Metaheuristiques pour l'optimisation combinatoire multi-objectif : État de l'art*, Rapport CNET (France Telecom).  
Talbi E.G., 2006. *Parallel Combinatorial Optimization*, John Wiley & Sons, USA.