

N°d'ordre : 2317

THESE

Presentée pour obtenir

LE TITRE DE DOCTEUR DE L'INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE TOULOUSE

Ecole doctorale : Transferts, Dynamiques des Fluides, Energétique et Procédés

Spécialité : Génie des Procédés et de l'Environnement

Par M. Alberto Alfonso Aguilar Lasserre

Approche multicritère pour la conception d'ateliers discontinus dans un environnement incertain

Soutenance prévue le 23/01/2006 devant le jury composé de :

M. Guy DEFAYE	Rapporteur
M. Jean-Michel RENEAUME	Rapporteur
M. Pascal FLOQUET	Président
M. Philippe BAUDET	Membre
M. Didier DUBOIS	Membre
Mme. Catherine AZZARO-PANTEL	Directrice de thèse
M. Serge DOMENECH	Membre Invité
M. Luc PIBOULEAU	Membre Invité

Approche multicritère pour la conception d'ateliers discontinus dans un environnement incertain.

RESUME :

Les procédés discontinus représentent un mode idéal de fonctionnement pour synthétiser, en faibles quantités des produits à forte valeur ajoutée, à cycle de vie limité et exigeant un contrôle strict des conditions opératoires. De tels ateliers présentent l'avantage de pouvoir élaborer, par campagnes, plusieurs composés à partir d'équipements standard et de s'adapter à des variations de nature et de qualité des matières premières, ainsi qu'à des fluctuations fréquentes du marché, ce qui constitue un atout majeur du point de vue de la flexibilité.

Ainsi, lors de l'étape de conception d'un atelier discontinu, il est presque impossible d'obtenir une information précise sur la future demande en produit. Une étude bibliographique a montré que les travaux antérieurs sont généralement basés sur des approches probabilistes qui représentent l'imprécision de la demande par des lois de distribution normale considérées comme indépendantes. Ces hypothèses simplificatrices ne représentent pas la réalité puisque beaucoup de paramètres sont, en pratique, dépendants les uns des autres et ne peuvent suivre des lois de distribution symétrique. L'objectif de cette thèse est de traiter de l'imprécision de la demande par des concepts flous en conception optimale d'ateliers; cette approche diffère principalement des modèles probabilistes en considérant la demande imprécise sous la forme d'ensembles de valeurs plus ou moins possibles et par sa fonction d'appartenance correspondante.

Classiquement, la capacité de l'atelier doit satisfaire un équilibre entre la demande en produits et la marge de production dont dispose l'installation, de manière à satisfaire trois critères: la maximisation du bénéfice actualisé, une fonction représentant les retards ou les avances par rapport à échéance vis-à-vis de la synthèse de tous les produits et un indice de flexibilité. Les variables de décision sont la configuration de l'atelier, la taille et le nombre des équipements à chaque étape de traitement. Un modèle d'ateliers multiproduit est retenu comme support de l'étude.

Un Algorithme Génétique multicritère, précédemment développé, a été adapté à la prise en compte de fonctions d'évaluations floues. Cette phase a nécessité l'utilisation d'opérations algébriques floues et un opérateur de comparaison de quantités floues. Par ailleurs, une méthode de sélection hybride tri de Pareto-tournoi a été proposée et a montré une meilleure performance que la méthode traditionnelle de la roulette de Goldberg, conduisant systématiquement à un nombre supérieur de solutions non dominées.

La méthodologie multicritère est ensuite appliquée à un atelier multiproduit pour la production de quatre protéines, comportant huit étapes de traitement dont les temps opératoires des différentes étapes sont calculés par le biais de modèles d'opérations unitaires.

L'approche retenue permet donc d'assister de manière efficace et robuste la mission du concepteur, conduisant à un ensemble suffisamment large de solutions de compromis

MOT CLES : Conception d'ateliers, Optimisation multicritère, Algorithme génétique multicritère, Demandes imprécises, Logique floue, Bénéfice actualisé, Gestion de production.

Multicriteria approach for batch plant design under uncertain environment.

ABSTRACT :

Batch processes represent an ideal mode to synthesize in low volumes high value-added products characterized by short life cycle and requiring a strict control of operating conditions. Such plants are defined by their ability to elaborate various products from standard items, through a campaign operating mode. Furthermore, they are adaptable to variations of raw materials nature and quality as well as to market-driven fluctuations, which constitutes a major asset for flexibility.

Consequently, at the design step of batch plants, it is almost impossible to get precise information about the future product demand. An overview of the state-of-the art showed that previous studies are generally based on probabilistic approaches, representing imprecision on demand through normal distribution laws, each one being considered independently. Yet, this simplifying assumption does not reflect real-world situations, since a lot of parameters are interdependent in practice and do not follow symmetrical distribution laws.

The aim of this PhD work is to treat imprecision on demand using fuzzy concepts for batch plant design. This approach differs mainly from probabilistic models by considering the imprecise demands through sets of “more or less possible values” and by their corresponding membership function.

Classically, the plant capacity must verify a balance between product demand and a production margin of the installation, in order to satisfy three criteria: (i) maximization of the Net Present Value, (ii) minimization of a function taking into account delays or advances with respect to a due date for the synthesis of all products and (iii) maximization of a flexibility index. The decision variables are the plant configuration, i. e. size and number of items for each operating stage. A multiproduct batch model serves as a support of this study.

A multicriteria Genetic Algorithm (GA), which was developed in previous works, was adapted to take into account fuzzy fitness functions. The GA required the implementation of algebraic fuzzy operations and of a comparison operator for fuzzy quantities. Besides, a hybrid selection method Pareto rank-tournament was proposed and showed a better performance than the classical Goldberg’s wheel, systematically leading to a higher number of non-dominated solutions.

The multicriteria methodology was then applied to a multiproduct plant for the production of four proteins, which eight processing stages. The processing time corresponding to each stage is computed by the use of process performance models.

The proposed approach thus constitutes an efficient and robust support to assist the mission of the designer, leading to a quite large set of compromise solutions.

KEYWORDS : plant design, multicriteria optimisation, genetic algorithms, imprecise demand, fuzzy logics, Net Present Value, production scheduling.

Enfoque multicriterio para el diseño de plantas con sistemas de producción en lotes dentro de un ambiente incierto.

RESUMEN:

Los sistemas de producción en lotes representan un modo ideal de funcionamiento para fabricar productos con las siguientes características: producción en pequeñas cantidades, elaboración de manera compleja, ciclo de vida limitada y un estricto control de condiciones de operación. Estos sistemas de producción presentan la ventaja de poder elaborar, por periodos, diferentes componentes a partir de equipos Standard y de adaptarse a las variaciones de naturaleza y calidad de las materias primas, así como a fluctuaciones frecuentes de mercado, constituyendo un aspecto favorable desde el punto de vista de flexibilidad.

Así, durante la etapa del diseño de un proceso con sistema de producción en lotes, es casi imposible de obtener una información precisa sobre la futura demanda a producir. Un estudio bibliográfico mostró que los trabajos anteriores son generalmente basados en enfoques probabilistas quienes representan la imprecisión la demanda por leyes de distribución normal consideradas como independientes. Estas hipótesis no representan la realidad, ya que muchos de los parámetros son, en la práctica, dependientes los unos de los otros y no pueden seguir leyes de distribución simétrica. El objetivo de esta tesis es de tratar la imprecisión de la demanda utilizando operaciones aritméticas de números difusos, este enfoque difiere principalmente de modelos probabilistas considerando la demanda imprecisa bajo la forma de conjuntos de valores más o menos posibles y por su grado de pertenencia correspondiente.

De manera clásica, la capacidad de la planta debe satisfacer un equilibrio entre la demanda a producir y el margen de producción disponible en la instalación, a manera de satisfacer tres criterios: la maximización del beneficio actualizado, una función representando los retardos y avances de los tiempos de producción y un índice de flexibilidad. Las variables de decisión son la configuración de la planta, el tamaño y el número de equipos en cada etapa del tratamiento. Un modelo de plantas con sistemas de producción en lotes de tipo multiproductos es tomado como base de estudio.

Un Algoritmo Genético multicriterio, anteriormente desarrollado, fue adaptado tomando en cuenta funciones de evaluación difusas. Esta fase necesito la integración de operaciones algebraicas difusas y un operador de comparación de cantidades difusas. Enseguida, un método de selección híbrido tri de Pareto-torneo fue propuesto mostrando una mejor funcionamiento en comparación al método tradicional de la ruleta de Goldberg, conduciendo sistemáticamente a un numero superior de individuos no dominados.

La metodología multicriterio es enseguida aplicada a una planta con sistema de producción en lotes para la producción de cuatro proteínas, formada por ocho etapas de tratamiento donde los tiempos de operación son calculados por modelos de operaciones unitarias.

El enfoque retenido permite de tratar de manera eficaz y robusta la misión del decisor, conduciendo a un conjunto suficientemente grande de soluciones de compromiso.

MOT CLES: diseño de plantas, Optimización multicriterio, Algoritmo genético multicriterio, Demandas imprecisas, Lógica difusa, Beneficio actualizado, Gestión de producción.

Je tiens tout d'abord à remercier Monsieur Guy DEFAYE, Professeur à l'ENSPCB, et Monsieur Jean-Michel RENEAUME, Maître de Conférences à l'ENSGTI, pour m'avoir fait l'honneur d'être rapporteurs de cette thèse.

Mes remerciements vont aussi à Monsieur Pascal FLOQUET, Professeur à l'ENSIACET, Monsieur Didier DUBOIS, Directeur de Recherche à l'IRIT et Monsieur Philippe BAUDET Ingénieur à PROSIM SA pour avoir fait partie du jury de thèse.

Je tiens à remercier Mme. Catherine AZZARO-PANTEL, Professeur à l'ENSIACET et directrice de cette thèse, pour avoir été présente à tout instant, pour ses commentaires et conseils avisés.

Je remercie vivement Luc PIBOULEAU, Professeur à l'ENSIACET, pour avoir été présent chaque fois que j'ai rencontré un problème, pour ses commentaires et son intérêt pour ces travaux.

Je remercie Serge DOMENECH, Professeur à l'ENSIACET, pour ses commentaires, conseils et corrections.

Je remercie André DAVIN, pour ses conseils et son aide à l'heure de la rédaction de ce manuscrit.

Je remercie aussi mes collègues Oscar BAEZ-SENTIES, Antonin PONSICH, Sofiane HOCINE, Firooz TABRIK, Adrien DIETZ et Ludovic MONSTASTRUC pour m'avoir aussi soutenu et pour leur amitié.

Je profite de cet avant-propos pour exprimer mes remerciements à mes amis pour leur amitié et pour les souvenirs que je garderai pour toujours : Antonin, Ana, Loïc, Jeanne, Geoffrey, Sophie, Leonardo, Sofia, Alex, Ricket, Isabelle, Alejandro, Romuald, François, Lili, et Sébastien.

Je remercie aussi mes amis mexicains et français: Hector, Rebeca, Brunito, Luisita, Nacho, Hilario, Tatiana, Oscar, Tianita, Fernando, Carmen, Oscarito, Lydie, Erick et Pauline pour leur amitié.

Un grand merci à Guillermo, Susi, Marifer et Dany pour être toujours avec moi.

Finalement, je réserve une pensée toute particulière à mes parents, mon frère et ma sœur et leur exprime ici toute ma gratitude pour leur soutien sans limite.

Sommaire

	Page
Introduction et présentation de la problématique	17
1. Introduction	19
2. Atelier discontinus	21
2.1- Notions d'atelier polyvalent ou flexible	21
2.2- Classification des ateliers discontinus	22
2.3- Gestion d'ateliers	24
2.4- Conception d'ateliers	24
3. Formulation du problème de conception avec des demandes incertaines	25
3.1- Formulation classique du problème de conception	25
3.2- Conception d'ateliers discontinus avec des demandes incertaines	26
3.2.1- Approches classiques	27
3.2.2 - Approches de conception avec imprécision en utilisant des concepts flous	29
3.2.2.1. – Approche de Gien et al.	29
3.2.2.2. – Approche de Hsuan-Jui et al.	29
4. Méthodes de résolution des problèmes de conception	30
4.1- Approches classiques de résolution monocritère du problème de conception d'ateliers	30
4.1.1- Algorithmes déterministes	30
4.1.2- Algorithmes stochastiques	31
4.1.2.1- Recuit simulé	31
4.1.2.2- Algorithme génétique	31
4.1.2.3- Algorithmes basées sur l'intelligence collective (colonies de fourmis)	33
4.2- Méthodes d'optimisation multiobjectif :	33
4.2.1- Vers une conception « intégrée de procédés » : coût, flexibilité, environnement...	33
4.2.2- Techniques d'optimisation multicritère	35
5. Approche retenue : approche multicritère pour la conception d'ateliers discontinus dans un environnement incertain	36
6. Plan de la thèse	37
CHAPITRE I : Exemple support d'application de la méthodologie de conception optimale de procédés discontinus	39
1. Introduction	41
2. Description d'un atelier multiproduit	41
3. Formulation classique du modèle	43
4. Application à deux exemples	46

4.1- Formulation du critère d'optimisation	46
4.2- Méthodes de résolution déterministe/stochastique	47
4.3- Exemples traités	52
4.4- Résultats et analyses	54
5. Conclusions	56
 CHAPITRE I – ANNEXE : Exemple numérique de détermination du bénéfice actualisé	59
 CHAPITRE II : Développement d'un algorithme génétique monocritère flou	65
1. Introduction	67
2. Modélisation des imprécisions de la demande en conception d'ateliers discontinus	68
2.1- Représentation des imprécisions de la demande	68
2.2- Concepts flous pour modéliser des imprécisions de la demande	69
2.2.1- Généralités sur les ensembles booléen et flou	69
2.2.2- Modélisation d'informations de la demande imprécise par des nombres flous (représentation trapézoïdale)	71
2.2.2.1.- Détermination des fonctions d'appartenance	72
2.2.2.2.- Représentation de la demande en utilisant des nombres flous trapézoïdaux	73
3. Développement d'un Algorithme génétique flou	77
3.1- Adaptation de la demande floue dans le modèle de conception d'ateliers discontinus	77
3.2- Algorithme génétique flou	79
3.3- Présentation des exemples traités avec des demandes imprécises	80
3.4- Résultats et analyse de l'optimisation monocritère	84
4. Conclusions	95
 CHAPITRE III : Développement d'un algorithme génétique multiobjectif flou	97
1. Introduction	99
2. Adaptation de l'algorithme génétique flou à l'approche multicritère	100
2.1. Optimisation multicritère par algorithme génétique	100
2.2. L'algorithme génétique flou multicritère	103
2.2.1- Evaluation des critères	104
2.2.1.1.- Bénéfice Actualisé	104

2.2.1.2.- Critère temporel basé sur les retards ou les avances	104
2.2.1.3.- Critère par indice de flexibilité	105
2.2.2- Codage	108
2.2.3- Sélection	108
3. Conception multicritère de l'atelier	112
3.1. Optimisation bicritère bénéfice actualisé- surface commune	115
3.1.1- Demande symétrique	115
3.1.2- Demande asymétrique	117
3.1.3- Comparaison entre les méthodes de sélection : la roulette de Goldberg et la combinaison tri de Pareto-tournoi	120
3.2. Optimisation bicritère bénéfice actualisé-indice de flexibilité	122
3.2.1- Demande symétrique	122
3.2.2- Demande asymétrique	125
3.2.3- Comparaison entre les méthodes de sélection : la roulette de Goldberg et la combinaison tri de Pareto-tournoi	128
3.3. Optimisation bicritère surface commune - indice de flexibilité	130
3.3.1- Demande symétrique	131
3.3.2- Demande asymétrique	133
3.3.3- Comparaison entre les méthodes de sélection : la roulette de Goldberg et la combinaison tri de Pareto-tournoi	134
3.4. Optimisation tricritère bénéfice actualisé- Critères pour la gestion de la production	136
3.4.1- Demande symétrique	138
3.4.2- Demande asymétrique	140
4. Conclusions	145
 CHAPITRE III – ANNEXE 1 : Etude de sensibilité des facteurs de pénalisation pour le critère de surface commune	149
 CHAPITRE III – ANNEXE 2 : Résultats de l'optimisation multicritère	155
 CHAPITRE IV : Application à un atelier multiproduit pour la synthèse de protéines	161
1. Introduction	163
2. Exemple retenu pour la validation de la méthodologie proposée	163
2.1- Présentation du procédé de synthèse de protéines	163
2.2- Approche hybride globale de résolution pour la conception optimale d'ateliers	165
2.3- Modèles de performance du procédé	166

2.4- Conditions opératoires	166
3. Optimisation monocritère	168
3.1- Algorithme génétique flou	168
3.2- Données nécessaires pour la conception	170
3.3- Résultats de l'optimisation monocritère	171
4. Optimisation multicritère	174
4.1.- Adaptation de l'algorithme génétique flou à l'approche multicritère	175
4.1.1- Evaluation des critères	175
4.1.2- Sélection	176
4.2.- Optimisation bicritère bénéfice actualisé-critère des avances	177
4.3.- Optimisation bicritère bénéfice actualisé-indice de flexibilité	179
4. 4.- Optimisation de l'atelier bénéfice actualisé- critères pour la gestion de la production	181
5. Conclusions	183
CHAPITRE IV – ANNEXE : Données nécessaires pour la conception	185
Conclusions et perspectives	189
Références bibliographiques	197

Introduction

Présentation de la problématique

1. Introduction

A l'heure actuelle, la chimie fine est une industrie amplement développée, qui nécessite essentiellement la mise en œuvre de procédés discontinus. Ce mode de fonctionnement des processus de fabrication permet l'élaboration de produits à forte valeur ajoutée, en faibles tonnages et à durée de vie limitée, nécessitant une grande flexibilité des ateliers pour leur permettre de s'adapter à une demande peu stabilisée. Du fait de l'importance des produits élaborés (industrie pharmaceutique, bioindustries, agroalimentaire ...) dans l'économie, le problème de conception optimale de ce type d'atelier constitue un aspect primordial dans la compétition internationale. En effet, les méthodes empiriques de conception encore utilisées actuellement, entraînent un suréquipement des ateliers et des coûts de production peu concurrentiels [BHA00].

En raison de l'évolution constante de l'environnement et de la complexité des besoins, les spécifications des systèmes de production sont souvent imparfaitement connues. Les données de conception initiales présentent un caractère imprécis, incertain et même vague. Une démarche de conception, supposée optimale, ne peut donner un résultat satisfaisant si les données disponibles au départ sont erronées ou trop imprécises. Ainsi, il est presque impossible d'obtenir une information précise sur la future demande en produits, lors de l'étape de conception d'un atelier discontinu. On peut donc craindre qu'une évolution rapide du contexte entraîne un décalage entre l'instant de l'analyse des besoins et celui de la réalisation du système de production. Par conséquent, la mission du concepteur, assistée par des outils classiques, peut s'avérer hasardeuse et rend indispensable le recours à une approche robuste.

Une voie classique consisterait à utiliser des approches probabilistes représentant l'imprécision de la demande par des lois de distribution normale, considérées comme indépendantes. Mais, ces hypothèses simplificatrices ne représentent pas la réalité puisque beaucoup de paramètres sont, en pratique, dépendants les uns des autres et ne peuvent suivre des lois de distribution symétrique. En outre, la conception d'atelier intervient à un stade préliminaire où la base de données historiques sur la demande n'est pas encore constituée.

Les techniques fondées sur la théorie des probabilités ne permettent de quantifier que l'incertitude (la probabilité de garantir un volume annuel de commandes de N unités, pour le produit A, est égale à P). En réalité les informations sont également imprécises (le volume annuel de commandes du produit A est compris N_1 et N_2). De nombreuses évaluations sont vagues (le volume annuel de commandes du produit A est environ égal à N) et ne peuvent être immédiatement quantifiées. Le formalisme actuellement le mieux adapté, pour intégrer l'ensemble de ces estimations, est celui de la théorie des sous-ensembles flous.

En particulier, la théorie des possibilités ([ZAD78], [DUB85]) est particulièrement bien adaptée au traitement d'informations subjectives. La logique floue permet de représenter des données linguistiques qui ne sont pas aisément modélisables par d'autres méthodes. Ainsi, dans la phase de conception, les demandes peuvent être caractérisées par des fonctions d'appartenance exprimant le degré de préférence des valeurs par le concepteur [JAC98].

L'objectif de cette thèse se propose d'intégrer la modélisation de l'imprécision de la demande par des concepts flous au sein d'une approche de conception d'ateliers discontinus ; cette méthodologie diffère principalement des modèles probabilistes en considérant la demande imprécise sous la forme d'ensembles de valeurs plus ou moins possibles et par sa fonction d'appartenance correspondante.

On peut noter d'emblée que la conception optimale d'ateliers discontinus a fait l'objet de nombreuses études et publications dans le domaine du Génie des Procédés. Les méthodes d'optimisation actuelles, notamment celles faisant intervenir des algorithmes stochastiques, ont permis des avancées spectaculaires dans la conception optimale d'ateliers discontinus, du fait de leur aptitude à manipuler et effectuer des choix parmi les très nombreuses possibilités, dues à l'aspect combinatoire des éléments en jeu (appareillages, recettes, matières premières, utilités, opérateurs, ...). Une autre utilisation de ce type d'algorithme concerne le réarrangement des ateliers devant faire face à une augmentation et/ou un changement partiel de la production ; ils sont alors surtout utilisés en tant qu'outil d'aide à la décision.

La méthodologie retenue dans le cadre de cette étude et justifiée au cours de ce chapitre pour traiter le problème incluant des concepts flous met en œuvre les Algorithmes Génétiques comme technique d'optimisation. Ces derniers, basés sur la théorie de l'évolution de Darwin, sont des algorithmes inspirés des mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent à la fois les principes de survie des individus les mieux adaptés et ceux de la propagation du patrimoine génétique. De façon très intuitive, le problème est identifié à un environnement donné dans lequel évoluent des individus pour s'adapter à cet environnement. A chaque génération, ne sont retenus que les individus les mieux adaptés au contexte. Au bout d'un certain nombre de générations, les individus restants deviennent particulièrement bien adaptés à l'environnement donné ; en général les solutions obtenues sont assez proches de la solution optimale du problème de conception d'atelier.

Ce chapitre comporte quatre parties:

- ✓ La présentation générale d'ateliers discontinus est abordée dans un premier temps. Nous examinerons successivement les notions suivantes : concept d'atelier flexible, classification, gestion et conception d'ateliers.
- ✓ Dans un deuxième temps sont décrites, la formulation usuelle du problème de conception et les approches classiques d'ateliers discontinus avec des demandes incertaines. L'accent est notamment porté aux approches de conception avec imprécision utilisant des concepts flous.
- ✓ Ensuite sont présentées les idées directrices des méthodes d'optimisation mises en œuvre pour le problème de conception, à la fois du point de vue monocritère ou multicritère.
- ✓ Enfin, le chapitre se termine par la présentation de l'approche retenue et le plan de ce mémoire.

2. Ateliers discontinus

2.1- Notions d'atelier polyvalent ou flexible

Pour la majorité des produits élaborés dans un atelier discontinu, les quantités produites annuellement sont relativement peu importantes : ainsi, en chimie fine, traditionnellement, les quantités varient entre 1 et 5000 tonnes au maximum. Dans ces conditions, une installation dédiée à la fabrication d'un seul produit est confrontée au dilemme suivant :

- ✓ fonctionner toute l'année, ce qui implique de faibles volumes d'équipements et des frais de main d'œuvre élevés ;
- ✓ fonctionner quelques mois par an, ce qui entraîne des volumes plus importants et des frais de main d'œuvre moindres, mais rend les investissements plus longs à amortir ;
- ✓ la durée de vie des produits de chimie fine est très variable, généralement imprévisible, souvent brève ; ils n'ont habituellement qu'un nombre limité d'applications (parfois une seule) et sont facilement remplacés par un produit nouveau offrant d'autres avantages ;

- ✓ les produits de chimie fine sont souvent préparés au moyen de synthèses à plusieurs étapes.

De ce fait, une des qualités fondamentales pour un atelier discontinu est sa flexibilité ou polyvalence. Un intérêt de ces ateliers est également de pouvoir mettre en œuvre très rapidement des procédés nouveaux. La flexibilité peut être définie comme l'aptitude à répondre à des variations de production et peut être envisagée sous différents angles suivant les objectifs considérés :

- ✓ Flexibilité des produits : caractéristique de l'aptitude de l'entreprise à répondre aux demandes du marché ; la gamme de produits élaborés comporte fréquemment des références multiples.
- ✓ Flexibilité d'élaboration des produits : deux types principaux peuvent être distingués. L'ensemble du système de production peut être utilisé pour la fabrication de produits très divers et un système de production, conçu spécialement pour un produit, peut être adapté à une autre fabrication.
- ✓ Flexibilité des emplois.
- ✓ Flexibilité du temps de travail.

2.2- Classification des ateliers discontinus

Le cas le plus simple d'atelier discontinu est l'atelier mono-produit où un seul produit est élaboré. Ce type d'atelier, non flexible, dont le fonctionnement est présenté sur la figure 1, n'est utilisé que dans le cas où la commercialisation du produit fini est assurée dans un marché stable.

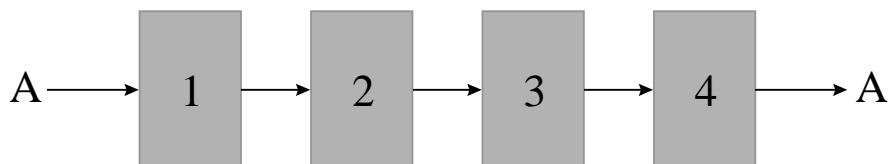


Figure 1 - Atelier Mono-produit

Les ateliers discontinus sont classés en deux sous-catégories en fonction du cheminement des produits à l'intérieur de l'atelier.

Les ateliers **multiproduits** (ou « flowshop ») : tous les produits suivent la même séquence opératoire. Dans ce cas, généralement, une succession de campagnes mono-produits (Figure 2) permet d'assurer la production globale.

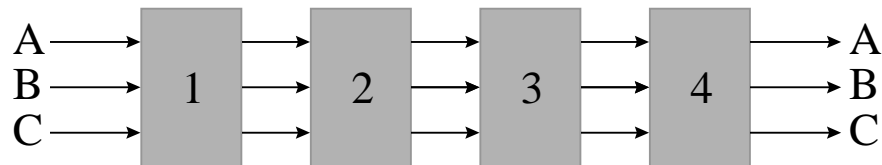


Figure 2 - Ateliers Multiproduits

Les ateliers **multiobjectifs** (ou « jobshop ») : chaque famille de produits possède une séquence d'élaboration spécifique (Figure 3).

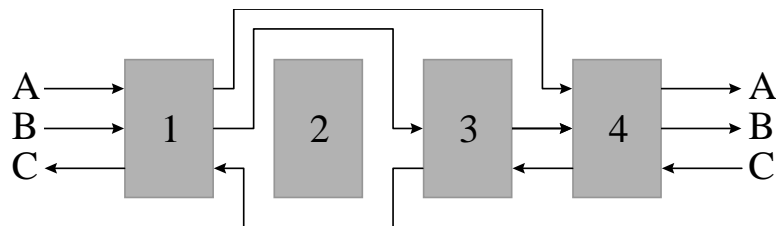


Figure 3 - Ateliers Multiobjectifs

Notons que les études recensées dans la littérature traitent majoritairement du cas de l'atelier multi-produit le plus répandu au stade industriel. Ce type d'atelier retenu dans le cadre de ce travail car la démarche d'élaboration de modèles pour représenter les opérations unitaires impliquées dans la fabrication des gammes de produits semble à l'heure actuelle plus accessible que pour des ateliers multiobjectifs qui, par nature, sont soumis à de plus fortes fluctuations. Ce point fera l'objet d'un chapitre particulier de ce mémoire. Toutefois, la démarche proposée peut facilement être transposable aux ateliers multiobjectifs, qui par nature présentent le plus haut degré de flexibilité et pour lesquels elle se justifie d'autant plus.

2.3- Gestion d'ateliers

La gestion de production est étroitement liée aux problèmes de conception et de remodelage d'ateliers multi-objectifs. En effet, en gestion de production, trois grandes fonctions sont classiquement distinguées : planification, gestion de production à moyen terme et ordonnancement. Elles se réfèrent toutes aux procédures d'affectation, dans le temps, des ressources et équipements nécessaires en vue de l'élaboration de produits, mais se situent à des niveaux de préoccupations différents.

- ✓ La fonction planification concerne le niveau hiérarchique le plus élevé : elle pilote le système physique de production, en considérant un horizon de temps à long terme. Elle intervient plus au niveau stratégique qu'au niveau opérationnel, contrairement aux deux autres fonctions.
- ✓ La gestion de production à moyen terme établit les premiers plans opérationnels pour la production : en particulier, elle ajuste les capacités et charges, définit les approvisionnements, synchronise la production et les fonctions annexes (contrôle, maintenance, livraisons, ...).
- ✓ L'ordonnancement a pour objectif de définir la meilleure utilisation des ressources humaines et matérielles tout en respectant certains critères pour satisfaire les demandes de fabrication.

2.4- Conception d'ateliers

En génie des procédés, le problème de la conception d'ateliers multiproduits apparaît comme un enjeu majeur et s'intègre au sein d'une succession de décisions qui vont de la définition des choix stratégiques de l'entreprise à l'optimisation de la production. De plus en plus, le contexte économique actuel rend rédhibitoire le recours à l'empirisme prévalant jusqu'ici pour concevoir de tels ateliers, et aboutissant, dans de nombreux cas, à leur suréquipement [PAP93].

Le but de la conception consiste à déterminer le nombre et les dimensions des équipements nécessaires pour chacune des opérations unitaires intervenant dans les procédés d'élaboration des différents produits afin d'assurer un niveau de production donné, tout en optimisant un critère technico-économique. Toutefois, il est difficile de l'aborder sans mentionner d'autres sujets concomitants qui lui sont étroitement liés et souvent traités simultanément, notamment la gestion et le remodelage. Il faut préciser qu'une des difficultés

majeures d'appréhension de ces problèmes concerne les incertitudes qui leur sont inhérentes, notamment sur la demande du marché.

3. Formulation du problème de conception avec des demandes incertaines

3.1- Formulation classique du problème de conception

Plus précisément, le problème de conception optimale d'un atelier de type multiobjectif est défini par Papageorgaki et Reklaitis [PAP90] dans les termes suivants:

Déterminer une structure d'atelier qui permette d'assurer la production (capacité et nombre des équipements et bacs de stockage) pour optimiser le (ou les) critère(s) de performance retenu(s), étant donné :

- l'ensemble de N produits, des spécifications sur leur production et un horizon de temps.
- l'ensemble d'équipements disponibles classés, selon leur fonction, en familles d'équipements.
- des recettes d'élaboration de chaque produit incluant les relations d'antériorité entre opérations unitaires et les temps opératoires correspondants.
- l'ensemble des équipements admissibles pour chaque produit.
- l'état stable ou instable des intermédiaires et les règles de transfert des produits.
- les niveaux d'utilisation des ressources, les temps de transfert entre équipements.
- la disponibilité du stockage.
- un (voire des) critère(s) de performance technico-économique, impliquant les coûts en investissement, frais d'exploitation, main d'œuvre et stockage ...

Cette formulation est connue dans la littérature dédiée sous la dénomination « approche à facteurs de temps et de taille¹ constants ». Une étude bibliographique de résolution de ce problème (cf. figure 4), où les performances des équipements sont figées, a été effectuée par Dedieu [DED01] et ne sera pas reprise ici.

¹ On appelle facteur de taille $S_{i,j}$ la taille caractéristique de l'équipement utilisé à l'étape j pour produire une quantité unitaire de produit i .

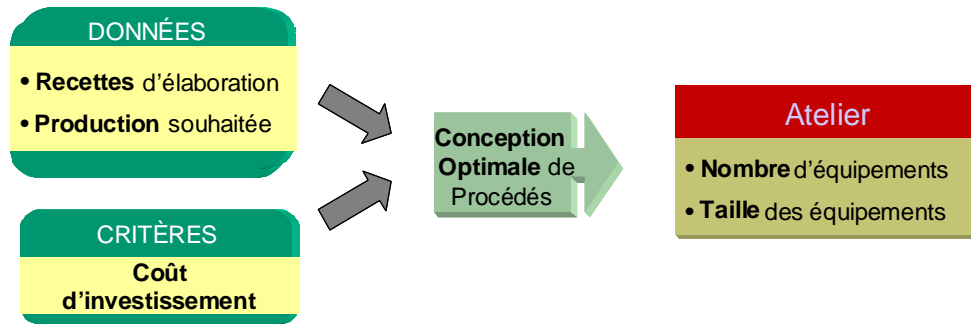


Figure 4 - Approche classique pour la conception d'ateliers

3.2- Conception d'ateliers discontinus avec des demandes incertaines

Ces dernières années, un intérêt accru pour la conception d'ateliers discontinus a été observé en raison de l'importance croissante donnée aux produits chimiques, pharmaceutiques, biochimiques, et agroalimentaires. Les données initiales de conception présentent un caractère imprécis, incertain et même vague.

Le modèle conventionnel pour la conception d'ateliers discontinus prend en compte des équipements discontinus et semi-continus. Les temps de traitement associés sont des fonctions de la taille des lots. Les principaux coefficients du problème (facteurs de taille, temps de traitement, demandes et temps de production) sont considérés comme étant incertains de manière à formuler un modèle permettant la détermination des valeurs optimales du nombre d'unités en parallèle et de leur capacité.

Précisons toutefois que les concepts issus de la théorie des ensembles flous et de l'arithmétique associée ont été également largement abordés dans le domaine voisin de l'ordonnancement pour décrire l'imprécision et les incertitudes inhérentes aux temps opératoires des procédés. A titre d'illustration, Mc Cahon et Lee (1987) [MCC87] ont été les premiers à utiliser la théorie des ensembles flous pour analyser les caractéristiques de la performance d'un atelier multiproduit. Ils ont modifié l'heuristique d'affectation de Campbell Dudek et Smith (1970) [DUD70] dans le cas de durées opératoires floues. Toutefois, les résultats sont difficilement transposables pour des tailles d'ateliers importantes. La plupart des travaux appliquant les concepts flous ont été principalement consacrés à l'extension d'algorithmes de type métaheuristiques, i.e. recuit simulé ou algorithmes génétiques (Ishibushi et al. 1995) [ISU95] à titre d'exemple [DJO95]. Une revue complète des techniques d'ordonnancement avec des concepts flous est développée dans (Slowinski et Hapke, 2000) [SLO00].

3.2.1- Approches classiques

La littérature offre trois approches de base au problème de la conception d'ateliers discontinus avec incertitude [VAJ72]. Elles peuvent être classifiées selon (i) l'approche d'attente, (ii) le modèle probabiliste, et (iii) finalement la formulation à deux étapes.

Les variables dans un problème de conception avec incertitude peuvent être divisées en catégories de structure, de dimensionnement, de conditions opératoires et aussi en variables incertaines.

Dans la formulation d'attente, une conception optimale est déterminée de manière indépendante pour chaque élément de l'ensemble des paramètres incertains. Le coût d'investissement est alors calculé comme la valeur attendue des conceptions indépendantes. L'obstacle de ce modèle réside généralement dans la difficulté à identifier la configuration donnant une valeur du coût égale à la valeur attendue, et même si une telle configuration peut être identifiée, aucune manière directe n'est disponible pour savoir dans quelle mesure elle s'adaptera à d'autres valeurs des paramètres incertains.

Dans le modèle probabiliste, les résolutions où les contraintes contenant les paramètres incertains sont relaxées, n'impliquent pas que ces dernières soient toujours satisfaites. Les paramètres incertains sont représentés par une distribution de probabilité déterminée par le décideur. L'étude synthétique de Charnes et Cooper (1959) [CHA59] montre que les contraintes probabilistes peuvent être réduites à une forme déterministe et le modèle conduit ainsi à un problème déterministe ordinaire d'optimisation sous certaines hypothèses :

- distributions normales sur les variables incertaines ;
- les paramètres incertains interviennent linéairement dans les contraintes ;
- les contraintes peuvent être considérées indépendamment les unes des autres.

Dans la formulation à deux étapes, également appelée le modèle « here-and-now », les variables de conception sont choisies « here-and-now² » afin de s'adapter à tout paramètre incertain possible. Les tailles d'équipement sont déterminées dans cette première étape, ou étape de conception, puis les effets des paramètres incertains sur la performance du système sont établis dans la seconde étape, ou étape de fonctionnement.

La seconde étape est, naturellement, la partie la plus importante du modèle puisque c'est ici que la flexibilité de la conception est vérifiée, en prenant en compte les variables de

² here-and-now : sur le champ ; ici et maintenant

fonctionnement de manière à les adapter aux paramètres incertains. La résolution complète de cette seconde étape est la plus lourde en temps de calcul.

En conclusion, alors que tous ces modèles traitent les paramètres incertains sans différenciation, Johns et al. (1978) [JOH78] ont observé que les paramètres incertains peuvent être classifiés dans deux catégories, basées sur l'échelle de temps de variation : ceux qui ont des effets à court terme, tels que des variations de flux, et ceux qui ont des conséquences à long terme, telle que la fluctuation de la demande en produit [WEL89].

Les principales approches classiques en conception d'atelier discontinu avec incertitude sont présentées dans le tableau 1.

Référence bibliographique	Méthode d'optimisation/ Incertitude	Critère	Divers
N. Shah et C. Pantelides [SHA92]	MILP. Modèle Mathématique/ Demande	Minimisation du coût d'investissement.	Formulation d'attente. Résultats obtenus sur scénarios.
G. Nicolas et al. [NIC96]	MILP « branch and bound »/ Demande (distribution normale)	Minimisation du coût. Maximisation de SFI (Stochastic Flexibility Index).	Ateliers discontinus multiobjectifs
E. Pistikopoulos et al [PIS96]	MINLP / Demande (distribution normale) et disponibilité d'équipement (Weibull)	Minimisation du coût d'investissement et de maintenance. Maximisation du bénéfice.	Formulation à deux étapes. Environnement GAMS/CPLEX Ateliers discontinus multiobjectifs
C. Vassiliadis et E. Pistikopoulos [VAS98]	MINLP. Modèle Mathématique/ Demande et matières premières (distribution normale)	Minimisation du coût de maintenance. Maximisation du bénéfice.	Deux optimisations : Optimisation de l'entretien sous incertitude (conception fixe). Optimisation de conception et d'entretien (GAMS)
P. Spas et D. Costas [SPA98]	MINLP / Demande (distribution normale)	Maximisation du bénéfice	Formulation à deux étapes Environnement DICOPT/GAMS
T. Epperly et al. [EPP97]	Algorithme GOP (Gap Opening Penalty) et branch and bound/ Demande (distribution normale)	Maximisation du bénéfice	Environnement GAMS
D. Cao et X. Yuan [CAO02]	MINLP. SA et (GA/LP)/ Demande (distribution normale)	Maximisation du bénéfice et flexibilité. Minimisation du coût d'investissement	Formulation à deux étapes. Exemples : SPC (Single-Product Campaign) et MSR (Single-Production route)

Tableau 1 - Approches classiques de conception avec incertitude

3.2.2 - Approches de conception avec imprécision en utilisant des concepts flous

Depuis l'introduction du concept de sous-ensembles flous [ZAD65], ce domaine de recherche s'est montré extrêmement fructueux et ses applications sont nombreuses. Quelques approches dans la conception d'ateliers discontinus se sont récemment avérées fructueuses (voir [HSU02] et [GIE03]).

3.2.2.1. – Approche de Gien et al. [GIE03]

Gien et al. représentent les données quantitatives imparfaitement définies par des quantités floues (demande et temps opératoires), il en est de même pour représenter les domaines admissibles pour des objectifs visés et les solutions retenues. Dans leur démarche, ils utilisent des intervalles flous, d'une part pour la recherche de solutions, d'autre part pour l'évaluation, par simulation, de leur aptitude à satisfaire les objectifs.

Dans ce contexte, des techniques de simulation fondées sur des paramètres flous sont utilisées pour assurer le dimensionnement de systèmes de production. Après la simulation, la dernière étape de la démarche est l'évaluation du résultat relativement aux objectifs. Le degré de satisfaction de l'objectif est apprécié par une mesure de possibilité $\Pi(X)$. L'utilisation d'une mesure de possibilité dans un processus d'aide à la décision conduit à un critère optimiste. Réciproquement le recours à une mesure de nécessité $N(X)$ conduit à un critère pessimiste. Dans l'approche, les deux évaluations sont employées successivement. Conformément au but visé, les mesures de possibilité et de nécessité traduisent aussi bien le flou lié aux dispersions des paramètres du système que celui inhérent aux imprécisions des objectifs [DUB01].

3.2.2.2. – Approche de Hsuan-Jui et al. [HSU02]

L'approche de Hsuan-Jui et al. présente un outil d'aide à la décision floue pour la conception d'ateliers discontinus multiproduits. L'approche traite d'abord le problème de l'optimisation multicritère en prenant comme fonctions objectifs : le coût d'investissement, les dépenses d'exploitation, les recettes et la somme des temps nécessaires à la production de tous les produits. Chaque fonction objectif est représentée par une fonction d'appartenance exprimant le degré de satisfaction pour chaque critère, et le problème devient un FMOOP (fuzzy multiobjective optimization problem). Pour déterminer chaque fonction d'appartenance, ils proposent la méthode « minimax » comme algorithme interactif. On peut trouver des informations précises dans l'ouvrage de référence de Sakawa [SAK93] présentant une revue synthétique des différentes méthodes combinant approche floue et optimisation multiobjectif interactive avec le décideur (DM Decision-Maker). Pour obtenir une solution

unique, Hsuan-Jui et al [HSU02] présentent un algorithme MIHDE (mixed-integer hybrid differential evolution) pour résoudre le problème MINLP (Mixed Integer Non Linear Programming) résultant.

4. Méthodes de résolution des problèmes de conception

4.1- Approches classiques de résolution monocritère du problème de conception d'ateliers

Les principaux algorithmes d'optimisation monocritère ainsi que leurs applications dans le domaine de la conception et du remodelage d'ateliers de chimie fine se doivent d'être rappelés ici. Ces algorithmes peuvent être répertoriés en deux groupes : d'une part, ceux à caractère déterministe qui nécessitent au préalable une formulation (critères et contraintes) et des propriétés mathématiques précises (convexité, dérivabilité, ...) du problème à traiter, et d'autre part, ceux, de nature stochastique, qui s'appuient sur des règles d'évolution probabilistes. Ces derniers ne requièrent aucune formulation ni propriété mathématique particulière.

4.1.1- Algorithmes déterministes

Dans le cadre de la conception ou du remodelage d'ateliers multi-objectifs, les procédures les plus utilisées dans la littérature sont des procédures de type MINLP (Mixed Integer NonLinear Programming). En effet, la formulation générale du problème fait apparaître des critères et contraintes généralement non linéaires, comportant des variables entières traduisant par exemple la présence ou l'absence d'unités, et des variables réelles correspondant aux conditions de fonctionnement, aux divers bilans, etc,... Dans certaines applications particulières, le problème peut être linéaire ou linéarisé ; il est alors résolu au moyen de procédures MILP (Mixed Integer Linear Programming) ou « Branch and Bound ».

En présence de propriétés mathématiques satisfaites telles que la dérivabilité par rapport aux variables continues, la convexité, .., la convergence de ces méthodes vers un optimum local est assurée.

Un des inconvénients majeurs de cette démarche déterministe réside dans l'aspect combinatoire des problèmes. En effet, le nombre de variables et de contraintes peut devenir rapidement très important dans le cas d'ateliers de taille industrielle. C'est pourquoi la grande majorité des publications dans ce domaine ne concerne que des exemples didactiques et/ou s'appuie sur des hypothèses simplificatrices restrictives, telles que :

- ✓ Instabilité des produits non prise en compte,
- ✓ Stockage illimité,
- ✓ Pas de partage d'un équipement entre plusieurs recettes.

4.1.2- Algorithmes stochastiques

Les algorithmes stochastiques comme la procédure du recuit simulé (RS), les algorithmes génétiques (AG), les colonies d'insectes (intelligence collective) sont basés sur une évolution probabiliste de la (ou des) solution(s) au problème posé. Le fait que ces méthodes soient probabilistes permet d'ores et déjà de citer leur inconvénient majeur : l'incertitude quant à l'obtention d'une solution optimale à chaque essai de la procédure [CAV97] [JON02].

4.1.2.1- Recuit simulé

Cette classe d'algorithmes proposée initialement par Metropolis [MET83] et Kirkpatrick [KIR83] repose sur une analogie entre un problème d'optimisation et un problème de physique statistique. L'algorithme mime le recuit physique des solides : le refroidissement lent d'une substance redistribue l'arrangement des atomes de la matière jusqu'à atteindre un état énergétique stable. Cependant, même à faible température, peut survenir une transition d'un état énergétique faible vers un état énergétique plus élevé.

De manière analogue, une procédure de recuit simulé « refroidit » une solution à un problème donné en minimisant son état énergétique (i.e. le critère à optimiser). Toutefois, contrairement aux méthodes déterministes de descente, des accroissements de la fonction objectif peuvent survenir en cours de recherche avec une probabilité décroissante lors des itérations successives. Cette caractéristique permet, surtout lors des premières itérations de l'algorithme, de s'extraire des pièges constitués par des optimaux locaux, et compte-tenu de la décroissance de la probabilité d'acceptation de solutions dégradantes, ce dernier a tendance en fin de recherche à se comporter comme une classique méthode de descente [FLO94].

4.1.2.2- Algorithme génétique

Les Algorithmes Génétiques sont des algorithmes d'optimisation stochastique, s'inspirant des théories de l'évolution biologique. Chaque individu d'une *population* (élément de l'espace de recherche) est codé par une ou plusieurs chaînes de bits. On définit ainsi des opérateurs dits « génétiques » tels que le *croisement et la mutation* qui agissent sur ces

individus avec certaines probabilités afin de mieux explorer l'espace des solutions potentielles.

La connaissance du problème à résoudre se résume à une *fonction d'évaluation* qui mesure la qualité d'un individu en tant que solution au problème. Cependant, les Algorithmes Génétiques tirent parti des meilleurs individus générés pour fabriquer un nouvel ensemble d'individus répondant en moyenne de mieux en mieux au problème. Un groupe d'individus est appelé *population*. Une population initiale va subir un processus d'évolution dans le but de diriger la recherche vers les individus de meilleure adaptation qui seront des solutions du problème d'optimisation. D'après [DAR59], les individus les mieux adaptés à leur environnement sont les plus favorisés : ils ont les plus grandes chances de survivre et de se reproduire.

La première formulation rigoureuse des principes généraux des Algorithmes Génétiques est due à [HOL75]. Les Algorithmes Génétiques diffèrent des algorithmes classiques d'optimisation et de recherche essentiellement en trois points fondamentaux :

- ✓ Les Algorithmes Génétiques opèrent sur le codage des éléments de l'espace de recherche et non pas sur les éléments eux-mêmes.
- ✓ Les Algorithmes Génétiques recherchent une solution à partir d'une population d'individus et non pas à partir d'un seul individu.
- ✓ Les Algorithmes Génétiques ne sont pas déterministes, ils utilisent des règles de transition probabilistes.

Ces algorithmes développés par Holland [HOL75] et Goldberg [GOL89] présentent un grand nombre d'avantages :

- ✓ L'obtention en fin de recherche d'une population diversifiée de bonnes solutions. Si plusieurs critères sont à prendre en compte (optimisation multicritère, cadre de notre étude), cette diversité de solutions est un élément intéressant car elle permet de disposer de possibilités plus variées (qu'une seule solution optimale).
- ✓ Il n'est pas nécessaire d'avoir des connaissances particulières sur les propriétés mathématiques du problème à traiter.

- ✓ Ces algorithmes ont déjà montré leur robustesse et leur efficacité pour traiter des problèmes de conception optimale [BER99] ou de remodelage [DED99] d'ateliers de chimie fine.

4.1.2.3- Algorithmes basées sur l'intelligence collective (colonies de fourmis)

Ces algorithmes fondés sur l'intelligence collective, proposés par Coloni [COL91] utilisent une analogie avec le comportement naturel d'une colonie d'insectes. La démarche de l'optimisation s'apparente à des fourmis recherchant leur nourriture (i.e. la solution au problème proposé).

Ces algorithmes s'appuient, comme les AG, sur une population d'individus. La recherche s'effectue selon deux étapes :

- ✓ Les meilleures fourmis (i.e. celles ayant la meilleure valeur du critère à optimiser) effectuent une recherche locale autour de leur position.
- ✓ Les autres effectuent une recherche plus globale en suivant les phéromones déposées antérieurement. Cette phase de suivi de phéromone comporte une procédure d'évaporation permettant de ne retenir, au fur et à mesure de l'exploration, que les traces les plus performantes.

Cette approche, validée sur le problème classique du voyageur de commerce n'a pas, semble-t-il, encore été utilisée sur des problèmes de conception d'ateliers de chimie fine.

En conclusion, ces trois types d'algorithmes stochastiques sont équivalents quant au mode d'exploration de l'espace des solutions. De nombreux travaux sont actuellement en cours pour améliorer leur efficacité (codages particuliers, conditions d'arrêt, réduction des temps de calcul).

4.2- Méthodes d'optimisation multiobjectif.

4.2.1- Vers une conception « intégrée de procédés » : coût, flexibilité, environnement...

Dans la plupart des travaux, l'optimisation est effectuée en fonction d'un critère technico-économique, représentant par exemple le coût d'investissement ou le bénéfice actualisé. Or, les politiques environnementales et énergétiques imposent de plus en plus de prendre en compte, dès la phase de conception, la limitation de la génération d'effluents et de la consommation énergétique d'un procédé. Ce concept n'est certes pas nouveau et a été abordé

initialement en 1970 en Génie des Procédés sur des applications de conception optimale de réseaux d'échangeurs de chaleur.

Un nombre important de travaux en a dérivé. Ces recherches ont également conduit à la création de réseaux d'échangeurs de matière [SHA02] avec l'objectif de concentrer les polluants dans certains courants d'effluents du procédé et de les éliminer des autres.

Dans le contexte particulier de la chimie fine, deux points sont à signaler. D'une part, les ateliers multiproduits de chimie fine conduisent à une large gamme d'effluents liquides, solides ou gazeux qui nécessitent un traitement avant rejet pour des procédés pharmaceutiques. Or, le coût des technologies de traitement curatif des rejets a considérablement augmenté en raison du nombre croissant de réglementations de plus en plus strictes sur l'environnement. Pour le réduire, une alternative intéressante consiste à minimiser à la source la génération des effluents. Il apparaît ainsi important d'intervenir à titre préventif, dès les premiers stades de conception et de développement du procédé de fabrication. Deux raisons supplémentaires viennent conforter cette position : d'une part, il est toujours plus difficile et coûteux de modifier a posteriori un procédé ; d'autre part, les contraintes de production strictes du type d'industries concernées par les procédés discontinus (pharmacie, agroalimentaire, composants électroniques ...) imposent de figer les conditions opératoires, une fois les choix établis, afin d'assurer la traçabilité des produits. D'autre part une qualité requise est la flexibilité du procédé pour s'adapter à des fluctuations de la demande.

Le problème de conception multicritère des ateliers discontinus se transpose de la façon suivante : il s'agit de déterminer le nombre et la taille des équipements (et des bacs de stockage) et éventuellement les conditions opératoires de chaque opération unitaire, ayant comme données les recettes d'élaboration et la production souhaitée pour chacun des produits avec pour fonctions objectifs un critère économique ainsi que d'autres critères par exemple liés à l'environnement ou la flexibilité.

Ce travail est focalisé sur la prise en compte de critères liés au coût mais également à la flexibilité de l'atelier.

4.2.2- Techniques d'optimisation multicritère

Les deux techniques les plus utilisées permettant de ramener le problème multicritère à un problème monocritère sont la méthodologie de la somme pondérée ou la méthode ε -contraintes. En modifiant leurs paramètres, ces deux méthodes permettent de retrouver l'ensemble de solutions optimales au sens de Pareto. Elles sont très souvent utilisées car elles permettent la mise en oeuvre de techniques d'optimisation monocritère pour aborder des problèmes multiobjectifs. Nous rappelons leur principe à titre illustratif.

-somme pondérée

La méthodologie de somme pondérée la plus utilisée, consiste en fait à ramener un problème multicritère à un problème monocritère. Le nouveau critère est alors défini comme la somme pondérée de l'ensemble des critères. Cette démarche découle directement de la remarque initiale de Pareto, pour qui une bonne solution à un problème, l'est généralement suivant plusieurs critères considérés séparément.

Le problème revient alors à trouver

$$\min \sum_{i=1}^k w_i f_i(\bar{x}) \text{ avec } w_i \geq 0 \quad \text{Eq.1}$$

où w_i représente l'importance relative de chaque critère dans le problème.

Afin que chaque fonction soit du même ordre de grandeur, l'équation (Eq. 1) est alors écrite, en général, sous la forme suivante :

$$\min \sum_{i=1}^k w_i f_i(\bar{x}) c_i \text{ avec } c_i = 1/f_i^0$$

où f_i^0 est l'optimum de la fonction f_i .

L'inconvénient de ce type de formulation réside de toute évidence, dans le choix des pondérations. En effet, un poids trop important sur un des critères peut contraindre la population à évoluer vers l'optimum de ce critère. De plus, il est impératif de très bien connaître le problème pour évaluer l'importance relative de chacun des critères.

- méthode ε -contraintes

L'approche ε -contraintes effectue une optimisation monocritère sur l'un des critères (le plus important selon le décideur), les autres critères étant assimilés à des contraintes du problème.

La formulation est la suivante :

Trouver le minimum de la r -ème fonction, i.e. trouver $\bar{x}^* \in F$ tel que

$$f_r(\bar{x}^*) = \min f_r(\bar{x})$$

avec les contraintes additionnelles :

$$f_i(\bar{x}) \leq \varepsilon_i \text{ pour } i=1,2,\dots,k \text{ et } i \neq r$$

La procédure est répétée autant de fois que nécessaire en changeant les valeurs des scalaires ε_i jusqu'à atteindre une solution satisfaisante pour le décideur. Pour déterminer des valeurs adéquates des ε_i , il peut être nécessaire d'effectuer une optimisation monocritère de chaque fonction, d'effectuer, de plus, cette recherche pour différentes valeurs de r .

Pour davantage d'information sur les méthodes d'optimisation multiobjectif, l'étude de Collette et Siarry [COL02] peut être consultée.

5. Approche retenue : approche multicritère pour la conception d'ateliers discontinus dans un environnement incertain

A partir des éléments développés lors de cette synthèse bibliographique, le travail de recherche présenté ici s'organise autour des points fondamentaux suivants :

La théorie des sous-ensembles flous a été retenue pour modéliser et traiter les demandes imprécises dans le problème de conception d'ateliers discontinus unissant dans un même cadre, des fonctions d'appartenance graduées et des informations de la demande imprécise exprimées symboliquement par le concepteur.

Ainsi, un Algorithme Génétique, précédemment développé dans l'équipe COOP (Conception, Optimisation et Ordonnancement des Procédés du Laboratoire de Génie Chimique), a été modifié et adapté à un modèle classique de conception d'ateliers discontinus. L'intégration du caractère imprécis de la demande en produits a nécessité l'utilisation des

concepts flous suivants: opérations algébriques floues et comparaison de quantités floues (voir figure 5).

Un modèle simple de description de l'atelier multiproduit a été retenu et sera présenté en détail dans le chapitre suivant. Il servira dans le calcul de la ou des fonction(s) d'évaluation de l'Algorithme Génétique.

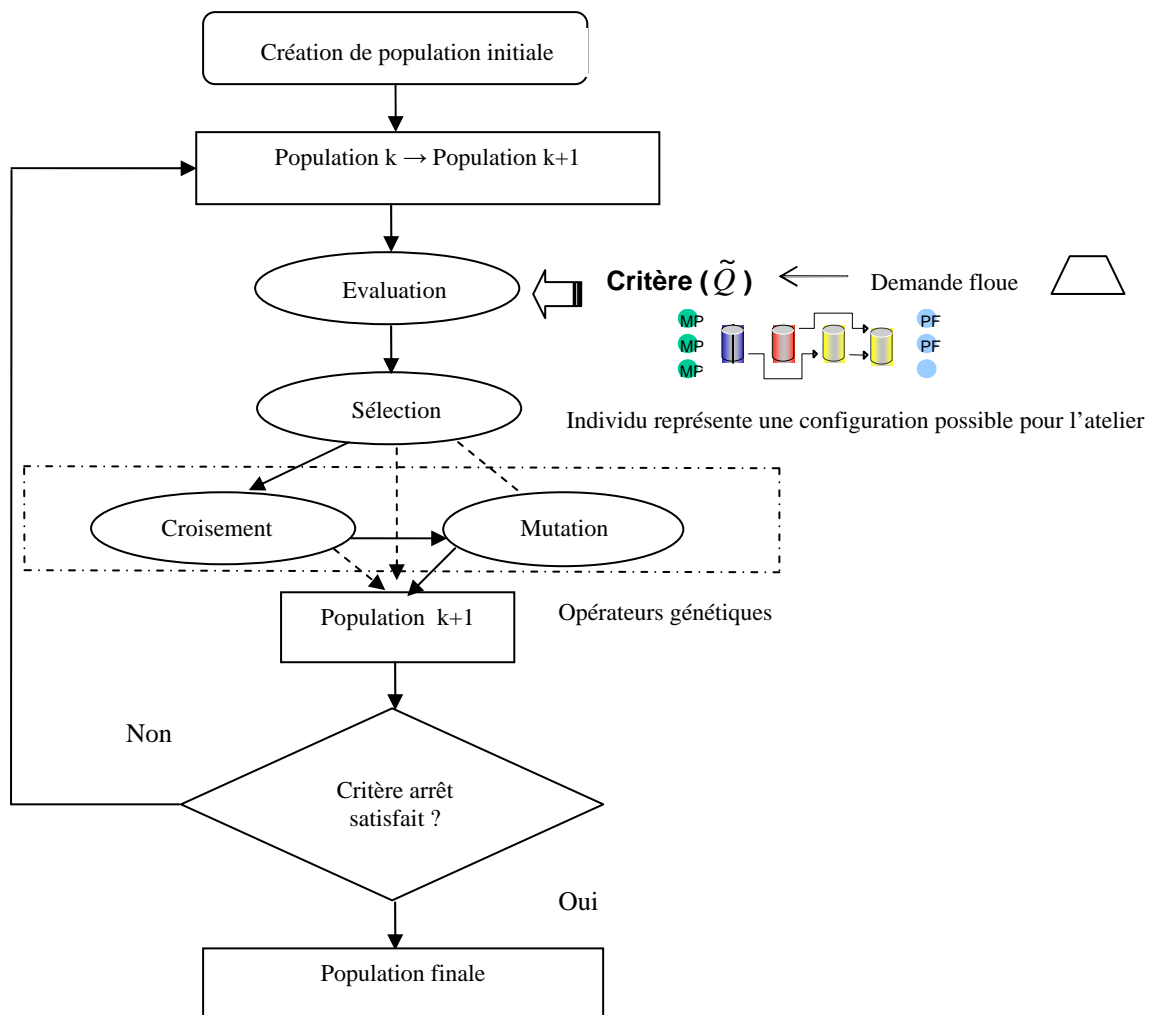


Figure 5 - Approche retenue : Algorithme génétique flou

6. Plan de la thèse

Compte tenu de l'ensemble des éléments évoqués, le mémoire de cette thèse s'articule selon le plan suivant :

Le premier chapitre présente l'exemple support de la méthodologie de conception d'ateliers. Deux exemples y sont traités classiquement au moyen de l'environnement de modélisation GAMS et d'un Algorithme Génétique (AG) pour disposer de solutions de référence.

Le chapitre 2 expose le problème de la conception optimale d'ateliers discontinus avec des demandes imprécises sur les quantités à produire et présente également la modélisation de l'imprécision en utilisant des concepts flous. Cette partie analyse les résultats obtenus par optimisation monocritère.

La méthodologie monocritère est ensuite étendue au cas multicritère dans le chapitre 3, cœur de l'étude. Le choix de la stratégie d'optimisation multicritère implantée au sein de l'AG est exposé. Les résultats obtenus sont analysés pour trois critères, l'un basé sur le bénéfice actualisé, les deux autres liées à la gestion de la production, plus précisément, à l'étude de la flexibilité.

Le chapitre 4 applique quelques principes de la méthodologie de conception optimale sur un atelier multiproduit pour la production de protéines.

Enfin, conclusions et suggestions de perspectives de recherche terminent ce mémoire.

CHAPITRE I

Exemple support d'application de
la méthodologie de conception optimale
de procédés discontinus

1. Introduction

L'exemple support d'application au développement de la méthodologie de conception de procédés discontinus présenté dans ce chapitre est issu de la littérature spécialisée. Il est représentatif du problème de conception optimale d'ateliers discontinus dans un cadre purement déterministe. Initialement développé par Modi et al. [MOD89], il a été modifié par Xu et al. [XUX93]. Les procédés discontinus connaissent un intérêt industriel croissant, motivé notamment par leur flexibilité dans le domaine de la production de produits généralement à forte valeur ajoutée et en petits volumes. La formulation retenue, exclusivement basée sur le cas d'ateliers multiproduits a été adaptée par Patel, et al. [PAT91] puis Wang et al. ([WAN96] et [WAN02]) et Ponsich et al [PON04]. Différentes formes de résolution lui ont été successivement appliquées. Ce formalisme a été choisi de manière à pouvoir comparer les résultats obtenus sur deux exemples qui sont traités au moyen de l'environnement de modélisation GAMS [BRO98] et d'un Algorithme Génétique (AG).

Ce chapitre comporte trois parties :

- ✓ La première partie est dédiée à la présentation générale de l'exemple retenu, un atelier multiproduit comportant une suite d'équipements qui, agencés dans un ordre précis, permettent d'élaborer la recette aboutissant à un produit spécifique.
- ✓ Le développement du modèle de Modi et al. [MOD89] reproduisant un atelier de ce type est ensuite exposé. Il permet de déterminer la meilleure configuration en terme de dimension et de nombre d'appareils.
- ✓ La dernière partie est consacrée à l'application du modèle à deux exemples de conception d'ateliers discontinus. Elle présente les résultats et effectue leur analyse selon chaque mode de résolution (GAMS et AG) pour le critère d'optimisation retenu. Seul, le cadre déterministe est étudié ici et servira de référence pour l'analyse des résultats de l'approche floue.

2. Description d'un atelier multiproduit

Habituellement, la plupart des modèles représentant le fonctionnement d'ateliers discontinus prennent en compte uniquement les appareils discontinus et n'intègrent pas les équipements semi-continus, caractérisés par un taux de traitement spécifique à chaque produit. Par ailleurs, un simple équipement discontinu nécessite des phases d'alimentation et de vidange des produits, prises en compte dans le temps opératoire total.

La formulation proposée dans le cadre des productions envisagées implique la prise en compte à la fois des appareils discontinus et semi-continus. La configuration d'un atelier est représentée par une alternance d'équipements discontinus et semi-continus comme la figure 1 le montre. Un appareil semi-continu est défini comme un appareil continu fonctionnant suivant une alternance de période de faible activité et de période d'activité uniforme normale.

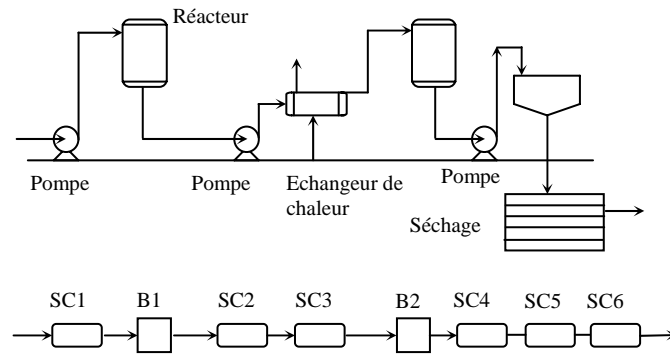


Figure 1 - Atelier discontinu typique.

Les bacs de stockage intermédiaire, de moyenne ou faible durée sont également pris en compte. Ils servent à découpler l'atelier en différents sous-procédés et à conserver momentanément une éventuelle quantité de matière correspondant à la différence entre les productivités de chaque sous-procédé. Ce découplage confère ainsi au procédé global une plus grande souplesse, évitant qu'un équipement limitant ne paralyse la production de tout l'atelier. Au final, un atelier discontinu est représenté comme un enchaînement d'équipements discontinus (B), d'équipements semi-continus (SC) et de bacs de stockage intermédiaire (T).

Selon la terminologie classiquement utilisée, une série non interrompue d'équipements semi-continus est appelée sous-train. Les appareils appartenant à un même sous-train ont théoriquement des temps opératoires identiques. La figure 1 présente trois sous-trains : {SC1}, {SC2, SC3}, et {SC4, SC5, SC6} séparés par les deux réacteurs B1 et B2. Le modèle obéit aux hypothèses suivantes :

- ✓ Le procédé fonctionne "par lots", c'est-à-dire en injectant dans l'atelier des quantités prédéfinies de produits fournissant une fraction de la production totale souhaitée.
- ✓ L'atelier fonctionne suivant une succession de campagnes monoproduit.
- ✓ Les équipements d'une même étape, discontinue ou semi-continue, sont de même type et ont le même volume.
- ✓ Tous les bacs de stockage intermédiaire sont de taille finie.

- ✓ Le fonctionnement du procédé entre deux étapes est de type “zéro attente”, sauf s’il existe un bac de stockage entre ces deux étapes.
- ✓ Aucune limitation sur les stockages en entrée et sortie de l’atelier n’est considérée.
- ✓ Le temps de nettoyage des équipements est inclus dans le temps de traitement.
- ✓ Les volumes des appareils varient de manière continue entre leurs bornes.

3. Formulation classique du modèle

On considère J étapes discontinues, K étapes semi-continues et I produits à synthétiser. Chaque étape discontinue d’indice j est composée de m_j équipements de taille identique V_j et fonctionnant hors phase. Chaque étape semi-continue d’indice k est composée de n_k équipements de même taux opératoire R_k (correspondant à une capacité de traitement par unité de temps) et fonctionnant hors phase. Les trains semi-continus sont indicés sur t . Les $S-I$ bacs de stockage intermédiaire, de volume V_s , divisent le procédé global en S sous-procédés.

Traditionnellement, le problème de conception optimale se formule en tant que problème d’optimisation, dont le critère à minimiser est le coût d’investissement pour l’ensemble des équipements de l’atelier. Ce coût d’investissement s’écrit classiquement sous la forme d’une fonction exponentielle de la taille des différents appareils :

$$Min(I) = \sum_{j=1}^J (m_j a_j V_j^{\alpha_j}) + \sum_{k=1}^K (n_k b_k R_k^{\beta_k}) + \sum_{s=1}^S (c_s V_s^{\gamma_s}) \quad \text{Eq. 1}$$

où a_j , b_k , c_s et α_j , β_k , γ_s sont des coefficients de coût relatifs aux équipements considérés. Les exposants α_j , β_k , γ_s sont compris entre 0 et 1.

L’équation 1 met en évidence le fait qu’aucun coût fixe par appareil n’est considéré pour les différents équipements : seul un terme exponentiel est pris en compte bien que peu réaliste et n’aidant pas à diriger l’optimisation vers une minimisation du nombre d’équipements. Cette formulation a cependant été conservée de manière à pouvoir comparer les résultats obtenus avec ceux de la littérature.

Ce problème est soumis à quatre formes de contraintes différentes.

(1) Contraintes de dimension sur la taille des équipements discontinus et les taux opératoires des équipements semi-continus :

$$\forall j \in \{1, \dots, J\} \quad V_{min} \leq V_j \leq V_{max} \quad \text{Eq. 2}$$

$$\forall k \in \{1, \dots, K\} \quad R_{min} \leq R_k \leq R_{max} \quad \text{Eq. 3}$$

(2) Contrainte temporelle : la somme des temps nécessaires à la production de tous les produits doit être inférieure à un horizon de temps H fixé dans les données du problème :

$$\sum_{i=1}^I H_i = \sum_{i=1}^I \frac{Q_i}{Prod_i} \leq H \quad \text{Eq. 4}$$

Q_i est la demande en produit d'indice i et $Prod_i$ la productivité globale du procédé en produit i .

(3) Contrainte sur les productivités : la productivité globale en produit i est nécessairement la plus petite des productivités locales en produit i sur les sous-procédés s :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\} \quad Prod_i = \underset{s \in S}{\text{Min}} [Prod_{loc_{is}}] \quad \text{Eq. 5}$$

Le calcul des productivités locales dans chaque sous-procédé s , $Prod_{loc_{is}}$, découle de la vérification des équations suivantes.

(a) Productivité en produit i dans le sous-procédé s , défini comme le rapport entre la taille des lots B_{is} (kg) et le temps de cycle limitant T_{is}^L (h) :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad Prod_{loc_{is}} = \frac{B_{is}}{T_{is}^L} \quad \text{Eq. 6}$$

(b) Temps de cycle limitant en produit i dans le sous-procédé s :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad T_{is}^L = \underset{j \in J_s}{\text{Max}} [T_{ij}] \quad \text{Eq. 7}$$

J_s est l'ensemble des étapes discontinues dans le sous-procédé s et T_s est l'ensemble des trains semi-continus, de taux de traitement Θ_s , dans le sous-procédé s .

(c) Temps de cycle du produit i dans l'étape discontinue j :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, J\} \quad T_{ij} = \frac{\Theta_{i,t} + \Theta_{i(t+1)} + p_{ij}}{m_j} \quad \text{Eq. 8}$$

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, J\} \quad T_{ij} = \frac{\Theta_{i,t} + \Theta_{i(t+1)} + p_{ij}}{m_j} \quad \text{Eq. 8}$$

Les indices t et $t+1$ représentent ici les indices des trains semi-continus entourant l'étape discontinue j dans le sous-procédé s .

(d) Temps de traitement du produit i dans l'étape discontinue j :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, J_s\} \quad \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad p_{ij} = p_{ij}^0 + g_{ij} B_{is}^{d_{ij}} \quad \text{Eq. 9}$$

p_{ij}^0 constante pour le calcul du temps opératoire du produit i dans l'étape discontinu j et g_{ij} : coefficient pour le calcul du temps opératoire du produit i dans l'étape discontinu j .

(e) Temps de traitement du produit i dans le train semi-continu t :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, T_s\} \quad \Theta_{it} = \text{Max}_{k \in K_t} [\theta_{ik}] \quad \text{Eq. 10}$$

K_t est l'ensemble des étapes semi-continues dans le train semi-continu t .

(f) La taille de lot B_{is} est définie comme la plus petite quantité de produit i contenue dans un équipement de volume V_j appartenant au sous-procédé s :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad B_{is} = \text{Min}_{j \in J_s} \left[\frac{V_j}{S_{ij}} \right] \quad \text{Eq. 11}$$

(g) Temps opératoire du produit i dans l'étape semi-continue k dépend de son taux opératoire R_k , du nombre d'équipements en parallèle n_k , de la taille des lots B_{is} le traversant, et du facteur D_{ik} . D_{ik} [L.kg⁻¹] est assimilable à un facteur de taille tel qu'il est défini dans le paragraphe suivant :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall k \in \{1, \dots, K_s\}, \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad \theta_{ik} = \frac{B_{is} D_{ik}}{R_k n_k} \quad \text{Eq. 12}$$

K_s est l'ensemble des étages semi-continus dans le sous-procédé s .

La quantité de matière est calculée grâce au facteur de taille S_{ij} [L.kg⁻¹] représentant le volume occupé par unité de masse de produit i .

(4) Contrainte sur le volume des bacs de stockage intermédiaire (L) : ce volume est estimé par la différence maximale entre la taille des lots traités par les deux sous-procédés que le bac de stockage sépare, soit selon l'expression suivante :

$$\forall s \in \{1, \dots, S-1\} \quad V_s = \underset{i \in I}{\text{Max}} [\text{Prod}_i S_{is} (T_{is}^L + T_{i(s+1)}^L) - \Theta_{it} - \Theta_{i(t+1)}] \quad \text{Eq 13}$$

Les indices t et $t+1$ représentent ici les trains semi-continus situés en amont et en aval du bac de stockage. L'objectif du problème de conception optimale d'ateliers discontinus consiste alors à déterminer la structure de l'atelier qui, respectant une production imposée, minimise le critère économique.

4. Application à deux exemples

4.1- Formulation du critère d'optimisation

Traditionnellement, les problèmes de conception de procédés discontinus sont basés sur la minimisation du coût d'investissement (I) pour la construction d'un atelier en jouant sur le nombre et la taille des équipements. Les données concernent la quantité souhaitée de chaque produit, les paramètres relatifs aux appareils (coefficients de coût, temps opératoires) et l'horizon de temps attribué à la production totale. Cependant, dans des applications réelles, les décideurs ne doivent pas seulement considérer la minimisation du coût d'investissement (I), mais également orienter leur choix en fonction d'autres critères afin de mieux appréhender la complexité de l'environnement.

Dans cet objectif, ce travail prend en compte un critère économique classique, la maximisation du bénéfice actualisé, qui fait intervenir le coût d'investissement, les dépenses d'exploitation (D_p), les recettes (V_p), l'amortissement (A_p), les impôts (taux d'imposition a), le taux d'actualisation (i), la durée de vie (n) et les fonds de roulement (f). Le bénéfice actualisé est calculé par l'expression suivante:

$$\text{Max}(\text{Bact}) = -I - f + \sum_{p=1}^n \frac{(V_p - D_p - A_p)(1 - a) + A_p}{(1 + i)^n} + \frac{f}{(1 + i)^n} \quad \text{Eq. 14}$$

Le coût d'investissement (I) est déterminé par l'expression 1. Les dépenses d'exploitation, les recettes, l'amortissement et les fonds de roulement sont calculés par les équations 15-18:

$$D_p = \sum_{i=1}^I \left[\left(\sum_{j=1}^J C_{Ej} \frac{Q_i}{B_{is}} \right) + C_{O_i} Q_i \right] \quad 15 \quad \text{Eq.}$$

C_{Ej} est le coût d'opération (\$) pour l'étape discontinue j , indépendant de la taille du lot, et C_{O_i} est le coût opératoire du produit i à produire (\$/kg).

$$V_p = \sum_{i=1}^I C_{P_i} Q_i \quad C_{P_i} \text{ est le prix de vente du produit } i \text{ (\$/kg)}. \quad \text{Eq. 16}$$

Nous avons adopté un mode d'amortissement linéaire soit :

$$A_p = \frac{I}{n} \quad \text{Eq. 17}$$

Classiquement, nous avons pris pour valeur de fonds de roulement :

$$f=0.15 I \quad \text{Eq. 18}$$

Pour vérifier le comportement du modèle avec la modification du critère (maximisation du bénéfice actualisé), nous présentons deux exemples traditionnels du problème de conception optimale d'ateliers multiproduits et leur résolution par deux voies, à titre de comparaison : algorithme génétique d'une part et algorithme déterministe de type Mixed Integer Non-Linear Programming (MINLP) d'autre part, intégré au sein de l'environnement de modélisation GAMS.

La méthode déterministe employée est une technique de programmation mathématique de type MINLP mise en œuvre au sein du logiciel GAMS. Les solveurs utilisés sont CPLEX comme module Mixed Integer Programming (MIP), CONOPT3 comme module Non-Linear Programming (NLP) et, à un niveau supérieur, DICOPT comme module de résolution MINLP. Ce jeu de modules a déjà été utilisé et a fait ses preuves sur certains problèmes d'optimisation [BRO98].

4.2- Méthodes de résolution déterministe/stochastique

Les deux exemples sont traités simultanément au moyen de GAMS et d'un AG. Nous ne détaillerons pas ici le principe des méthodes déterministes mises en œuvre dans l'environnement GAMS, qui ne sont pas l'objet de ce travail. Nous renvoyons le lecteur à [PON05] pour plus de détails. Nous indiquons seulement dans la suite les valeurs de la solution optimale fournie par GAMS à titre de référence avec les résultats obtenus par l'AG.

Le module de résolution MINLP, DICOPT, fonctionne suivant l'algorithme d'Approximations Externes / Relaxation des Egalités / Pénalité Augmentée mis en œuvre par Viswanathan et Grossmann (voir la figure 2) [VIS90].

Dans la classe des méthodes métaheuristiques, les Algorithmes Génétiques (AG) font partie des Algorithmes Evolutifs [HAO99]. Le principe de base de l'AG utilisé repose sur l'analogie établie entre une population d'individus évoluant dans leur milieu naturel et un ensemble de solutions plus ou moins bonnes d'un problème d'optimisation quelconque. Suivant les règles de l'évolution énoncées par Darwin, la population d'individus va évoluer de manière à s'adapter au milieu qui l'entoure : les plus faibles auront tendance à disparaître tandis que les mieux adaptés survivront et se reproduiront. Au sein de leur patrimoine génétique se conserveront donc, au fil des générations, les caractéristiques qui rendent ces individus plus "forts", mieux adaptés [BAU99].

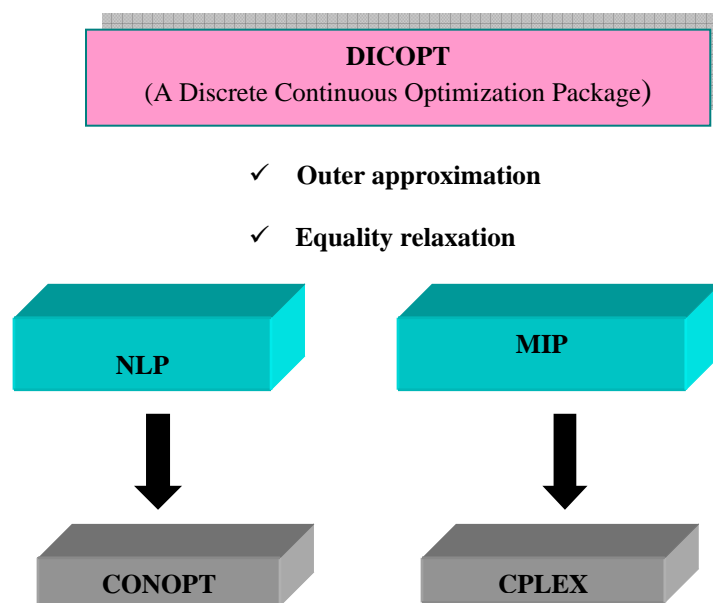


Figure 2 - Le module de résolution MINLP, DICOPT.

Ces mécanismes d'évolution peuvent être transposés sur un ensemble de solutions à un problème d'optimisation. En créant des règles de sélection traduisant l'adaptation ou non d'un individu-solution à l'environnement-instance du problème auquel il est soumis, il est possible de déterminer parmi la population les meilleures solutions. On applique à celles-ci des opérateurs de croisement, mimant la reproduction, ou de mutation pour obtenir finalement une population d'individus bien adaptés à leur milieu, c'est-à-dire un ensemble de "bonnes" solutions au problème d'optimisation auquel on s'intéresse.

L'intervention de générations aléatoires de nombres réels dans la majorité des opérateurs mis en jeu dans le déroulement d'un AG confère à cette méthode son caractère stochastique. C'est ce dernier qui permet une exploration large de l'espace de recherche. Cet aspect

aléatoire est cependant canalisé par les heuristiques qui définissent les mécanismes de l'AG et amènent à une évolution satisfaisante de la qualité des solutions. Dans ce travail, on a adapté un AG développé par Pibouleau et al. [PIB94] au problème considéré.

Les différentes caractéristiques de l'algorithme génétique utilisé sont détaillées dans ce qui suit :

1. *Codage* : Pour utiliser un algorithme génétique, chaque solution au problème proposé doit être codée en une chaîne de longueur finie (appelée chromosome). Le codage est une représentation conceptuelle, manipulable par l'algorithme en vue de son évolution ; il peut aussi bien représenter une valeur numérique, entière ou décimale, qu'une structure de réseaux d'appareils ou d'ordre de déroulements d'actions, par exemple.

Le codage employé doit permettre de traduire un jeu complet de variables représentant l'atelier discontinu, sous la forme d'un vecteur, le chromosome. Celui-ci se décompose en gènes, codant une variable sur un ou plusieurs bits. Ainsi, le codage doit nécessairement suivre la logique de la nature des variables représentées. Le problème étudié étant mixte, on différencie les gènes codant des variables continues de ceux codant des variables discrètes.

Une alternative consiste à appliquer la méthode de la boîte de poids développée dans l'équipe [PIB94]. Celle-ci est particulièrement simple et adaptée lorsque les variables continues sont bornées, ce qui est le cas dans ces travaux. En effet, il est alors possible de les représenter sous forme réduite, comme un réel α compris entre 0 et 1 tel que :

$$V = V_{min} + (V_{max} - V_{min}) \alpha \quad \text{Eq. 19}$$

où V_{min} et V_{max} sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de la variable V . C'est alors le réel α qui est codé, par l'intermédiaire de ses décimales, au moyen de la méthode de la boîte de poids. Celle-ci fonctionne en représentant un entier compris entre 0 et 9 sur quatre bits, ayant les poids respectifs 1, 2, 3 et 3. On code donc chaque décimale de α sur quatre bits. Logiquement, plus la précision souhaitée sur la variable est grande, plus le nombre de décimales de α codées au moyen de la boîte de poids sera élevé. Ceci a une influence directe sur la taille du chromosome.

Dans le cadre de cette étude, les bornes inférieure et supérieure sur les variables continues valent respectivement 250 / 300 L (selon qu'il s'agit d'une étape discontinue / semi-continue) et 10000 L. Si l'on désire une précision au moins égale à l'unité, le nombre N de décimales à coder doit respecter l'inégalité $10^{-N} (10000 - 250) \leq 1$, d'où $N = 4$. Chaque variable continue est donc codée sur $4 \times 4 = 16$ bits. Ce codage est illustré par l'exemple présenté sur la figure 3.

L'avantage de cette méthode est que la somme des poids des bits ne dépasse pas 9, ce qui évite la génération de solutions impossibles. En revanche, une autre forme de biais est introduite par la possibilité de coder certains entiers de plusieurs façons. Cela correspond en quelque sorte à la pondération des probabilités d'obtenir ce chiffre.

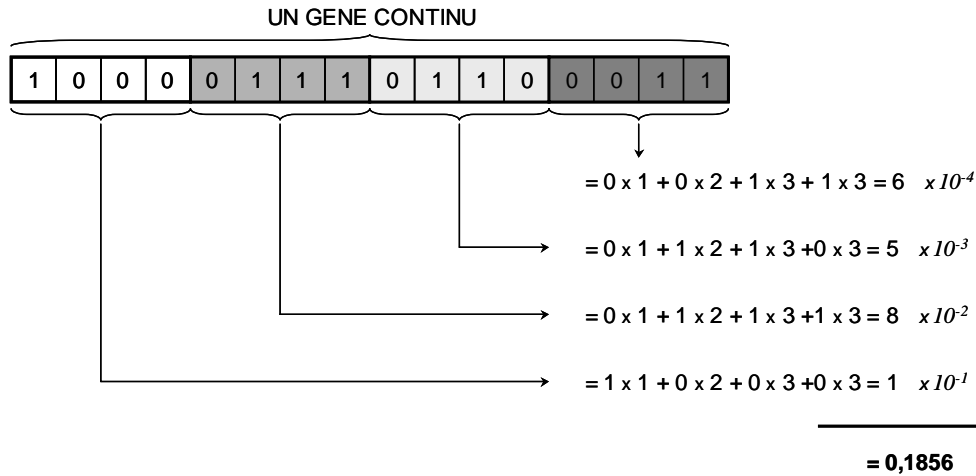


Figure 3 - Exemple de codage avec la boîte de poids.

Pour les variables entières, il a été choisi de les coder telles quelles, sur un locus dont la valeur est égale à celle de la variable. Comme une variable entière représente ici le nombre d'équipements d'une étape opératoire et que celui-ci est limité à trois, chaque gène-locus entier adoptera la valeur 1, 2 ou 3. Finalement, le chromosome est constitué de deux zones, continue et discrète, mises bout à bout. Il faut remarquer que dans ce type de codage, la représentation des réels occupe beaucoup plus de place dans le chromosome que celle des entiers. Ceci peut créer un biais lors de la procédure de croisement, qui fait appel à un choix aléatoire du gène auquel est effectuée la coupure : la probabilité de cibler un gène représentant une variable réelle est bien plus élevée que celle associée à un gène représentant une variable entière. Il a été cependant vérifié que ce comportement n'affecte pas la qualité globale des solutions.

2. Création de la population initiale : La population initiale est générée aléatoirement en effectuant un tirage pour chaque variable de décision dans son domaine spécifique de variation. Cette stratégie garantit une population assez diversifiée pour explorer de grandes zones de l'espace de recherche. Par souci de cohérence avec le déroulement de l'AG (voir paragraphe suivant), seuls sont autorisés les individus respectant la contrainte sur le temps maximal de production (cf. équation 4).

3. Fonction d'évaluation : Traditionnellement, un AG emploie une fonction d'évaluation, qui doit être maximisée (Bact). Dans le cas où la contrainte sur le temps de production est

respectée, la fonction d'évaluation pour ce critère est directement égale au bénéfice actualisé. Par contre, dans le cas où la contrainte est violée, le critère est égal à zéro :

$$\begin{cases} F_i = \text{Bact} & \text{si } \sum_{i=1}^I H_i \leq H \\ F_i = 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad \text{Eq. 20}$$

4. *Construction de la génération suivante* : La construction de la génération suivante comprend les étapes de sélection, de croisement et de mutation. Les meilleurs individus, qui sont les individus survivants, sont choisis avec la roulette du Goldberg [GOL89]. Elle permet de sélectionner de manière stochastique les individus en favorisant ceux qui possèdent une plus grande force. La valeur de la probabilité de survie est proportionnelle à la « force relative » de l'individu par rapport au reste de la population. On effectue ensuite autant de tirages que le nombre d'individus que l'on souhaite sélectionner. Plus précisément :

- ✓ soit F_i , la force de l'individu i ,
- ✓ soit f_i , la force relative de l'individu i dans la population avec :

$$f_i = \frac{F_i}{\sum_{k=1}^{T_{pop}} F_k} \quad \text{et } T_{pop} \text{ la taille de population} \quad \text{Eq.21}$$

- ✓ soit P_i le cumul des probabilités de survie de l'individu i :

$$P_i = \sum_{j=1}^i f_j, (0 \leq P_i \leq 1) \quad \text{Eq.22}$$

Le croisement consiste à former deux individus « enfants » à partir de deux individus, « parents ». Concrètement, lors du croisement, deux individus sont sélectionnés aléatoirement dans la population courante. Ces deux « parents » vont transmettre à chacun des deux « enfants » une partie de leur génotype, de manière à enrichir la diversité de la population.

Un réel α est tiré aléatoirement et s'il est inférieur à une probabilité de croisement fixée a priori, on applique alors aux parents l'opérateur de croisement. Le plus simple est le croisement à « un point de coupure ».

La mutation permet de modifier partiellement le génome d'un individu. Fonctionnant de la même manière que l'opérateur de croisement, l'opérateur de mutation est appliqué à un élément de la population selon une probabilité de mutation fixée a priori. Il concerne un gène précis de l'individu, tiré aléatoirement parmi l'ensemble du génome. Un gène

étant codé par un 0 ou un 1, la mutation consistera à inverser ce code pour le gène considéré.

5. *Le critère d'arrêt* : Le critère d'arrêt est un nombre maximum de générations fixé a priori.

4.3- Exemples traités

Les deux exemples traités dans ce travail sont construits autour de deux problèmes : le premier de petite taille, élaboré par Kocis et Grossman est disponible dans la bibliothèque de GAMS [KOC98] avec 6 variables (volumes et nombre des équipements). Le second, de taille plus importante, a été étudié par Modi [MOD89], puis par Patel et al. [PAT91] et Ponsich et al. [PON04]. L'atelier est divisé en deux sous-procédés, comportant six étapes discontinues pour fabriquer trois produits ; les variables, sont les mêmes que pour le premier exemple, mais maintenant au nombre de 28. Les deux exemples sont traités successivement par GAMS et l'AG.

Vu les similitudes de formulation et de données entre ces deux problèmes de référence, nous avons défini les données économiques nécessaires pour optimiser le critère du bénéfice actualisé. S'il est vrai que ces exemples sont purement didactiques, ils n'en sont pas moins représentatifs de l'industrie de Génie des Procédés. Les valeurs correspondant aux ateliers étudiés sont récapitulées dans les tableaux 1 et 2.

Données générales		Recette par sous-procédé		
I	2	$s = 1$ {B1,B2,B3}		
J	3			
K	0	Données $250 < V_i < 2500$ [l]		
S	1			
Q [kg]	$[150.10^3, 200.10^3]$			
		B1	B2	B3
S_{ij}	$i = 1$	2	3	4
	$i = 2$	4	6	3
p_{ij}^0	$i = 1$	6	16	3
	$i = 2$	7.5	8	2.25
g_{ij}	$i = 1$	0.4	0.35	0.15
	$i = 2$	0.6	0.5	0.2
d_{ij}	$i = 1$	0.4	0.3	0.2
	$i = 2$	0.4	0.3	0.2

Tableau 1 - Données de l'exemple 1.

Données générales		Recette par sous-procédé					
I	3	$s = 1$ {SC1,B1,SC2,B2,SC3} $s = 2$ {SC4,B3,SC5,B4, SC6, B5, SC7, B6, SC8}					
J	6						
K	8	Données					
S	2						
Q [kg]	[437.10 ³ , 324.10 ³ , 258.10 ³]	250 < V _j < 10000 [l], 300 < R _k < 10000 [l/h]					
		B1	B2	B3	B4	B5	B6
S_{ij}	$i = 1$	8.28	6.92	9.70	2.95	6.57	10.60
	$i = 2$	5.58	8.03	8.09	3.27	6.17	6.57
	$i = 3$	2.34	9.19	10.30	5.70	5.98	3.14
p_{ij}	$i = 1$	1.15	3.98	9.86	5.28	1.20	3.57
	$i = 2$	5.95	7.52	7.01	7.00	1.08	5.78
	$i = 3$	3.96	5.07	6.01	5.13	0.66	4.37
g_{ij}	$i = 1$	0.20	0.36	0.24	0.40	0.50	0.40
	$i = 2$	0.15	0.50	0.35	0.70	0.42	0.38
	$i = 3$	0.34	0.64	0.50	0.85	0.30	0.22
d_{ij}	$i = 1$	0.40	0.29	0.33	0.30	0.20	0.35
	$i = 2$	0.40	0.29	0.33	0.30	0.20	0.35
	$i = 3$	0.40	0.29	0.33	0.30	0.20	0.35

Tableau 2 - Données de l'exemple 2.

Cependant, certaines données communes aux deux exemples, quelle que soit l'instance, restent inchangées :

- l'horizon de temps imparti pour la production des I produits : $H = 6000$ [h].
- les facteurs de taille pour les bacs de stockage intermédiaire : $S_{is} = 1$ [L.kg⁻¹].
- les capacités de traitement dans les étapes semi-continues $D_{ik} = 1$ [L.kg⁻¹.h⁻¹].

Pour le calcul du bénéfice actualisé, on a utilisé les données présentées dans les tableaux 3 et 4. Pour une description détaillée des équations considérées, on peut se reporter à l'annexe 1 détaillant le traitement numérique de l'exemple 1.

Prix du produit i C_p [\$/kg]		Coût d'opération du produit C_o [\$/kg]	
1	0.96	0.04	
2	0.98	0.06	
Facteurs de dépenses d'exploitation [\$/]			Information économique
B1	B2	B3	$i = 0.1, n = 5$ années, $a = 0$
C_E	10	12	

Tableau 3 - Données économiques de l'exemple 1.

Prix du produit i C_p [\$/kg]		Coût d'opération du produit C_o [\$/kg]					
1	0.70	0.08					
2	0.74	0.1					
3	0.84	0.07					
Facteurs de dépenses d'exploitation [\$/]						Information économique	
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	$i=0.1, n=5$ années
C_E	20	30	15	35	37	18	$a=0$

Tableau 4 - Données économiques de l'exemple 2.

Les paramètres retenus après une étude de sensibilité pour l'AG sont les suivants : la population compte 200 individus pour les deux exemples, 200 générations pour l'exemple 1 et 400 générations pour l'exemple 2, les taux de survie et de mutation valent respectivement 40% et 30%.

4.4- Résultats et analyses

Les résultats obtenus avec cette approche déterministe vont servir de référence par rapport à ceux obtenus avec la modélisation de l'imprécision de la demande. Les meilleures solutions de l'AG ont été obtenues respectivement quatre fois et trois fois sur les cinq lancements effectués pour chacun de ces deux exemples. Les résultats obtenus par GAMS et par l'AG pour le premier exemple sont présentés dans le tableau 5.

GAMS	AG
Optimum trouvé par GAMS (\$) = 747024.4	Meilleure solution de l'AG (\$) = 747020.2
Variables : $V_1=1285.9$ [I], $V_2=1928.5$ [I], $V_3=2500$ [I], $n_1=2$ $n_2=2$ $n_3=1$	Variables : $V_1=1285.7$ [I], $V_2=1928.5$ [I], $V_3=2500$ [I], $n_1=2$ $n_2=2$ $n_3=1$
Information Complémentaire : $V_p= 339000$ [\$/]; $D_p= 41386.6$ [\$/] $I= 167427.6$ [\$/]; $\sum H_i= 6000$ [h]	Information Complémentaire : $V_p= 339000$ [\$/]; $D_p= 41385.9$ [\$/] $I= 167425.3$ [\$/]; $\sum H_i= 5999.8$ [h]

Tableau 5 - Résultats obtenus par GAMS et par l'AG pour l'exemple 1.

Les résultats obtenus par GAMS et de l'AG sont similaires. La figure 4 montre l'atelier optimal obtenu par l'optimisation monocritère.

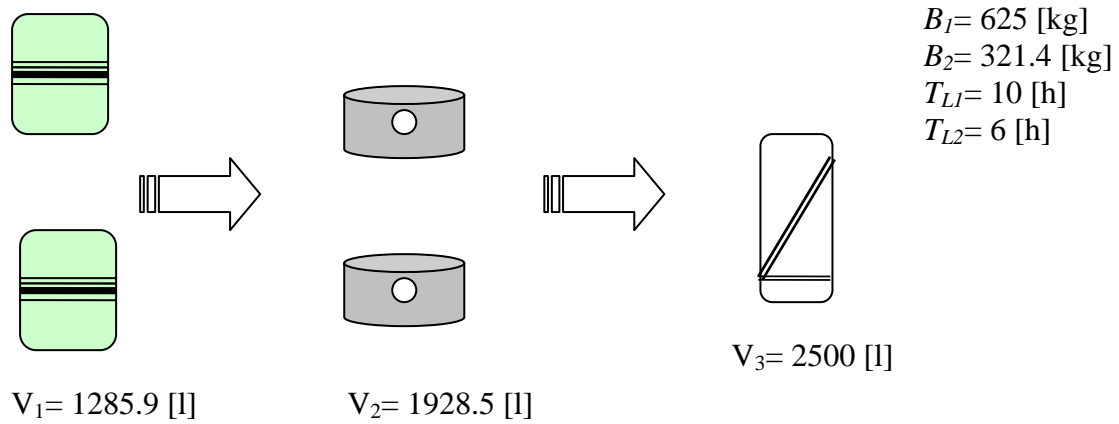


Figure 4 - Atelier optimal obtenu par GAMS pour l'exemple 1.

Les résultats du second exemple sont présentés dans le tableau 6 (GAMS) et le tableau 7 (AG).

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}	
8039.2	10000	9726.1	5382.4	7417.8	10000	374	3133.4	2940	6403.4	6403.4	495.6	1736.3	1421.4	
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}	
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	
Produit	B_{is} kg	T_{Lj} h	Optimum trouvé par GAMS (\$)					Information Complémentaire						
A	943.3	6.2	$Bact = 859339.5$					$V_p = 752060.6$ [\$]; $D_p = 238411.4$ [\$]; $I = 695774.1$ [\$]; $A_p = 139162.8$ [\$]						
B	1202.2	6.1							$f = 104372.1$ [\$]; $\sum H_i = 6000$ [h] $V_s = 2371.4$ [I]					
C	944.2	6.3												

Tableau 6 - Résultats obtenus par GAMS pour l'exemple 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}	
8043.2	9965.9	9675.3	5354.1	7379.2	9999	399.9	4212	3211.9	4735.8	8473.2	593.9	3222.6	1271.0	
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}	
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	
Produit	B_{is} kg	T_{Lj} h	Meilleure solution de l'AG (\$)					Information Complémentaire						
A	943.3	6.2	$Bact = 859096.8$					$V_p = 752060$ [\$]; $D_p = 238788.7$ [\$]; $I = 694898.1$ [\$]; $A_p = 138977.8$ [\$];						
B	1195.5	6.0							$f = 104233.3$ [\$] $\sum H_i = 5999.4$ [h] $V_s = 2298.8$ [I]					
C	939.3	6.2												

Tableau 7 - Résultats obtenus par l'AG pour l'exemple 2.

Les valeurs de la meilleure solution obtenue par l'AG sur les exemples 1 et 2 sont très comparables à celles trouvée par GAMS.

Les courbes des figure 5 et 6 mettent bien en évidence l'évolution du critère des meilleurs et moins bons individus, ainsi que le critère moyen de la population courante.

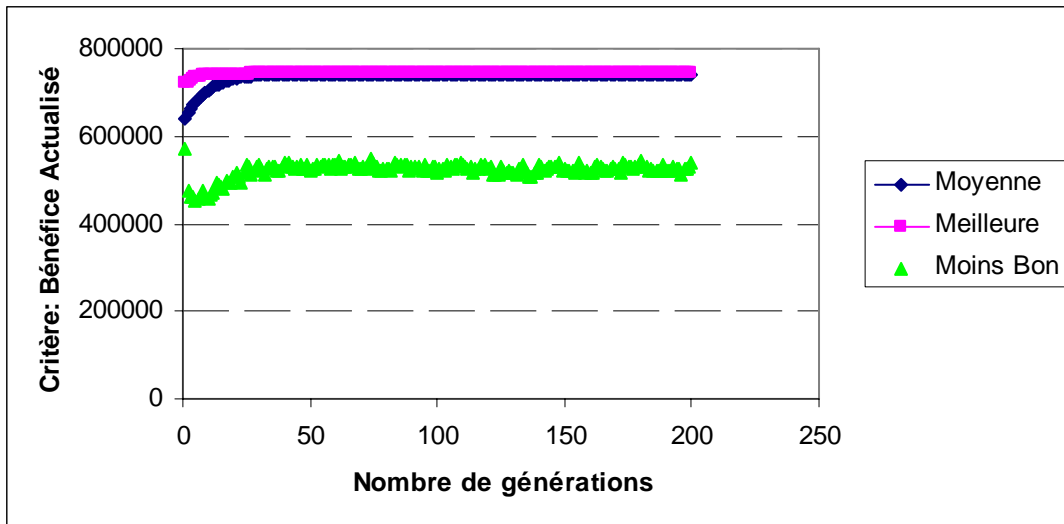


Figure 5 - Courbe classique d'évolution de l'algorithme génétique de l'exemple 1.

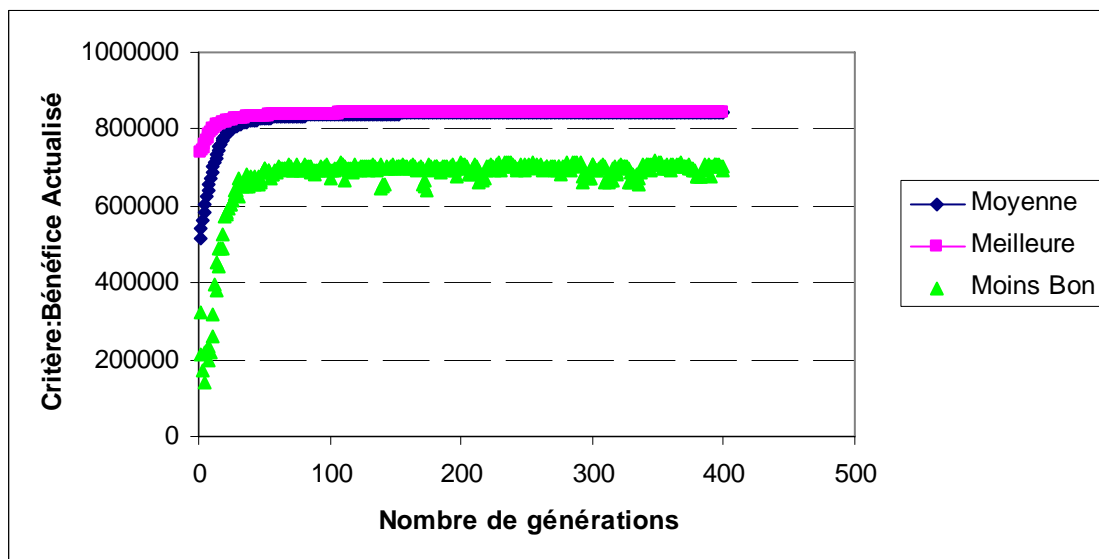


Figure 6 - Courbe classique d'évolution de l'algorithme génétique de l'exemple 2.

5. Conclusions

Nous avons présenté dans ce chapitre la formulation du problème de conception optimale d'ateliers discontinus dans un cadre purement déterministe. La démarche a été illustrée à l'aide de deux exemples, largement traités dans la littérature dédiée. Deux méthodes de résolution ont été proposées, une méthode purement déterministe MINLP, impliquant des modules de l'environnement GAMS et une méthode stochastique par algorithme génétique.

Les résultats obtenus par l'AG sont de bonne qualité. Dès lors, l'algorithme génétique sera retenu pour généraliser l'approche au cas de demandes imprécises. Les résultats présentés dans ce chapitre serviront donc de référence de l'approche déterministe.

La mise en œuvre du logiciel GAMS et d'un Algorithme Génétique sur deux exemples a conduit à des résultats très satisfaisants. Elle a permis de montrer les performances de l'algorithme génétique avec le critère du Bénéfice Actualisé et en même temps d'obtenir des informations complémentaires comme outils d'aide à la décision (détail des différents termes du bénéfice actualisé : coût d'investissement, dépenses, recettes, amortissement, fonds de roulement).

CHAPITRE I

ANNEXE

Exemple numérique de détermination du bénéfice actualisé

Le bénéfice actualisé est calculé par la formulation suivante:

$$Bact = -I - f + \sum_{p=1}^n \frac{(V_p - D_p - A_p)(1 - a) + A_p}{(1 + i)^n} + \frac{f}{(1 + i)^n}$$

Coût d'investissement :

$$I = \sum_{j=1}^J (m_j a_j V_j^{\alpha_j})$$

$$I = \left[(2 \times 250 \times 1285.9)^{0.6} \right] + \left[(2 \times 500 \times 1928.5)^{0.6} \right] + \left[(1 \times 340 \times 2500)^{0.6} \right]$$

$$I = 167427.6 \quad (\$)$$

Recettes :

$$V_p = \sum_{i=1}^I C_{pi} Q_i$$

$$V_p = (0.96 \times 200000) + (0.98 \times 150000)$$

$$V_p = 339000 \quad (\$)$$

Amortissement :

$$A_p = \frac{I}{n}$$

$$A_p = \frac{167427.6}{5}$$

$$A_p = 33485.6 \quad (\$)$$

Fond de roulement :

$$f = 0.15 \times I$$

$$f = 0.15 \times 167427.6$$

$$f = 25114.3 \quad (\$)$$

Dépenses d'exploitation :

$$D_P = \sum_{i=1}^I \left[\left(\sum_{j=1}^J C_{Ej} \frac{Q_i}{B_{is}} \right) + C_{oi} Q_i \right]$$

$$D_P = \left[\left(10 * \frac{200000}{625} \right) + \left(12 * \frac{200000}{625} \right) + \left(9 * \frac{200000}{625} \right) + \left(10 * \frac{150000}{321} \right) + \left(12 * \frac{150000}{321} \right) + \right. \\ \left. \left(9 * \frac{150000}{321} \right) + (0.04 * 200000) + (0.06 * 150000) \right]$$

$$D_P = 41386.6 \quad (\$)$$

Taille de lot B_{is} (kg)

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad B_{is} = \underset{j \in J_s}{\text{Min}} \left[\frac{V_j}{S_{ij}} \right]$$

$$B_{11} = \frac{1285.9}{2} = 642.9$$

$$B_{12} = \frac{1928.5}{3} = 642.8$$

$$B_{13} = \frac{2500}{4} = 625$$

$$B_{21} = \frac{1285.9}{4} = 321.4$$

$$B_{22} = \frac{1928.5}{6} = 321.4$$

$$B_{23} = \frac{2500}{3} = 833.3$$

Temps de cycle limitant (h) en produit i dans le sous-procédé s :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad T_{is}^L = \underset{j \in J_s}{\text{Max}} \left[T_{ij} / m_j \right]$$

$$T_{11}^L = \frac{8}{2} = 4$$

$$T_{12}^L = \frac{20}{2} = 10$$

$$T_{13}^L = \frac{4}{1} = 4$$

$$T_{21}^L = \frac{10}{2} = 5$$

$$T_{22}^L = \frac{12}{2} = 6$$

$$T_{23}^L = \frac{3}{1} = 3$$

Productivité en produit i dans le sous-procédé s :

$$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} \quad \text{Prodloc}_{is} = \frac{B_{is}}{T_{is}^L}$$

$$\text{Productivité}_1 = \frac{625}{10} = 62.5$$

$$\text{Productivité}_2 = \frac{321}{6} = 53.5$$

Contrainte temporelle :

$$\sum_{i=1}^I H_i = \sum_{i=1}^I \frac{Q_i}{\text{Prod}_i} \leq H$$

$$H_1 = \frac{200000}{62.5} = 3200$$

$$H_2 = \frac{150000}{53.5} = 2800$$

$$\sum_{i=1}^I H_i = 6000 \quad (\text{h})$$

Le bénéfice actualisé est alors calculé par la formulation suivante :

$$\text{Bact} = -I - f + \sum_{p=1}^n \frac{(V_p - D_p - A_p)(1 - a) + A_p}{(1 + i)^p} + \frac{f}{(1 + i)^n}$$

$$\text{Bact} = -167427.6 - 25114.3 + \left[\frac{5 * (339000 - 41386.6 - 33485.6) * (1 - 0) + 33485.6}{(1 + 0.1)^5} \right] + \frac{25114.3}{(1 + 0.1)^5}$$

$$\text{Bact} = 747020.2 \quad (\$)$$

CHAPITRE II

Développement
d'un algorithme génétique
monocritère flou

1. Introduction

Ce chapitre aborde le problème de la conception optimale d'ateliers discontinus avec des demandes imprécises sur les quantités à produire et présente également la modélisation de l'imprécision en utilisant des concepts flous. Cette approche, basée sur les opérations arithmétiques sur des nombres flous, considère la nature imprécise des informations sous la forme d'ensembles de valeurs plus ou moins possibles. Elle diffère ainsi radicalement des modèles probabilistes, qui prennent en compte l'imprécision sous forme de distributions de probabilité.

Le formalisme flou a été choisi dans le but de gérer simultanément les notions de fonction d'appartenance et d'imprécision. La théorie des sous-ensembles flous permet en effet de modéliser et de traiter, dans un même cadre, des classes d'appartenance graduée des éléments d'un ensemble, des connaissances imprécises et des informations exprimées symboliquement par un observateur humain. Des valeurs de vérité intermédiaires (valeurs plus ou moins sûres), des règles de déduction sur des informations imprécises, permettent alors des raisonnements plus souples que ceux qui seraient faits en logique classique [DUB85].

Ce chapitre est divisé en trois parties:

- ✓ Dans un premier temps, nous exposons la modélisation de l'information relative à la demande imprécise par des intervalles flous et les fonctions d'appartenance pour le problème de conception optimale d'un atelier multiproduit. L'approche retenue ici consiste à modéliser la demande en utilisant des nombres flous trapézoïdaux.
- ✓ Dans un deuxième temps, le modèle de conception d'ateliers discontinus déjà présenté dans le chapitre précédent a été adapté à la prise en compte d'une demande floue. Nous avons étendu l'AG développé par Pibouleau et al. [PIB94] à l'arithmétique des nombres flous à travers l'intervention d'un critère flou. Cette partie présente et analyse les résultats obtenus par optimisation monocritère des deux exemples déjà traités dans le cadre déterministe, avec différents degrés d'imprécision.
- ✓ La dernière partie présente les conclusions issues du traitement des deux exemples au problème de conception d'ateliers discontinus avec des demandes imprécises.

2. Modélisation des imprécisions de la demande en conception d'ateliers discontinus

2.1- Représentation des imprécisions de la demande

Alors que la considération de l'incertitude dans la conception de procédés continus a reçu une attention marquée ces dernières années, ce n'est pas le cas pour les procédés de traitement par lots. Les procédés discontinus représentent un mode idéal de fonctionnement pour synthétiser, en faible quantité, des produits à forte valeur ajoutée, à cycle de vie limité et exigeant un contrôle strict des conditions opératoires. De tels ateliers présentent l'avantage de pouvoir élaborer, par campagnes, plusieurs composés à partir d'équipements standards et de s'adapter à des variations de nature et de qualité des matières premières, ainsi qu'à des fluctuations fréquentes du marché, ce qui constitue un atout majeur du point de vue de la flexibilité. La demande du marché en de tels produits est généralement variable, et lors de l'étape de conception d'un atelier discontinu, il est presque impossible d'obtenir une information précise sur la future demande en produit.

L'étude synthétique de Johns et al. [JOH78] montre que les variables dans un problème de conception peuvent être divisées en catégories de structure, de dimensionnement, de conditions opératoires et aussi en variables incertaines. Les variables structurelles sont celles qui décrivent les interconnexions entre équipements aussi bien que l'attribution des types d'équipement à chaque tâche. Les variables de conception sont celles dont les valeurs définissent la taille ou capacité des équipements du processus et sont fixes une fois que l'atelier est construit. Les variables opératoires sont relatives aux conditions d'utilisation du procédé dont les valeurs peuvent être changées pour compenser d'éventuelles variations dues à des dérives. Enfin, les variables incertaines sont des paramètres de conception qui peuvent prendre des valeurs aléatoires suivant des distributions de probabilité connues ou approchées.

Une étude bibliographique a montré que les travaux antérieurs sont généralement basés sur des approches probabilistes qui représentent l'imprécision de la demande par des lois de distribution normale considérées comme indépendantes. Ces hypothèses simplificatrices ne représentent pas la réalité puisque beaucoup de paramètres sont, en pratique, dépendants les uns des autres et ne peuvent suivre des lois de distribution symétrique.

Ce travail propose un traitement alternatif de l'imprécision de la demande en utilisant les opérations arithmétiques sur des nombres flous. Cette approche diffère principalement des modèles probabilistes en considérant la demande imprécise sous la forme d'ensembles de valeurs plus ou moins possibles et par la fonction d'appartenance correspondante.

2.2- Concepts flous pour modéliser des imprécisions de la demande

Les concepts flous, apparus dans les années 70 (travaux de Zadeh [ZAD75]), ont été mis en œuvre avec succès lors des premières applications industrielles dans les années 80. Notons qu'une école française s'est développée autour des travaux de Dubois et Prade, avec plusieurs points forts dont la conférence des Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA'02 Montpellier, France, 2002). Les avancées théoriques considérables qui ont été effectuées depuis plus de 20 ans ont permis de mieux comprendre la place de la théorie des ensembles flous dans l'univers de méthodes, conventionnelles ou non, de représentation des données.

La théorie des ensembles flous et les outils de raisonnement qui en découlent, proposent un cadre formel qui permet de modéliser le langage naturel et de gérer l'imprécis et l'incertain. Le terme ensemble flou est une traduction directe de l'anglais « *fuzzy set* ». Certains auteurs ([DUB85], [GIE03]) préfèrent utiliser le terme « sous-ensemble flou » dans la mesure où un ensemble flou n'existe pas par lui-même, il est défini par rapport à un référentiel explicite. Cependant, pour sa concision, on utilisera le terme d'ensemble flou.

2.2.1- Généralités sur les ensembles booléen et flou

La caractéristique fondamentale d'un ensemble classique ou ensemble booléen est la frontière exclusive entre deux catégories d'éléments : ceux qui lui appartiennent, et ceux qui appartiennent à son complémentaire. Le concept d'appartenance est dans ce cas modélisé par une fonction μ_A appelé fonction caractéristique de l'ensemble A, de type tout ou rien.

Cette fonction μ_A définie sur l'univers U (le plus souvent, $U \equiv \mathcal{R}$) et à valeurs dans l'ensemble $\{0,1\}$, est telle que :

$$\forall x \in U, \mu_A(x) = 1 \quad \text{si } x \in A \quad \text{et} \quad \mu_A(x) = 0 \quad \text{si } x \notin A$$

Si par exemple l'univers U désigne l'ensemble de la demande du produit s dans le problème de la conception d'atelier et que le sous-ensemble A est défini par la caractéristique d'avoir une grande demande en production de s (comme résultat des fluctuations fréquentes du marché), on a trois possibilités selon les critères de sélection appliqués à l'univers U :

- ✓ A est vide ($A = \emptyset$) et $\mu_A(x) = 0 \quad \forall x \in U$: la demande en n'existe pas ;

- ✓ $A = U$: le produit s a une grande demande (ou $\mu_A(x) = 1 \forall x \in U$) ;
- ✓ A est un sous ensemble propre ($A \neq \emptyset$ et $A \neq U$), dans ce cas $\forall x \in U$, $\mu_A(x) = 1$ si « x » a une grande demande à produire et $\mu_A(x) = 0$ si « x » a une demande à produire (grande et petite sont deux attributs mutuellement exclusifs définissant les deux sous-ensembles complémentaires A et \bar{A}).

La fonction caractéristique $\mu_A(x)$ (fonction d'appartenance) signifie donc que la fabrication du produit s a soit une grande demande, soit une petite demande, excluant par conséquent tout cas intermédiaire qui supposerait l'existence d'éléments « x » sur la frontière de A (figures 1- a, 1-b).

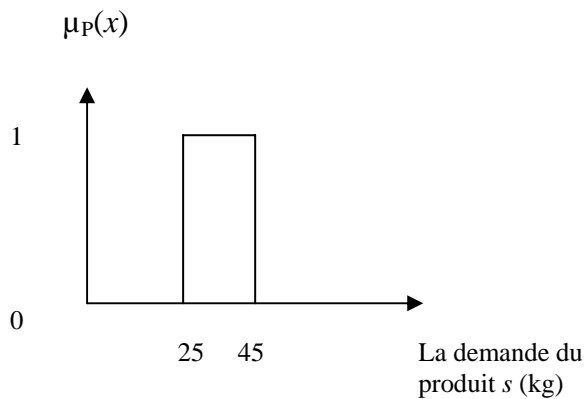


Figure 1 - a : Fonction caractéristique μ_P du sous-ensemble des faibles demandes du produit s

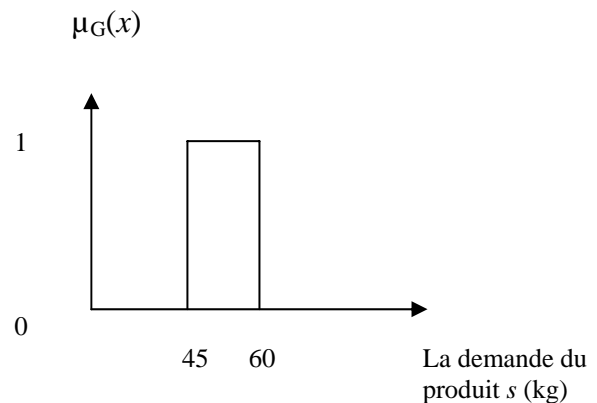


Figure 1- b : Fonction caractéristique μ_G du sous ensemble des demandes élevées du produit s

La notion d'ensemble flou permet d'éviter l'utilisation de limites rigides d'appartenance à des classes. Ainsi, elle permet donc de généraliser cette fonction d'appartenance pour des catégories vagues (dans l'exemple précédent, une demande de 46 kilogrammes est considérée comme grande alors qu'une demande de 44 kilogrammes est considérée comme petite). Dans la théorie des ensembles flous, l'exemple précédent sera représenté par sa fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ de U à valeurs dans l'intervalle réel $[0,1]$ telle que :

$$0 \leq \mu_A(x) \leq 1 \quad \mu_A : U \rightarrow [0,1]$$

L'application μ_A est appelée fonction d'appartenance de l'ensemble flou A , généralisant ainsi le concept d'appartenance et donc la notion de fonction caractéristique. A tout élément x

de U la valeur $\mu_A(x)$ associée n'est pas nécessairement égale 0 ou 1. Elle désigne le degré d'appartenance de x à l'ensemble A . On peut distinguer trois cas ($\forall x \in U$) :

- ✓ $\mu_A(x) = 0$, x n'appartient pas à A , c'est-à-dire l'élément x ne satisfait pas du tout la propriété vague définie par A (par exemple x n'a pas une grande demande selon le critère de définition de la catégorie A) ;
- ✓ $\mu_A(x) = 1$, x appartient à A , c'est-à-dire x satisfait pleinement la propriété vague définie par A (par exemple une demande de 60 kilogrammes est grande si la classe A des demandes va de 45 à 60 kilogrammes) ;
- ✓ $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$; dans ce cas, le degré d'appartenance $\mu_A(x)$ est une valeur intermédiaire entre 0 et 1. On dit que x appartient partiellement à l'ensemble flou A ; il revient au même de dire que x ne satisfait que partiellement à un certain degré $\mu_A(x)$ la propriété vague définie par A (figure 2).

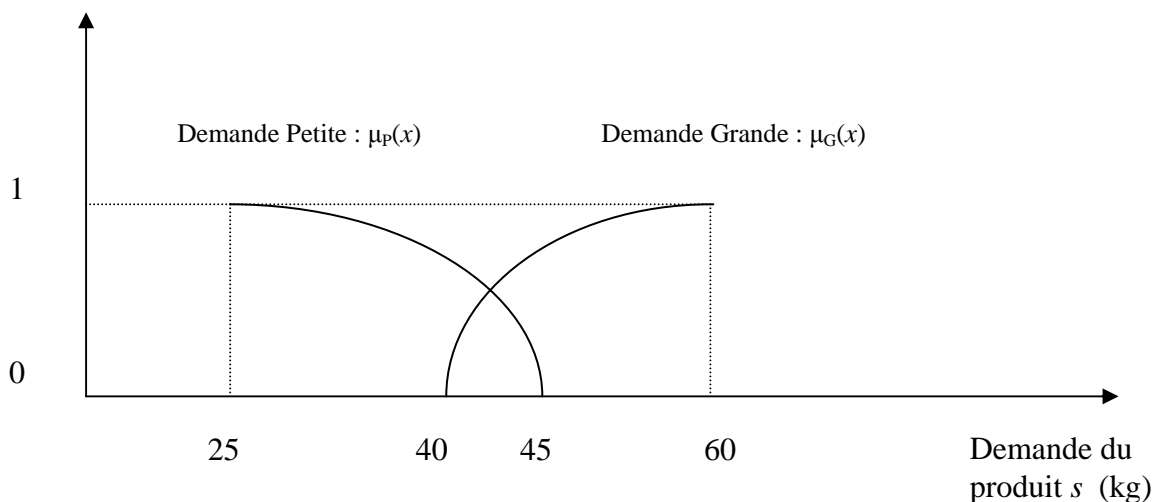


Figure 2 - Fonctions d'appartenance $\mu_P(x)$ et $\mu_G(x)$ des sous-ensembles flous « Demande Petite » P et « Demande Grande » G .

2.2.2- Modélisation d'informations de la demande imprécise par des nombres flous (représentation trapézoïdale)

L'imprécis et l'incertain peuvent être considérés comme deux points de vue antagonistes sur une même réalité qu'est l'imperfection de l'information. Dans ce contexte, on peut différencier clairement les concepts d'imprécis et d'incertain : l'imprécis concerne le contenu de l'information tandis que l'incertain est relatif à sa vérité, entendue au sens de sa conformité à une réalité.

Ce travail propose seulement un traitement de la demande imprécise en utilisant des nombres flous sous la forme d'ensembles de valeurs avec des informations de caractère vague. Dans la langue française, il y a d'autres qualificatifs qui renvoient à l'imprécis, tels que « vague », « flou », « général », « ambigu ». L'ambigu est une forme d'imprécision liée au langage, parfois produite par effet d'homonymie ; une information est ambiguë dans la mesure où elle renvoie à plusieurs contextes ou référentiels possibles. Ce type d'imprécision n'est pas celui qui sera considéré dans ce mémoire : on suppose connu le référentiel associé à l'élément d'information. Le « général » est une forme (bénéfique) d'imprécision liée au processus d'abstraction ; une information est générale si elle désigne un ensemble d'objets dont elle souligne une propriété commune. Mais le caractère vague, ou flou, d'une information réside dans l'absence de contour bien délimité de l'ensemble des valeurs affectées aux objets qu'elle concerne [DUB88].

2.2.2.1.- Détermination des fonctions d'appartenance

Une des questions que posent les personnes qui s'initient à la théorie des ensembles flous est : comment détermine-t-on les fonctions d'appartenance? La première étape consiste à distinguer les cas où la fonction est déduite de données statistiques. La seconde étape du traitement d'un problème par la logique floue consiste donc à modéliser chacune des entrées du système en donnant les degrés d'appartenance à différents états identifiés pour ces entrées.

Pour les ensembles flous construits sur des données statistiques, on peut distinguer deux points de vue. Le premier est celui d'un ensemble de données imprécises que l'on peut modéliser par une distribution de fréquences. Le second consiste à approcher une distribution de probabilité construite d'après un histogramme si celui-ci est disponible, par une distribution de possibilité, de façon à ce que les valeurs des probabilités d'événements soient encadrées par les degrés de possibilité et de nécessité [DUB88].

Pour la catégorie vague perçue par un individu, il faut d'abord distinguer entre les catégories simples (c'est le cas dans cette étude) facilement représentables sur une échelle numérique (grand, petit) et des catégories plus complexes, bien plus difficilement représentables numériquement (beau, laid).

On propose pour cette approche, de représenter les demandes imprécises comme une catégorie simple, c'est-à-dire, exprimer les quantités des demandes par un observateur humain (valeurs plus ou moins possibles) et modéliser l'imprécision par des nombres flous trapézoïdaux déterminant les degrés d'appartenance des noyaux et supports.

2.2.2.2.- Représentation de la demande en utilisant des nombres flous trapézoïdaux

La « fuzzification » est la transformation des variables physiques en des variables linguistiques floues qui seront traitées avec leurs règles. Les termes linguistiques associés à une variable donnée (variable d'entrée ou de sortie) sont exprimés par un ensemble de fonctions d'appartenance.

L'approche retenue ici consiste à modéliser la demande Q_i en utilisant des nombres flous trapézoïdaux (Tr.F.N. *trapezoidal fuzzy number*). L'intervalle (q_2, q_3) représente les demandes avec une fonction d'appartenance au niveau $\mu=1$, les intervalles (q_1, q_2) et (q_3, q_4) représentent les valeurs plus ou moins possibles de la demande, c'est-à-dire, «**la demande est garantie, sa quantité peut aller de q_1 à q_4 selon la conjoncture mais on peut s'attendre vraisemblablement à une quantité de q_2 à q_3** » [KAU88]. La construction des nombres flous trapézoïdaux est présentée sur la figure 3 suivante.

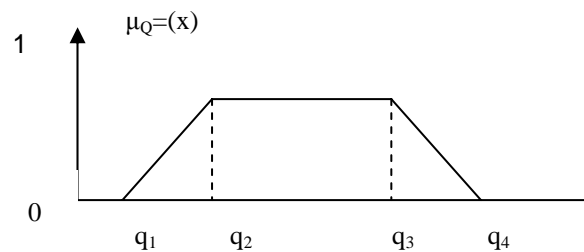


Figure 3 - Modélisation de la demande par des nombres flous, $Q = (q_1, q_2, q_3, q_4)$.

On peut caractériser une demande floue par une fonction d'appartenance au niveau μ .

$$\forall \alpha \in [0,1] \quad Q_\mu = [(q_2 - q_1)\alpha + q_1, -(q_4 - q_3)\alpha + q_4]$$

La fonction d'appartenance d'un nombre flou trapézoïdal est caractérisée par :

$$\begin{aligned} \mu_A(x) &= 0, & x < q_1, \\ &= \frac{x - q_1}{q_2 - q_1}, & q_1 \leq x \leq q_2, \\ &= 1, & q_2 \leq x \leq q_3, \\ &= \frac{q_4 - x}{q_4 - q_3}, & q_3 \leq x \leq q_4, \\ &= 0, & x > q_4. \end{aligned}$$

L'intégration du caractère imprécis de la demande en produits a nécessité l'utilisation des concepts flous suivants (principe d'extension de Zadeh) : opérations algébriques floues, comparaison de deux nombres flous et dans certains cas, la défuzzification de quantités floues.

- a) Ce travail utilise des opérations arithmétiques usuelles (lois de composition interne), à savoir l'addition, la soustraction et l'opposé d'un nombre [KAU88].

L'addition $A(+)$ B sur deux nombres flous :

$$\mu_{A(+)\text{B}} = \sup \{ \min(\mu_A(z - y), \mu_B(y)) / y \in \mathfrak{R}, z \in \mathfrak{R} \}$$

La soustraction $A(-)$ B sur deux nombres flous :

$$\mu_{A(-)\text{B}} = \sup \{ \min(\mu_A(z + y), \mu_B(y)) / y \in \mathfrak{R}, z \in \mathfrak{R} \}$$

Les opérations sur deux nombres flous $Q = (-3, -1, 2, 7)$ et $P = (-1, 5, 6, 8)$ sont illustrées sur la figure 4.

- ✓ Addition :

$$\begin{aligned} Q (+) P &= (q_1, q_2, q_3, q_4) (+) (p_1, p_2, p_3, p_4) \\ &= (q_1 + p_1, q_2 + p_2, q_3 + p_3, q_4 + p_4) \\ &= (-3-1, -1+5, 2+6, 7+8) \\ &= (-4, 4, 8, 15) \end{aligned}$$

- ✓ Soustraction :

$$\begin{aligned} Q (-) P &= (q_1, q_2, q_3, q_4) (-) (p_1, p_2, p_3, p_4) \\ &= (q_1 - p_4, q_2 - p_3, q_3 - p_2, q_4 - p_1) \\ &= (-3-8, -1-6, 2-5, 7-(-1)) \\ &= (-11, -7, -3, 8) \end{aligned}$$

- ✓ L'opposé d'un nombre :

$$\begin{aligned} - (P) &= (-p_4, -p_3, -p_2, -p_1) \\ - (P) &= (-8, -6, -5, -(-1)) \end{aligned}$$

- b) Un nombre flou étant un élément de \mathfrak{R}^n ($n = 4$ pour un TRFN) et \mathfrak{R}^n n'étant pas muni d'une relation d'ordre total, il est nécessaire de définir des procédures de comparaison des nombres flous. Dans ce but, certaines méthodes emploient des indices

probabilistes et définissent des valeurs moyennes des nombres flous. Plusieurs auteurs ont ainsi suggéré des méthodes de comparaison avec un indice d'optimisme pour refléter le point de vue optimiste ou pessimiste du décideur. Pour l'étude, on propose l'approche développée par Liou et Wang [LIO92] employant une valeur intégrale.

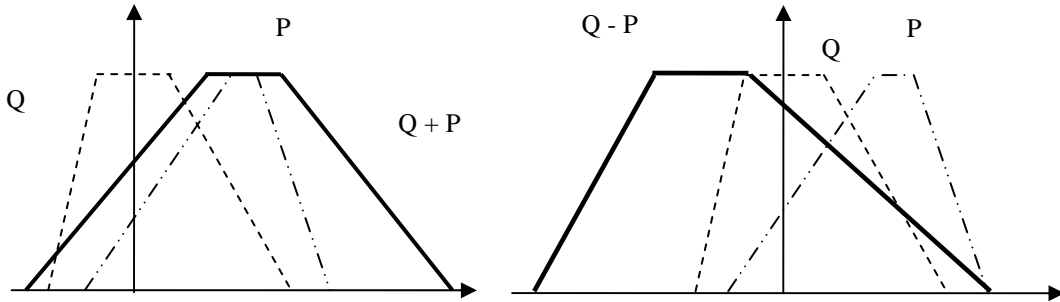


Figure 4 - Opérations arithmétiques flous : addition et soustraction.

La fonction d'appartenance d'un nombre flou trapézoïdal est décomposée en deux fonctions :

$$\mu_A^G(x) = \frac{x - a_1}{a_2 - a_1} \quad \text{Eq. 1}$$

$$\mu_A^D(x) = \frac{x - a_4}{a_3 - a_4} \quad \text{Eq. 2}$$

Ils recourent alors aux fonctions inverses de $\mu_A^G(x)$ et $\mu_A^D(x)$, qui sont notées dans cette étude $\nu_A^G(x)$ et $\nu_A^D(x)$. Elles peuvent être exprimées comme suit :

$$x \in [0,1] \quad \nu_A^G(x) = a_1 + (a_2 - a_1)x \quad \text{Eq. 3}$$

$$x \in [0,1] \quad \nu_A^D(x) = a_4 + (a_3 - a_4)x \quad \text{Eq. 4}$$

L'intégration de ces fonctions donne :

$$I_G(A) = \int_0^1 \nu_A^G(x) dx = \int_0^1 [a_1 + (a_2 - a_1)x] dx = 0.5(a_1 + a_2) \quad \text{Eq. 5}$$

$$I_D(A) = \int_0^1 \nu_A^D(x) dx = \int_0^1 [a_4 + (a_3 - a_4)x] dx = 0.5(a_3 + a_4) \quad \text{Eq. 6}$$

L'intégrale totale est déterminée comme une combinaison linéaire au moyen d'un indice d'optimisme β , des deux intégrales ci-dessus :

$$I_T^\beta = \beta I_D(A) + (1 - \beta) I_G(A) \quad \text{Eq. 7}$$

Une valeur de β égal à zéro correspond au point de vue le plus pessimiste et une valeur de β égale à 1 correspond au point de vue le plus optimiste du décideur. Un exemple est représenté pour la comparaison de trois nombres flous : $A_1=[5,7,7,9]$ $A_2=[3,7,7,9]$ $A_3=[3,4,7,9]$ (voir figure 5).

Pour $\beta=0$ $A_1 > A_2 > A_3$
 $\beta=0.5$ $A_1 > A_2 > A_3$
 $\beta=1$ $A_1 = A_2 = A_3$

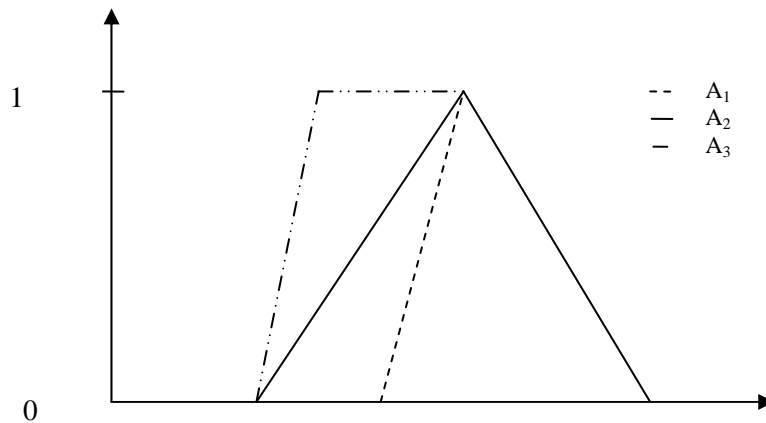


Figure 5 - Comparaison des nombres flous.

- c) La méthode de défuzzification la plus utilisée est celle de la détermination du centre de gravité C.G. de la fonction d'appartenance résultante définie par $\mu(y)$ (dans notre cas la fonction d'appartenance de la demande). Dans ce contexte, il suffit de calculer l'abscisse Y^* (figure 6) qui peut être déterminée à l'aide de la relation générale suivante :

$$C.G. = Y^* = \frac{\int_a^b \mu(y) \cdot y dy}{\int_a^b \mu(y) dy} \quad \text{Eq. 8}$$

Toutefois, nous tenons à préciser que nous n'utiliserons la défuzzification que très rarement de façon à conserver au maximum le caractère flou de l'étude et à étudier sa propagation sur les critères de décision.

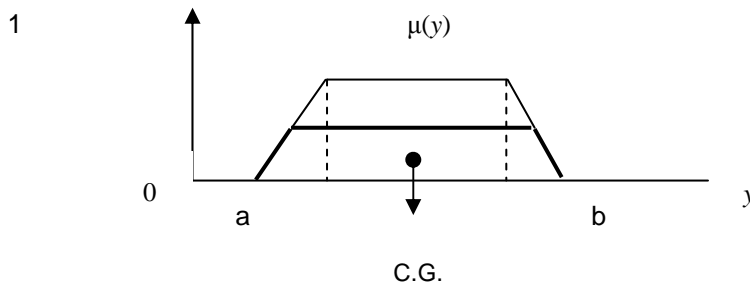


Figure 6 - Exemple d'illustration de la défuzzification par centre de gravité.

3. Développement d'un Algorithme génétique flou

3.1- Adaptation de la demande floue dans le modèle de conception d'ateliers discontinus

L'approche proposée reprend la formulation du problème de conception optimale issue des travaux de Modi et Karimi (1989) [MOD89] pour des ateliers multiproduits. L'analyse du modèle montre que l'on conserve la nature réelle ou discrète des variables jusqu'au calcul des productivités locales.

Les variables d'optimisation à savoir les volumes des équipements (respectivement le nombre d'équipements identiques en parallèle) restent donc réelles (respectivement entiers). La prise en compte de la demande floue dans le modèle a pour conséquence de générer des quantités floues dans les calculs de l'horizon temporel de production et du critère lié au bénéfice actualisé.

Les expressions 9 et 10 (dépenses d'exploitation et recettes) sont des nombres flous parce que la demande imprécise (\tilde{Q}) intervient directement dans la formulation, par conséquent le bénéfice actualisé est un nombre flou trapézoïdal (expression 11).

$$\tilde{D}_p = \sum_{i=1}^I \left[\left(\sum_{j=1}^J C_{Ej} \frac{\tilde{Q}_i}{B_{is}} \right) + C_{O_i} \tilde{Q}_i \right] \quad \text{Eq. 9}$$

$$\tilde{V}_p = \sum_{i=1}^I C_{Pi} \tilde{Q}_i \quad \text{Eq.10}$$

$$\text{Max}(\tilde{B}_{act}) = -I - f + \sum_{p=1}^n \frac{(\tilde{V}_p - \tilde{D}_p - A_p)(1-a) + A_p}{(1+i)^n} + \frac{f}{(1+i)^n} \quad \text{Eq.11}$$

L'allure qualitative du bénéfice actualisé trapézoïdal est décrite sur la figure 7 suivante.

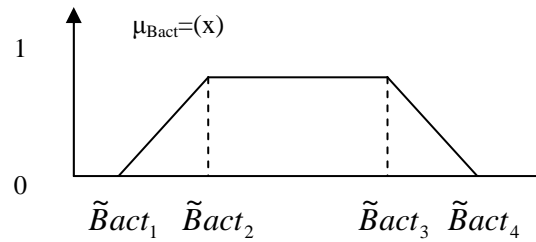


Figure 7 - Modélisation du bénéfice actualisé par des nombres flous.

La somme des horizons de temps ($\sum_i^I \tilde{H}_i$) nécessaire pour satisfaire chaque demande de produit doit être inférieure à un horizon de temps donné a priori, mais en raison de la nature floue de la somme des horizons de temps, nous avons choisi de représenter l'horizon de temps à respecter \tilde{H} par un nombre rectangulaire plutôt que par un TrFN pour des facilités d'interprétation (voir la figure 8). On peut construire \tilde{H} à partir de valeurs admissibles (dates au plus tôt et au plus tard à respecter).

La satisfaction de la contrainte temporelle fait ainsi intervenir une opération de comparaison floue par la méthode de Liou et Wang (1992, voir expression 12).

$$\sum_{i=1}^I \tilde{H}_i = \sum_{i=1}^I \frac{\tilde{Q}_i}{Pr od_i} \leq \tilde{H} \tag{Eq. 12}$$

Dans cette partie, les individus qui ne satisfont pas la contrainte temporelle se voient attribuer une force nulle.

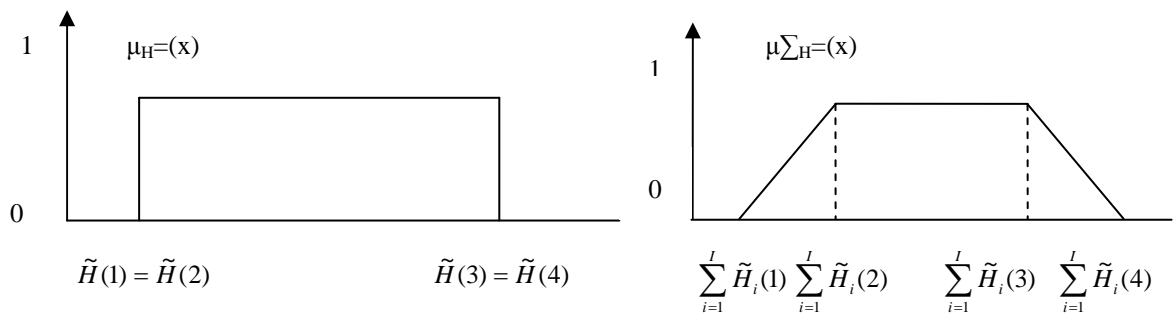


Figure 8 - Horizon de temps à respecter \tilde{H} (rectangle) et somme des horizons de temps calculé $\sum_{i=1}^I \tilde{H}_i$ (trapeze).

3.2- Algorithme génétique flou

En raison de la nature floue du critère à optimiser (bénéfice actualisé), on a adapté l'AG développé au sein de l'équipe (déjà présenté dans [MON03]) à l'arithmétique des nombres flous. L'AG se prête aisément à cette extension dans la mesure où la prise en compte d'un critère flou modifie seulement les étapes d'évaluation et de sélection (Roulette biaisée de Goldberg).

Précisément, l'étape de sélection par le principe de la Roulette a engendré une difficulté pour calculer la force relative du critère. En effet, elle implique une division entre la force de chaque individu (quantité floue) et la somme totale des forces de tous les individus (quantité floue). La division de deux nombres flous s'effectue par des α -coupes et donne comme résultat une fonction quadratique que l'on approxime par un trapèze (voir figure 9). Le calcul en lui-même peut s'effectuer, mais peut conduire à des recouvrements des différentes zones de la roulette difficilement interprétables.

C'est pourquoi, à ce niveau, les forces relatives ont été défuzzifiées par la méthode du centre de gravité afin de pouvoir être utilisées dans la roulette de Goldberg.

Même si la défuzzification n'affecte ici que le processus stochastique de la roulette, l'objectif de ce travail est d'éviter toute défuzzification conduisant à une perte d'information floue. Dans le chapitre suivant, relatif à l'optimisation multicritère, on proposera une méthode de sélection différente.

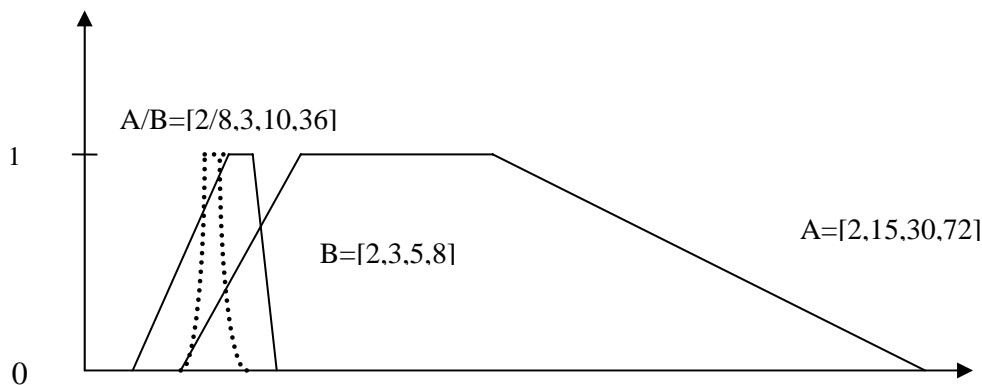


Figure 9 - Division de deux nombres flous.

On présente sur la figure 10 le schéma de fonctionnement de l'algorithme génétique flou.

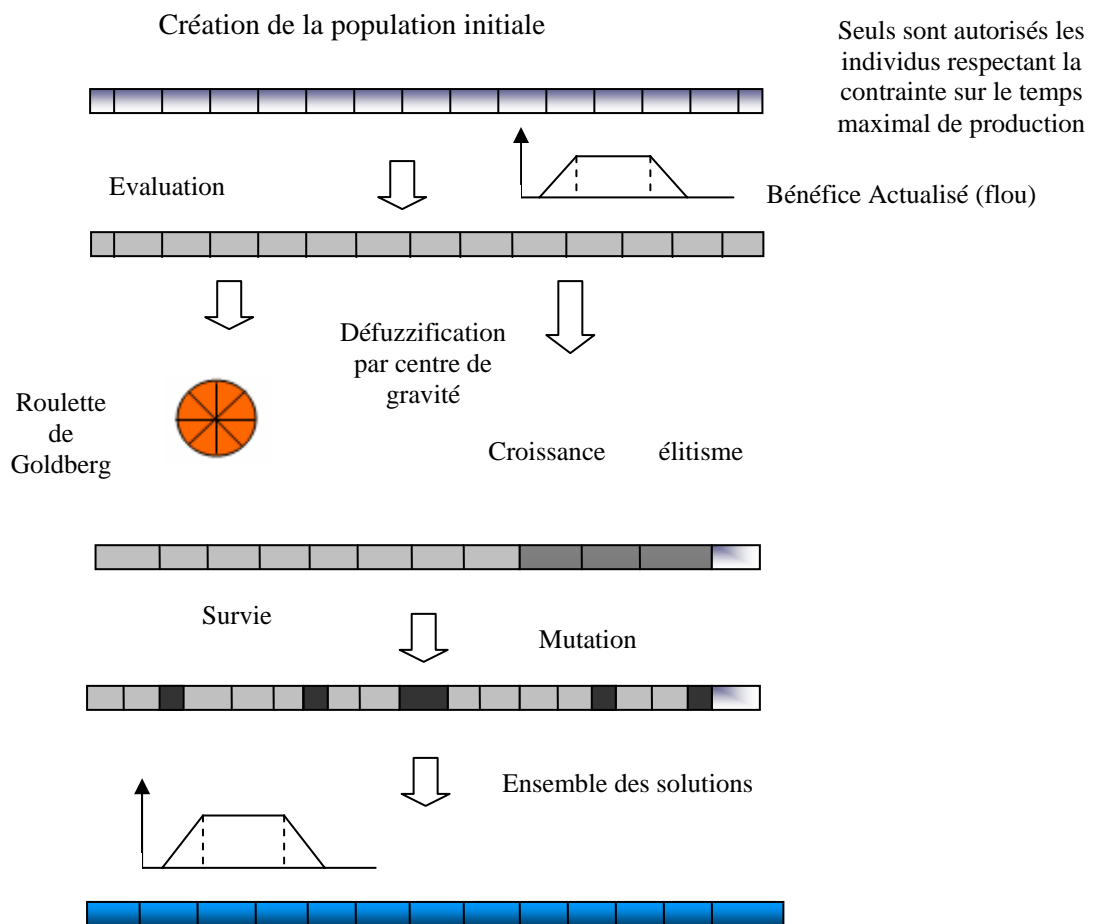


Figure 10 - Fonctionnement de l’algorithme génétique monocritère flou.

3.3- Présentation des exemples traités avec des demandes imprécises

Les deux exemples traités dans le chapitre précédent sont repris ici dans un cadre flou pour évaluer, d’une part, les performances de l’algorithme génétique adapté à l’arithmétique des nombres flous et, d’autre part, pour effectuer des analyses avec différents niveaux d’imprécision.

Les données pour les deux problèmes ont été présentées dans le chapitre I. Hormis pour la demande, les mêmes données sont utilisées ici. La demande fixe a été modifiée de façon à modéliser des quantités imprécises par une représentation floue trapézoïdale. Pour analyser plus en détail le comportement des quantités imprécises, cinq cas ont été étudiés qui correspondent à différents niveaux d’imprécision.

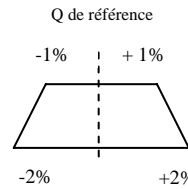
Pour la construction du trapèze qui représente la demande de chaque produit, on a utilisé comme référence les valeurs originales de la demande des exemples 1 et 2. Pour déterminer

le support et le noyau, on a calculé un pourcentage d'ouverture prenant comme référence les demandes des données originelles. Le pourcentage d'ouverture définit l'intervalle sur lequel est construit le segment considéré (noyau ou support), comme cela est illustré par la figure 11.

Valeur de référence : $Q = 200000$ [kg]

Pourcentage d'ouverture pour le noyau : ± 1

Pourcentage d'ouverture pour le support : ± 2



Demande floue : $\tilde{Q} = [196000, 198000, 202000, 204000]$ [kg]

Figure 11 - Pourcentage d'ouverture pour construire le trapèze (demande floue).

La prise en compte de la demande floue dans le modèle a pour conséquence de générer des quantités floues dans les calculs de l'horizon temporel de production. Pour la construction du rectangle de l'horizon de temps à respecter H , on a utilisé un pourcentage d'ouverture pour le support du rectangle, prenant 6000 heures comme référence pour les deux exemples (donnée originelle). Les valeurs des demandes et de l'horizon de temps correspondant aux cinq cas étudiés pour les exemples 1 et 2 sont récapitulées dans les tableaux 1 et 2.

Les cinq cas traités avec les deux exemples présentent des caractéristiques particulières, plus précisément :

- ✓ Les cas 1 et 2 sont symétriques.
- ✓ Le cas 3 a le même support pour toutes les demandes et pour le noyau on utilise différents pourcentages d'ouverture.
- ✓ Le cas 4 a différents supports pour chaque demande mais le même noyau pour toutes.
- ✓ Le cas 5 a différents noyaux et supports pour chaque demande.

Les paramètres de l'AG sont les suivants : la population compte 200 individus pour les deux exemples, 200 générations pour l'exemple 1 et 400 générations pour l'exemple 2. L'augmentation du nombre de générations s'explique par la nécessité de faire face à un nombre de variables plus important, donc à une complexité de l'exemple plus élevée. Les taux de survie et de mutation valent respectivement 40% et 30%.

<p>Cas 1</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>H de référence</p> </div> </div>	<p>Valeur de référence : $Q_1= 200000$ $Q_2= 150000$ $H=6000$ Même ouverture pour les deux demandes $\tilde{Q}_1=[196000, 198000, 202000, 204000]$ (kg) $\tilde{Q}_2=[147000, 148500, 151500, 153000]$ (kg) $\tilde{H}=[5800, 5800, 6200, 6200]$ (h)</p>
<p>Cas 2</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>H de référence</p> </div> </div>	<p>Valeur de référence : $Q_1= 200000$ $Q_2= 150000$ $H=6000$ $\tilde{Q}_1=[192000, 196000, 204000, 208000]$ (kg) $\tilde{Q}_2=[144000, 147000, 153000, 156000]$ (kg) $\tilde{H}=[5760, 5760, 6240, 6240]$ (h)</p>
<p>Cas 3 \tilde{Q}_1 \tilde{Q}_2</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>H de référence</p> </div> </div>	<p>Valeur de référence : $Q_1= 200000$ $Q_2= 150000$ $H=6000$ $\tilde{Q}_1=[192000, 196000, 202000, 208000]$(kg) $\tilde{Q}_2=[144000, 147750, 153000, 156000]$(kg) $\tilde{H}=[5760, 5760, 6240, 6240]$ (h)</p>
<p>Cas 4 \tilde{Q}_1 Erreur ! Des objets ne peuvent pas être créés à partir des codes de champs de mise en forme.</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>H de référence</p> </div> </div>	<p>Valeur de référence : $Q_1= 200000$ $Q_2= 150000$ $H=6000$ $\tilde{Q}_1=[192000, 196000, 204000, 210000]$(kg) $\tilde{Q}_2=[145500, 147000, 153000, 156000]$(kg) $\tilde{H}=[5760, 5760, 6300, 6300]$(h)</p>
<p>Cas 5 \tilde{Q}_1 \tilde{Q}_2</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>Q de référence</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>H de référence</p> </div> </div>	<p>Valeur de référence : $Q_1= 200000$ $Q_2= 150000$ $H=6000$ $\tilde{Q}_1=[192000, 196000, 203000, 210000]$(kg) $\tilde{Q}_2=[145500, 147750, 154500, 156000]$(kg) $\tilde{H}=[5760, 5760, 6300, 6300]$(h)</p>

Tableau 1 - Valeurs des demandes et de l'horizon de temps correspondant aux cinq cas étudiés pour l'exemple 1.

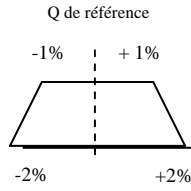
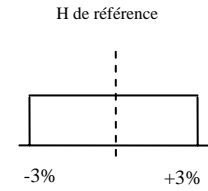
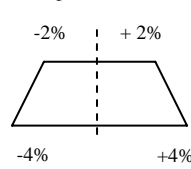
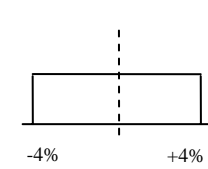
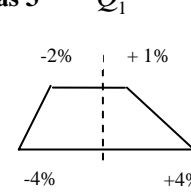
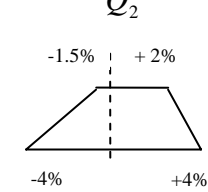
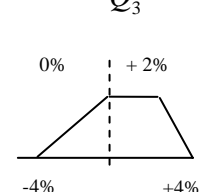
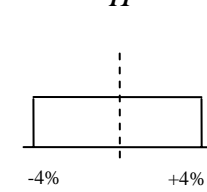
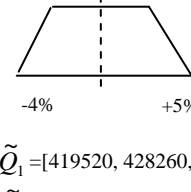
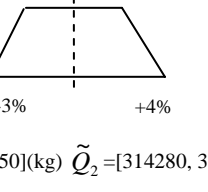
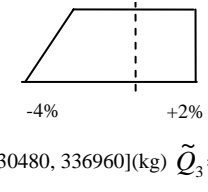
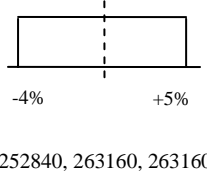
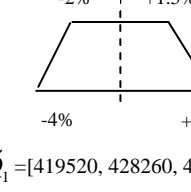
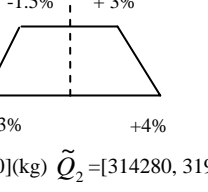
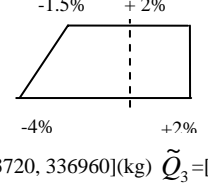
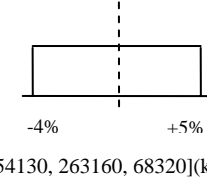
<p>Cas 1</p>	<p>* Les Valeurs de référence pour les cinq cas sont: $Q_1=437000$ $Q_2=324000$ $Q_3=258000$ $H=6000$</p>			
<p>Q de référence</p> 	<p>H de référence</p> 	<p>Même ouverture pour les trois demandes</p> <p>$\tilde{Q}_1=[428260, 432630, 441370, 445740]$ (kg)</p> <p>$\tilde{Q}_2=[317520, 320760, 327240, 330480]$ (kg)</p> <p>$\tilde{Q}_3=[252840, 255420, 260580, 263160]$ (kg)</p> <p>$\tilde{H}=[5800, 5800, 6200, 6200]$ (h)</p>		
<p>Cas 2</p>	<p>Même ouverture pour les trois demandes</p>			
<p>Q de référence</p> 	<p>H de référence</p> 	<p>$\tilde{Q}_1=[419520, 428260, 445740, 454480]$ (kg)</p> <p>$\tilde{Q}_2=[311040, 317520, 330480, 336960]$ (kg)</p> <p>$\tilde{Q}_3=[247680, 252840, 263160, 268320]$ (kg)</p> <p>$\tilde{H}=[5760, 5760, 6240, 6240]$ (h)</p>		
<p>Cas 3</p>	<p>\tilde{Q}_1</p> 	<p>\tilde{Q}_2</p> 	<p>\tilde{Q}_3</p> 	<p>\tilde{H}</p> 
<p>$\tilde{Q}_1=[419520, 428260, 441370, 454480]$ (kg) $\tilde{Q}_2=[311040, 319140, 330480, 336960]$ (kg) $\tilde{Q}_3=[247680, 258000, 263160, 268320]$ (kg)</p> <p>$\tilde{H}=[5760, 5760, 6240, 6240]$ (h)</p>				
<p>Cas 4</p>	<p>\tilde{Q}_1</p> 	<p>\tilde{Q}_2</p> 	<p>\tilde{Q}_3</p> 	<p>\tilde{H}</p> 
<p>$\tilde{Q}_1=[419520, 428260, 445740, 458850]$(kg) $\tilde{Q}_2=[314280, 317520, 330480, 336960]$(kg) $\tilde{Q}_3=[247680, 252840, 263160, 263160]$(kg)</p> <p>$\tilde{H}=[5760, 5760, 6300, 6300]$ (h)</p>				
<p>Cas 5</p>	<p>\tilde{Q}_1</p> 	<p>\tilde{Q}_2</p> 	<p>\tilde{Q}_3</p> 	<p>\tilde{H}</p> 
<p>$\tilde{Q}_1=[419520, 428260, 443555, 458850]$(kg) $\tilde{Q}_2=[314280, 319140, 333720, 336960]$(kg) $\tilde{Q}_3=[247680, 254130, 263160, 68320]$(kg)</p> <p>$\tilde{H}=[5760, 5760, 6600, 6600]$ (h)</p>				

Tableau 2 - Valeurs des demandes et de l'horizon de temps correspondant aux cinq cas étudiés pour l'exemple 2.

Pour le codage de l'exemple 1, on a discrétisé les variables continues par tranches de 10 unités, à l'intérieur de leurs limites supérieures et inférieures. Pour l'exemple 2, les volumes des équipements ne sont pas discrétisés.

3.4- Résultats et analyse de l'optimisation monocritère

Ayant défini toutes les données nécessaires pour traiter le problème, l'étape suivante est l'implémentation de la procédure de conception optimale pour les différents cas des deux exemples considérés. L'étude a été mise en œuvre pour évaluer, d'une part, les performances de l'algorithme génétique flou et, d'autre part pour avoir des références sur le comportement de l'imprécision pour chaque cas et étudier la propagation de l'imprécision sur le résultat final.

On a effectué 10 essais pour chaque cas de l'exemple 1. Le tableau 3 présente les 10 résultats obtenus pour le cas 1 avec des demandes symétriques. Même si la meilleure solution n'a été obtenue qu'une fois, dans tous les autres résultats, la solution obtenue à chaque essai est proche de la meilleure valeur trouvée.

Numéro de essai	Bénéfice actualisé flou (\$)	Valeur défuzzifiée (\$)
1	[722381 734186 757795 769600]	747020
2	[718131 729916 753484 765268]	742767
3	[717404 729184 752745 764525]	740335
4	[717939 729724 753292 765076]	741893
5	[720069 731863 755451 767245]	745620
6	[719269 731059 754638 766428]	743656
7	[718893 730686 754271 766063]	742989
8	[717724 729522 753116 764913]	741064
9	[719262 731047 754616 766401]	743594
10	[719357 731144 754716 766503]	743976
Meilleure solution	[722381 734186 757795 769600]	747020

Tableau 3 - Comparaison des meilleures solutions obtenues pour différents essais du cas 1.

Les résultats des 10 essais pour chaque cas sont très proches des meilleures solutions trouvées. Pour tous les cas de l'exemple 1, on a fait les mêmes analyses, prenant le meilleur résultat pour chaque cas.

Les courbes d'évolution de l'algorithme génétique pour les meilleurs résultats des cinq cas de l'exemple 1 sont similaires. En particulier, la valeur du meilleur individu de chaque génération et la valeur moyenne de la fonction objectif de la population présentent une allure classique d'augmentation régulière, pour se stabiliser finalement en fin de recherche.

Comme les courbes ont la même évolution pour les cinq cas, on présente seulement le graphique du cas 5 montrant le comportement des meilleures, moyenne et moins bonne solutions (figure 12)

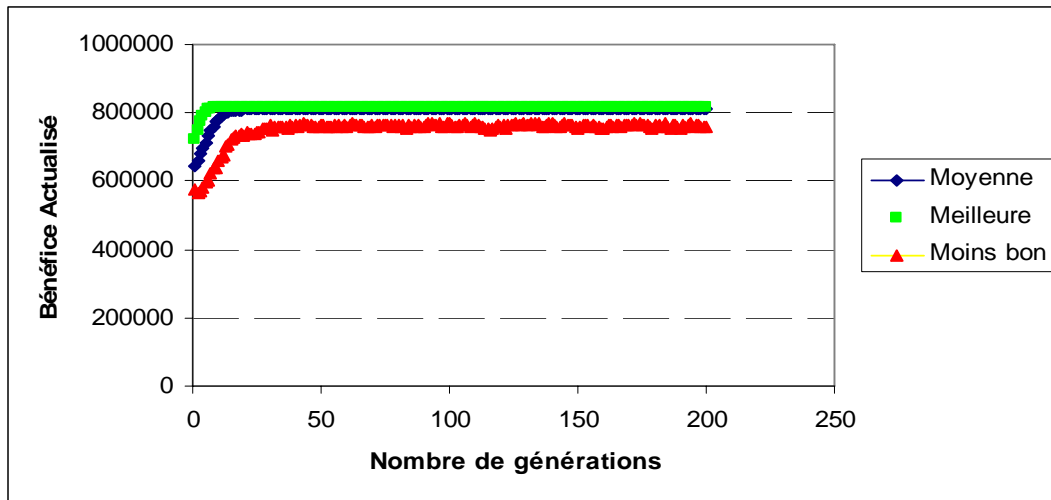


Figure 12 - Courbe classique d'évolution de l'algorithme génétique du cas 5 pour l'exemple 1.

Pour la construction de ce graphique on a défuzzifié les valeurs des bénéfices actualisés. On retrouve l'allure classique de l'évolution d'un AG avec une population initiale générée aléatoirement donnant une moyenne relativement mauvaise, bien qu'elle puisse contenir des individus satisfaisants par rapport au critère considéré. Une rapide augmentation de la moyenne et de la meilleure solution est observée lors des premières générations.

La figure 13 présente le meilleur bénéfice actualisé flou du cas 5 pour l'exemple 1 montrant les noyaux et supports du trapèze.

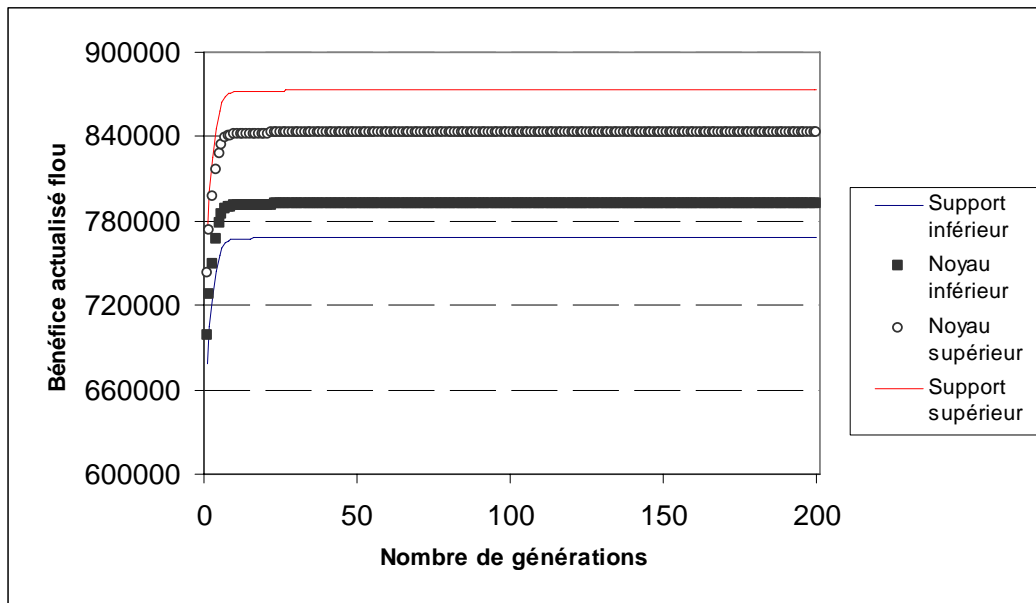


Figure 13 - Bénéfice actualisé flou du cas 5 pour l'exemple 1.

Pour pouvoir analyser l'imprécision des bénéfices actualisés obtenus, on construit les trapèzes de chaque cas, prenant comme référence les valeurs moyennes des noyaux (cf. figure 14).

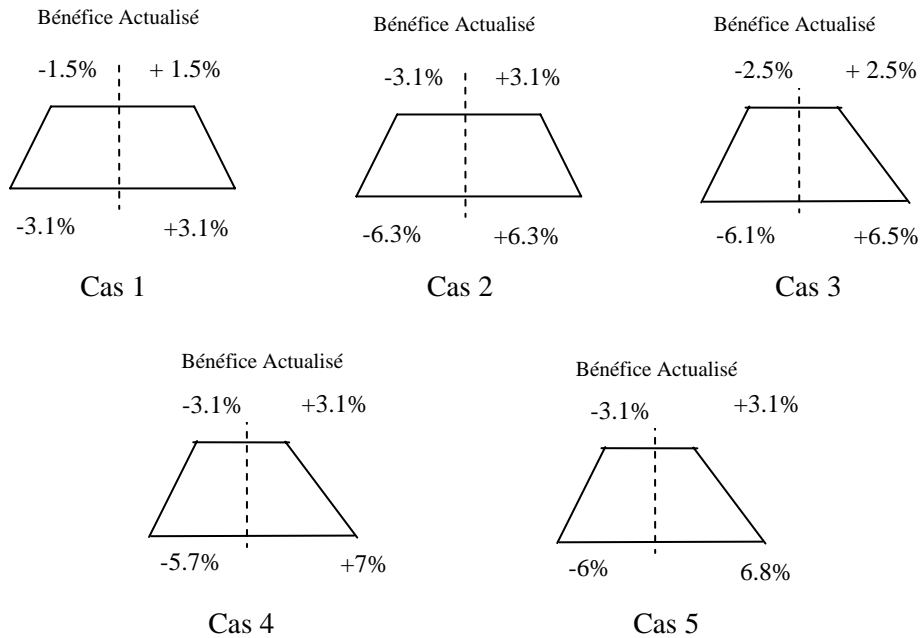


Figure 14 - Bénéfices actualisés trapézoïdaux correspondant aux cinq cas étudiés pour l'exemple 1.

On peut remarquer que pour les cas 1 et 2, les trapèzes sont symétriques car les demandes pour les deux produits (pour les cas mentionnés) ont les mêmes pourcentages d'ouverture pour le support et le noyau (demandes symétriques).

Pour le cas 3, le bénéfice est un trapèze non symétrique car si les demandes ont même support pour les deux, leurs noyaux ont différents pourcentages d'ouverture. Le trapèze du bénéfice a une pente plus marquée à gauche parce que les demandes du cas 3 ont une surface de noyau (somme de deux demandes) plus importante à gauche par rapport à la moyenne du noyau (voir la fig. 15).

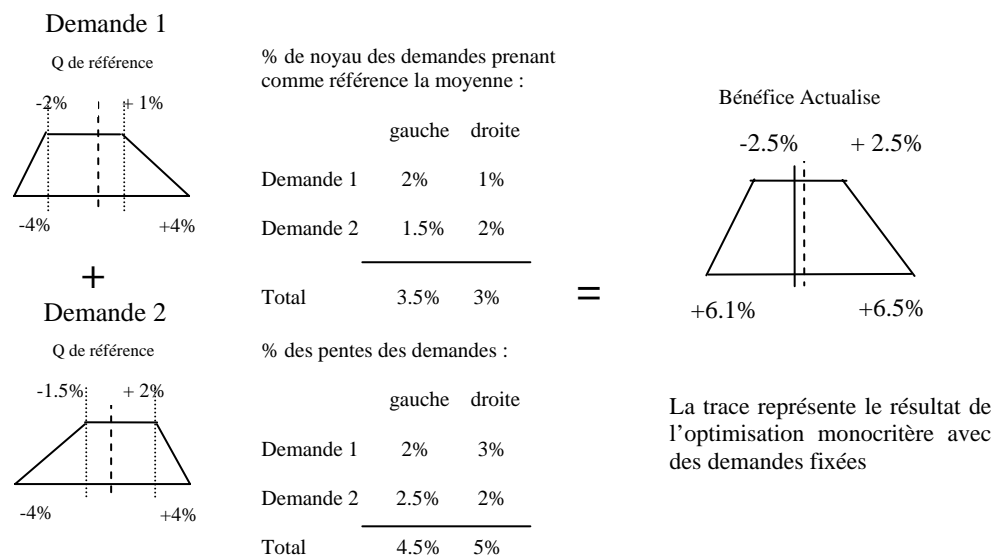


Figure 15 - Demandes et bénéfice actualisé trapézoïdaux correspondant au cas 3 pour l'exemple 1.

Pour le cas 4, le bénéfice est également un trapèze non symétrique et son inclinaison est plus grande à gauche comme résultat de ses demandes. Le noyau des deux demandes a le même pourcentage d'ouverture, mais ses pentes sont plus petites à droite pour les deux (figure 16). Sur les figures 15 et 16, on peut les constater dans les trapèzes (bénéfices actualisés flous) une trace qui représente le bénéfice obtenu avec l'exemple des demandes fixées. La valeur fixe se trouve dans le noyau du bénéfice actualisé flou.

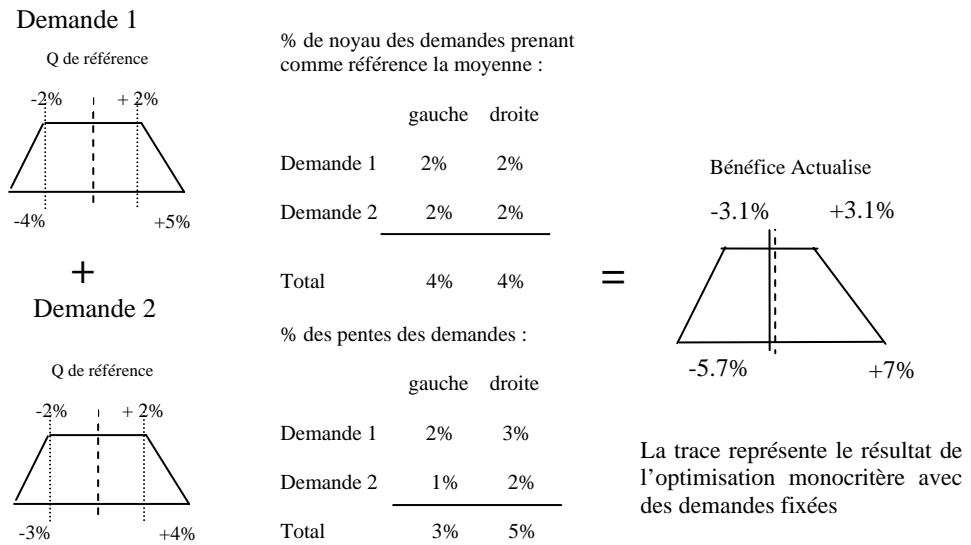


Figure 16 - Demandes et bénéfice actualisé trapézoïdaux correspondant au cas 4 de l'exemple 1.

Pour le cas 5, les trapèzes des demandes ont différents noyaux et supports pour chaque produit et le résultat du bénéfice actualisé est un trapèze non symétrique sans beaucoup de différence entre ses pentes, dû à la compensation des imprécisions des demandes.

Le tableau 4 présente les résultats obtenus pour les cinq cas pour l'exemple 1. Les meilleures solutions, ainsi que les valeurs des informations complémentaires sont indiquées.

Cas 1	Cas 2
Meilleure solution de l'AG (\$) $\tilde{B}_{act} = [722381.7 \quad 734186.3 \quad 757795.4 \quad 769600.0]$ (\$)	Meilleure solution de l'AG (\$) $\tilde{B}_{act} = [697784.8 \quad 721363.1 \quad 768519.9 \quad 792098.3]$ (\$)
Variables : $V_1=1300 \quad V_2=1970 \quad V_3=2500 \quad (I)$ $n_1=2 \quad n_2=2 \quad n_3=1$	Variables : $V_1=1360 \quad V_2=2020 \quad V_3=2500 \quad (I)$ $n_1=2 \quad n_2=2 \quad n_3=1$
Information Complémentaire : $\tilde{V}_p = [332220 \quad 335610 \quad 342390 \quad 345570]$ (\$) $\tilde{D}_p = [40403.1 \quad 40815.4 \quad 41639.9 \quad 42052.2]$ (\$) $I = 168\,872.5$ (\$) $\sum \tilde{H}_i = [5849.8 \quad 5909.5 \quad 6028.9 \quad 6088.6]$ (h)	Information Complémentaire : $\tilde{V}_p = [325440 \quad 332220 \quad 345780 \quad 352560]$ (\$) $\tilde{D}_p = [39102.6 \quad 39917.2 \quad 41546.5 \quad 42361.1]$ (\$) $I = 171321.8$ (\$) $\sum \tilde{H}_i = [5638.5 \quad 5755.8 \quad 5990.7 \quad 6108.1]$ (h)
Cas 3	Cas 4
Meilleure solution de l'AG (\$) $\tilde{B}_{act} = [697183.7 \quad 723618.5 \quad 761633.9 \quad 791534.5]$ (\$)	Meilleure solution de l'AG (\$) $\tilde{B}_{act} = [702601.8 \quad 722193.7 \quad 769390.1 \quad 798232.2]$ (\$)
Variables : $V_1=1370 \quad V_2=2040 \quad V_3=2430 \quad (I)$ $n_1=2 \quad n_2=2 \quad n_3=1$	Variables : $V_1=1330 \quad V_2=1980 \quad V_3=2490 \quad (I)$ $n_1=2 \quad n_2=2 \quad n_3=1$
Information Complémentaire : $\tilde{V}_p = [325440 \quad 332955 \quad 343860 \quad 352560]$ (\$) $\tilde{D}_p = [39246.9 \quad 40177.9 \quad 41517.8 \quad 42517.5]$ (\$) $I = 171431.3$ (\$) $\sum \tilde{H}_i = [5701.6 \quad 5833.6 \quad 6025.1 \quad 6176.8]$ (h)	Information Complémentaire : $\tilde{V}_p = [326910 \quad 332220 \quad 345780 \quad 354480]$ (\$) $\tilde{D}_p = [39639.6 \quad 40229.7 \quad 41871.76 \quad 42872.3]$ (\$) $I = 169580.5$ (\$) $\sum \tilde{H}_i = [5729.7 \quad 5821.3 \quad 6058.9 \quad 6209.8]$ (h)
Cas 5	
Meilleure solution de l'AG (\$) $\tilde{B}_{act} = [699998.3 \quad 721442.4 \quad 767947.5 \quad 795548.0]$ (\$)	
Variables : $V_1=1410 \quad V_2=2090 \quad V_3=2420 \quad (I)$ $n_1=2 \quad n_2=2 \quad n_3=1$	
Information Complémentaire : $\tilde{V}_p = [326910 \quad 332955 \quad 346290 \quad 354480]$ (\$) $\tilde{D}_p = [39196.8 \quad 39897.0 \quad 41541.41 \quad 42403.5]$ (\$) $I = 173421$ (\$) $\sum \tilde{H}_i = [5679.7 \quad 5784.6 \quad 6016.6 \quad 6158.15]$ (h)	

Tableau 4 - Résultats obtenus des cinq cas pour l'exemple 1.

On a fait 10 essais pour chaque cas de l'exemple 2, prenant le meilleur résultat pour chacun d'eux. Le tableau 5 présente les 10 résultats obtenus du cas 4 avec des demandes asymétriques.

Numéro de essai	Bénéfice actualisé flou (\$)	Valeur défuzzifiée (\$)
1	[738908 802678 918679 987452]	859734
2	[738354 802124 918254 986879]	858976
3	[740640 804244 921523 989552]	862883
4	[737678 801670 916999 985623]	858584
5	[739651 803754 919654 989721]	860856
6	[736580 800735 915852 984678]	857908
7	[737467 800998 916324 985267]	858279
8	[736089 779531 915765 984176]	857450
9	[738705 802547 918467 987005]	859543
10	[736003 779431 915754 984510]	856981
Meilleure solution	[740640 804244 921523 989552]	862883

Tableau 5 - Comparaison des meilleures solutions obtenues par différents essais du cas 4.

Comme dans l'exemple 1, même si la meilleure solution n'a été obtenue qu'une fois, dans tous les autres résultats, la solution obtenue à chaque essai est proche de la meilleure valeur trouvée. Les résultats des 10 essais pour chaque cas sont très proches des meilleures solutions trouvées respectivement.

Les courbes d'évolution de l'algorithme génétique pour les meilleures solutions des cinq cas de l'exemple 2 sont similaires. Pour cette raison, on présente uniquement la courbe du cas 5 sur la fig. 17 (on a utilisé les valeurs défuzzifiées des bénéfices actualisés flous). On peut voir que la courbe représentant la moyenne de la population se rapproche de celle du meilleur individu, ce qui montre que la population est composée de bons individus et qu'on s'approche de la solution optimale.

La figure 18 présente le meilleur bénéfice actualisé flou du cas 5 pour l'exemple 2. Les tableaux de 6 à 10 présentent les résultats obtenus des cinq cas pour l'exemple 2. Les meilleures solutions, les variables correspondantes et certaines informations complémentaires sont mentionnées.

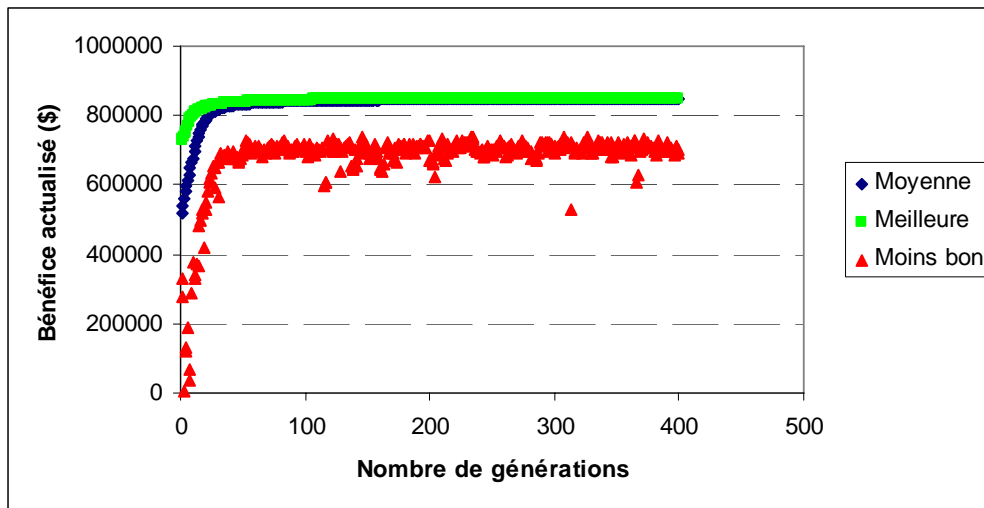


Figure 17 - Courbe classique d'évolution de l'algorithme génétique du cas 5 pour l'exemple 2.

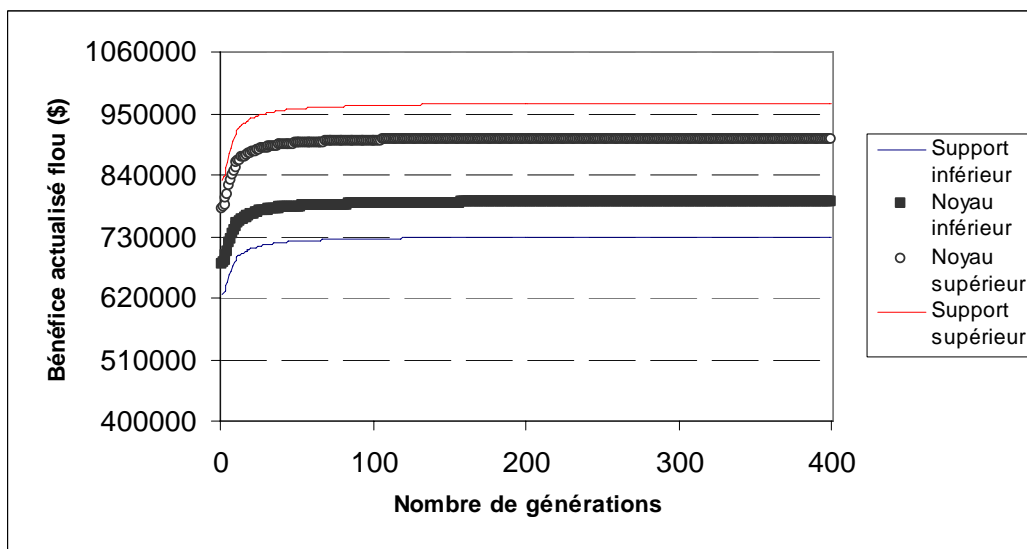


Figure 18 - Bénéfice actualisé flou du cas 5 pour l'exemple 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8053.9	9963.9	9846.9	5448.7	7509.9	9999.0	615.2	3262.4	3336.1	4720.3	6487.6	592.9	2269.1	1134.2
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is} kg	T_{Li} h	Meilleure solution de l'AG (\$)					Information Complémentaire					
A	943.3	6.2	$\tilde{B}_{act} = [797592.9 \ 828323.3 \ 889783.9]$					$\tilde{V}_p = [737018.8 \ 744539.4 \ 759580.6 \ 767101.2]$ [\$]					
B	1217.1	6.1	920514.2]					$\tilde{D}_p = [233014.4 \ 235392.0 \ 240147.4 \ 242525.1]$ [\$]					
C	955.9	5.8						$I = 697929.5$ [\$] $A_p = 139589.919$ [\$]					
								$f = 104689.4$ [\$] $V_s = 2327.2$ [l]					
								$\sum \tilde{H}_i = [5879.8 \ 5939.8 \ 6059.8 \ 6119.8]$ [h]					

Tableau 6 - Résultats obtenus du cas 1 pour l'exemple 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8052.9	9690.9	9978.6	5513.1	7611.3	9999.0	592.9	4203.3	3224.6	6130.7	6161.7	624.0	947.0	2245.8
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is} kg	T_{Lj} h	Meilleure solution de l'AG (\$)				Information Complémentaire						
A	943.3	6.2	$\tilde{B}_{act} = [735710.7 \quad 797171.7 \quad 920093.7$				$\tilde{V}_p = [721977.6 \quad 737018.8 \quad 767101.2 \quad 782142.4]$ [\$]						
B	1206.8	6.1	981554.7]				$\tilde{D}_p = [228264.4 \quad 233019.981 \quad 242531 \quad 247286.5]$ [\$]						
C	967.2	5.7					$I = 698311.0$ [\$] $A_p = 139662.2$ [\$] $f = 104746.6$ [\$] $V_s = 2311.2$ [l] $\Sigma \tilde{H}_i = [5760.0 \quad 5879.6 \quad 6119.6 \quad 6239.6]$ [h]						

Tableau 7 - Résultats obtenus du cas 2 pour l'exemple 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8052.9	9975.6	9552.5	5285.9	7285.6	9999.0	380.0	3535.0	3406.9	7415.9	6511.9	592.0	1573.6	2240.0
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is} kg	T_{Lj} h	Meilleure solution de l'AG (\$)				Information Complémentaire						
A	943.3	6.2	$\tilde{B}_{act} = [743978.3 \quad 797721.2 \quad 920854.6$				$\tilde{V}_p = [724375.2 \quad 737018.8 \quad 767101.2 \quad 781073.4]$ [\$]						
B	1180.7	5.7	976797.2]				$\tilde{D}_p = [230640.8 \quad 234687.8 \quad 244266.9 \quad 248934.0]$ [\$]						
C	927.3	5.5					$I = 692691.6$ [\$] $A_p = 138538.3$ [\$] $f = 103903.7$ [\$] $V_s = 2315.8$ [l] $\Sigma \tilde{H}_i = [5780.4 \quad 5884.7 \quad 6124.8 \quad 6240.0]$ [h]						

Tableau 8 - Résultats obtenus du cas 3 pour l'exemple 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8042.2	9787.5	9267.8	5128.9	7068.2	9999.0	301.0	3210.0	427.1	495.0	1592.0	4181.0	886.8	1271.0
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is} kg	T_{Lj} h	Meilleure solution de l'AG (\$)				Information Complémentaire						
A	943.3	4.8	$\tilde{B}_{act} = [722225.3 \quad 803765.7 \quad 892941.6$				$\tilde{V}_p = [721977.6 \quad 742345.6 \quad 764042.2 \quad 782142.4]$ [\$]						
B	1145.5	7.3	969060.6]				$\tilde{D}_p = [232095.9 \quad 238513.7 \quad 245540.9 \quad 251437.2]$ [\$]						
C	899.7	6.6					$I = 698877.8$ [\$] $A_p = 139775.5$ [\$] $f = 104831.6$ [\$] $V_s = 1505.2$ [l] $\Sigma \tilde{H}_i = [5759.9 \quad 5925.4 \quad 6097.3 \quad 6239.9]$ [h]						

Tableau 9 - Résultats obtenus du cas 4 pour l'exemple 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8052.9	9690.9	9978.6	5513.1	7611.3	9999.0	592.9	4203.3	3224.6	6130.7	6161.7	419.3	947.0	1130.0
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is} kg	T_{Lj} h	Meilleure solution de l'AG (\$)				Information Complémentaire						
A	943.3	6.4	$\tilde{B}_{act} = [740640.8 \quad 804244.5 \quad 921523.8$				$\tilde{V}_p = [724375.2 \quad 739249.6 \quad 767969.3 \quad 785201.4]$ [\$]						
B	1206.8	7.0	989552.2]				$\tilde{D}_p = [228998.5 \quad 233678.5 \quad 242734.7 \quad 248347.2]$ [\$]						
C	967.2	5.7					$I = 697573.5$ [\$] $A_p = 139514.7$ [\$] $f = 104636.0$ [\$] $V_s = 2188.4$ [l] $\Sigma \tilde{H}_i = [6081.6 \quad 6206.1 \quad 6445.7 \quad 6598.0]$ [h]						

Tableau 10 - Résultats obtenus du cas 5 pour l'exemple 2.

Comme on l'a fait avec l'exemple 1, on construit les trapèzes des bénéfices actualisés pour chaque cas afin d'analyser l'imprécision des résultats obtenus, en prenant comme référence les valeurs moyennes des noyaux (voir figure 19).

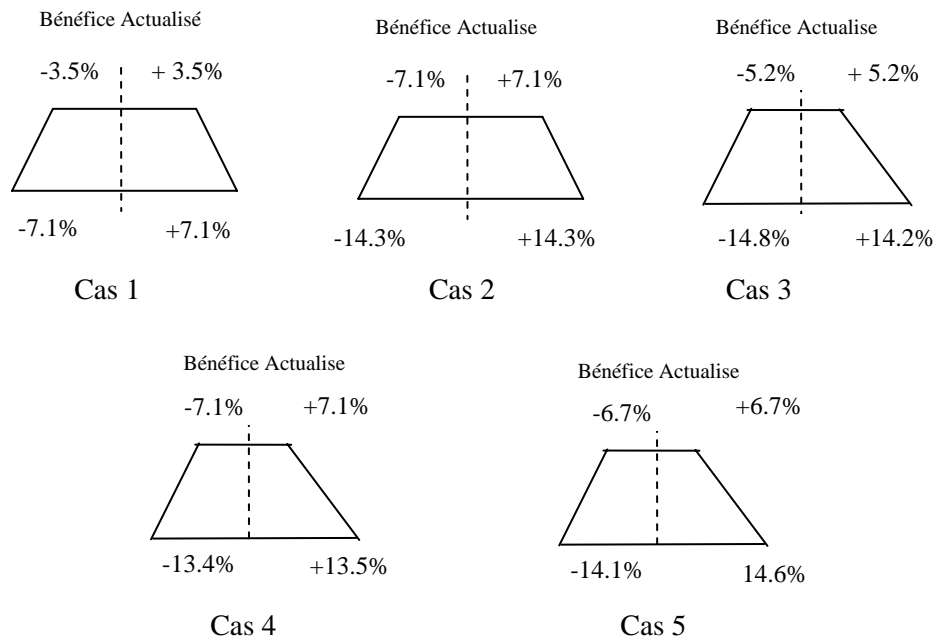


Figure 19 - Bénéfices actualisés trapézoïdaux correspondant aux cinq cas étudiés pour l'exemple 2.

On peut remarquer que pour le cas 1 et 2 les trapèzes sont symétriques (même situation que l'exemple 1) parce que les demandes pour les trois produits sont symétriques. Pour les cas 3, 4 et 5, les bénéfices sont des trapèzes non symétriques sans beaucoup de différence entre les valeurs des pentes. Ceci est dû au fait que les valeurs des pentes gauche et droite des trois demandes s'équilibrent et conduisent pour le bénéfice à des pentes qui sont du même ordre de grandeur.

On présente le cas 5 pour voir la compensation des imprécisions et des fonctions d'appartenance de chaque demande (voir figure 20). Le résultat de l'exemple avec des demandes fixées (chapitre précédent) se situe dans tous les noyaux des bénéfices actualisés obtenus dans l'approche floue.

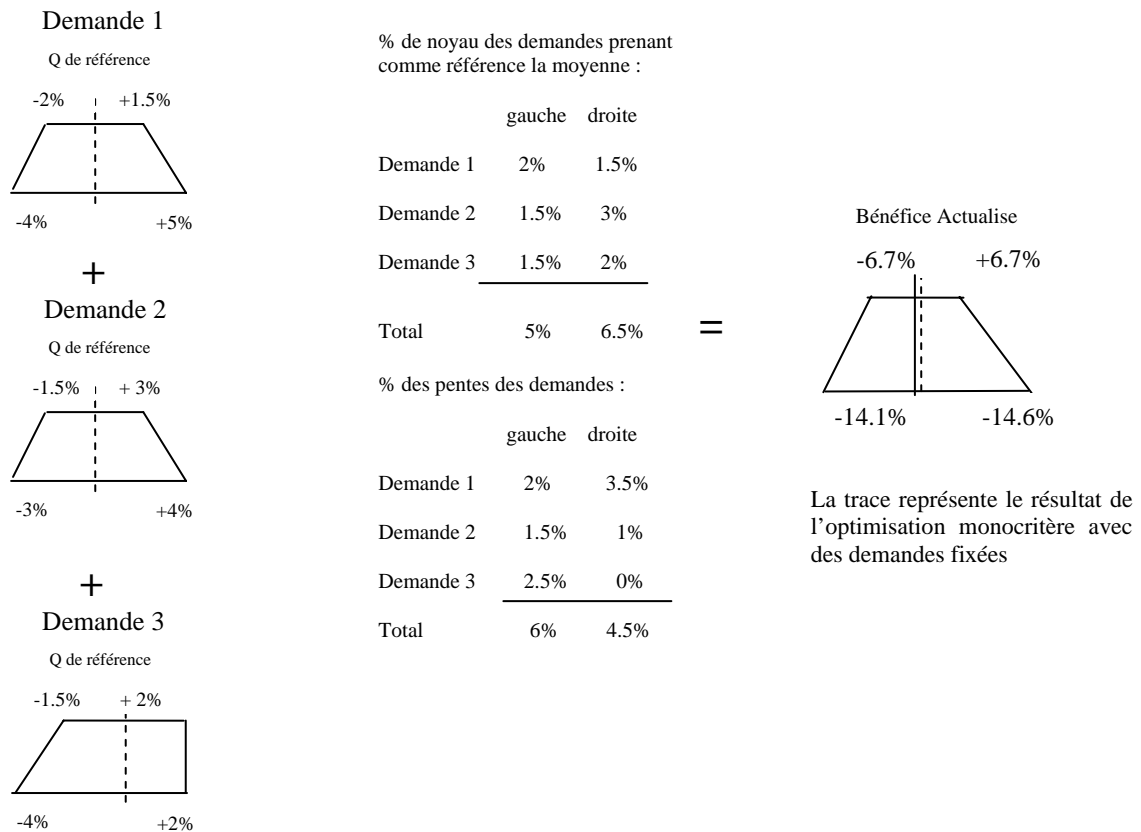


Figure 20 - Nombres flous trapézoïdaux des demandes et du bénéfices actualisé correspondant au cas 5 pour l'exemple 2.

La conception floue pour les cinq cas de l'exemple 1 est une solution sûre parce que les temps de production sont en avance au regard de l'horizon de temps H (rectangle). Pour l'exemple 2 la conception floue pour les cinq cas est également sûre parce que la somme des horizons de temps calculée est comprise dans l'horizon de temps à respecter H.

Deux remarques s'imposent :

- ✓ d'une part, il est intéressant de constater que l'introduction du niveau d'imprécision sur la demande en produit et l'horizon de temps conduit à un niveau d'imprécision sur le bénéfice actualisé tout à fait acceptable au stade préliminaire du projet de conception (en dessous des $\pm 25\%$ admissible).
- ✓ d'autre part, ces valeurs sont comparables aux valeurs réelles du chapitre 1.

Dans l'ensemble des cas, on retrouve le même nombre d'équipements, des valeurs légèrement supérieures ou égales pour les différents volumes. On voit clairement que l'approche floue donne davantage de flexibilité sur le résultat final.

4. Conclusions

Le problème de conception optimale d'ateliers discontinus multiproduit implique la spécification sur la quantité souhaitée de chaque produit et sur le temps de production total. Nous avons présenté dans ce chapitre un traitement alternatif de l'imprécision en utilisant des concepts flous.

Plus précisément, une approche intégrant des concepts flous dans un algorithme génétique monocritère a été retenue pour traiter le problème de conception optimale d'ateliers discontinus multiproduits. A l'examen des résultats présentés, on peut observer les bonnes performances de l'algorithme génétique flou.

Les résultats des bénéfices actualisés obtenus pour les deux exemples avec des demandes fixées (chapitre précédent) sont situés dans les noyaux des bénéfices actualisés flous montrant ainsi des résultats cohérents à l'interprétation.

CHAPITRE III

Développement d'un
algorithme génétique multiobjectif flou

1. Introduction

Ce chapitre aborde la conception floue multicritère du bénéfice actualisé et de critères liés à la gestion de la production de l'atelier. En effet, l'approche validée dans le cas de conception floue monocritère du chapitre précédent, a permis de déterminer des ensembles de solutions intéressantes pour le critère économique et constitue un outil d'aide à la décision pour la conception d'ateliers discontinus multiproduits présentant une certaine flexibilité, très recherchée par les décideurs.

En particulier, son extension concerne la prise en compte simultanée de trois critères importants pour le responsable de production. Tout en conservant la maximisation du bénéfice actualisé comme critère économique, il sera pris en compte la maximisation des retards ou des avances par rapport à une date échue (le respect de l'horizon de temps était envisagé précédemment sous forme de contrainte), ainsi que la maximisation d'un indice de flexibilité de l'atelier.

Plus précisément, la méthodologie de résolution du problème de conception multicritère fait intervenir trois algorithmes génétiques bicritères et une optimisation tricritère. La prise en compte simultanée des critères économique et de gestion de la production demande l'adaptation de la procédure précédente. Pour ce faire, l'algorithme génétique précédemment développé, subira des modifications notoires.

Ce chapitre est divisé en deux parties:

- ✓ Dans un premier temps, les principes de l'adaptation de l'algorithme génétique dans l'approche multicritère sont exposés : critères à optimiser, codage et méthode de sélection.
- ✓ Dans un second temps, l'algorithme est appliqué à la conception multicritère de l'atelier. Les critères pris en compte sont d'abord optimisés par paires, pour mettre en évidence la bonne performance de l'approche avec la nouvelle méthode de sélection implantée. Puis, est réalisée la conception de l'atelier avec la prise en compte simultanée de tous les critères retenus. Pour montrer tout l'intérêt de l'approche, il est proposé de façon méthodique, une analyse des résultats obtenus.

2. Adaptation de l'algorithme génétique flou à l'approche multicritère

2.1. Optimisation multicritère par algorithme génétique

L'optimisation multicritère est, sans aucun doute à l'heure actuelle, un domaine de recherche en plein essor tant du point de vue de la recherche théorique que des applications. En effet, la grande majorité des problèmes issus du monde réel sont de nature multicritère, car il est rare en pratique d'effectuer un choix où une solution est parfaite à tous points de vue.

De manière formelle, l'optimisation multicritère peut être définie comme suit :

Trouver le vecteur $\bar{x}^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T$ qui satisfasse les m contraintes inégalités et les p contraintes égalités suivantes :

$$g_i(\bar{x}) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

$$h_i(\bar{x}) = 0 \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

tout en optimisant le vecteur de fonctions :

$$\bar{f}(\bar{x}) = [f_1(\bar{x}), f_2(\bar{x}), \dots, f_k(\bar{x})]^T$$

A la fin du 19^{ème} siècle, l'économiste Vilfredo Pareto formule le concept d'optimum de Pareto [PAR96], qui constitue les fondements de la recherche sur l'optimisation multicritère :

Soit F l'espace des solutions faisables délimité par les contraintes définies en (1) et (2).

On considère qu'un point $\bar{x}^* \in F$ est **Pareto optimal** si pour chaque $\bar{x} \in F$

- ✓ Ou bien $\forall_{i \in I} (f_i(\bar{x}) = f_i(\bar{x}^*))$ (3) avec $I = \{1, 2, \dots, k\}$
- ✓ Ou $f_i(\bar{x}^*) > f_i(\bar{x})$ même s'il existe un indice $j \in I$ tel que $f_j(\bar{x}^*) < f_j(\bar{x})$

En d'autres termes, cette définition dit que \bar{x}^* est Pareto optimal s'il n'existe aucun vecteur faisable \bar{x} qui fasse diminuer un critère sans augmenter dans le même temps au moins un autre critère. Cependant, dans la plupart des cas, l'optimum de Pareto n'est pas constitué d'une seule solution mais d'un ensemble de solutions appelées **solutions non-dominées** au sens de Pareto.

L'optimisation multicritère a déjà été abordée par de nombreux auteurs dans la littérature dédiée. Parmi les méthodes les plus répandues basées sur des algorithmes génétiques, il convient de mentionner :

✓ VEGA (Vector Evaluated Génétique Algorithm) : dans la méthode présentée par Schaffer [SCH85], il s'agit de l'une des premières méthodes utilisant des algorithmes évolutifs. Dans une population, les meilleurs individus sont sélectionnés pour chaque critère séparément. La sélection se fait suivant leur force proportionnelle pour chaque critère; tous les individus retenus génèrent la population suivante en étant traités par les opérateurs classiques de croisement et mutation. Par ce type de sélection, une convergence prématurée autour des points optimaux monocritères est à craindre.

✓ NPGA (Niche Pareto Genetic Algorithm) : pour éviter une convergence prématurée vers un optimum monocritère, une fonction de partage est proposée Horn [HOR94]. Pour préserver la diversité des individus, on considère le concept de niche qui est en quelque sorte une sous-population stable d'individus très proches les uns des autres. Une fonction de partage est alors utilisée, basée sur l'idée que les individus d'une même niche, doivent partager les mêmes ressources. Ainsi, plus il y aura d'individus dans son voisinage, plus la force d'un individu sera dégradée. Une sélection par tournoi utilisant le concept de domination de Pareto est mise en place, deux individus tirés aléatoirement, sont comparés à une sous-population également tirée au hasard. Si l'un d'entre eux est non dominé, celui-ci est sélectionné pour générer la population suivante. Si les deux sont dominés ou non dominés dans la sous-population, est sélectionné l'individu étant dans la plus petite niche. La niche d'un point est déterminée en comptant le nombre de points à l'intérieur d'un rayon donné.

✓ MOGA (Multiple Objective Genetic Algorithm) : cette méthode, proposée par Fonseca et Fleming [FON93], implémente une fonction de domination et un module décrivant les préférences du décideur est articulé progressivement. La fonction de domination est construite en comptant pour un individu i le nombre de fois où il est dominé par les autres, pour proposer un classement de tous les points. L'utilisation de cette fonction fait converger les individus vers des solutions globales non dominées. Parmi celles-ci, une fonction de partage est introduite dans l'espace des critères. Ce choix se justifie par le fait que l'étendue exacte du domaine des critères contrairement à l'étendue de la zone de Pareto dans l'espace des variables ne peut être connue. L'obtention de la zone de compromis n'est pas une fin en soi, surtout si elle est très grande. Un module d'aide à la décision sous la forme d'une cible à atteindre est introduit dans l'algorithme. Ainsi, dans l'évaluation des points interviennent non seulement la domination mais également la préférence entre deux individus.

✓ SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) : cette méthodologie permet d'obtenir les points de la zone de Pareto par la définition de leur force tout en conservant une certaine diversité. Les points non dominés de la population sont triés et contrairement à l'approche de type MOGA, on leur attribue une force correspondant au nombre de points qu'ils dominent.

Cette force est divisée par le nombre d'individus formant la population ($n + I$). Ainsi, les points dominés ont une force d'autant plus grande qu'ils sont dominés par un grand nombre de points non-dominés, et dans le même temps, les points non-dominés isolés auront une force plus faible. Une sélection est alors effectuée par tournoi binaire sachant qu'une solution a d'autant plus de chance d'être sélectionnée que sa force est faible. Les points isolés et non-dominés ont plus de chance d'être tirés, ce qui permet de garder une grande diversité au sein de la population. Les procédures de croisement et mutation sont appliquées de façon classique sur les individus sélectionnés pour former la nouvelle population et les points non-dominés sont conservés puis mis à jour à chaque itération afin que les solutions optimales ne soient pas perdues (travaux de Zitzler et al. 1999 [ZIT99]).

Plusieurs raisons ont orienté le choix vers un algorithme de type stochastique pour résoudre le problème multicritère :

- ✓ Le problème de conception d'ateliers est souvent caractérisé par une forte combinatoire, surtout lorsque les tailles des équipements sont considérées comme des gammes, représentées par des variables discrètes. Les algorithmes de type stochastique sont ainsi particulièrement adaptés pour traiter ce type de problème.
- ✓ Une formulation classique du problème fait intervenir des contraintes (égalité ou inégalité) et un (ou des) critères(s) à optimiser. Or, les travaux antérieurs de l'équipe ont montré qu'une approche intéressante pour déterminer la (ou les) fonction(s) objectif(s) consiste à utiliser un simulateur pour représenter le fonctionnement de l'atelier. Elle a été utilisée dans les travaux de Peyrol [PEY92], Baudet [BAU97], Bernal-Haro [BER99], Berard [BER00], Dedieu [DED01] et Dietz [DIE04] et s'est avérée efficace sur les exemples étudiés tant en ordonnancement qu'en conception d'ateliers.

Ainsi, pour décrire de façon détaillée le fonctionnement dynamique de l'atelier, en tenant compte de ses contraintes spécifiques, l'approche retenue précédemment dans l'équipe a consisté à utiliser des techniques de simulation par événements discrets pour évaluer la ou les fonction(s) objectif(s) et les contraintes au sein d'un algorithme génétique. La figure 1 présente les approches de Dedieu [DED01] et Dietz [DIE04].

Le choix d'un AG comme technique d'optimisation multicritère est d'autant plus intéressant qu'il fournit un ensemble de solutions de compromis (solutions non dominées ou front de Pareto, par opposition par exemple à un recuit simulé qui n'en donne qu'une seule). Cette propriété est un avantage primordial pour utiliser un algorithme génétique.

Toutefois, contrairement aux travaux précédents, à cause de la simplicité numérique du modèle retenu, le simulateur à événements discrets n'est pas utilisé.

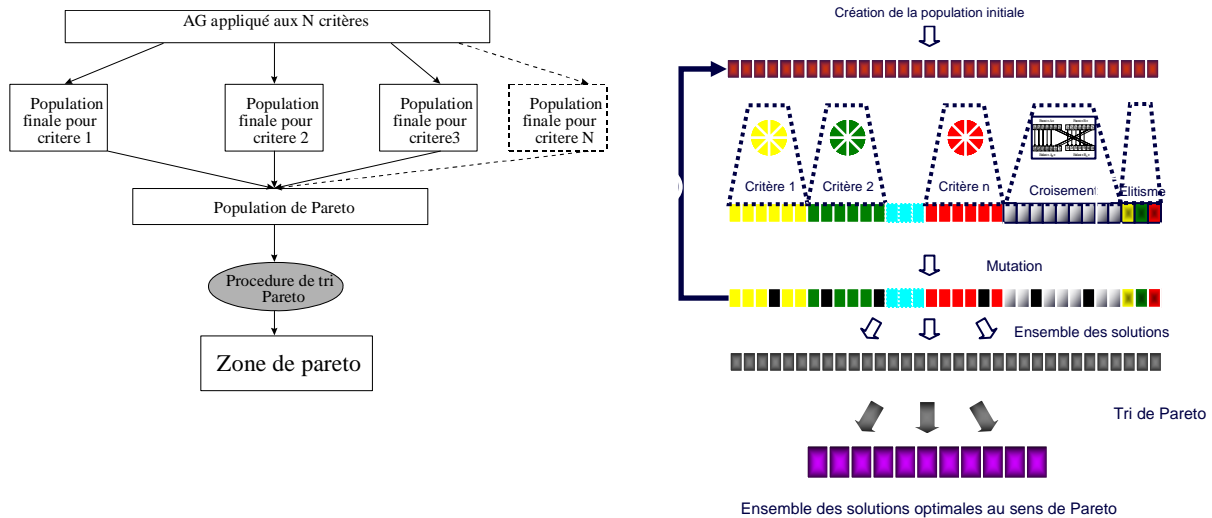


Figure 1 - Approches retenues par Dedieu et Dietz.

Un AG est développé suivant le même principe retenu par Dietz [DIE04], mais avec une modification dans la procédure de sélection. Les différentes méthodes de sélection retenues sont explicitées par la suite.

2.2. Algorithme génétique flou multicritère

Pour la conception optimale multicritère, il faut rappeler que la capacité de l'atelier doit satisfaire un équilibre entre la demande en produits et la marge de production dont dispose l'installation, de manière à satisfaire deux critères : la maximisation du bénéfice actualisé et la maximisation des fonctions représentant les retards ou les avances par rapport à l'échéance de synthèse de tous les produits.

Dans ce cadre, l'approche pour modéliser la demande imprécise utilisée dans le cas monocritère est conservée. Par contre, l'algorithme génétique précédemment développé est modifié et adapté à une optimisation multicritère. Cette adaptation concerne uniquement les étapes d'évaluation des critères, le codage et la sélection, et une procédure de tri de Pareto est proposée pour obtenir les solutions non dominées.

2.2.1- Evaluation des critères

L'AG doit optimiser trois fonctions objectifs, le bénéfice actualisé (formulation 11 du chapitre II), une fonction pour la gestion de la production basée sur les retards et sur les avances par rapport à une date échue pour la confection de tous les produits, et le critère traduisant un indice de flexibilité. Elles sont détaillées dans ce qui suit.

2.2.1.1.- Bénéfice Actualisé

Comme précédemment, le critère du Bénéfice actualisé est retenu comme critère économique. Ce critère fait intervenir le coût d'investissement, les dépenses d'exploitation, les recettes, l'amortissement et les fonds de roulement. Les dépenses et recettes sont fonction de la demande, puisqu'il est supposé que toute la production est vendue.

2.2.1.2.- Critère temporel basé sur les retards ou les avances

Le critère de gestion de la production est lié à la satisfaction d'une contrainte temporelle (formulation 12 du chapitre II). Il fait intervenir une opération de comparaison entre H et $\sum_{i=1}^I H_i$. Comme expliqué dans le chapitre II, il a été choisi de représenter l'horizon de temps à respecter H par un horizon de temps rectangulaire.

La somme des horizons de temps nécessaires pour satisfaire chaque demande de produit doit être inférieure à un horizon de temps donné, mais en raison de la nature des nombres flous, huit cas ont été retenus. La figure 2 montre qualitativement les huit cas qu'il est possible d'obtenir, le cas 1 est le résultat idéal parce que la somme des horizons de temps est incluse dans l'horizon de temps à respecter (rectangle). Les cas 2, 4, 6 et 8 sont des solutions caractérisées par une avance et les cas 3, 5 et 7 sont des solutions montrant des retards.

Il est à noter que le fonctionnement multicritère implique qu'il n'est plus nécessaire d'éliminer les individus ne respectant pas la contrainte de temps (comme cela avait été fait, dans le cas monocritère, en associant une force nulle aux individus infaisables). Ici, les contraintes sont gérées par un mode de sélection approprié (explicité par la suite). Le nouveau mode opératoire ne nécessite donc plus de créer une population initiale respectant la contrainte sur l'horizon de temps : tous les individus inclus dans les catégories 1 à 8 sont donc acceptés pour générer la population initiale.

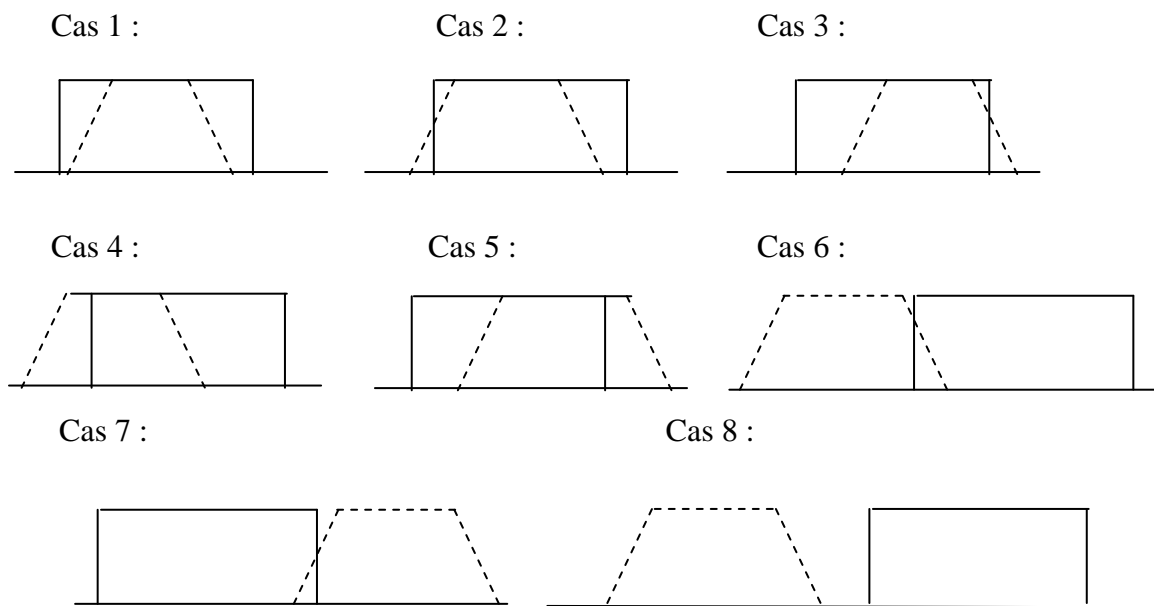


Figure 2 - Huit cas d'avance/retard possibles d'obtenir lors de l'optimisation multicritère.

Le critère temporel retenu est appelé par la suite « surface commune ». Il s'agit de l'aire commune entre la somme des horizons de temps (trapèze) et l'horizon de temps à respecter (rectangle). Le calcul du critère dépend de chaque cas : par exemple pour le cas 1, le critère représente la valeur maximale caractéristique des solutions qui arrivent juste à temps.

Le critère relatif aux avances (2, 4, 6 et 8) ou aux retards (3, 5 et 7) est calculé par les formules 1 et 2 respectivement. La valeur ω est un facteur de pénalisation, déterminé par une analyse de sensibilité, en cherchant à équilibrer les deux critères du problème et en pénalisant davantage les retards que les avances (on choisit $\omega > 1$). Pour le cas 8, une valeur nulle est attribuée au critère.

$$\text{Max Critère des avances} = (\text{Surface commune}) * \omega \quad \text{Eq.1}$$

$$\text{Max Critère des retards} = (\text{Surface commune}) / \omega \quad \text{Eq.2}$$

2.2.1.3.- Critère par indice de flexibilité

La flexibilité est une propriété recherchée pour un atelier discontinu. Un autre avantage de l'approche floue est justement son aptitude à caractériser la flexibilité de l'atelier. Pour ce faire, un indice de flexibilité, basé sur le gain de production qu'un atelier serait susceptible de produire (dans le cas d'une avance) ou d'une perte de production (dans le cas d'un retard) est calculé. Le raisonnement suivi est explicité dans le cas d'une avance (voir figure 3).

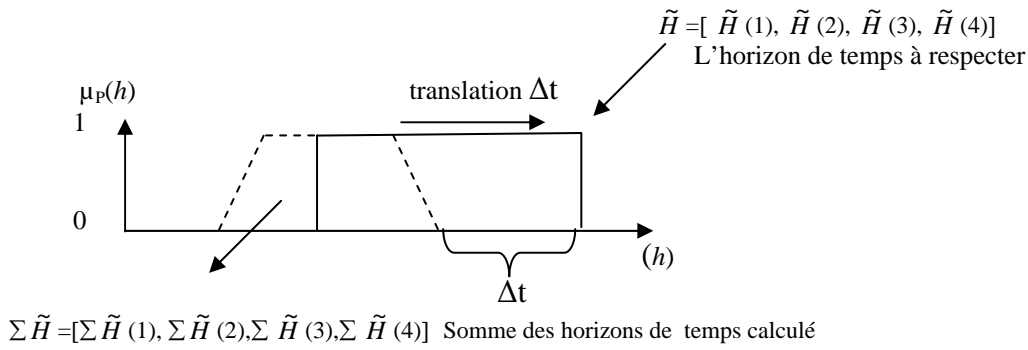


Figure 3 - Indice de flexibilité pour le cas d'avance.

Ceci conduit à opérer une translation sur le TrFN relatif à l'horizon de production calculé de façon à mettre en butée $\Sigma \tilde{H} (4)$ et la borne maximale de l'horizon de production imparti ; Le temps Δt est utilisé pour produire une quantité additionnelle de produits.

Le critère par indice de flexibilité met en évidence la capacité de la configuration choisie à produire une éventuelle demande supplémentaire. Pour obtenir l'indice de flexibilité pour le cas 1 et les cas des avances, le temps disponible pour produire une possible demande additionnelle est calculé. Pour calculer ce temps disponible (\tilde{H}^*), on effectue la soustraction entre la dernière valeur de l'horizon de temps du rectangle $\tilde{H} (4)$ et la plus grande valeur de la somme des horizons de temps calculé ($\Sigma \tilde{H} (4)$).

$$\tilde{H}^* = \tilde{H} (4) - \Sigma \tilde{H} (4) \tag{Eq.3}$$

Comme le temps disponible est une quantité sûre, il est représenté par un point, ceci permet, de plus, de profiter au maximum de l'espace libre entre $\Sigma \tilde{H} (4)$ et $\tilde{H} (4)$. La somme entre le temps disponible calculé (\tilde{H}^*) et la somme des horizons de temps ($\Sigma \tilde{H}$) doit être inférieure à l'horizon de temps à respecter \tilde{H} (voir la figure 4).

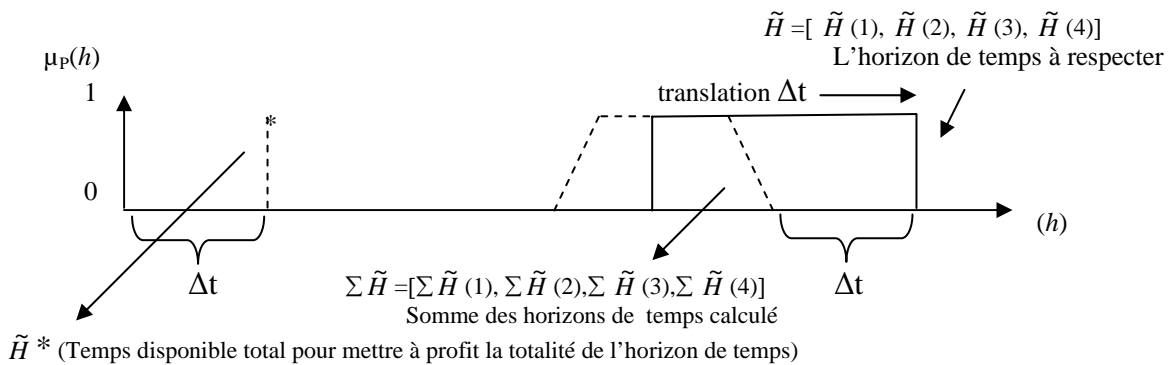


Figure 4 - Temps disponible calculé (\tilde{H}^*) pour produire une éventuelle demande supplémentaire.

Il a été choisi arbitrairement de répartir équitablement le temps entre le nombre de produits à élaborer :

$$\text{Temps disponible pour chaque produit} = \tilde{H}^* / \text{nombre de produits} \quad \text{Eq.4}$$

Pour calculer la demande additionnelle à produire pour chaque produit, la formulation suivante impliquant le temps disponible et la productivité de chaque produit est utilisée:

$$\tilde{Q}^*_i = \text{Productivité}_i (\text{Temps disponible pour chaque produit}) \quad \text{Eq.5}$$

Pour la nouvelle demande, la somme des demandes de chaque produit est calculée :

$$\tilde{Q}_{\text{nouvelle}} = \sum_{i=1}^I \tilde{Q}^*_i \quad \text{Eq.6}$$

Pour obtenir l'indice de flexibilité, la nouvelle demande et la demande totale à produire sont prises en compte :

$$\tilde{Q}_{\text{total}} = \tilde{Q}_{\text{nouvelle}} + \tilde{Q}_{\text{initial}} \quad \text{Eq.7}$$

Pour calculer l'indice de flexibilité, nous avons divisé \tilde{Q}_{total} par $\tilde{Q}_{\text{initial}}$ en procédant par défuzzification.

$$\text{Indice de flexibilité} = Q_{\text{total}} / Q_{\text{initial}} \quad \text{Eq.8}$$

Un raisonnement similaire est appliqué pour les cas de retard. Ainsi, le temps excédent (\tilde{H}^*) est calculé pour connaître la demande non produite. La manière de calculer ce temps dépend du cas de retard à traiter. Pour le cas 5, le vecteur du temps excédent est calculé de la manière suivante (voir la figure 5) :

$$\tilde{H}^* = [0, 0, \sum \tilde{H}(3) - \tilde{H}(4), \sum \tilde{H}(4) - \tilde{H}(4)] \quad \text{Eq.9}$$

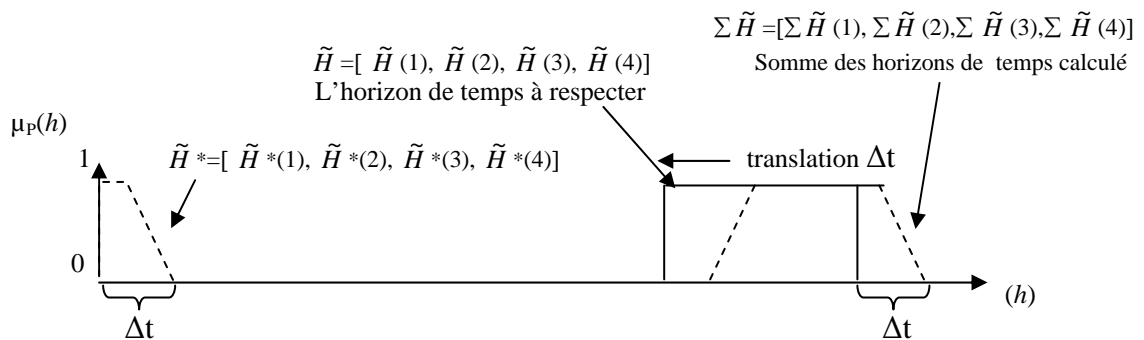


Figure 5 - Le temps excédent (\tilde{H}^*) pour connaître la demande non produite.

Pour les cas de retard, l'indice de flexibilité est déterminé de la même manière que pour les cas d'avance. Les indices de flexibilité dans les cas de retard sont inférieurs à 1.

2.2.2- Codage

Le codage des solutions est réalisé en divisant le chromosome en deux parties. La première représente les volumes des équipements (variables continues dans la formulation initiale), ils sont discrétisés ici par tranches de 50 unités, à l'intérieur de leurs limites supérieures et inférieures. Cette approche est finalement retenue car elle correspond au problème pratique où les volumes d'équipements sont disponibles à travers une gamme de valeurs. La seconde partie du chromosome correspond au nombre d'équipements par étape et la valeur de ces variables discrètes est codée directement dans le chromosome. Ce codage est présenté et illustré dans le chapitre I.

2.2.3- Sélection

L'analyse des algorithmes (VEGA [SCH95], NPGA [HOR94], MOGA [FON93] et SPEA [ZIT99]) montre que le problème d'optimisation multicritère est abordé en incluant des procédures telles que le tri de Pareto ou le concept de niche dans l'évolution de l'algorithme génétique. Ces procédures ajoutent une certaine complexité à l'algorithme et utilisent des paramètres tel le rayon de niche, difficile à déterminer en pratique. Elles se réfèrent au concept de distance entre solutions, de mise en place parfois délicate lorsque les variables à optimiser sont des décisions, telle que l'ordre d'exécution de tâches par exemple. Il n'en demeure pas moins que la possibilité de prendre en compte ces types des variables est un des avantages des algorithmes de type stochastique.

Dedieu [DED01] [DED02] a présenté un algorithme génétique avec un ensemble de solutions composant la population initiale, qu'il fait évoluer vers la solution optimale pour chaque critère séparément. Une des options pour obtenir l'ensemble de solutions optimales au sens de Pareto présentée par Dedieu [DED01], consiste à faire le tri sur l'ensemble de solutions évaluées lors de l'évolution de la population initiale générée aléatoirement, vers la population finale en ne sélectionnant en principe que des « bonnes » solutions pour le critère considéré. Cette méthodologie est appliquée au critère coût d'investissement et à des critères de flexibilité, tels que le nombre de campagnes nécessaires pour atteindre le régime permanent et le nombre d'équipements dans l'atelier. Les critères considérés présentent des comportements plus ou moins antagonistes.

Dietz [DIE04] traite par ailleurs un cas où l'antagonisme entre les deux critères à prendre en compte, économique et environnemental semble qualitativement plus fort. Le but recherché est de permettre à l'algorithme génétique d'évoluer naturellement vers l'ensemble de la zone de solutions optimales au sens de Pareto. Cette évolution s'effectue à partir d'une population initiale généralement composée d'individus peu adaptés aux critères pris en compte ; il faut donc s'assurer que les nouveaux mécanismes définis permettent d'une manière effective la recherche dans la zone de compromis. La méthodologie propose de considérer les aspects multicritères lors de l'étape de sélection et la recherche des solutions de compromis lors de l'étape de croisement. La procédure de sélection étant faite à l'aide de la roulette de Goldberg, une roulette est particulière à chaque critère. Un nombre égal d'individus est sélectionné pour compléter le nombre total des individus qui passeront d'une population à la suivante (figure 6).

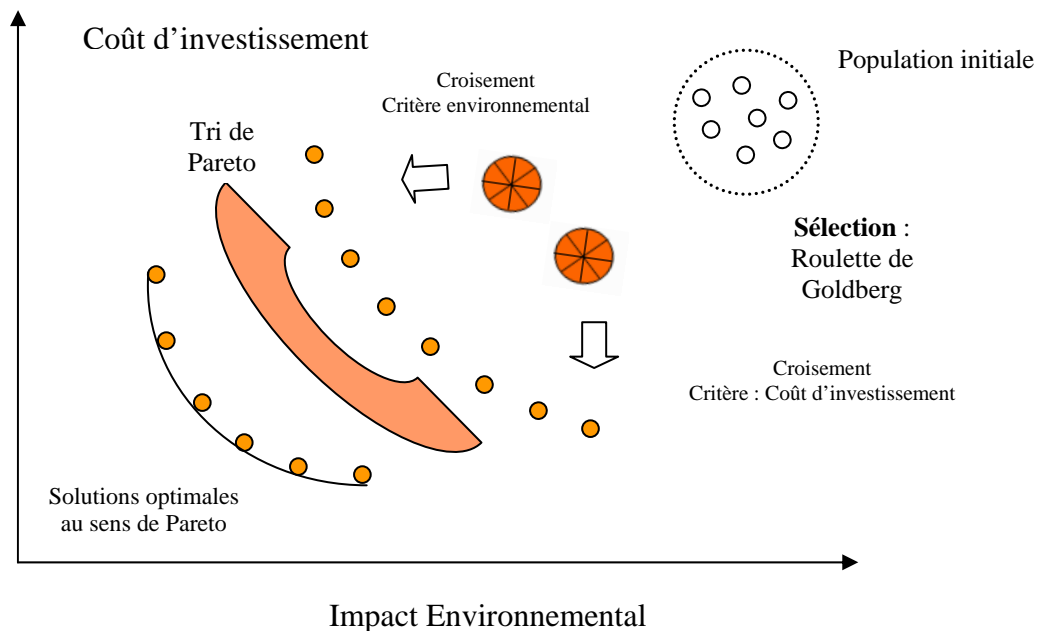


Figure 6 - Algorithme génétique multicritère avec la méthode de sélection : Roulette de Goldberg (d'après Dietz et al. 2004).

Pour améliorer la recherche de solutions de compromis, il a été choisi de faire évoluer la version de l'algorithme génétique flou pour rechercher simultanément des solutions de compromis entre les différents critères. Il est ainsi proposé comme méthode de sélection une combinaison entre la procédure de tri de Pareto et la méthode de tournoi (figure 7).

Rappelons que la méthode de tournoi sélectionne préférentiellement les individus non dominés du cas 1, ainsi successivement et de manière consécutive la procédure sélectionne ensuite si besoin est les cas 2, 3, 4, 5, 6 et 7 (préférence pour les solutions avec les plus

grandes surfaces communes entre la somme des horizons de temps « trapèze » et l'horizon de temps à respecter « rectangle ») jusqu'arriver au cas 8 (sans surface commune).

Les procédures de sélection du tri de Pareto et par tournoi prenant en compte un tri suivant les critères de dominance de Pareto sont alors mis en oeuvre sur la population d'individus et permet d'extraire l'ensemble des individus non dominés. Après le tri de Pareto, trois possibilités se présentent (voir figure 8):

- ✓ Possibilité 1 : Les individus non dominés sont en nombre égal au nombre de survivants, alors la méthode de sélection est arrêtée.
- ✓ Possibilité 2 : Le nombre d'individus non dominés est supérieur au nombre de survivants nécessaires, alors la méthode de tournoi est appliquée pour éliminer certains des individus non dominés. Dans le tournoi, les individus du cas 1 sont préférentiellement choisis, ainsi successivement (de manière consécutive) jusqu'à arriver au cas 8 (cas d'avance sans surface commune).

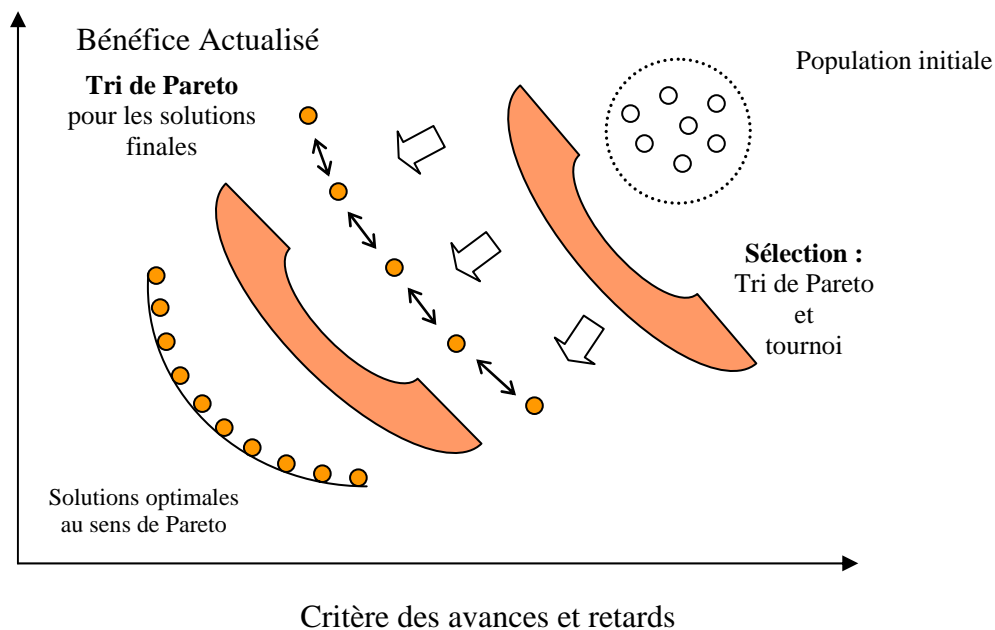


Figure 7 - Algorithme génétique multicritère avec la méthode de sélection : Tri de Pareto et tournoi.

- ✓ Possibilité 3 : Le nombre d'individus non dominés est inférieur au nombre de survivants nécessaires, alors un deuxième tri de Pareto est utilisé pour construire la population (le deuxième tri utilise les individus dominés du premier tri de Pareto). Si la somme entre les individus non dominés du premier et second tri de Pareto est égale au nombre de survivants, alors la méthode de

sélection s'arrête. Si la somme entre les individus non dominés du premier et second tri de Pareto est plus grande que le nombre de survivants souhaité, alors la méthode de tournoi est appliquée pour éliminer des individus en suivant le critère d'élimination de la possibilité 2. Si la somme entre les individus non dominés du premier et second tri de Pareto est plus petite que le nombre de survivants souhaité, alors un tournoi est effectué pour sélectionner des individus parmi ceux dominés, selon les mêmes règles de dominance que précédemment.

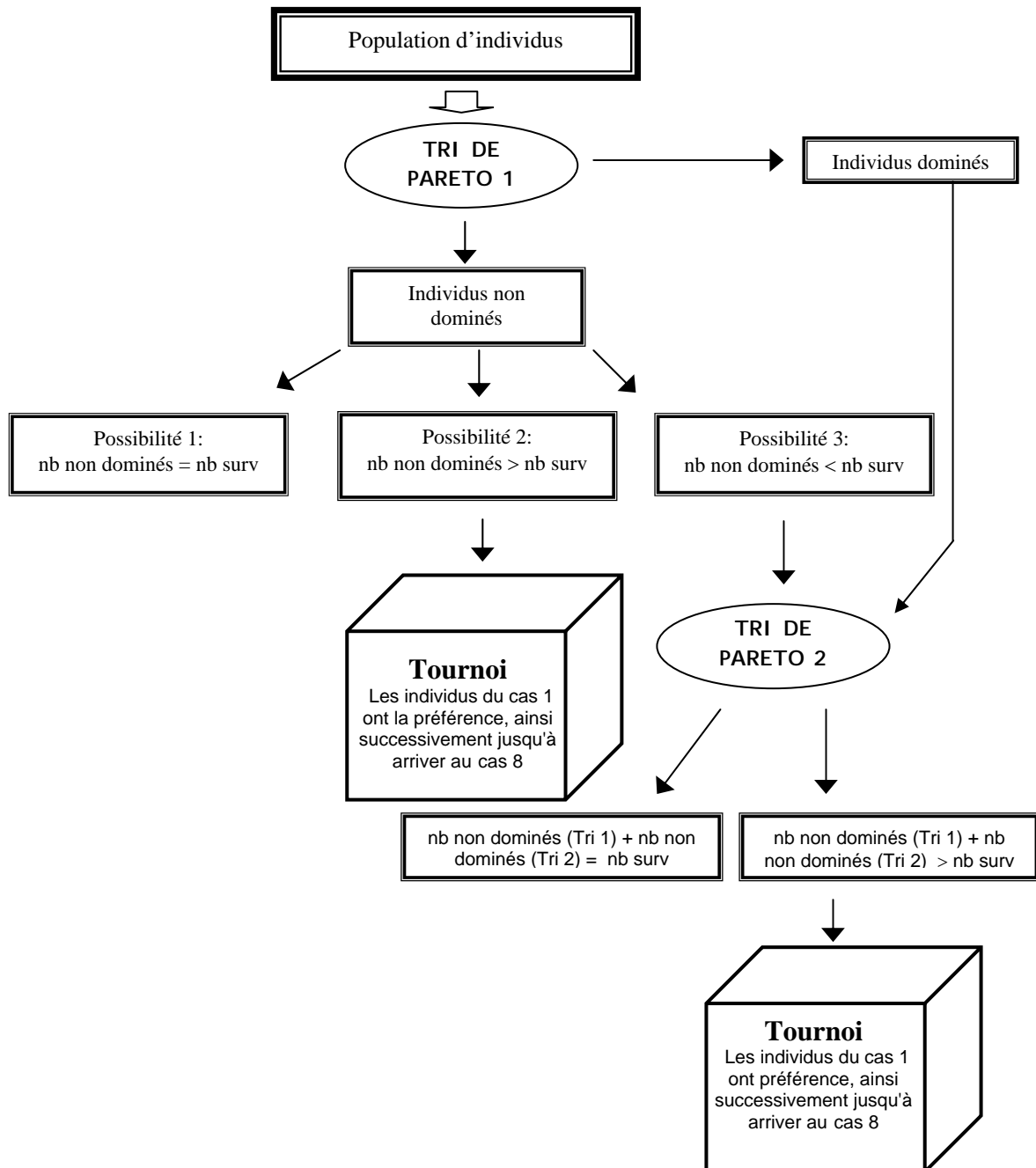


Figure 8 - La méthode de sélection pour l'algorithme génétique flou.

La procédure de croisement de Dietz [DIE04], qui permet de choisir des solutions de compromis est ensuite mise en oeuvre. La population étant composée, en principe, par de « bons » individus, le croisement de deux individus choisis aléatoirement doit permettre d'obtenir, avec une forte probabilité, des solutions présentant des compromis entre les différents critères.

Si la procédure de croisement permet de générer avec une forte probabilité de meilleures solutions que les précédentes, la procédure de mutation reste sans changement, son but demeure la diversification de la recherche et évite la convergence vers des optima locaux.

La méthode de Liou et Wang [LIO92] permettant de comparer les nombres flous est mise en oeuvre pour appliquer la procédure de sélection avec le tri de Pareto et la méthode de tournoi. Une procédure de tri de Pareto terminale repérant l'ensemble de solutions non dominées achève le déroulement de la méthode. La méthodologie est appliquée, comme dans le cas précédent, à l'ensemble des solutions évaluées au cours des générations et, en fin de procédure, il est obtenu l'ensemble des solutions optimales au sens de Pareto. La figure 9 illustre le fonctionnement de l'algorithme génétique flou multicritère.

3. Conception multicritère de l'atelier

Pour cette étude, un critère économique, le bénéfice actualisé, et le critère représentant les retards ou les avances par rapport à une date échue ont été retenus. Dans un premier temps, la prise en compte des critères a été réalisée par paires dans le but de mettre en évidence les tendances générales et d'analyser la performance de la méthode dans un cas de demandes symétrique et asymétrique.

Pour analyser l'optimisation multicritère, l'exemple de taille importante étudié par Modi et al. (28 variables) du chapitre précédent est repris. De cet exemple, sont réutilisés le cas 1, représentant un problème de demandes symétriques, et le cas 3 traitant le problème de demandes asymétriques. Les données de l'exemple sont indiquées dans le tableau 2 du chapitre I, et les trapèzes représentant les demandes pour chaque cas ont été construits en prenant comme références les demandes originelles. Le tableau 1 montre les demandes et les pourcentages d'ouverture des deux cas à traiter pour l'optimisation multicritère.

Les paramètres de l'algorithme génétique retenus pour l'optimisation multicritère sont les mêmes que pour l'optimisation monocritère : une taille de population de 200, un nombre de générations de 400 et des taux de survie et mutation respectivement de 0,4 et 0,3.

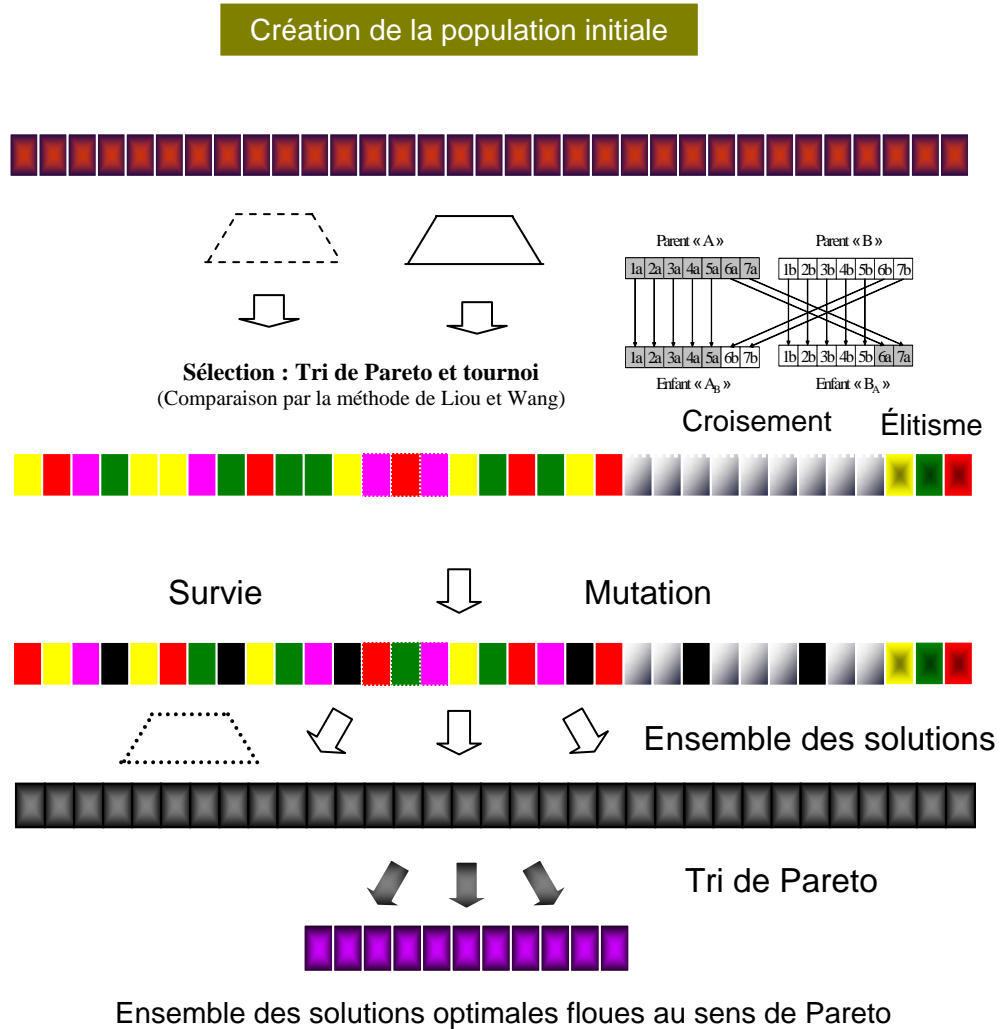


Figure 9 - Fonctionnement de l'algorithme génétique flou multicritère.

La politique pour choisir les meilleures configurations de l'atelier à la fin de l'optimisation multicritère est la suivante :

- ✓ Prendre comme meilleure solution le cas 1 parce que la configuration respecte la contrainte du temps (le trapèze de la somme du temps de production est inclus dans le rectangle qui représente l'horizon de temps à respecter) ;

- ✓ Les individus non dominés du cas 2 sont des solutions intéressantes parce qu'ils ont un niveau acceptable de bénéfice actualisé et arrivent en avance par rapport au temps à respecter.
- ✓ Les configurations de l'atelier du cas 3 sont des solutions avec un bénéfice actualisé important et un retard de temps non considérable (les retards de ces configurations ont un degré de possibilité inférieur à 1).
- ✓ Les individus non dominés des cas d'avance (cas 4, 6 et 8) sont des solutions acceptables mais avec un bénéfice actualisé fréquemment inférieur aux cas 1 et 2.
- ✓ Les solutions des cas de retard sont des solutions très risquées car le délai pour produire toute la demande est insuffisant. Ces configurations ne sont pas prises comme solution au problème de conception.

<p>Cas symétrique</p>	<p>* Les Valeurs de référence sont: $Q_1=437000$ $Q_2=324000$ $Q_3=258000$ $H=6000$</p>	
<p>Q de référence</p>	<p>H de référence</p>	<p>Même ouverture pour les trois demandes</p> <p>$\tilde{Q}_1=[428260, 432630, 441370, 445740]$ (kg)</p> <p>$\tilde{Q}_2=[317520, 320760, 327240, 330480]$ (kg)</p> <p>$\tilde{Q}_3=[252840, 255420, 260580, 263160]$ (kg)</p> <p>$\tilde{H} = [5800, 5800, 6200, 6200]$ (h)</p>
<p>Cas Asymétrique</p>	<p>\tilde{Q}_1 \tilde{Q}_2 \tilde{Q}_3 \tilde{H}</p>	
<p>$\tilde{Q}_1=[419520, 428260, 441370, 454480]$ (kg) $\tilde{Q}_2=[311040, 319140, 330480, 336960]$ (kg) $\tilde{Q}_3=[247680, 258000, 263160, 268320]$ (kg) $\tilde{H}=[5760, 5760, 6240, 6240]$ (h)</p>		

Tableau 1 - Valeurs des demandes et de l'horizon de temps correspondant aux deux cas étudiés (symétrique et asymétrique).

3.1. Optimisation bicritère bénéfice actualisé- surface commune

La première analyse bicritère prend en considération le bénéfice actualisé et le critère qui représente les avances ou retards au moyen du calcul de la surface commune entre l'horizon de temps à respecter et la somme totale des temps de production. Pour le calcul du critère des avances et retards par surface, il est nécessaire de déterminer le facteur de pénalisation avec la finalité de donner un avantage aux solutions en avance et pénaliser les solutions qui ne respectent pas la restriction du temps (par la nature des nombres flous).

Une étude réalisée en examinant différents facteurs de pénalisation $\omega=2, 3, 4$ pour le cas asymétrique, fournit comme résultats les graphiques présentés dans l'annexe 1 de ce chapitre. Pour construire ces graphiques, la valeur moyenne du bénéfice actualisé, calculé par la méthode de Liou et Wang pour comparer les nombres flous, est toujours utilisée.

Les graphiques présentés dans cette annexe montrent un comportement semblable pour les trois facteurs de pénalisation en obtenant les mêmes solutions, dans le cas 2 d'avance et aussi bien dans les cas de retards 3, 5 et 7. L'augmentation du facteur de pénalisation a pour conséquence une différence plus grande entre les solutions des avances et retards, mais n'affecte pas les solutions obtenues. Avec les facteurs de pénalisation 2, 3 et 4 il est obtenu respectivement 238, 258 et 251 solutions non dominées respectivement, montrant ainsi que le facteur intervient peu dans les résultats de l'optimisation.

3.1.1- Demande symétrique

Dans le cas de la demande symétrique, les trois essais réalisés obtiennent des évolutions semblables avec des solutions non dominées des cas 1, 3, 5 et 7. Parmi ceux-ci, l'analyse des résultats de l'essai avec la valeur du bénéfice actualisé plus élevée du cas 1 des trois essais est réalisée. La figure 10 et le tableau 2, présentent les 147 individus non dominés et les résultats des différents cas. Dans les figures suivantes, sont désignés par noyau inférieur (respectivement supérieur) les bornes inférieures (respectivement supérieures) du noyau.

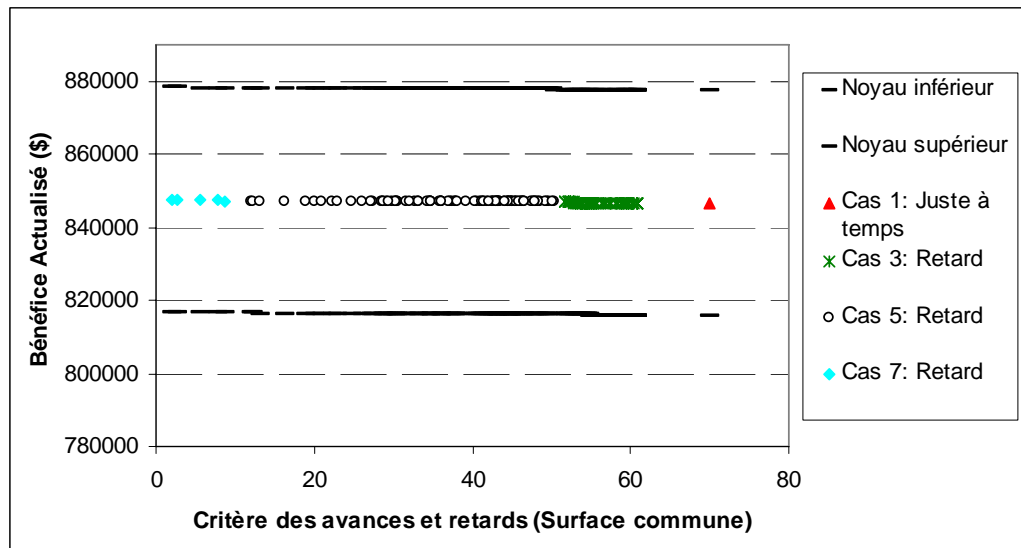


Figure 10 - Evolution de l'optimisation bénéfice-surface commune pour l'exemple symétrique.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	1	0	49	0	92	0	5	0
%	0.6	0	33.3	0	62.5	0	3.6	0

Tableau 2 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas.

La figure 10 montre une solution du cas 1 (juste à temps) et d'autres solutions possibles du cas 3 avec des bénéfices supérieurs à ceux du cas 1. Ces configurations présentant des retards sont cependant considérées comme des solutions intéressantes parce que le nombre d'heures manquant pour produire toute la demande a un degré d'appartenance inférieur à 1. Ceci signifie que le degré de possibilité des solutions arrivant en retard est peu important. Les cas 5 et 7 ont un bénéfice actualisé acceptable, mais ce sont des solutions inacceptables, vu le nombre d'heures manquant pour obtenir la production requise.

Le tableau 3 et la figure 11 montrent les résultats du cas 1 et deux solutions du cas 3. Les configurations analysées du cas 3 ont été choisies en prenant en considération la solution avec la surface commune plus grande (cas 3a) et une solution avec une surface similaire du cas 3a mais avec un meilleur bénéfice actualisé (cas 3b). Les bénéfices obtenus des solutions non dominées ont le même pourcentage d'ouverture en prenant comme référence la moyenne du trapèze.

	Bénéfice Actualisé (valeur de la comparaison floue)	Surface commune	Bénéfice actualisé flou (\$) et somme des horizons de temps flous (heures)
Cas 1	846495	maximale	$\tilde{B}_{act} = [784834, 815665, 877325, 908156]$ $\Sigma \tilde{H} = [5955, 6015, 6137, 6198]$
Cas 3a	846497	60	$\tilde{B}_{act} = [784836, 815666, 877327, 908158]$ $\Sigma \tilde{H} = [5960, 602,1 6142, 6203]$
Cas 3b	846641	59	$\tilde{B}_{act} = [784980, 815811, 877471, 908302]$ $\Sigma \tilde{H} = [5977, 6038, 6160, 6221]$
Optimisation monocritère-AG (demande fixe)	-----	-----	Bact= 859056 $\Sigma H = 5999$

Tableau 3 - Résultats de l'optimisation floue et l'optimisation monocritère avec la demande fixe.

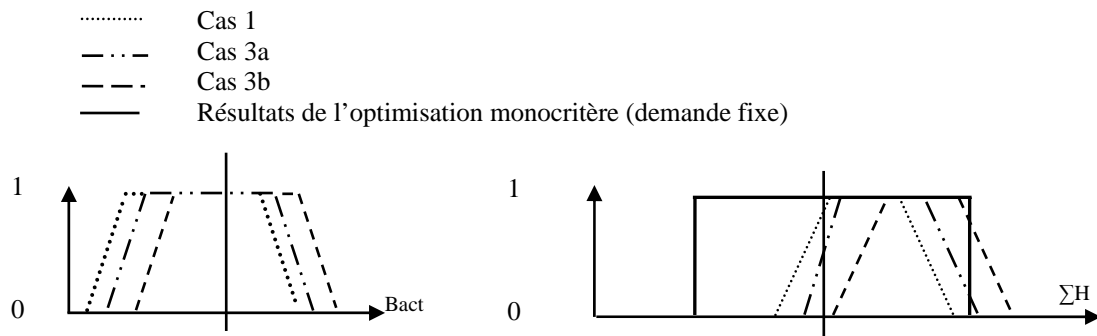


Figure 11 - Représentation trapézoïdale des résultats de l'optimisation floue et de l'optimisation monocritère avec la demande fixe (tracé central)

Après analyse des résultats, les trois configurations constituent des solutions possibles au problème. La meilleure solution est celle du cas 1 parce qu'elle représente une solution sûre et qu'elle satisfait les délais. La configuration 3a a un bénéfice supérieur à la solution du cas 1 et le nombre d'heures manquant pour produire toute la demande est faible (3 heures). La solution 3b présente le meilleur bénéfice et son retard de 22 heures n'est pas considéré comme pénalisant vu que son noyau appartient à l'intervalle de l'horizon de temps. Les configurations obtenues sont présentées en détail dans l'annexe 2.

3.1.2- Demande asymétrique

Pour le cas de la demande asymétrique, les trois essais obtiennent des solutions similaires au cas symétrique avec l'unique différence que l'algorithme n'a trouvé aucune solution appartenant au cas 1, parce que le rectangle représentant l'horizon de temps à respecter est plus petit que les trapèzes obtenus par la somme des temps de production. Ceci est dû aux

demandes asymétriques avec ses différentes pentes intervenant pour obtenir ce type de trapèze.

Des solutions non dominées du cas 2 (avance) et des cas de retard 3, 5 et 7 ont été obtenues comme dans le cas symétrique. Sur le tableau 4 et la figure 12, les 238 individus non dominés obtenus et les résultats des différents cas de l'essai sont présentés.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	0	12	145	0	69	0	12	0
%	0	5.4	60.3	0	28.9	0	5.4	0

Tableau 4 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues pour chaque cas.

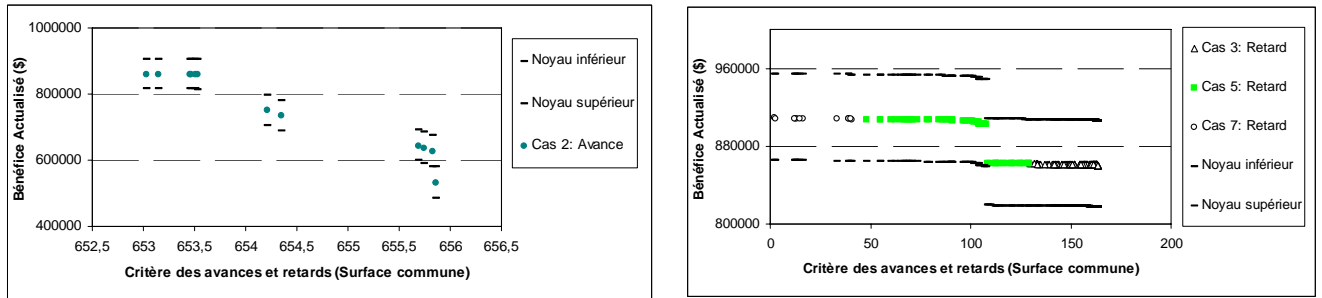


Figure 12 - Graphiques montrant les solutions d'avance et de retard.

Les 4 différents niveaux du cas 2 avec une surface commune semblable et un bénéfice actualisé très différent sont sur le graphique gauche de la figure 12. Une solution non dominée du cas 2 avec le meilleur et le pire bénéfice actualisé est choisie pour observer le comportement des coûts d'investissement et d'opération de chaque atelier. Les tableaux 5 et 6 montrent des informations complémentaires des deux solutions.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8100	9950	9950	5500	7600	10000	550	3250	1950	7250	6500	450	3250	850
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	6.2	$\tilde{B}_{act} = [736121$			817367	906145	$\tilde{V}_p = [721978$					
B	1229	6.2	981801]					742346 764042 782142]					
C	964	5.9						$\tilde{D}_p = [227633$					
								233902 240801 246603]					
								$I = 699932$		$A_p = 139986$			
								$f = 104990$		$V_s = 2289$			
								$\Sigma \tilde{H}_i = [5759$					
								5917 6090 6239]					

Tableau 5 - Solution non dominée avec le meilleur bénéfice actualisé du cas 2.

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
3600	7600	8400	6150	4700	7650	9400	1600	9350	5400	6300	4750	3900	5850
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	3	3	3	2	2	1	2	2	2	2	1	2	2
Produit	B_{is}	T_{Lj}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	434	4.0	$\tilde{B}_{act} = [396659 \quad 484379 \quad 580981$			$\tilde{V}_p = [721978 \quad 742346 \quad 764042 \quad 782142]$							
B	645	4.1	662839]			$\tilde{D}_p = [306867 \quad 315134 \quad 324553 \quad 332439]$							
C	785	4.6				$I = 768978 \quad A_p = 153796$							
						$f = 115347 \quad V_i = 1496$							
						$\Sigma \tilde{H}_i = [5759 \quad 5919 \quad 6095 \quad 6239]$							

Tableau 6 - Solution non dominée avec le pire bénéfice actualisé du cas 2.

Le tableau 6 montre un atelier plus cher avec des coûts d'investissement et opérateurs supérieurs à l'autre solution (cet atelier a des tailles de lots et des volume de bacs de stockage intermédiaire plus petits). La solution conduisant au meilleur bénéfice a pour chaque étape des équipements plus petits.

Les deux ateliers achèvent le traitement de tous les produits presque en même temps. La surface commune pour les deux configurations est très semblable parce que la somme des nombres flous représentant les temps de production se caractérise par des bornes de support égales, mais présentant une petite variation sur les différentes inclinaisons de ses pentes.

Pour traiter le cas asymétrique, les analyses de la solution du cas 2 avec le meilleur bénéfice et de celles pour le cas 3 présentant d'une part la surface commune plus grande et d'autre part le meilleur bénéfice sont retenues. La figure 13 et le tableau 7 présentent, outre les résultats des solutions choisies, le résultat de l'optimisation monocritère avec des demandes fixées.

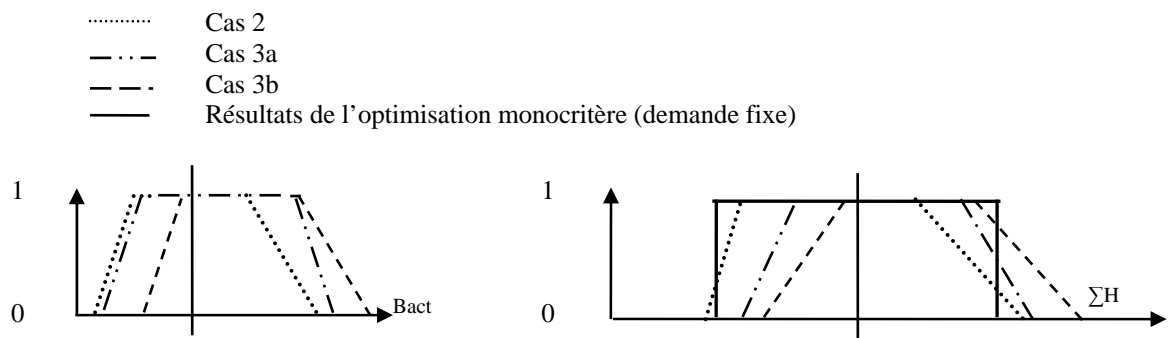


Figure 13 - Représentation trapézoïdale des résultats de l'optimisation floue pour le cas asymétrique et de l'optimisation monocritère avec une demande fixe (tracé central).

Après analyse des résultats, deux solutions au problème sont à envisager. La première est celle du cas 2 parce qu'elle a un bénéfice acceptable et que la configuration permet d'arriver avant le terme limite établi (2 heures d'avance). Des solutions du cas 3, la solution 3a est retenue parce qu'elle a un bénéfice plus grand en comparaison du cas 2 et son retard n'est que de 13 heures (degré d'appartenance inférieur à 1). La solution 3b a un bénéfice acceptable mais son retard est considéré représentatif (134 heures). Les configurations choisies sont présentées en détail dans l'annexe 2.

3.1.3- Comparaison entre les méthodes de sélection : la roulette de Goldberg et la combinaison tri de Pareto-tournoi

Pour évaluer la performance de la méthode de sélection de l'algorithme génétique flou (combinaison de tri de Pareto et tournoi), il est proposé d'éprouver l'algorithme modifié avec la méthode de sélection de la roulette de Goldberg, c'est-à-dire, utilisant une roulette pour chaque critère comme dans les travaux de Dietz [DIE04]. Les mêmes paramètres pour l'AG avec la procédure de sélection tri de Pareto-tournoi, sont employés avec la méthode de la roulette.

	Bénéfice Actualisé (valeur de la comparaison floue)	Surface commune	Bénéfice actualisé flou (\$) et somme des horizons de temps floue (heures)
Cas 2	860358	653	$\tilde{B}_{act} = [736120, 817367, 906144, 981801]$ $\Sigma \tilde{H} = [5758, 5916, 6089, 6238]$
Cas 3a	860550	163	$\tilde{B}_{act} = [736327, 817565, 906332, 981976]$ $\Sigma \tilde{H} = [5772, 5930, 6104, 6253]$
Cas 3b	861823	129	$\tilde{B}_{act} = [737489, 818728, 907495, 983139]$ $\Sigma \tilde{H} = [5883, 6045, 6222, 6374]$
Optimisation monocritère-AG (demande fixe)	-----	-----	Bact= 859056 $\Sigma H = 5999$

Tableau 7 - Résultats de l'optimisation floue et de l'optimisation monocritère avec la demande fixe.

Trois essais sont réalisés pour chaque exemple (symétrique et asymétrique) et le choix final se fait sur les meilleures solutions du cas 1 et 2. Le tableau 8 montre le nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenus par chaque cas (l'AG a obtenu 5 solutions non dominées, une solution pour chaque cas 1, 2, 4, 7 et 8).

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	1	1	0	1	0	0	1	1
%	20	20	0	20	0	0	20	20

Tableau 8 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas.

Le tableau 9 présentant les résultats obtenus par l'optimisation avec la roulette de Goldberg pour l'exemple symétrique montre que les bénéfices obtenus sont inférieurs à ceux fournis par de l'optimisation avec la méthode de tri de Pareto et tournoi.

	Bénéfice Actualisé (valeur de la comparaison floue)	Surface commune	Bénéfice actualisé flou (\$)
Cas 1	728640	valeur très grande	$\tilde{B}_{act} = [664537, 696589, 760692, 792744]$
Cas 2	729675	529	$\tilde{B}_{act} = [666463, 698069, 761280, 79288]$
Cas 4	742017	385	$\tilde{B}_{act} = [678238, 710128, 773907, 805796]$
Cas 7	765163	5	$\tilde{B}_{act} = [703423, 734293, 796033, 826903]$
Cas 8	775198	0	$\tilde{B}_{act} = [713181, 744190, 806207, 837215]$

Tableau 9 - Résultats de l'optimisation floue pour le cas symétrique avec la méthode de la roulette de Goldberg.

Pour l'exemple asymétrique, 14 solutions non dominées du cas 2 sont obtenues. Le tableau 10 présente les meilleurs bénéfices actualisés obtenus pour le cas 2.

	Bénéfice Actualisé (valeur de la comparaison floue)	Surface commune	Bénéfice actualisé flou (\$)
Cas 2	801100	652	$\tilde{B}_{act} = [674290, 757230, 847863, 925018]$
Cas 2	744867	654	$\tilde{B}_{act} = [615298, 699887, 792518, 871765]$
Cas 2	734560	655	$\tilde{B}_{act} = [605212, 689720, 782122, 861185]$
Cas 2	803136	31	$\tilde{B}_{act} = [676649, 759260, 849770, 926867]$

Tableau 10 - Résultats de l'optimisation floue pour le cas asymétrique avec la méthode de la roulette de Goldberg.

Le cas asymétrique obtient des bénéfices actualisés inférieurs aux résultats obtenus avec l'autre méthode de sélection examinée auparavant. Le tableau 11 montre la comparaison des résultats obtenus avec les deux méthodes.

En conclusion la méthode de sélection avec tri de Pareto et tournoi obtient davantage de solutions non dominées (147 et 238), en comparaison avec la méthode de la roulette de Goldberg (5 et 14).

Cas	Méthode de sélection	Solutions non dominées	Cas obtenus	Meilleure solution du bénéfice actualisé des cas 1 ou cas 2.
Symétrique	Roulette	5	Cas : 1,2, 4, 7 et 8	Cas 1 : $\tilde{B}_{act} = [664537, 696589, 760692, 792744]$
Symétrique	Tri de Pareto et tournoi	147	Cas : 1,3, 5 et 7	Cas 1 : $\tilde{B}_{act} = [784834, 815665, 877325, 908156]$
Asymétrique	Roulette	14	Cas : 2	Cas 2 : $\tilde{B}_{act} = [674290, 757230, 847863, 925018]$
Asymétrique	Tri de Pareto et tournoi	238	Cas : 2,3, 5 et 7	Cas 2: $\tilde{B}_{act} = [736120, 817367, 906144, 981801]$

Tableau 11 - Résultats de l'optimisation floue des méthodes de sélection : Roulette de Goldberg et tri de Pareto et tournoi.

3.2. Optimisation bicritère bénéfice actualisé-indice de flexibilité

La seconde analyse bicritère prend en considération le bénéfice actualisé et le critère qui représente l'indice de flexibilité de la configuration choisie pour produire une éventuelle demande supplémentaire. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les mêmes que pour l'optimisation bicritère précédente.

3.2.1- Demande symétrique

Pour le cas de la demande symétrique, trois essais sont effectués et obtiennent des évolutions similaires avec des solutions non dominées du cas 1 et des cas d'avance et retard.

Pour analyser les résultats, l'essai avec la valeur du bénéfice actualisé la plus grande du cas 1 des trois essais réalisés est choisi. Sur les figures 14 et 15 et le tableau 12, les 249 individus non dominés et les résultats des différents cas obtenus de l'essai sont présentés.

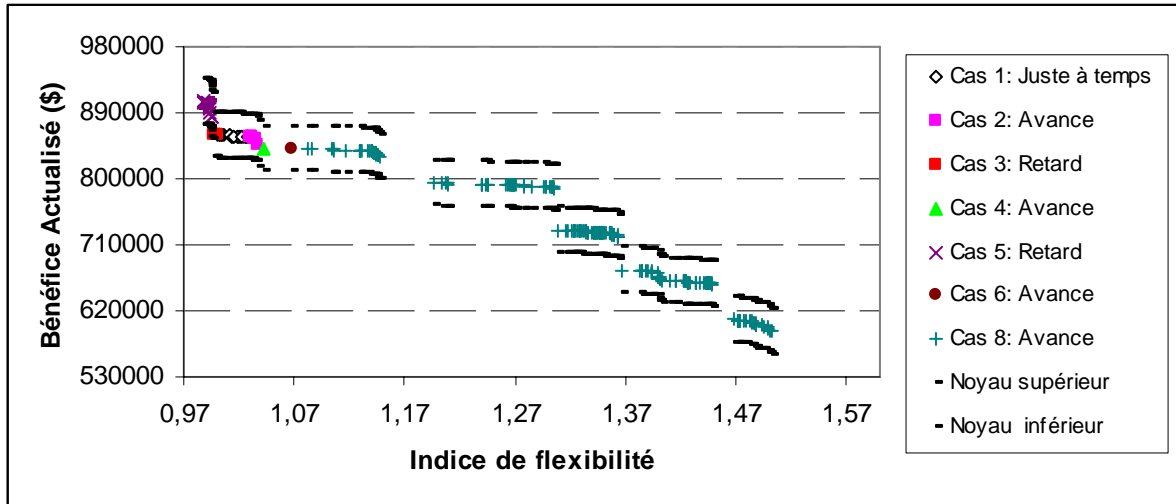


Figure 14 - Graphique de l'optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique.

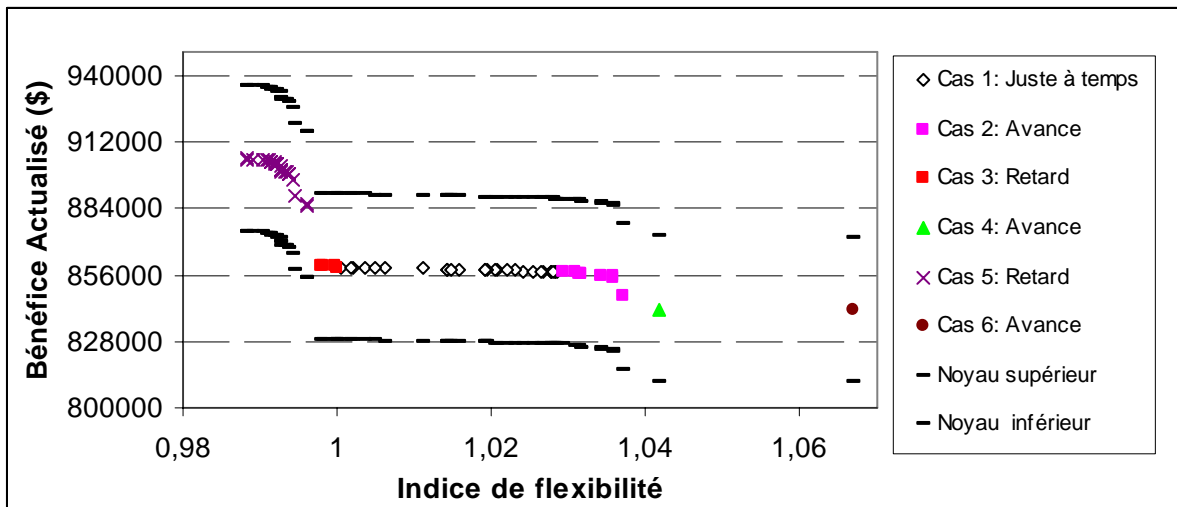


Figure 15 - Graphique de l'optimisation bénéfice-indice de flexibilité sans le cas 8.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	28	10	5	1	24	1	0	180
%	11.2	4.1	2.8	0.4	9.0	0.4	0	72.1

Tableau 12 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas pour le cas symétrique.

Le graphique montre plusieurs solutions du cas 1 (juste à temps) avec des bénéfices semblables et une variation importante pour l'indice de flexibilité. Les solutions du cas 2 sont jugées intéressantes parce qu'elles ont des bénéfices semblables au cas 1 mais avec un meilleur indice de flexibilité. D'autres solutions intéressantes sont relatives au cas 3 mais leur indice de flexibilité est inférieur à 1 (il représente la demande non produite).

Pour analyser les meilleures solutions, deux ateliers du cas 1, une solution avec un indice de flexibilité intermédiaire et l'autre avec l'indice de flexibilité le plus grand sont choisies. C'est ainsi qu'il est retenu du cas 2, la solution qui présente le bénéfice actualisé le plus grand et une solution du cas 3 avec l'indice de flexibilité le plus proche à 1. Les cas d'avance 4, 6 et 8 ont des bénéfices inférieurs comparés aux autres cas. Les solutions du cas de retard 5 sont considérées comme peu satisfaisantes.

La figure 16 et le tableau 13 montrent les résultats et l'information complémentaire des cas 1, 2 et 3. Le bénéfice additionnel est calculé sur la nouvelle demande, obtenu à partir du temps disponible calculé \tilde{H}^* .

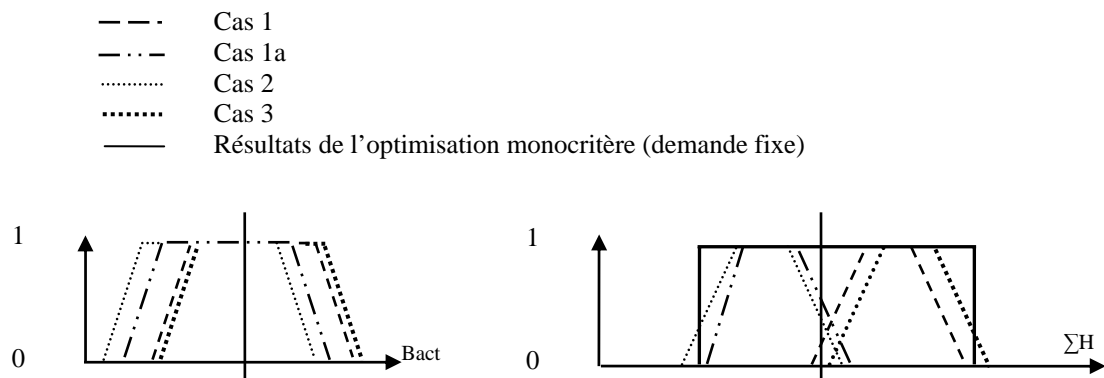


Figure 16 - Représentation trapézoïdale des résultats de l'optimisation floue pour les cas 1, 1a, 2 et 3

Après analyse des résultats, les ateliers 1a et 2 sont considérés comme les solutions au problème parce que disposant de temps pour produire une demande supplémentaire, elles obtiennent un bénéfice total supérieur comparé à celui des deux autres solutions. Les ateliers retenus sont présentés en détail dans l'annexe 2.

	Bénéfice Actualisé (valeur de la comparaison floue)	Indice de flexibilité	Bénéfice actualisé flou (\$), somme des horizons de temps floue (heures) et bénéfice total (\$)
Cas 1	859252	1.01	$\tilde{B}_{act} = [797825 \ 828539 \ 889967 \ 920681]$ $\Sigma \tilde{H} = [5954 \ 6014 \ 6136 \ 6197]$ Bact additionnel= 299 $\tilde{B}_{act \ total} = [798124 \ 828838 \ 890266 \ 920980]$
Cas 1a	857316	1.028	$\tilde{B}_{act} = [795897 \ 826607 \ 888027 \ 918737]$ $\Sigma \tilde{H} = [5800 \ 5860 \ 5978 \ 6037]$ Bact additionnel= 14992 $\tilde{B}_{act \ total} = [810889 \ 841599 \ 903019 \ 933729]$
Cas 2	857305	1.029	$\tilde{B}_{act} = [795894 \ 826600 \ 888012 \ 918718]$ $\Sigma \tilde{H} = [5796 \ 5855 \ 5973 \ 6032]$ Bact additionnel=15469 $\tilde{B}_{act \ total} = [811363 \ 842069 \ 903482 \ 934188]$
Cas 3	859257	0.99	$\tilde{B}_{act} = [797822 \ 828540 \ 889976 \ 920694]$ $\Sigma \tilde{H} = [5959 \ 6019 \ 6141 \ 6202]$ Bact additionnel=-157 $\tilde{B}_{act \ total} = [797665 \ 828383 \ 889818 \ 920536]$
Optimisation monocritère- AG (demande fixe)	-----	-----	Bact= 859056 $\Sigma \tilde{H} = 5999$

Tableau 13 - Résultats des cas analysés pour l'optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité.

3.2.2- Demande asymétrique

Pour le cas asymétrique, il est mis en oeuvre la même politique que pour l'optimisation bénéfice-surface commune, en prenant comme exemple l'essai avec le meilleur bénéfice actualisé des cas 1 et 2 (trois essais ont été effectués).

Le tableau 14 et les figures 17 et 18 montrent 277 solutions non dominées des cas d'avance 2, 4, 6 et 8 et des cas de retard 3, 5 et 7. L'exemple asymétrique n'a fourni aucune solution du cas 1, parce que le rectangle qui représente l'horizon de temps à respecter est plus grand que les trapèzes obtenus pour la somme des temps de production.

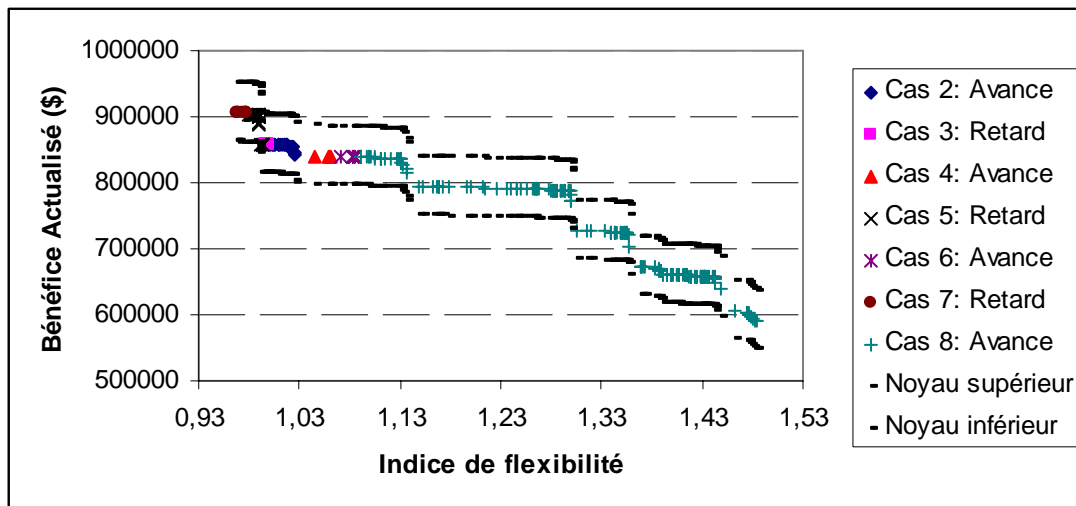


Figure 17 - Optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique.

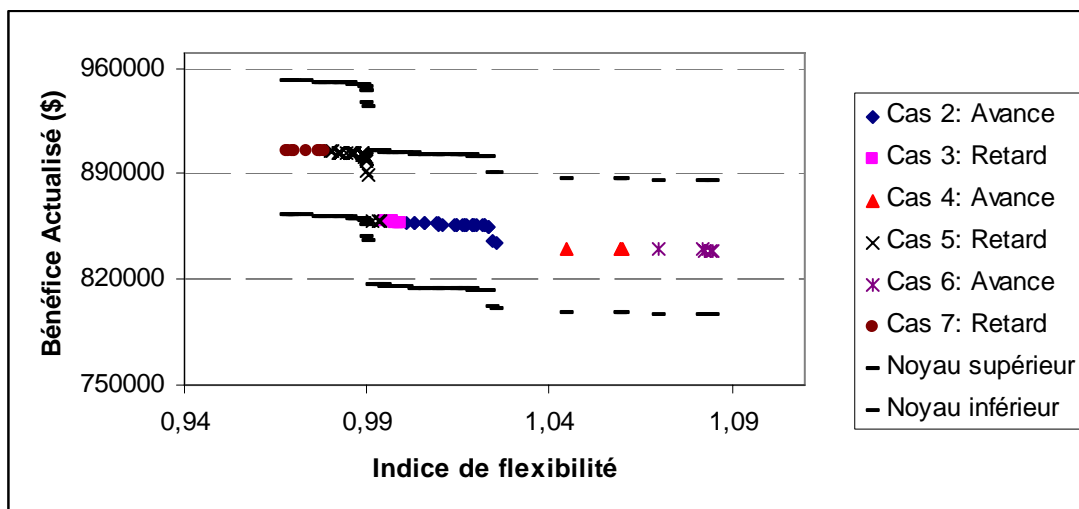


Figure 18 - Graphique de l'optimisation bénéfice-indice de flexibilité sans le cas 8.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	0	28	18	4	29	5	9	184
%	0	10	6.4	1.4	10.8	1.8	3.2	66.4

Tableau 14 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues pour chaque cas asymétrique

Il est retenu du graphique précédent trois solutions pour analyser le problème. Deux solutions du cas 2, la première est la solution avec le meilleur bénéfice et la seconde

configuration a le meilleur indice de flexibilité. La troisième est celle du cas 3 avec le meilleur indice de flexibilité. Le tableau 15 et la figure 19 indiquent des informations sur les trois solutions choisies.

	Bénéfice Actualisé (valeur de la comparaison floue)	Indice de flexibilité	Bénéfice actualisé flou (\$), somme des horizons de temps floue (heures) et bénéfice total (\$)
Cas 2	857085	1.005	$\tilde{B}_{act} = [732860 \ 814104 \ 902868 \ 978510]$ $\Sigma \tilde{H} = [5728 \ 5886 \ 6058 \ 6206]$ Bact additionnel=3110 $\tilde{B}_{act \ total} = [735971 \ 817214 \ 905978 \ 981620]$
Cas 2a	854711	1.02	$\tilde{B}_{act} = [730352 \ 811691 \ 900550 \ 976256]$ $\Sigma \tilde{H} = [5637 \ 5792 \ 5961 \ 6107]$ Bact additionnel=12383 $\tilde{B}_{act \ total} = [742735 \ 824073 \ 912933 \ 988638]$
Cas 3	857455	0.99	$\tilde{B}_{act} = [733231 \ 814474 \ 903238 \ 978881]$ $\Sigma \tilde{H} = [5785 \ 5944 \ 6118 \ 6268]$ Bact additionnel=-2479 $\tilde{B}_{act \ total} = [730752 \ 811995 \ 900759 \ 976402]$
Optimisation monocritère- AG (demande fixe)	-----	-----	Bact= 859056 $\Sigma H = 5999$

Tableau 15 - Résultats des cas analysés pour l'optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique.

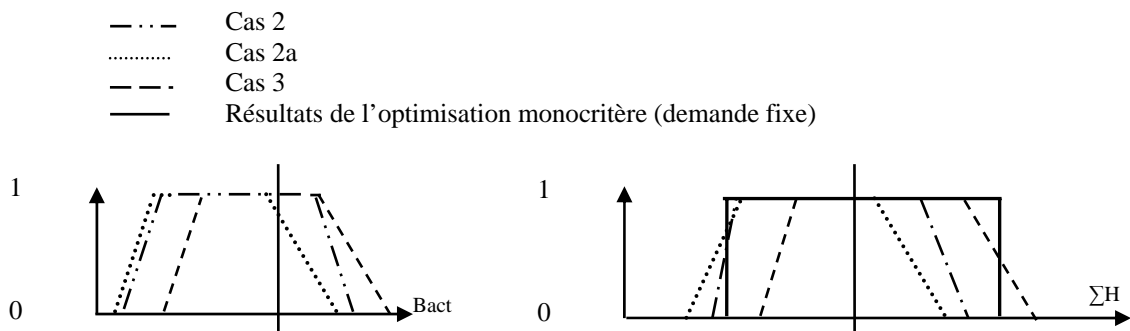


Figure 19 - Représentation trapézoïdale des résultats de l'optimisation floue pour les cas 2, 2a et 3.

Les solutions 2 et 2a sont choisies comme solution de l'exemple de demandes asymétriques parce qu'elles obtiennent un bénéfice total supérieur à celui du cas 3. Les ateliers correspondants sont présentés en détail dans l'annexe 2.

3.2.3- Comparaison des méthodes de sélection : roulette de Goldberg et combinaison du tri de Pareto et tournoi

Pour analyser les performances de la méthode de sélection tri de Pareto et tournoi, la même étude que pour l'optimisation bénéfice actualisé-surface commune est réalisée. Pour ce faire, trois essais pour chaque exemple (symétrique et asymétrique) avec la roulette de Goldberg sont effectués et l'essai fournissant les meilleures solutions du cas 1 et 2 est ensuite choisi.

Les figures 20 et 21 et les tableaux 16 et 17 montrent les solutions non dominées de l'optimisation bicritère bénéfice- indice de flexibilité avec la roulette pour l'exemple symétrique et asymétrique respectivement.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	3	0	1	1	1	0	0	42
%	6.25	0	2.08	2.08	2.08	0	0	87.5

Tableau 16 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas pour le cas symétrique avec la roulette de Goldberg.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	0	0	2	2	2	1	1	45
%	0	0	3.8	3.8	3.8	1.85	1.85	84.9

Tableau 17 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas pour le cas asymétrique avec la roulette de Goldberg.

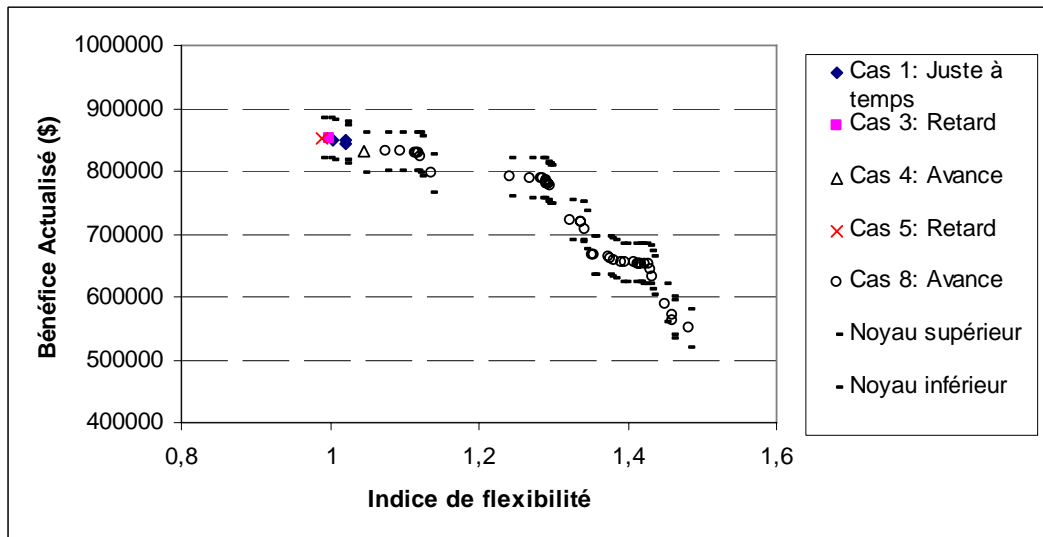


Figure 20 - Optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique avec la roulette de Goldberg.

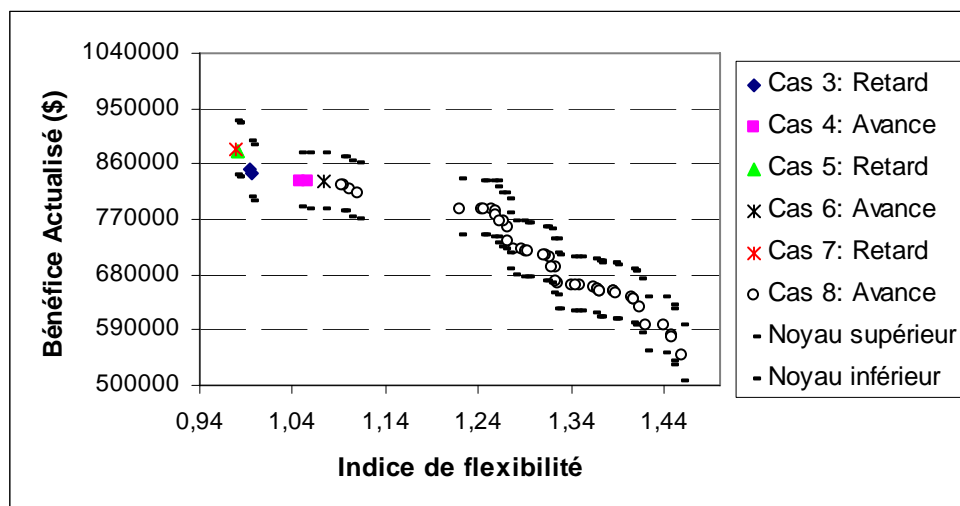


Figure 21 - Optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique avec la roulette de Goldberg.

Pour le cas symétrique, 48 solutions non dominées sont obtenues, une solution pour le cas 1 et des configurations pour les cas 4 et 8 d'avance et les cas 3 et 5 de retards. Pour l'exemple asymétrique, il est obtenu 53 solutions non dominées des cas 3, 4, 5, 6, 7 et 8. Le tableau 18 présente les résultats des deux méthodes de sélection.

Cas	Méthode de sélection	Solutions non dominées	Cas obtenus	Meilleure solution du bénéfice actualisé des cas 1 ou cas 2.
Symétrique	Roulette	48	Cas : 1, 3, 4, 5 et 8	Cas 1 : $\tilde{B}_{act} = [787433, 818349, 880182, 911098]$ Cas 3 : $\tilde{B}_{act} = [790692, 821474, 883039, 913821]$
Symétrique	Tri de Pareto et tournoi	249	Cas : 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 8	Cas 1 : $\tilde{B}_{act} = [797825, 828539, 889967, 920681]$ Cas 3 : $\tilde{B}_{act} = [797822, 828540, 889976, 920694]$
Asymétrique	Roulette	53	Cas: 3, 4, 5, 6, 7 et 8	Cas 3 : $\tilde{B}_{act} = [719385, 800707, 889647, 965569]$ $\tilde{B}_{act} = [725198, 806943, 896264, 972373]$
Asymétrique	Tri de Pareto et tournoi	277	Cas : 2, 3, 4, 5 et 7	Cas 2: $\tilde{B}_{act} = [732860, 814104, 902868, 978510]$ Cas 3 : $\tilde{B}_{act} = [733231, 814474, 903238, 978881]$

Tableau 18- Résultats de l'optimisation floue pour les 2 méthodes de sélection : Roulette de Goldberg et tri de Pareto et tournoi.

Pour ce jeu de critères également, les bénéfices obtenus des exemples symétriques et asymétriques avec la roulette sont inférieurs à ceux de l'optimisation avec la méthode de tri de Pareto et tournoi. Un plus grand nombre d'individus non dominés est obtenu avec la méthode de tri de Pareto parce que la sélection fournit des solutions avec compromis entre les deux critères.

3.3. Optimisation bicritère surface commune - indice de flexibilité

La troisième analyse bicritère prend en considération l'indice de flexibilité et le critère qui représente les avances et les retards au moyen du calcul de la surface commune entre l'horizon de temps à respecter et la somme totale des temps de production.

Les paramètres de l'algorithme génétique et les politiques pour choisir les meilleures solutions sont les mêmes que pour les optimisations bicritère précédentes. Trois essais sont réalisés pour chaque exemple (symétrique et asymétrique) et seuls les résultats avec les meilleures solutions des cas 1 et 2 sont retenus.

3.3.1- Demande symétrique

Pour l'exemple symétrique, 889 solutions non dominées sont obtenues, une configuration du cas 1 et plusieurs solutions des cas d'avance 2, 4 et 8. Le tableau 19 et les figures 22 et 23 présentent les solutions obtenues. Une configuration du cas 8 représentant une solution très en l'avance avec un indice de flexibilité important (sans surface commune) a été obtenue.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	1	325	0	355	0	207	0	1
%	0.19	36.5	0	39.9	0	23.2	0	0.19

Tableau 19- Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas pour le cas symétrique.

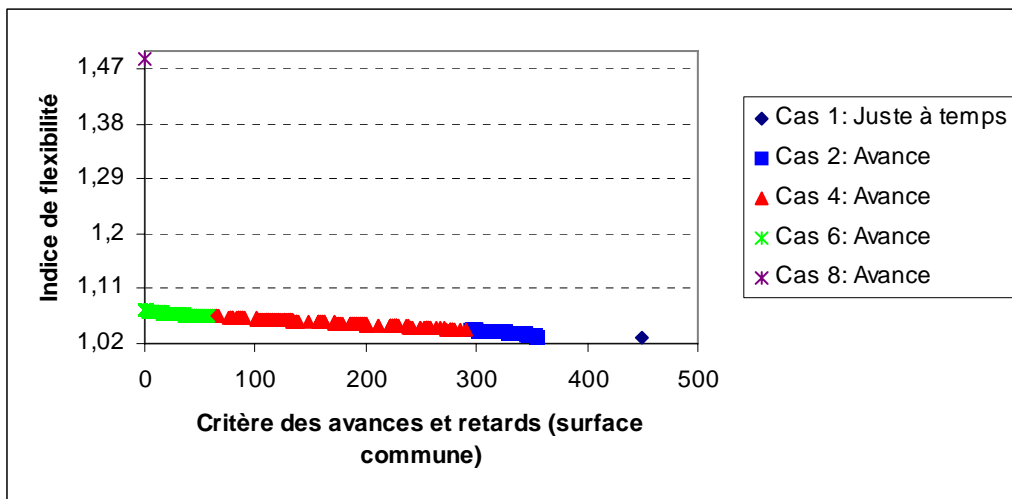


Figure 22 - Graphique de l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique.

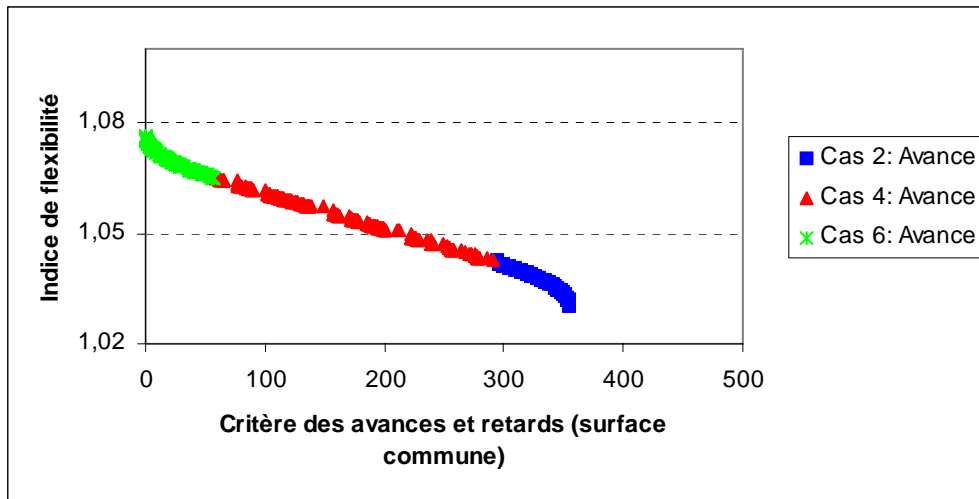


Figure 23 - Graphique de l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique (sans les cas 1 et 8).

Pour analyser les résultats sont retenues la solution du cas 1 et deux solutions du cas 2. Les configurations choisies du cas 2 ont le meilleur et le pire indice de flexibilité. Le tableau 20 montre le résultat de l'optimisation et le calcul du bénéfice de la configuration et le bénéfice total attendu.

	Surface commune	Indice de flexibilité	Bénéfice actualisé flou (\$), somme des horizons de temps flou (heures) et bénéfice total (\$)
Cas 1	450	1.0308	$\Sigma \tilde{H} = [5800 \ 5859 \ 5978 \ 6037]$ $\tilde{B}_{act} = [506512 \ 538352 \ 602033 \ 633873]$ Bact additionnel= 15470 $\tilde{B}_{act \ total} = [521982 \ 553823 \ 617503 \ 649343]$
Cas 2	354	1.0308	$\Sigma \tilde{H} = [5798 \ 5857 \ 5975 \ 6034]$ $\tilde{B}_{act} = [499353 \ 531612 \ 596132 \ 628391]$ Bact additionnel=15359 $\tilde{B}_{act \ total} = [514712 \ 546971 \ 611490 \ 643750]$
Cas 2a	299	1.041	$\Sigma \tilde{H} = [5745 \ 5803 \ 5921 \ 5979]$ $\tilde{B}_{act} = [466608 \ 498562 \ 562471 \ 594426]$ Bact additionnel=20798 $\tilde{B}_{act \ total} = [487405 \ 519360 \ 583269 \ 615223]$

Tableau 20- Résultats des cas analysés pour l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique.

Le tableau 20 indique que la solution du cas 1 est la configuration ayant le bénéfice total le plus grand comparativement aux deux autres solutions. Les bénéfices calculés de l'optimisation indice de flexibilité-surface commune sont très inférieurs aux optimisations précédentes.

3.3.2- Demande asymétrique

Pour le cas asymétrique, la même politique est reprise que pour les optimisations précédentes avec comme exemple l'essai avec les meilleures solutions du cas 2. La figure 24 et le tableau 21 fournissent les solutions non dominées des cas d'avance 2, 4, 6 et 8.

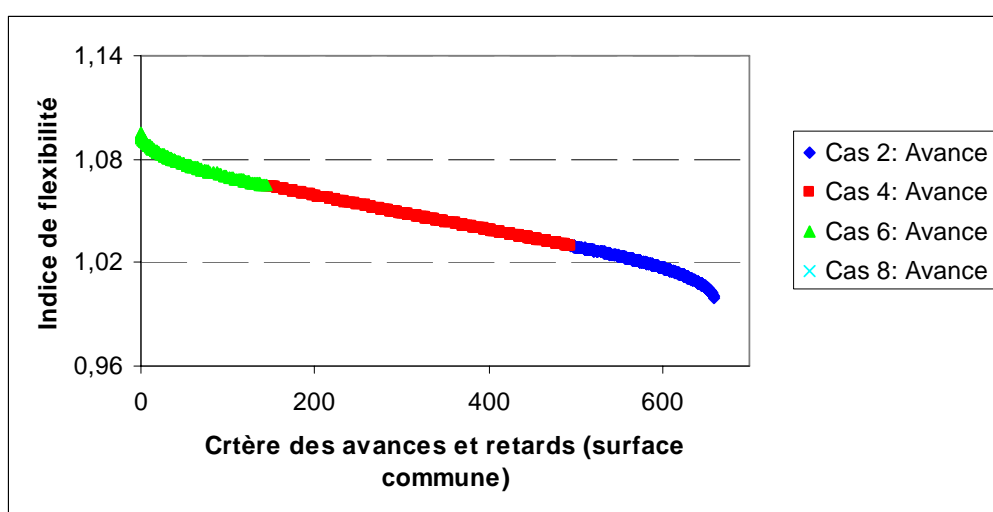


Figure 24 - Graphique de l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	0	812	0	557	0	179	0	1
%	0	52.4	0	35.9	0	11.7	0	0

Tableau 21 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas pour le cas asymétrique.

Pour analyser les résultats obtenus de l'exemple asymétrique, deux solutions du cas 2 sont choisies. La solution 2 présente la plus grande surface tandis que la configuration 2a a l'aire commune la plus petite. Le tableau 22 fournit le résultat de l'optimisation et le calcul du bénéfice de la configuration et le bénéfice total attendu.

	Surface commune	Indice de flexibilité	Bénéfice actualisé flou (\$), somme des horizons de temps floue (heures) et bénéfice total (\$)
Cas 2	653	1.0042	$\Sigma \tilde{H} = [5738 \ 5889 \ 6068 \ 6217]$ $\tilde{B}_{act} = [353965 \ 442181 \ 538940 \ 620044]$ Bact additionnel= 2022 $\tilde{B}_{act \ total} = [355986 \ 444203 \ 540962 \ 622066]$
Cas 2a	500	1.0291	$\Sigma \tilde{H} = [5616 \ 5763 \ 5937 \ 6084]$ $\tilde{B}_{act} = [412058 \ 496799 \ 589484 \ 667814]$ Bact additionnel= 14787 $\tilde{B}_{act \ total} = [426845 \ 511587 \ 604272 \ 682601]$
Cas 4	493	1.0297	$\Sigma \tilde{H} = [5612 \ 5760 \ 5933 \ 6080]$ $\tilde{B}_{act} = [434335 \ 518717 \ 611051 \ 689136]$ Bact additionnel= 15188 $\tilde{B}_{act \ total} = [449523 \ 533905 \ 626238 \ 704323]$
Cas 4a	147	1.0643	$\Sigma \tilde{H} = [5451 \ 5594 \ 5762 \ 5906]$ $\tilde{B}_{act} = [358266 \ 445390 \ 540818 \ 621223]$ Bact additionnel= 31119 $\tilde{B}_{act \ total} = [389385 \ 476508 \ 571937 \ 652341]$
Optimisation monocritère-AG (demande fixe)	----- -	-----	Bact= 859056 $\Sigma H = 5999$

Tableau 22 - Résultats des cas analysés pour l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique.

Le tableau indique que la solution du cas 2a est celle ayant la configuration avec le bénéfice total le plus grand comparé à l'autre solution. Les bénéfices calculés de l'optimisation sont très inférieurs par rapport aux optimisations précédentes.

3.3.3- Comparaison entre les méthodes de sélection : la roulette de Goldberg et la combinaison du tri de Pareto et tournoi

Pour faire la comparaison entre la méthode de sélection de la roulette de Goldberg et celle du tri de Pareto-tournoi, une étude est faite avec la méthode de la roulette pour l'optimisation indice de flexibilité- surface commune. Les mêmes politiques et paramètres des optimisations précédentes sont repris.

La figure 25 et le tableau 23 fournissent les résultats de l'optimisation pour l'exemple symétrique.

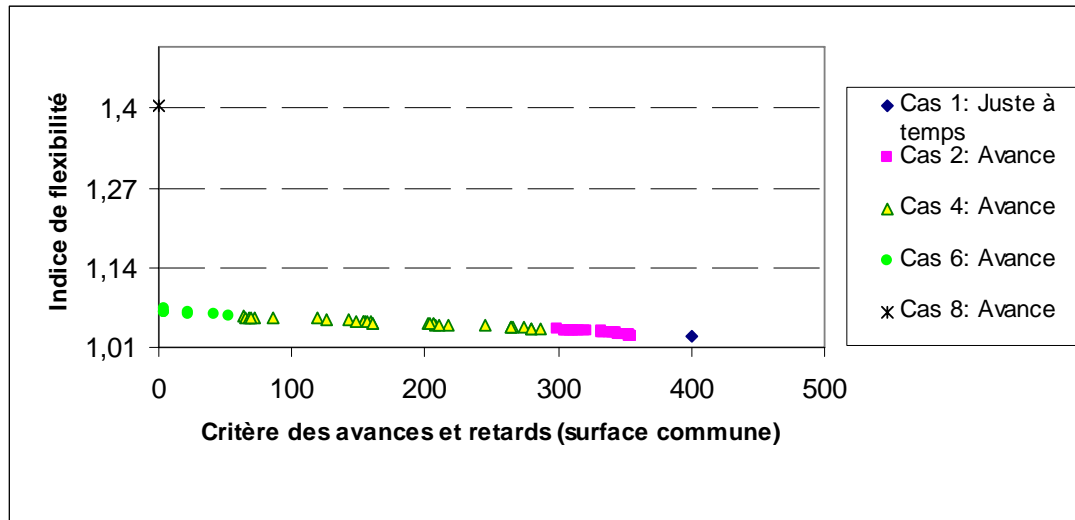


Figure 25 - Graphique de l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique avec la méthode de la roulette de Goldberg.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	1	35	0	31	0	8	0	1
%	1.3	46.0	0	40.9	0	10.5	0	1.3

Tableau 23 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas (cas symétriques).

Les graphiques de l'exemple symétrique comporte 76 solutions non dominées du cas 1 et des cas d'avance 2, 4, 6 et 8. Pour l'exemple asymétrique 722 solutions non dominées sont obtenues sur les cas d'avance 2, 4, 6 et 8.

La figure 26 et le tableau 24 fournissent les résultats de l'optimisation pour l'exemple asymétrique.

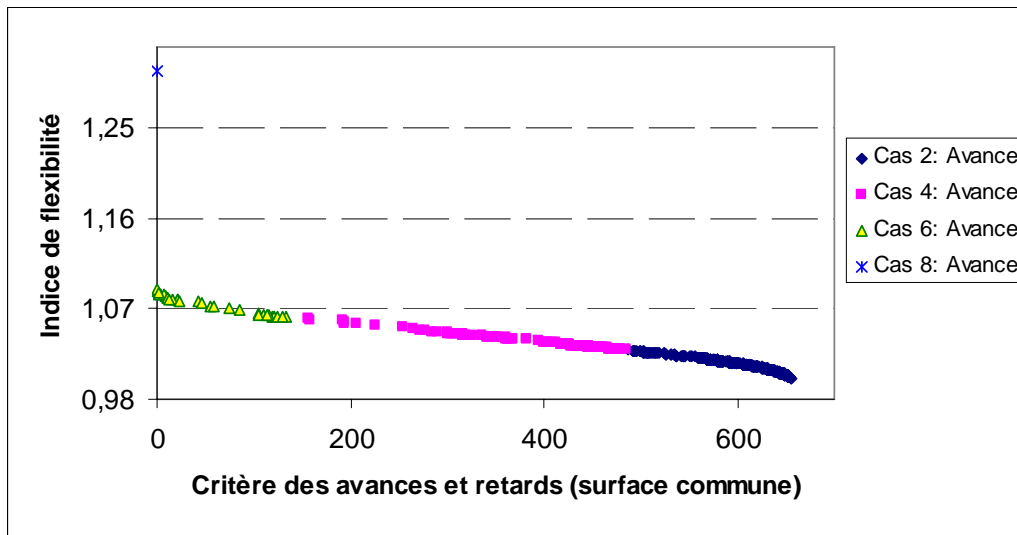


Figure 26 - Graphique de l'optimisation surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique avec la méthode de la roulette de Goldberg.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	0	542	0	147	0	32	0	1
%	0	75	0	20.3	0	4.4	0	0.13

Tableau 24 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas (cas asymétriques).

Le tableau 25 présente la comparaison des deux méthodes de sélection. Il a été obtenu un nombre plus important des solutions non dominées avec la méthode de sélection du tri de Pareto-tournoi pour les deux exemples (symétrique et asymétrique).

3.4. Optimisation tricritère bénéfice actualisé- Critères pour la gestion de la production

La dernière étape consiste en la prise en compte simultanée du critère économique et des deux critères pour la gestion de la production. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les mêmes que pour les optimisations bicritère précédentes : une taille de population de 200, un nombre de générations de 400 et des taux de survie et de mutation respectivement de 0,4 et 0,3.

Cas	Méthode de sélection	Solutions non dominées	Cas obtenus	Critères : Surface commue et indice de flexibilité
Symétrique	Roulette	76	Cas : 1, 2, 4, 6 et 8	Cas 1 : Surface= 400 Indice= 1.0281 Cas 2 : Surface= 352 Indice= 1.0291 Cas 2a : Surface= 296 Indice= 1.0393
Symétrique	Tri de Pareto et tournoi	889	Cas : 1, 2, 4, 6 et 8	Cas 1 : Surface= 450 Indice= 1.0308 Cas 2 : Surface= 354 Indice= 1.0309 Cas 2a : Surface= 299 Indice= 1.041
Asymétrique	Roulette	722	Cas: 2, 4, 6, et 8	Cas 2 : Surface= 649 Indice= 1.004 Cas 2a : Surface= 492 Indice= 1.027 Cas 4 : Surface= 485 Indice= 1.029
Asymétrique	Tri de Pareto et tournoi	1549	Cas : 2, 4, 6 et 8	Cas 2 : Surface= 653 Indice= 1.0042 Cas 2a : Surface= 500 Indice= 1.0291 Cas 4 : Surface= 493 Indice= 1.0297

Tableau 25 - Résultats de l'optimisation floue des méthodes de sélection : Roulette de Goldberg et tri de Pareto et tournoi.

Comme pour les cas précédents, trois essais sont réalisés pour chaque exemple (symétrique et asymétrique) en appliquant la même politique pour choisir les résultats à analyser, c'est-à-dire, prendre les résultats présentant les meilleures solutions des cas 1 et 2 en considérant comme référence le bénéfice actualisé.

3.4.1.- Demande symétrique

La figure 27 et le tableau 26 présentent les 4994 résultats, qui après le tri final de Pareto, fournissent 12 solutions non dominées du cas 1 et des ensembles de solutions représentatifs des cas d'avance 2, 4, 6 et 8.

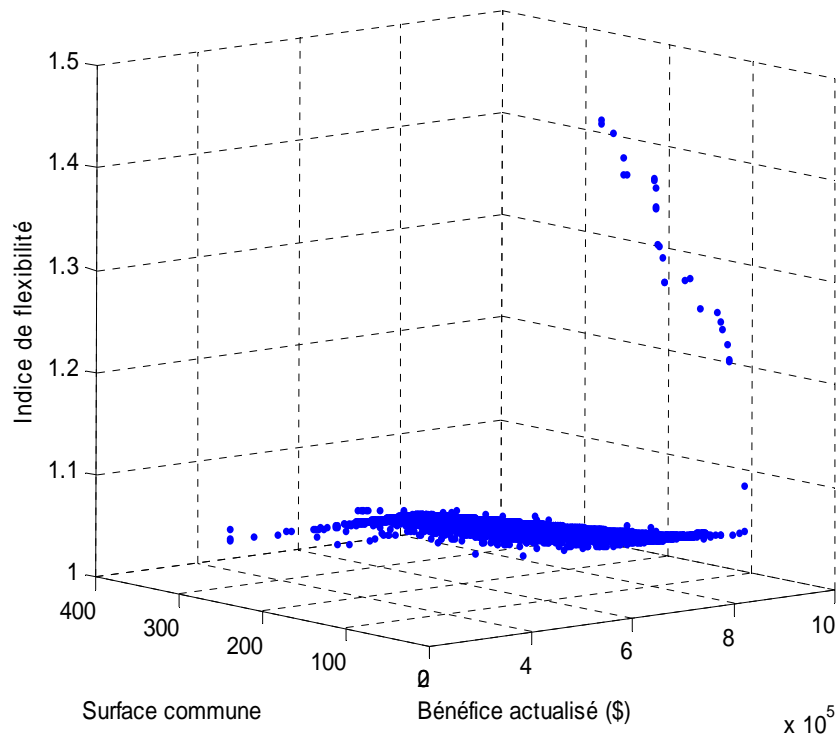


Figure 27 - Résultats de l'optimisation multicritère pour l'exemple symétrique.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	12	1511	0	2917	0	527	0	29
%	0.24	30.2	0	58.4	0	10.58	0	0.58

Tableau 26 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas (cas symétriques).

L'interprétation des résultats étant difficiles sur les figures en trois dimensions, les projections des résultats sur les axes correspondants sont présentées sur les figures 28, 29 et 30 pour le cas symétrique.

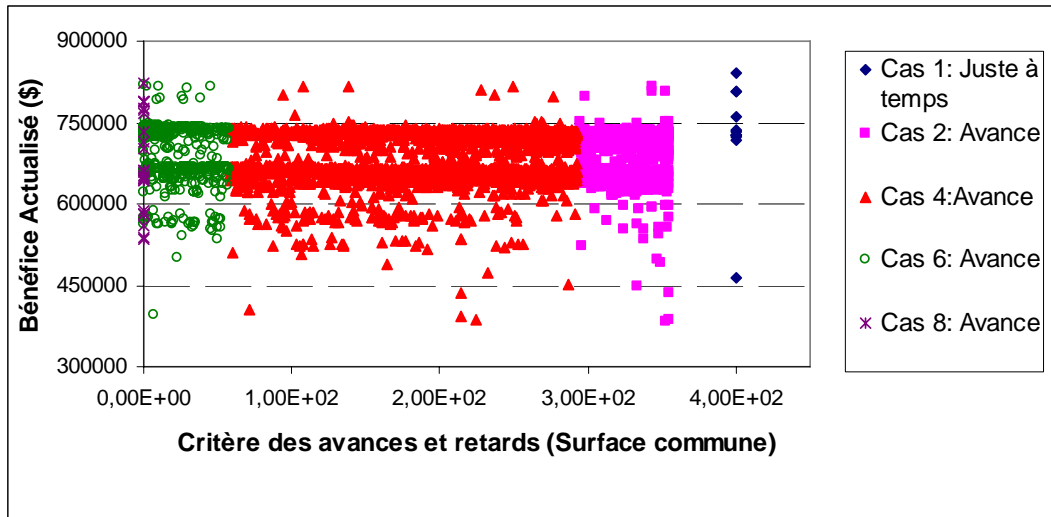


Figure 28 - Projection surface commune-bénéfice actualisé pour l'exemple symétrique.

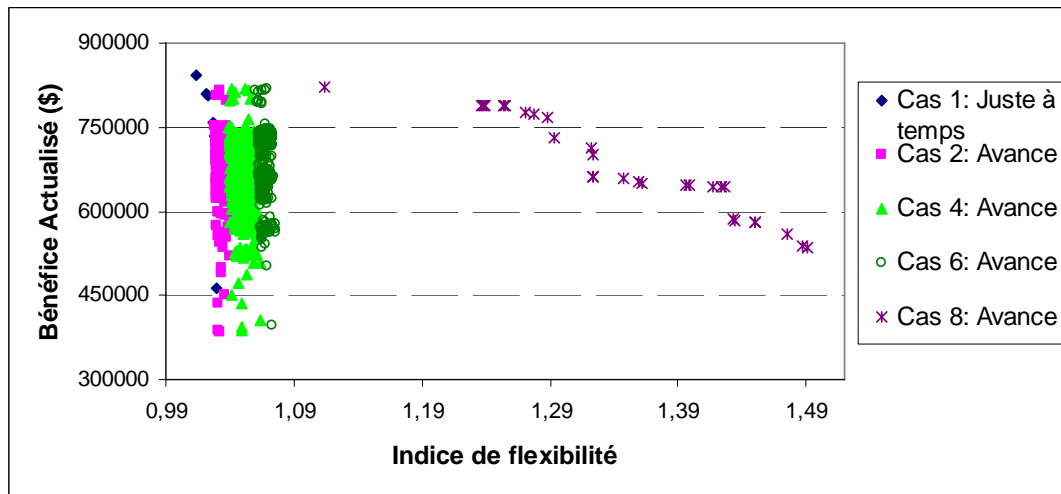


Figure 29 - Projection indice de flexibilité-bénéfice actualisé pour l'exemple symétrique.

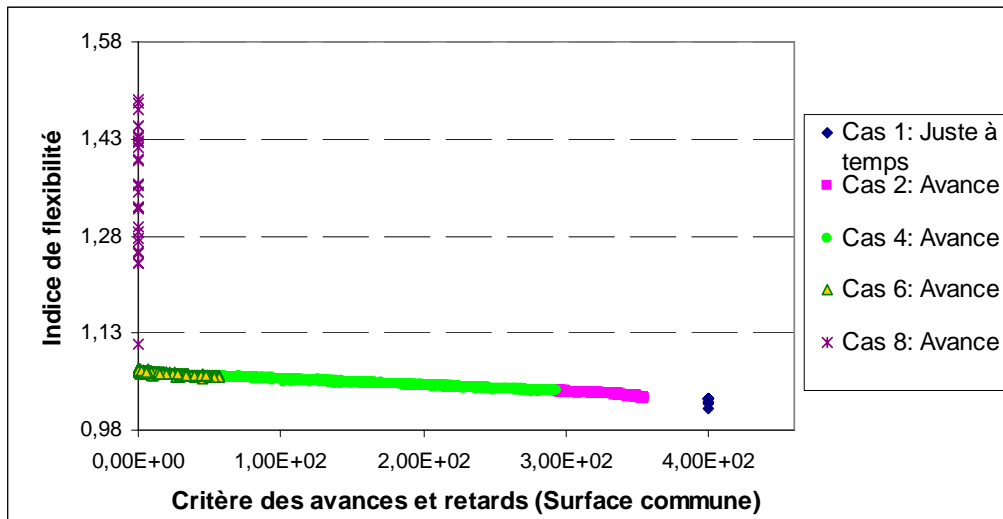


Figure 30 - Projection surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple symétrique.

Pour analyser les résultats obtenus de l'optimisation multicritère, 8 solutions non dominées sont choisies: 3 du cas 1, 2 du cas 2 et 1 des cas 4, 6 et 8 respectivement (voir le tableau 27). Les solutions ont été choisies en prenant en considération les valeurs du bénéfice actualisé et l'indice de flexibilité, comme une possibilité d'obtenir un bénéfice additionnel.

Certaines d'entre elles sont considérées comme solutions intéressantes avec les configurations 1, 4, 6 et 8. La solution 1 obtient un bénéfice actualisé acceptable avec, de plus, la possibilité de réaliser un bénéfice supplémentaire. Bien évidemment les solutions 4, 6 et 8 (cas d'avance) obtiennent des bénéfices actualisés inférieurs comparativement au bénéfice initial du cas 1, mais conduisent à des indices de flexibilité permettant une augmentation de production de 5 à 11%.

Ces solutions sont intéressantes car elles permettent d'augmenter les bénéfices. Le tableau montre les bénéfices supplémentaires obtenus pour les cas d'avance et ceux-ci sont supérieurs au bénéfice total du cas 1. Les ateliers choisis sont présentés en détail dans l'annexe 2.

3.4.2.- Demande asymétrique

La figure 31 et le tableau 28 présentent les 5881 résultats de l'optimisation multicritère obtenant des solutions non dominées des cas d'avance 2, 4, 6 et 8.

	Bénéfice Actualisé	Surface commune	Indice de flexibilité	Bénéfice actualisé flou (\$), somme des horizons de temps floue (heures) et bénéfice total (\$)
Cas 1	841806	maximale	1.013	$\Sigma \tilde{H} = [5882\ 5942\ 6062\ 6122]$ $\tilde{B}_{act} = [779918\ 810862\ 872750\ 903694]$ Bact additionnel= 6867 $\tilde{B}_{act\ total} = [786785\ 817729\ 879617\ 910561]$
Cas 1a	808401	maximale	1.021	$\Sigma \tilde{H} = [5830\ 5890\ 6009\ 6068]$ $\tilde{B}_{act} = [745849\ 777125\ 839677\ 870952]$ Bact additionnel= 10931 $\tilde{B}_{act\ total} = [756781\ 788056\ 850608\ 881883]$
Cas 1b	806709	maximale	1.023	$\Sigma \tilde{H} = [5821\ 5880\ 5999\ 6058]$ $\tilde{B}_{act} = [744217\ 775463\ 837956\ 869202]$ Bact additionnel= 11774 $\tilde{B}_{act\ total} = [755991\ 787238\ 849730\ 880976]$
Cas 2	817056	343	1.031	$\Sigma \tilde{H} = [5775\ 5834\ 5952\ 6011]$ $\tilde{B}_{act} = [754837\ 785947\ 848166\ 879276]$ Bact additionnel= 16022 $\tilde{B}_{act\ total} = [770859\ 801969\ 864189\ 879276]$
Cas 2a	807108	352	1.029	$\Sigma \tilde{H} = [5788\ 5847\ 5965\ 6025]$ $\tilde{B}_{act} = [744506\ 775807\ 838409\ 869710]$ Bact additionnel= 14663 $\tilde{B}_{act\ total} = [759170\ 790471\ 853073\ 884374]$
Cas 4	817687	138	1.051	$\Sigma \tilde{H} = [5666\ 5724\ 5840\ 5898]$ $\tilde{B}_{act} = [755877\ 786782\ 848592\ 879497]$ Bact additionnel= 26449 $\tilde{B}_{act\ total} = [782327\ 813232\ 875042\ 905947]$
Cas 6	819640	10	1.069	$\Sigma \tilde{H} = [5574\ 5631\ 5745\ 5802]$ $\tilde{B}_{act} = [757635\ 788637\ 850642\ 881645]$ Bact additionnel= 35194 $\tilde{B}_{act\ total} = [792830\ 823832\ 885837\ 916839]$
Cas 8	822318	0	1.11	$\Sigma \tilde{H} = [5354\ 5409\ 5518\ 5572]$ $\tilde{B}_{act} = [760670\ 791494\ 853142\ 883966]$ Bact additionnel= 58460 $\tilde{B}_{act\ total} = [819130\ 849954\ 911602\ 942426]$

Tableau 27 - Résultats des cas analysés pour l'optimisation multicritère pour l'exemple symétrique.

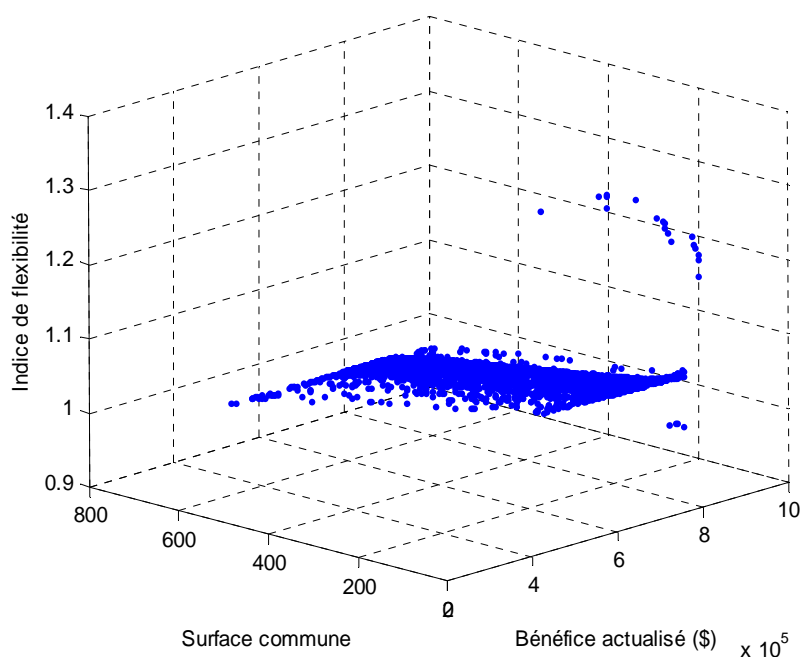


Figure 31 - Résultats de l'optimisation multicritère pour l'exemple asymétrique.

Cas	1	2	3	4	5	6	7	8
Solutions non dominées	0	2467	0	2527	0	868	0	19
%	0	41.9	0	42.9	0	14.88	0	0.32

Tableau 28 - Nombre et pourcentage de solutions non dominées obtenues par chaque cas (cas asymétriques).

Comme pour le cas symétrique, l'interprétation des résultats étant assez délicate à réaliser sur les figures en trois dimensions, les projections des résultats sur les axes correspondants sont présentées sur les figures 32, 33 et 34 pour le cas asymétrique.

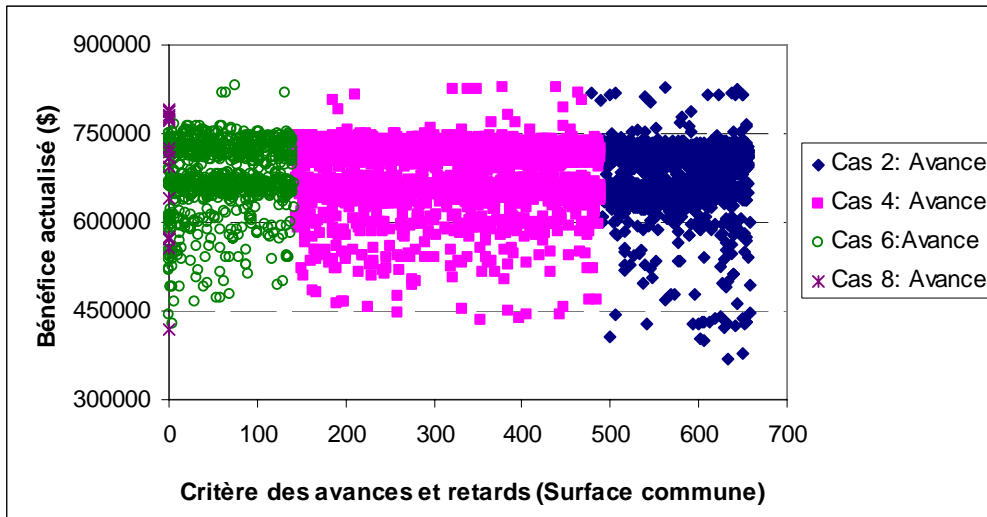


Figure 32 - Projection surface commune-bénéfice actualisé pour l'exemple asymétrique.

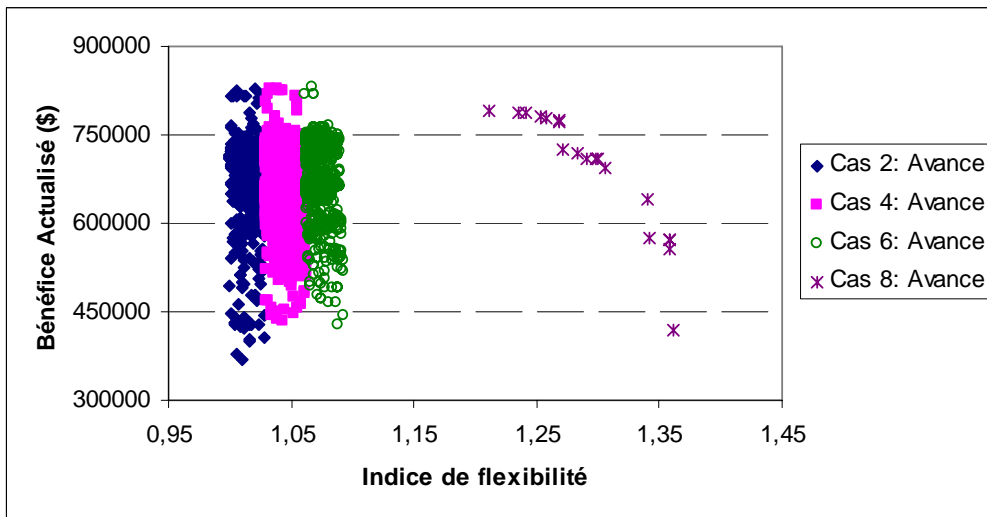


Figure 33 - Projection indice de flexibilité-bénéfice actualisé pour l'exemple asymétrique.

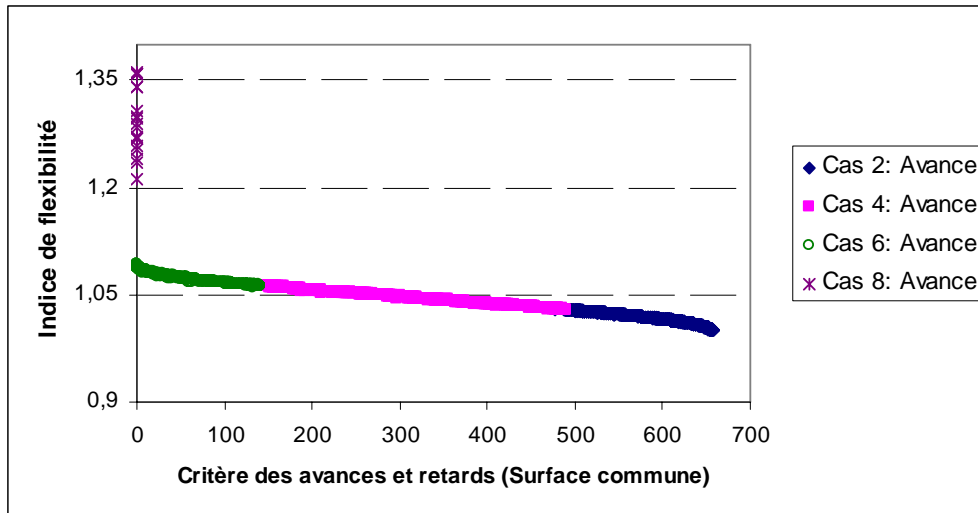


Figure 34 - Projection surface commune-indice de flexibilité pour l'exemple asymétrique.

Pour analyser les résultats obtenus de l'optimisation multicritère, 6 solutions non dominées sont retenues : 3 du cas 2, 2 du cas 4 et 1 du cas 6 (voir le tableau 29). Ces solutions ont été choisies en considérant la même politique que pour l'exemple symétrique.

Les configurations 4, 4a, et 6 sont considérées comme solutions intéressantes. Les solutions correspondent aux cas d'avance et les ateliers conduisent à des bénéfices actualisés supérieurs, comparés aux bénéfices initiaux des cas 2, 2a et 2b. En conséquence, des indices de flexibilité les résultats permettent d'obtenir des bénéfices supplémentaires plus importants. Les ateliers choisis sont présentés en détail dans l'annexe 2.

	Bénéfice Actualisé	Surface commune	Indice de flexibilité	Bénéfice actualisé flou (\$), somme des horizons de temps flou (heures) et bénéfice total (\$)
Cas 2	826932	561	1.020	$\Sigma \tilde{H} = [5647 \ 5810 \ 5979 \ 6118]$ $\tilde{B}_{act} = [701315 \ 783386 \ 873188 \ 949839]$ Bact additionnel= 10371 $\tilde{B}_{act \ total} = [711686 \ 793757 \ 883559 \ 960211]$
Cas 2a	825821	643	1.005	$\Sigma \tilde{H} = [5731 \ 5897 \ 6068 \ 6209]$ $\tilde{B}_{act} = [700577 \ 782396 \ 871917 \ 948395]$ Bact additionnel= 2585 $\tilde{B}_{act \ total} = [703163 \ 784982 \ 874503 \ 950980]$
Cas 2b	816533	622	1.010	$\Sigma \tilde{H} = [5699 \ 5864 \ 6034 \ 6174]$ $\tilde{B}_{act} = [691187 \ 773067 \ 862663 \ 939217]$ Bact additionnel= 5536 $\tilde{B}_{act \ total} = [696724 \ 778604 \ 868200 \ 944754]$
Cas 4	827359	377	1.038	$\Sigma \tilde{H} = [5554 \ 5713 \ 5880 \ 6017]$ $\tilde{B}_{act} = [702231 \ 783983 \ 873490 \ 949733]$ Bact additionnel= 19522 $\tilde{B}_{act \ total} = [721754 \ 803506 \ 893012 \ 969256]$
Cas 4a	826564	438	1.032	$\Sigma \tilde{H} = [5582 \ 5742 \ 5910 \ 6047]$ $\tilde{B}_{act} = [701377 \ 783160 \ 872720 \ 949002]$ Bact additionnel= 16763 $\tilde{B}_{act \ total} = [718140 \ 799923 \ 889483 \ 965765]$
Cas 6	830164	75	1.066	$\Sigma \tilde{H} = [5409 \ 5564 \ 5726 \ 5860]$ $\tilde{B}_{act} = [705422 \ 786993 \ 876139 \ 952102]$ Bact additionnel= 34400 $\tilde{B}_{act \ total} = [739823 \ 821394 \ 910539 \ 986502]$

Tableau 29 - Résultats des cas analysés pour l'optimisation multicritère pour l'exemple asymétrique.

4. Conclusions

Ce chapitre présente la procédure de conception multicritère d'ateliers discontinus. Après avoir effectué l'adaptation de l'algorithme génétique, la méthodologie a ensuite été appliquée au problème de conception d'atelier défini dans le chapitre I.

Les critères pris en compte par paire dans un premier temps, ont permis d'évaluer la méthode lorsqu'elle est appliquée à deux exemples avec des demandes symétriques et asymétriques. Les optimisations de type bicritère ont permis d'obtenir une variété intéressante de cas de solutions au problème considéré. Les résultats des bénéfices actualisés obtenus pour les deux exemples dans le chapitre précédent (avec des demandes fixées) sont situés dans les noyaux des bénéfices actualisés flous obtenus par les optimisations bicritère, montrant ainsi des résultats cohérents à l'interprétation.

Pour l'optimisation bénéfice actualisé-surface commune, il a été obtenu des solutions avec des cas de retard et des cas 1 ou 2 (symétrique et asymétrique respectivement). Par la nature du critère de flexibilité, l'optimisation bénéfice actualisé-indice de flexibilité a permis d'obtenir des solutions du cas 1 et des configurations des cas d'avance et retard simultanément.

Il a été observé que les meilleurs bénéfices actualisés de ces deux optimisations ne sont pas obtenus systématiquement mais ceux-ci sont très semblables avec un pourcentage de différence entre la meilleure et la pire solution des trois essais choisis du cas 1 ou 2 inférieur à 1%.

L'optimisation surface commune-indice de flexibilité a obtenu des solutions pour les cas 1 et d'avance. Les bénéfices calculés de ces configurations sont peu intéressants dans la pratique pour le problème de conception parce que les bénéfices actualisés sont inférieurs à ceux obtenus dans les optimisations précédentes.

La méthode de sélection tri de Pareto-tournoi a montré dans les optimisations précédentes une bonne performance comparativement à la méthode de la roulette de Goldberg. L'algorithme génétique trouve un nombre supérieur de solutions non dominées et les valeurs de leurs critères sont meilleures que celles obtenus avec la roulette de Goldberg. Cette technique cherche simultanément des bonnes solutions pour chacun des critères et des solutions de compromis entre ces critères.

Enfin, la conception de l'atelier avec la prise en compte simultanée de trois critères, bénéfice actualisé, critères des avances ou retards (surface commune) et indice de flexibilité a été abordée. La méthode propose un ensemble suffisamment large de solutions de compromis permettant au décideur d'aborder le problème du choix final, avec des informations pertinentes pour orienter sa décision.

Cette méthodologie va être appliquée dans le chapitre suivant à un exemple de procédés biotechnologiques.

CHAPITRE III

ANNEXE 1

Etude de sensibilité des facteurs de
pénalisation pour
le critère de surface commune

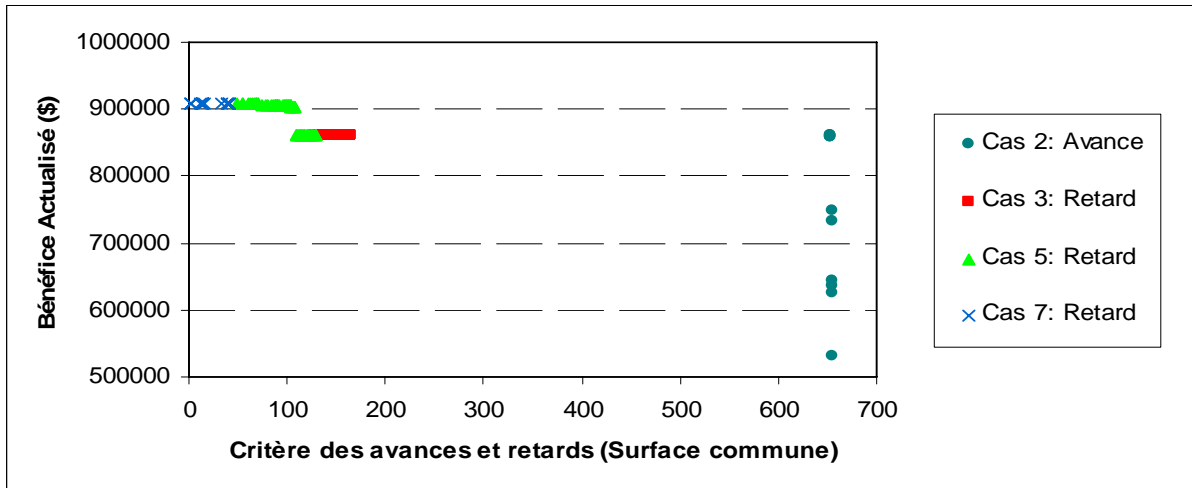


Figure 1 - Graphique de l'optimisation bicritère : bénéfice actualisé-surface avec $w=2$

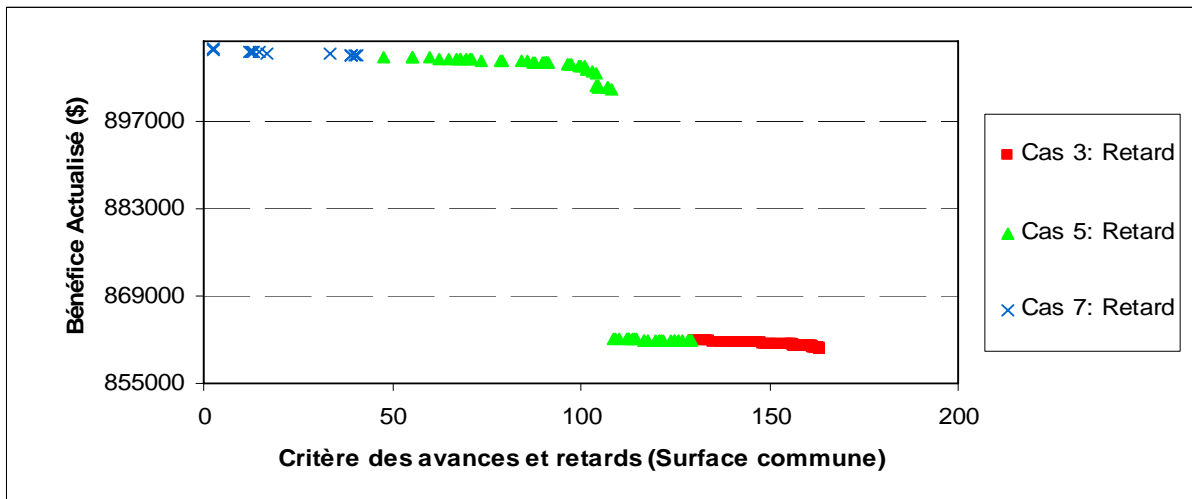


Figure 2 - Graphique des cas de retard (cas 3, 5 et 7) avec $w=2$

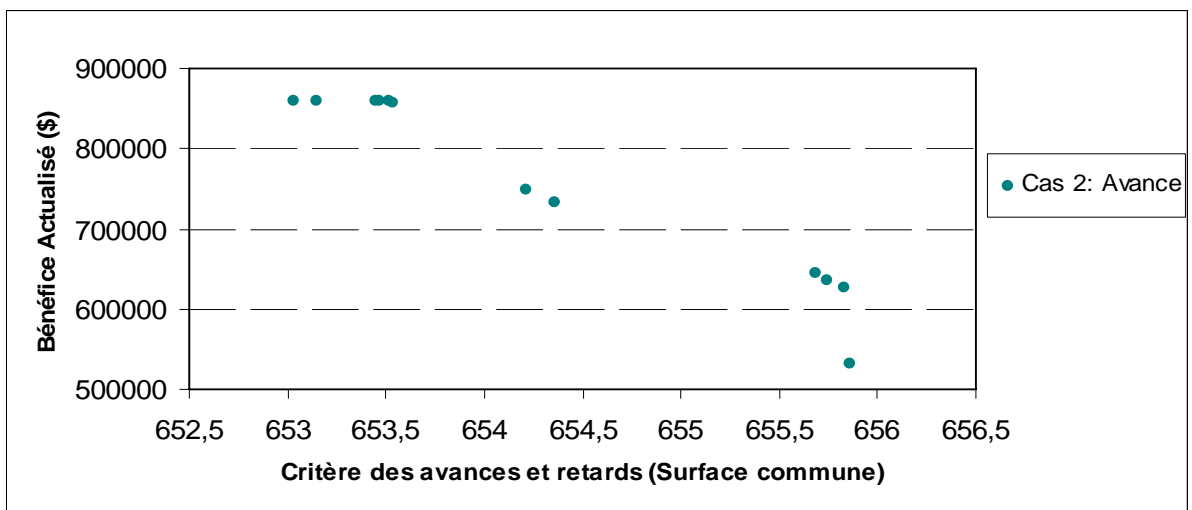


Figure 3 - Graphique de l'optimisation bénéfice actualisé-surface pour le cas 2 avec $w=2$

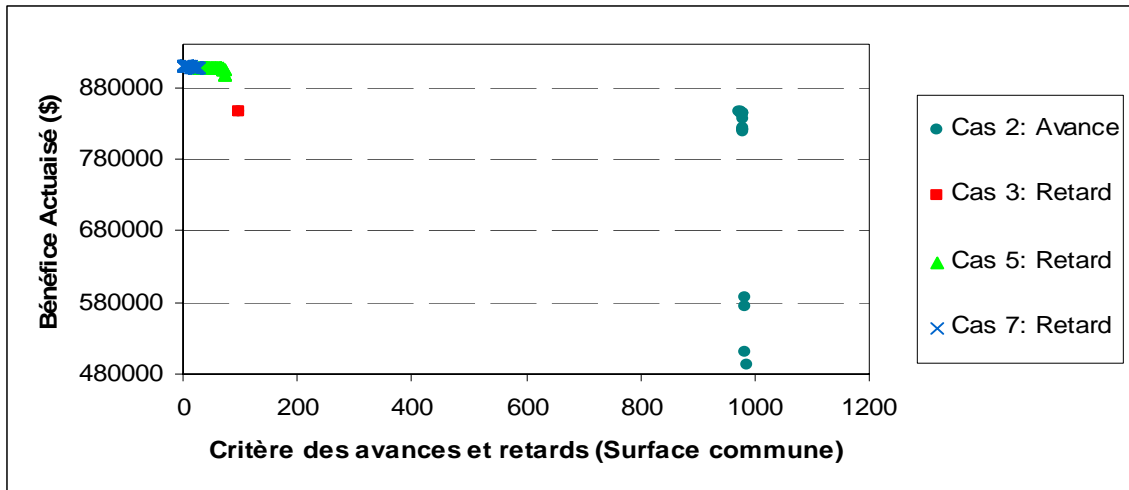


Figure 4 - Graphique de l'optimisation bicritère : bénéfice actualisé-surface avec $w=3$

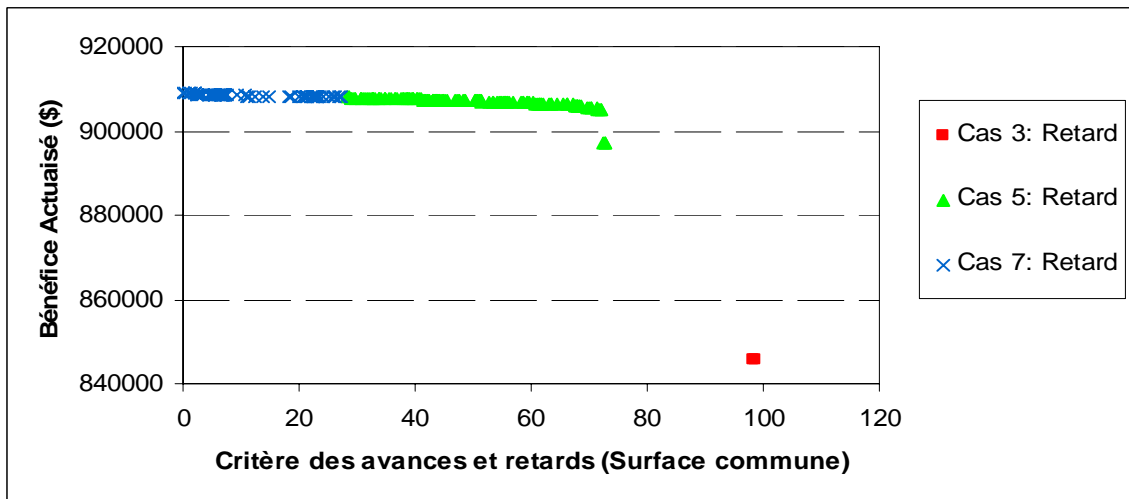


Figure 5 - Graphique des cas de retard (cas 3, 5 et 7) avec $w=3$

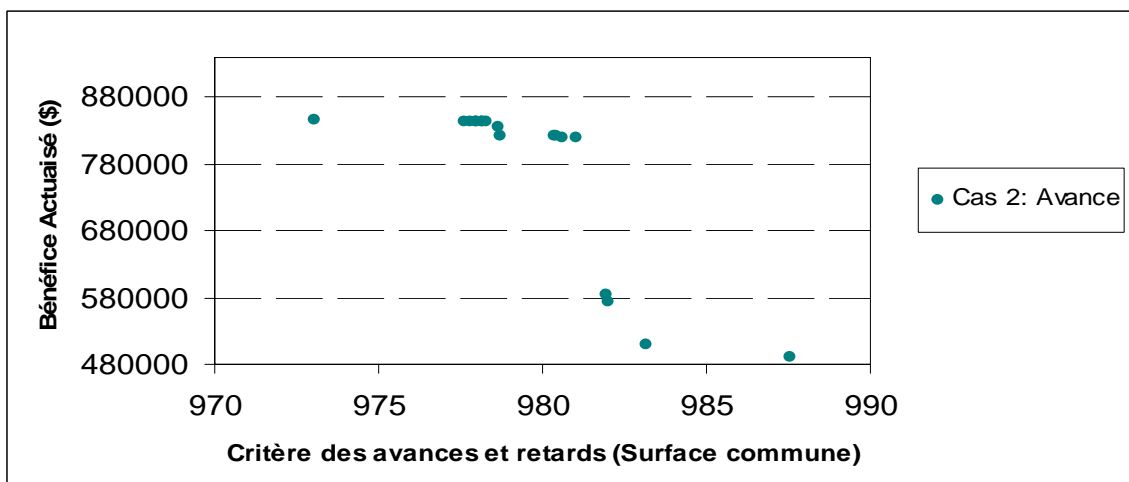


Figure 6 - Graphique de l'optimisation bénéfice actualisé-surface pour le cas 2 avec $w=3$

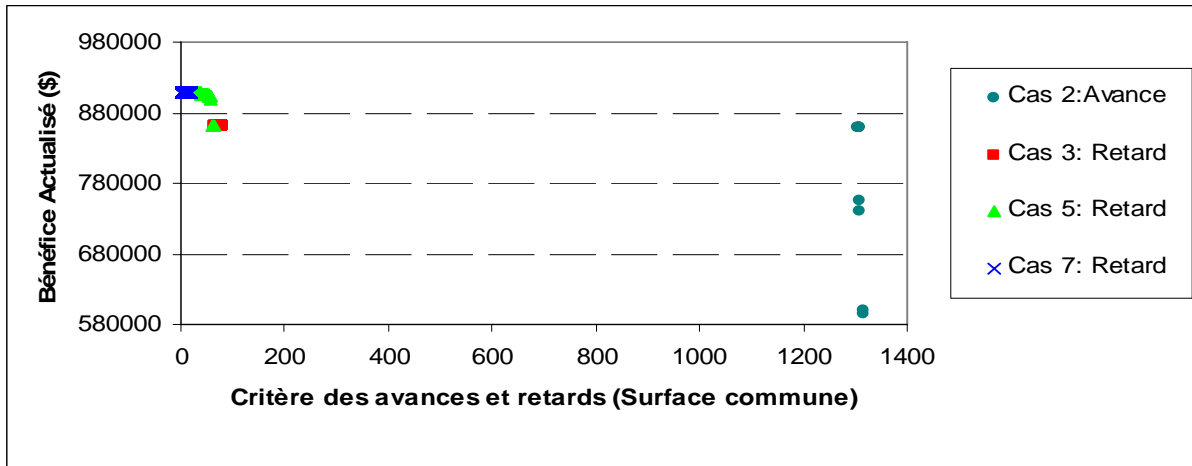


Figure 7 - Graphique de l'optimisation bicritère : bénéfice actualisé-surface avec $w=4$

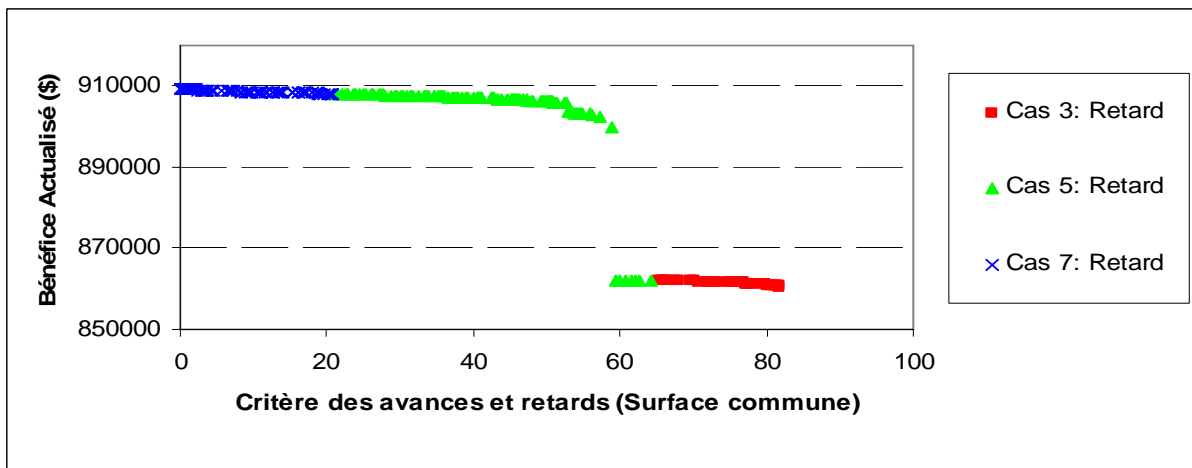


Figure 8 - Graphique des cas de retard (cas 3, 5 et 7) avec $w=4$

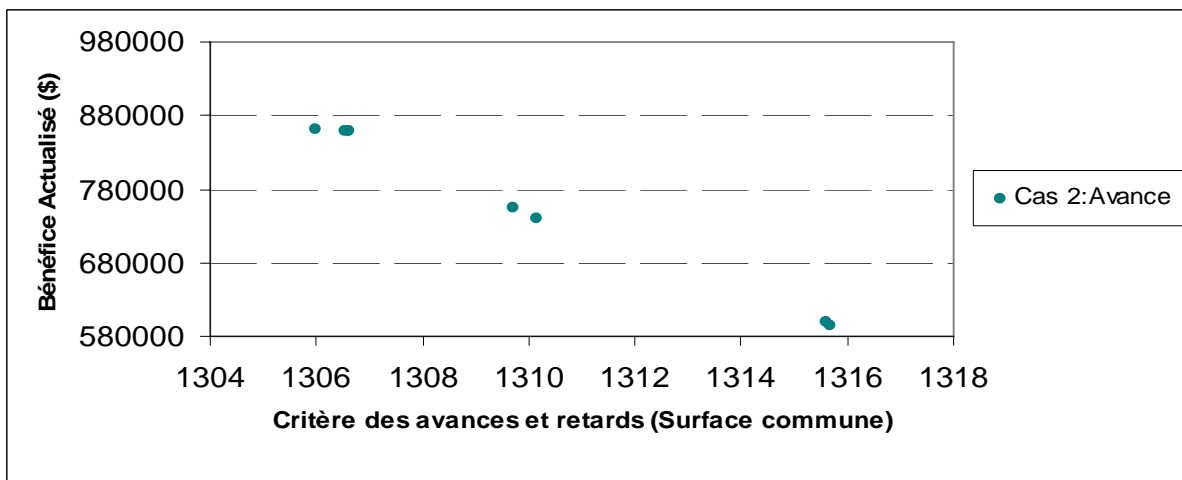


Figure 9 - Graphique de l'optimisation bénéfice actualisé-surface pour le cas 2 avec $w=4$

CHAPITRE III

ANNEXE 2

**Conception multicritère :
Algorithme génétique flou**

Résultats de l'optimisation multicritère

Bénéfice actualisé-Surface commune

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8050	10000	9300	5150	7100	10000	350	2500	400	350	3250	1900	1300	700
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	5.0	$\tilde{B}_{act} = [784835 \quad 815665 \quad 877326$				$\tilde{V}_p = [737019 \quad 744539 \quad 759581 \quad 767101]$						
B	1149	7.5	908156]				$\tilde{D}_p = [236173 \quad 238583 \quad 243403 \quad 245813]$						
C	902	6.5					$I = 700344 \quad A_p = 140069$						
							$f = 105052 \quad V_s = 1324$						
							$\Sigma \tilde{H}_i = [5955 \quad 6016 \quad 6137 \quad 6198]$						

Tableau 1 - Configuration 1 pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8050	10000	9300	5150	7100	10000	350	1600	450	350	3250	1600	1300	700
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	5.0	$\tilde{B}_{act} = [784836 \quad 815667 \quad 877328$				$\tilde{V}_p = [737019 \quad 744539 \quad 759581 \quad 767101]$						
B	1149	7.5	908158]				$\tilde{D}_p = [236173 \quad 238583 \quad 243403 \quad 245813]$						
C	902	6.6					$I = 700343 \quad A_p = 140069$						
							$f = 105051 \quad V_s = 1390$						
							$\Sigma \tilde{H}_i = [5960 \quad 6021 \quad 6143 \quad 6204]$						

Tableau 2 - Configuration 3a pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8050	10000	9300	5150	7100	10000	350	1700	400	350	3550	1900	1300	700
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	5.0	$\tilde{B}_{act} = [784981 \quad 815811 \quad 877472 \quad 908302$				$\tilde{V}_p = [737019 \quad 744539 \quad 759581 \quad 767101]$						
B	1149	6.8]				$\tilde{D}_p = [236173 \quad 238583 \quad 243403 \quad 245813]$						
C	902	6.2					$I = 700206 \quad A_p = 140041$						
							$f = 105031 \quad V_s = 1321$						
							$\Sigma \tilde{H}_i = [5978 \quad 6039 \quad 6161 \quad 6222]$						

Tableau 3 - Configuration 3b pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8100	9950	9950	5500	7600	10000	550	3250	1950	7250	6500	450	3250	850
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	6.2	$\tilde{B}_{act} = [736121 \quad 817367 \quad 906145$				$\tilde{V}_p = [721978 \quad 742346 \quad 764042 \quad 782142]$						
B	1229	6.2	981801]				$\tilde{D}_p = [227633 \quad 233902 \quad 240801 \quad 246603]$						
C	964	5.9					$I = 699932 \quad A_p = 139986$						
							$f = 104990 \quad V_s = 2289$						
							$\Sigma \tilde{H}_i = [5759 \quad 5917 \quad 6090 \quad 6239]$						

Tableau 4 - Configuration 2 pour le problème asymétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8100	10000	9950	5500	7600	10000	550	2600	1950	5050	8400	450	3250	900
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Lj}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	6.2	$\tilde{B}_{act} = [736327 \ 817566 \ 906332]$				$\tilde{V}_p = [721978 \ 742346 \ 764042 \ 782142]$						
B	1229	6.2	981977]				$\tilde{D}_p = [227513 \ 233778 \ 240673 \ 246473]$						
C	964	5.9					$I = 700119 \ A_p = 140024$ $f = 105018 \ V_s = 2268$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5773 \ 5931 \ 6105 \ 6254]$						

Tableau 5 - Configuration 3a pour le problème asymétrique

Bénéfice actualisé-Indice de flexibilité

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8100	9950	9950	5500	7600	10000	400	5550	4750	7250	8050	1250	3900	1750
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Lj}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	6.2	$\tilde{B}_{act} = [795897 \ 826607 \ 888027 \ 918737]$				$\tilde{V}_p = [737019 \ 744539 \ 759581 \ 767101]$						
B	1229	5.9					$\tilde{D}_p = [232376 \ 234747 \ 239489 \ 241860]$						
C	964	6.2					$I = 701488 \ A_p = 140298$ $f = 105223 \ V_s = 2330$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5800 \ 5860 \ 5978 \ 6037]$						

Tableau 6 - Configuration 1a pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8100	10000	9950	5500	7600	10000	400	5500	4750	7250	7750	1250	3900	1750
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Lj}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	6.2	$\tilde{B}_{act} = [795894 \ 826600 \ 888012]$				$\tilde{V}_p = [737019 \ 744539 \ 759581 \ 767101]$						
B	1229	5.9	918718]				$\tilde{D}_p = [232253 \ 234623 \ 239363 \ 241733]$						
C	964	6.2					$I = 701865 \ A_p = 140373$ $f = 105280 \ V_s = 2340$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5796 \ 5855 \ 5973 \ 6032]$						

Tableau 7 - Configuration 2 pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8050	10000	10000	5500	8100	10000	850	4800	1900	7350	8050	1600	3700	1300
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Lj}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	943	6.2	$\tilde{B}_{act} = [732860 \ 814104 \ 902868]$				$\tilde{V}_p = [721978 \ 742346 \ 764042 \ 782142]$						
B	1236	6.1	978510]				$\tilde{D}_p = [227514 \ 233778 \ 240672 \ 246473]$						
C	964	5.5					$I = 703398 \ A_p = 140680$ $f = 105510 \ V_s = 2251$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5728 \ 5886 \ 6058 \ 6206]$						

Tableau 8 - Configuration 2 pour le problème asymétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
7700	10000	10000	5500	8100	10000	850	9950	8700	9600	8050	2000	3550	3550
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	929	6.1	$\tilde{B}_{act} = [730352 \ 811691 \ 900550]$				$\tilde{V}_p = [721978 \ 742346 \ 764042 \ 782142]$						
B	1236	5.8	976256]				$\tilde{D}_p = [228494 \ 234779 \ 241704 \ 247536]$						
C	964	5.5					$I = 702650 \quad A_p = 140530$ $f = 105397 \quad V_s = 2361$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5637 \ 5792 \ 5961 \ 6107]$						

Tableau 9 - Configuration 2a pour le problème asymétrique

Optimisation multicritère

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
6950	9550	9550	5500	7450	9900	5700	6700	4600	6750	9700	1600	4300	6750
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	2	3	1	2	1	1	2	1	3	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	839	6.1	$\tilde{B}_{act} = [779918 \ 810862 \ 872750]$				$\tilde{V}_p = [737019 \ 744539 \ 759581 \ 767101]$						
B	1180	5.8	903694]				$\tilde{D}_p = [239760 \ 242206 \ 247099 \ 249546]$						
C	927	5.4					$I = 694030 \quad A_p = 138806$ $f = 104105 \quad V_s = 5882$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5883 \ 5943 \ 6063 \ 6123]$						

Tableau 10 - Configuration 1 pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8600	9600	9000	5700	7450	9900	5450	9350	9800	8300	2600	6150	4450	7750
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	2	1	1	1	1	2	2	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	927	4.4	$\tilde{B}_{act} = [755878 \ 786782 \ 848592]$				$\tilde{V}_p = [737019 \ 744539 \ 759581 \ 767101]$						
B	1112	6.6	879497]				$\tilde{D}_p = [238526 \ 240960 \ 245828 \ 248262]$						
C	873	6.0					$I = 720550 \quad A_p = 144110$ $f = 108082 \quad V_s = 2048$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5667 \ 5725 \ 5840 \ 5898]$						

Tableau 11 - Configuration 4 pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
6950	9550	9250	5700	7450	9900	5450	9350	9800	8300	2600	6150	4450	7750
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	2	1	1	1	1	2	2	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	839	4.4	$\tilde{B}_{act} = [757635 \ 788638 \ 850643]$				$\tilde{V}_p = [737019 \ 744539 \ 759581 \ 767101]$						
B	1143	6.6	881645]				$\tilde{D}_p = [241604 \ 244069 \ 249000 \ 251466]$						
C	898	6.0					$I = 709475 \quad A_p = 141895$ $f = 106421 \quad V_s = 2100$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5575 \ 5632 \ 5746 \ 5803]$						

Tableau 12 - Configuration 6 pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8350	9550	9550	5700	7400	9800	8900	5500	4600	5600	7550	9450	3550	4850
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	2	1	1	2	1	1	2
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	4.2	924	$\tilde{B}_{act} = [757635 \quad 788638 \quad 850643$				$\tilde{V}_p = [737019 \quad 744539 \quad 759581 \quad 767101]$						
B	6.5	1180	881645]				$\tilde{D}_p = [241604 \quad 244069 \quad 249000 \quad 251466]$						
C	5.9	927					$I = 709475 \quad A_p = 141895$ $f = 106421 \quad V_s = 2161$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5575 \quad 5632 \quad 5746 \quad 5803]$						

Tableau 13 - Configuration 8 pour le problème symétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8150	9650	9750	5500	6550	9650	3600	5400	7050	3800	4550	3950	8600	4400
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	910	4.3	$\tilde{B}_{act} = [702232 \quad 783984 \quad 873490$				$\tilde{V}_p = [721978 \quad 742346 \quad 764042 \quad 782142]$						
B	1061	6.5	949733]				$\tilde{D}_p = [234673 \quad 241131 \quad 248264 \quad 254229]$						
C	946	6.1					$I = 709596 \quad A_p = 141919$ $f = 106439 \quad V_s = 1942$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5554 \quad 5714 \quad 5880 \quad 6017]$						

Tableau 14 - Configuration 4 pour le problème asymétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8150	9650	9750	5500	6450	9650	3550	5400	7050	3800	4550	3850	6550	4350
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	910	4.4	$\tilde{B}_{act} = [701377 \quad 783160 \quad 872721$				$\tilde{V}_p = [721978 \quad 742346 \quad 764042 \quad 782142]$						
B	1045	6.5	949002]				$\tilde{D}_p = [235150 \quad 241620 \quad 248771 \quad 254745]$						
C	946	6.1					$I = 708887 \quad A_p = 141777$ $f = 106333 \quad V_s = 1915$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5583 \quad 5742 \quad 5910 \quad 6048]$						

Tableau 15 - Configuration 4a pour le problème asymétrique

V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8	V_9	V_{10}	V_{11}	V_{12}	V_{13}	V_{14}
8700	9500	9900	5500	7500	9250	4550	5500	6800	5300	4750	3650	9050	4650
n_1	n_2	n_3	n_4	n_5	n_6	n_7	n_8	n_9	n_{10}	n_{11}	n_{12}	n_{13}	n_{14}
2	2	3	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1
Produit	B_{is}	T_{Li}	Bénéfice Actualisé (\$)				Information Complémentaire						
A	872	4.3	$\tilde{B}_{act} = [705423 \quad 786994 \quad 876140$				$\tilde{V}_p = [721978 \quad 742346 \quad 764042 \quad 782142]$						
B	1183	6.7	952103]				$\tilde{D}_p = [231495 \quad 237863 \quad 244880 \quad 250787]$						
C	961	6.1					$I = 716688 \quad A_p = 143338$ $f = 107503 \quad V_s = 2206$ $\Sigma \tilde{H}_i = [5410 \quad 5564 \quad 5726 \quad 5861]$						

Tableau 16 - Configuration 6 pour le problème asymétrique

CHAPITRE IV

Application à un atelier multiproduit pour
la synthèse de protéines

1. Introduction

Ce chapitre est dédié au traitement d'un exemple de conception d'atelier issu du domaine des bioindustries. Cet atelier avait été retenu dans des travaux antérieurs de l'équipe car il représente l'un des rares procédés discontinus connus pour lequel des données physico-chimiques sont accessibles pour les produits à synthétiser et où des modèles simplifiés ont été élaborés pour représenter le fonctionnement des opérations unitaires mises en jeu. La description détaillée du procédé, modèle et conditions opératoires de cet exemple est disponible dans le mémoire de thèse de Dietz [DIE04] dans un cadre purement déterministe.

Cet exemple sert à valider les aspects génériques de la procédure proposée pour la conception d'ateliers discontinus avec des demandes imprécises. L'objectif de l'étude concerne la prise en compte des deux aspects considérés dans le chapitre précédent lors de la conception optimale, liés d'une part, au bénéfice actualisé et, d'autre part, aux critères de gestion de production (respect des délais et flexibilité).

Ce chapitre comporte trois parties :

- La première partie est dédiée à la présentation synthétique de l'atelier multiproduit pour la production de protéines. Le modèle global d'atelier combinant les approches de Montagna [MON00] et Dietz [DIE04] est développé. Les modèles de performance des différentes opérations unitaires mises en jeu, repris des travaux de Montagna et al. [MON00], et essentiellement basés sur des bilans de matière, sont brièvement décrits.
- La méthodologie de résolution dans un cadre flou est ensuite appliquée au problème de production de protéines. Cette partie traite de l'adaptation de l'AG avec des nombres flous pour l'optimisation monocritère.
- Dans la troisième partie, les critères de performances de l'atelier, à la fois économique et de gestion de production sont définis pour l'optimisation multicritère et des résultats significatifs illustrent la démarche.

2. Exemple retenu pour la validation de la méthodologie proposée

2.1- Présentation du procédé de synthèse de protéines

La figure 1 montre le diagramme de l'atelier discontinu pour la production de protéines recombinantes.

Cet atelier comporte huit étapes : la première étape est une fermentation suivie de sept étapes de séparation. Parmi les produits, deux sont des protéines thérapeutiques, l'insuline humaine et la vaccine pour l'hépatite B et les deux autres, une protéine de qualité alimentaire, la chymosine, et une enzyme utilisée comme détergent, la protéase cryophylique.

Montagna et al. [MON00] ont « standardisé » le procédé dans le but d'obtenir un atelier générique.

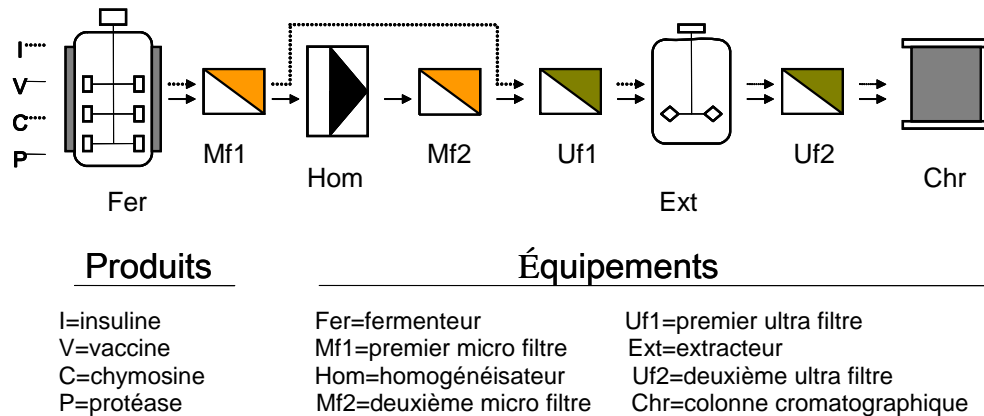


Figure 1 - Diagramme de l'atelier pour la production de protéines.

Les quatre protéines sont produites par culture cellulaire. La vaccine et la protéase sont des protéines intracellulaires, la première étape de micro-filtration est utilisée pour concentrer la solution qui est ensuite dirigée vers l'homogénéisateur pour la destruction des parois des cellules et la libération des protéines d'intérêt. La seconde micro-filtration a pour rôle d'enlever les débris de cellules de la suspension. La première étape d'ultra-filtration permet de concentrer la solution et ainsi minimiser la taille de l'extracteur liquide-liquide. La seconde étape d'ultra-filtration concentre la solution avant la séparation par chromatographie.

L'insuline et la chymosine sont des produits extracellulaires qui se retrouvent dans le perméat lors de la micro-filtration où les cellules sont séparées. Pour réduire les pertes dans le retentat, on ajoute de l'eau. Ces produits n'ont besoin ni de l'homogénéisateur pour être libérés, ni du second micro-filtre et vont directement au premier ultra-filtre. Les étapes d'extraction liquide-liquide par polyéthylène-glycol (PEG), ultra-filtration et séparation chromatographique sont en revanche communes à tous les produits.

La chymosine, protéine utilisée dans le domaine alimentaire, et la protéase cryophilique, détergent d'usage courant, ne nécessitent pas un degré de purification élevé. Pour les

protéines thérapeutiques, l'insuline et la vaccine, plusieurs étapes de séparation chromatographique sont nécessaires pour obtenir le niveau de pureté requis.

Cependant, des techniques modernes de chimie combinatoire utilisant des ligands spécifiques, rendent possible l'obtention, dans le cas de l'insuline, d'un produit virtuellement pur et un rendement élevé avec une seule étape de traitement.

2.2- Approche hybride globale de résolution pour la conception optimale d'ateliers

Initialement, la méthodologie utilisée par Montagna et al. [MON00] [SAL94] [CHI96] reposait sur une méthode d'optimisation classique basée sur la programmation mathématique en variables mixtes au sein de l'environnement de modélisation GAMS (module DICOPT), identique à celle déjà présentée de façon détaillée dans le chapitre 1.

Sur ce même exemple d'atelier, les travaux de Dietz [DIE04] ont généralisé le modèle de représentation de l'atelier en intégrant des politiques de gestion multiobjectif. L'approche proposée, basée sur le couplage entre un simulateur à événements discrets et un algorithme génétique, a permis de montrer tout l'intérêt de ce mode de gestion pour un atelier discontinu.

Dans le cadre de ce travail, nous avons restreint l'étude à la formulation multiproduit. Nous utilisons comme procédure d'optimisation, l'algorithme génétique dont les variables d'optimisation sont les variables de structure (nombre d'équipements en parallèle), les variables de dimensionnement (volume des équipements) mais également les variables de procédés (conditions opératoires clés). Un individu généré lors de la phase de création de la population initiale sera ainsi défini par un chromosome comportant trois parties relatives à ces différents types de variables.

La donnée sur la taille d'équipements permet de calculer à partir de la quantité à produire (valeur défuzzifiée pour estimation) la taille des lots de chaque produit qui peut être traitée dans l'atelier sans éclatement. Cette procédure de calcul se substitue ainsi à l'équation 11 du chapitre 1, où la taille du lot était calculée à partir du volume des équipements et des facteurs de taille.

Un appel au simulateur développé par Dietz [DIE04] est ensuite effectué pour calculer les temps opératoires des différents procédés impliqués à partir des modèles de représentation. Cette étape remplace alors l'étape de calcul des temps opératoires des procédures (d), (e) et (f)

présentées au chapitre 1. Le déroulement de la procédure de calcul est ensuite identique à celui proposé dans le chapitre 1, à savoir, calcul des temps de cycle limitant (étapes (b) et (c)) puis des productivités (étape (a)).

2.3- Modèles de performance du procédé

La forme générale des modèles est présentée par l'Eq. 1. L'objectif est de calculer les tailles, concentration et composition du lot en sortie ainsi que des effluents de l'étape en fonction du lot en entrée et des conditions opératoires.

$$\left(V_{lot}^s, C_i^s, X_0^s, X_1^s, X_2^s, effluents \right) = f_i \left(V_{lot}^e, C_i^e, X_0^e, X_1^e, X_2^e, conditions\ opératoires \right)$$

Eq. 1– Forme générale de la fonction de traitement à chaque étape.

Pour plus d'information, on peut se reporter au mémoire de (Dietz, 2004) [DIE04] qui mentionne la description fonctionnelle de toutes les étapes de traitement qui ont été entièrement reprises ici.

2.4- Conditions opératoires

A partir de l'étude de Montagna et al. [MON00], les variables de procédé retenues comme variables d'optimisation sont :

- la concentration en biomasse dans le fermenteur ($C_{i,fer}$) et dans le premier micro-filtre ($C_{i,mf1}$), pour tous les produits.
- le rapport du volume d'eau de filtration à la taille du lot en entrée pour la suspension d'alimentation du premier micro-filtre ($W_{i,mf1}$) pour les produits extracellulaires insuline et chymosine, et au deuxième micro-filtre ($W_{i,mf2}$) pour les produits intracellulaires vaccine et protéase après la dilacération des cellules.
- le nombre de passages à travers l'homogénéisateur (NP_i) pour les produits intracellulaires, vaccine et protéase.

- le rapport volumétrique (R_i) de la phase poly-éthylène-glycol (PEG) à la phase aqueuse dans l'extracteur liquide-liquide.

La figure 2 présente l'ensemble des variables continues qui correspondent aux conditions opératoires. Elles ont été choisies en raison de leur influence majeure sur les critères d'optimisation pris en considération lors de la conception de l'atelier.

La figure 2, regroupe aussi les variables discrètes correspondant à la configuration de l'atelier : nombre d'équipements à chaque étape de traitement et taille des équipements (les volumes et surfaces ont été discrétisés en trois tailles ; grande, moyenne et petite). Au total, il y a 18 variables continues à coder et 26 variables discrètes, soit au total 44 variables.

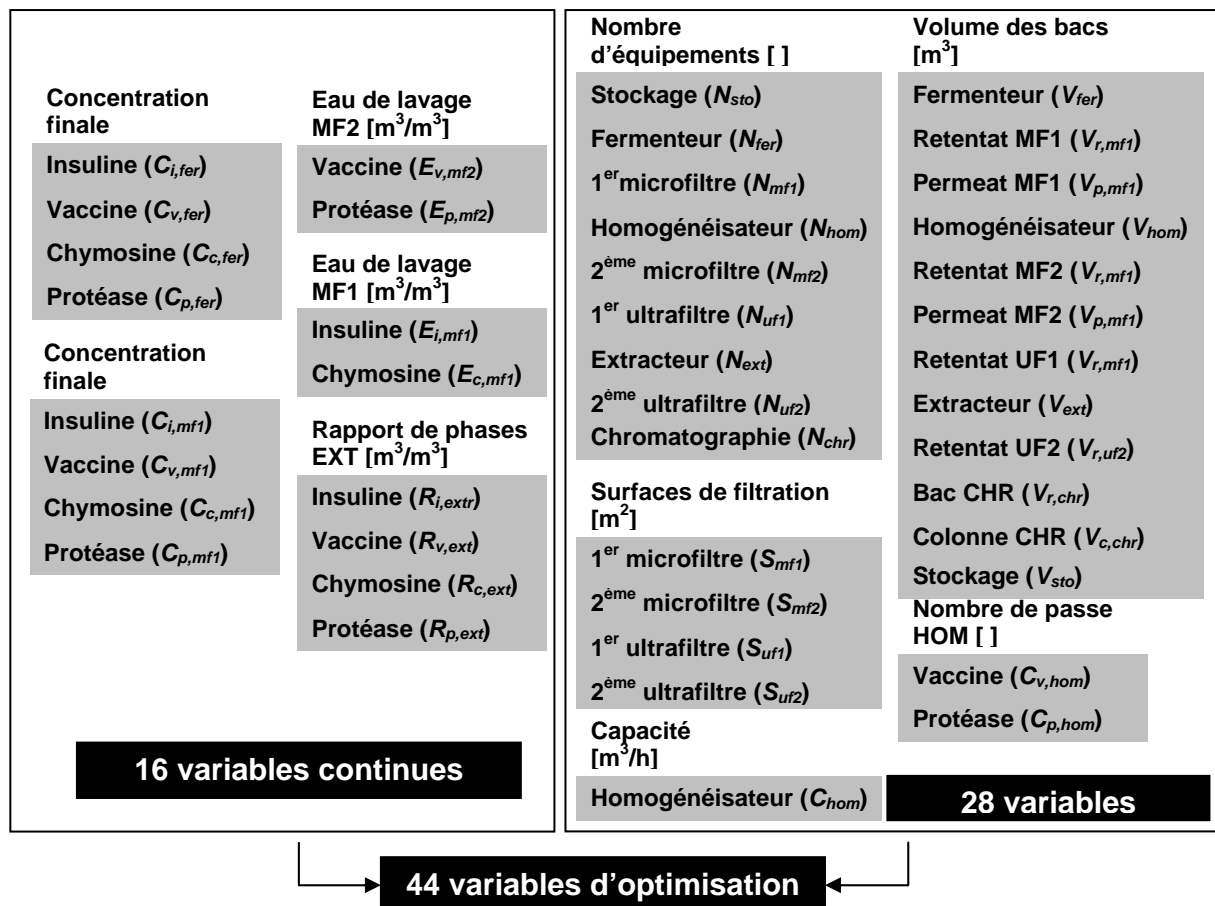


Figure 2. Liste des variables d'optimisation.

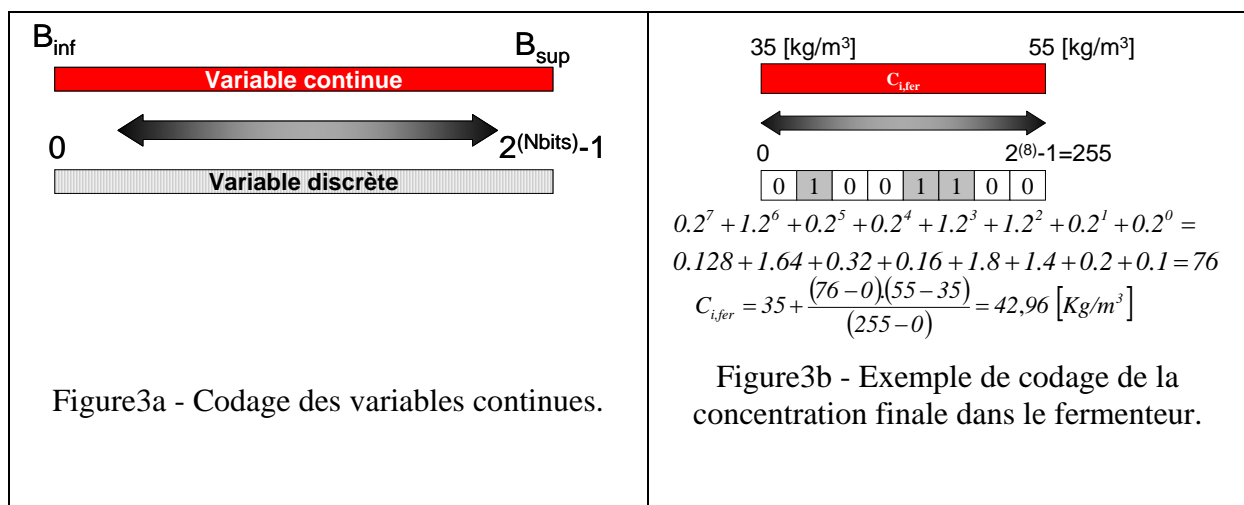
3. Optimisation monocritère

Les principes du chapitre II ont été repris pour modéliser l'imprécision des demandes par des nombres flous trapézoïdaux. Bien évidemment, la prise en compte de la demande floue dans le modèle a pour conséquence de générer des quantités floues dans les calculs de l'horizon temporel de production et du critère lié au bénéfice actualisé.

3.1- Algorithme génétique flou

Sur l'exemple, l'AG développé par Dietz [DIE04] pour résoudre le problème de conception d'atelier pour la production de protéines a été adapté à l'arithmétique des nombres flous. Dans la suite, les points clés de la démarche sont précisés.

Codage. Les variables continues ont été discrétisées, ainsi qu'il est d'usage en utilisant un codage binaire avec changement de variable (figure 3a). La figure 3b présente un exemple de codage de la variable continue « concentration finale dans le fermenteur pour le produit insuline ».



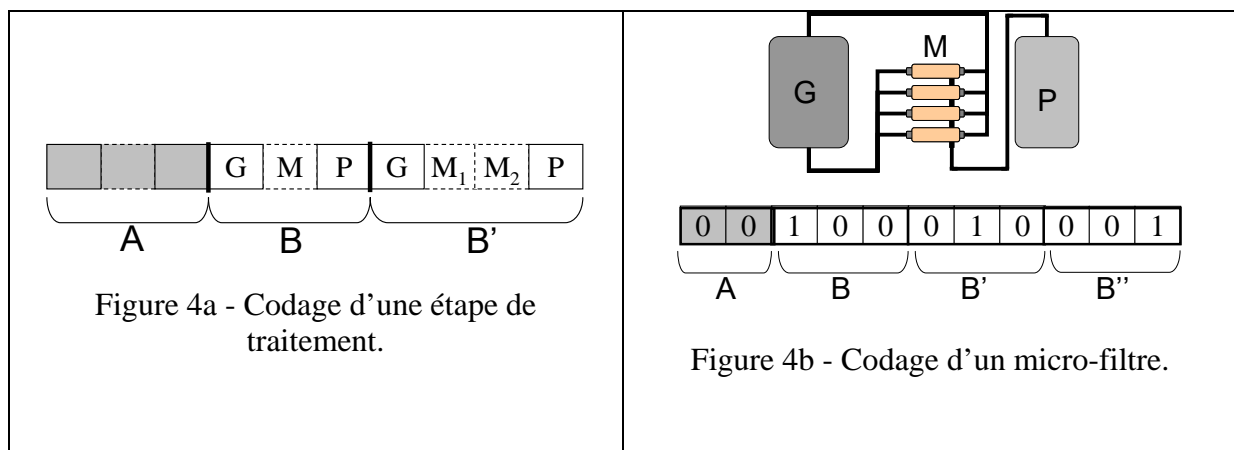
Le nombre de bits utilisés pour coder les conditions opératoires est le même pour toutes les variables pour réduire ainsi le nombre de paramètres du codage. Il a été vérifié que 8 bits étaient suffisants pour représenter les variables continues avec la précision souhaitée.

En ce qui concerne les variables discrètes, elles ont été regroupées par étape, ce qui signifie que le nombre des équipements d'une étape est codé avec la taille des équipements de l'étape.

La figure 4a montre le schéma du codage des étapes. La partie « A » est réservée au nombre d'équipements présents dans l'étape (la longueur du codage sera précisée ultérieurement), codée sous forme binaire, incrémentée d'une unité de façon à ce que le zéro représente un équipement, le un deux, etc., sauf pour l'étape de stockage intermédiaire où l'absence des équipements est acceptée. Le nombre de bits fixe le nombre maximal des équipements dans l'étape. Dans la partie « B » est codée la taille des équipements, une place est réservée à chaque taille possible (grande G, moyenne M, petite P), la taille choisie contenant la valeur positive et le reste des zéros. Dans le cas où l'équipement est caractérisé par plusieurs tailles, la partie « B » doit être répétée autant de fois que nécessaire (« B' » dans la figure 4a).

Il a été considéré que tous les équipements en parallèle ont la même taille. Bien que cela puisse devenir une contrainte pénalisante vis-à-vis du coût d'investissement, ce type de configuration est souhaité dans la pratique pour des raisons de maintenance où l'affectation à l'identique d'une tâche est spécifiquement standardisée.

La figure 4b montre un exemple de codage d'un micro-filtre, dans la partie « A » le zéro représente un équipement conformément à l'indication du paragraphe précédent, la partie « B » indique que la taille du bac du retentât correspond à une grande taille, la partie « B' » fixe une taille moyenne pour la surface de filtration et la partie « B'' » affecte une petite taille au bac du perméat.



Création de la population initiale. La création de la population initiale consiste en une génération aléatoire des chromosomes, en partant du principe que la position de l'optimum dans l'espace de recherche est complètement inconnue. Cette méthode présente l'avantage de proposer une population variée, assurant un bon recouvrement de l'espace des solutions. Cette procédure permet de générer une population acceptable, lorsqu'a priori aucune information n'est disponible sur la localisation de l'optimum dans l'espace de recherche. Dans l'AG,

seulement sont autorisés les individus respectant la contrainte sur le temps maximal de production (cf. équation 12, chapitre II).

Fonction d'évaluation. Sur cet exemple également, l'algorithme génétique maximise le bénéfice actualisé. Dans le cas où la contrainte sur le temps de production est respectée, la fonction d'évaluation pour ce critère est directement égale au bénéfice actualisé, en revanche, dans le cas où la contrainte est violée, le critère est égal à zéro (même considération pour construire la génération suivante).

Construction de la génération suivante : La procédure de *sélection* dans l'AG est la roulette de Goldberg. Comme le bénéfice actualisé est représenté par des nombres flous, ces termes ont été défuzzifiés afin de pouvoir être utilisés dans la roulette, comme explicité dans le chapitre précédent. Tout comme dans le chapitre II la méthode du centre de gravité a été utilisée pour défuzzifier le bénéfice actualisé.

Les procédures de croisement et de mutation sont très classiques, croisement simple à un point de coupure et remplacement aléatoire d'un gène par son complément binaire).

Le critère d'arrêt est un nombre maximum de générations fixé a priori.

Une procédure de tri est ensuite effectuée pour classer les individus selon la valeur de la fonction objectif à partir de la méthode de Liou et Wang [LIO92].

3.2- Données nécessaires pour la conception

Un ensemble de données concernant la définition du problème d'optimisation doit être défini par l'utilisateur avant l'implémentation de la méthodologie de conception d'atelier discontinu avec des demandes imprécises. Dans l'annexe 1, sont présentées les données suivantes : compositions des campagnes, gammes de tailles possibles, bornes des conditions opératoires et précision et bornes pour les variables discrètes.

Pour la construction du trapèze qui représente la demande de chaque produit, on a utilisé comme dans les chapitres précédents, pour référence les valeurs originales de la demande

pour les valeurs centrales (Pinto et al. [PIN01]). On a calculé un pourcentage d'ouverture pour déterminer le support et le noyau du trapèze.

Pour la construction du rectangle qui représente l'horizon de temps H, on a utilisé un pourcentage d'ouverture de $\pm 10\%$ pour le support du rectangle prenant 8000 heures comme référence. Les valeurs des demandes symétriques, l'horizon de temps et les données économiques correspondant aux quatre produits sont récapitulées sur la figure 5.

3.3- Résultats de l'optimisation monocritère

Ayant défini toutes les données nécessaires pour traiter le problème, l'étape suivante est l'implémentation de la procédure de conception optimale pour le critère du bénéfice actualisé. Bien que le but de cette étude soit la prise en compte simultanée des critères de performance de l'atelier, une étude préliminaire monocritère a été là encore mise en œuvre, pour évaluer, d'une part, les performances de l'algorithme génétique et, d'autre part, pour avoir des références lors de la conception multicritère, notamment par rapport à la meilleure solution trouvée.



Valeurs de référence pour les demandes

Production (kg/an):
 Insuline = 1500 Vaccin = 1000
 Chymosine = 3000 Protéase = 6000

Même ouverture pour les quatre demandes :

Insuline = [1275, 1350, 1650, 1725]

Chymosine = [2550, 2700, 3300, 3450]

Vaccin = [850, 900, 1100, 1150]

Protéase = [5100, 5400, 6600, 6900]

Valeurs de référence pour H (h)

H = 8000

H = [7200, 7200, 8800, 8800]

Données économiques

Prix unitaire du produit i , C_{Pi} (\$/Kg):

Insuline = 850

Vaccin = 750

Chymosine = 100

Protease = 50

Coût d'opération du produit i à produire C_{Oi} (\$/Kg)

$C_o = 5$ pour les 4 protéines

Facteurs de dépenses d'exploitation C_{Ej} (\$)

$C_E = 2$ pour les 4 protéines

Figure 5 - Valeurs des demandes, horizon de temps et les données économiques.

Le tableau 1 présente les paramètres de l'algorithme génétique. Dans cette partie, un nombre élevé de générations a été retenu par rapport à la taille de la population ainsi qu'il est commun dans les problèmes d'optimisation monocritère.

Taille de la population	200
Nombre de générations	1000
Taux de survie	0,5
Taux de mutation	0,4
Elitisme	1

Tableau 1 - Paramètres de l'algorithme génétique.

Même si une étude systématique n'a pas été réalisée pour déterminer ces valeurs, elles ont été choisies à partir des essais préliminaires et sont en accord avec les travaux de Bernal-Haro [BER99], Berard [BER00] et Dedieu [DED01] où le même type de problème avait été abordé. L'élitisme a été utilisé pour éviter la perte de la meilleure solution courante lors du passage d'une génération à la suivante.

Pour l'optimisation monocritère, dix essais sont effectués pour obtenir le meilleur bénéfice actualisé. Le tableau 2 montre les résultats des essais et le pourcentage d'ouverture de chaque bénéfice obtenu, prenant comme référence la moyenne du noyau (la valeur defuzzifiée).

N° essai	Bénéfice defuzzifié	Noyau supérieur (inférieur)	Support supérieur (inférieur)
AG01		+/- 12,5%	+/- 18,8%
AG02	4 640 660 €	+/- 12,5%	+/- 18,7%
AG03	4 649 030 €	+/- 12,6%	+/- 19,0%
AG04	4 588 780 €	+/- 12,6%	+/- 18,9%
AG05	4 608 730 €	+/- 13,5%	+/- 20,3%
AG06	4 595 780 €	+/- 12,6%	+/- 18,9%
AG07	4 769 580 €	+/- 12,9%	+/- 19,4%
AG08	4 609 260 €	+/- 12,6%	+/- 18,9%
AG09	4 646 840 €	+/- 12,5%	+/- 18,8%
AG10	4 630 060 €	+/- 12,5%	+/- 18,7%
Meilleure solution	4 769 580 €		
Moyenne	4 602 676 €		
Ecart type	121776,312		

Tableau 2 - Résultats des essais de l'optimisation monocritère.

La figure 6 montre les valeurs des bénéfices actualisés défuzzifiés (barres) et les supports et noyaux pour construire le trapèze (représentés par les intervalles).

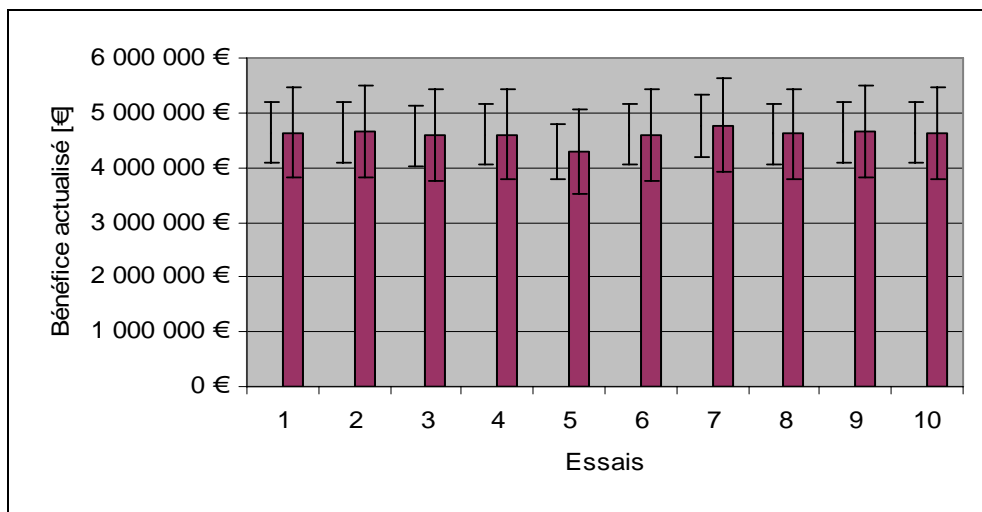


Figure 6 - Bénéfices actualisés des dix essais.

La configuration de l'atelier avec le meilleur bénéfice actualisé de l'optimisation monocritère est présentée sur la figure 7. Les résultats des variables d'optimisation sont présentée sur le tableau 3.

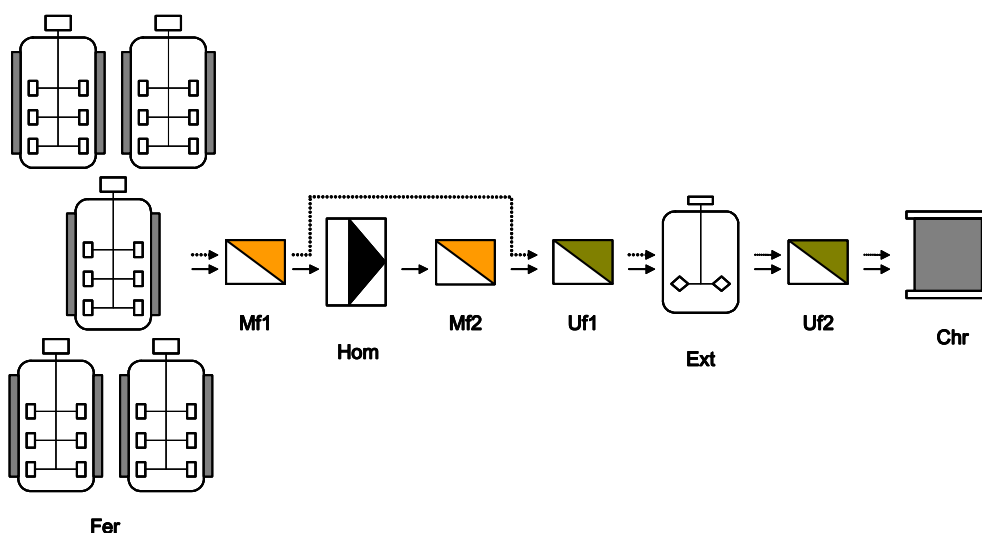


Figure 7 - Conception optimale de l'optimisation monocritère.

Les résultats des dix essais montrent des bénéfices actualisés symétriques car les demandes l'étaient également, mais ils présentent différents pourcentages d'ouverture. La comparaison du résultat obtenu avec celui de [DIE04] ne peut être effectuée car ses travaux

étaient basés sur la minimisation du coût d'investissement. On peut simplement dire que l'optimisation floue monocritère a confirmé la bonne performance de l'AG pour traiter des demandes imprécises et les résultats obtenus ont une précision admissible au stade d'avancement du projet où la démarche peut être implantée (avant-projet sommaire).

Variables discrètes		Variables continues	
Nombre de fermenteurs	5	Concentration finale de FER [kg/m ³]	
Taille du fermenteur [m ³]	M	Insuline (C _{i,fer})= 53.9	
Nombre de premiers micro-filtres	1	Vaccine (C _{v,fer})= 34.6	
Taille du retentât	M	Chymosine (C _{c,fer})= 43.7	
Taille de la surface de filtration	G	Protéase (C _{p,fer})= 38.4	
Taille du permeat	G	Concentration finale de MF1 [kg/m ³]	
Nombre d'homogénéiseurs	1	Insuline (C _{i,mf1})= 209.2	
Taille du bac	P	Vaccine (C _{v,mf1})= 224.1	
Capacité de l'homogénéiseur	M	Chymosine (C _{c,mf1})= 150.3	
Nombre des deuxièmes micro-filtres	1	Protéase (C _{p,mf1})= 221.7	
Taille du retentat	P	Nombre de passes HOM	
Taille de la surface de filtration	M	Vaccine (C _{v,hom})= 2.2	
Taille du permeat	P	Protéase (C _{p,hom})= 1.2	
Nombre de premiers ultrafiltres	1	Eau de lavage MF2 [m ³ / m ³]	
Taille du retentât	G	Vaccine (E _{v,mf2})= 1.9	
Taille de la surface de filtration	M	Protéase (E _{p,mf2})= 2.5	
Nombre d'extracteurs liquide-liquide	1	Eau de lavage MF1 [m ³ / m ³]	
Taille de l'extracteur liquide-liquide	P	Insuline (E _{i,mf1})= 1.5	
Nombre des deuxièmes ultra-filtres	1	Chymosine (E _{c,mf1})= 2.5	
Taille du retentât	P	Rapport de phases EXT [m ³ / m ³]	
Taille de la surface de filtration	P	Insuline (R _{i,ext})= 0.7	
Nombre de colonnes chromatographiques	1	Vaccine (R _{v,ext})= 0.6	
Taille du bac	P	Chymosine (R _{c,ext})= 0.4	
Taille de la colonne	G	Protéase (R _{p,ext})= 0.7	
Nombre de bacs de stockage	0		

Tableau 3 - Résultats des variables d'optimisation de la meilleure solution

4. Optimisation multicritère

L'approche pour modéliser la demande imprécise utilisée dans l'optimisation monocritère est conservée ici. En revanche, la version multicritère développée par [DIE04] est utilisée. Comparativement à l'AG flou multicritère développé dans le chapitre III, les procédures de calcul de certaines étapes ont été modifiées, à savoir les phases d'évaluation des critères et de sélection.

4.1.- Adaptation de l'algorithme génétique flou à l'approche multicritère

L'optimisation multicritère du chapitre III impliquait le critère des avances et retards en prenant comme référence les huit cas qu'il est possible d'obtenir compte tenu des configurations respectives entre le rectangle représentant l'horizon de temps à respecter et le trapèze représentant la somme des horizons de temps.

4.1.1- Evaluation des critères

Nous avons conservé les trois critères, maximisation du bénéfice actualisé (f_1), respect des échéances (f_2) et calcul de l'indice de flexibilité (f_3) pour l'exemple de la production de protéines. Pour simplifier, on a choisi d'éliminer les cas des retards et on a considéré seulement les cas d'avances comme des solutions intéressantes au problème de conception pour l'étude de la flexibilité (voir figure 8).

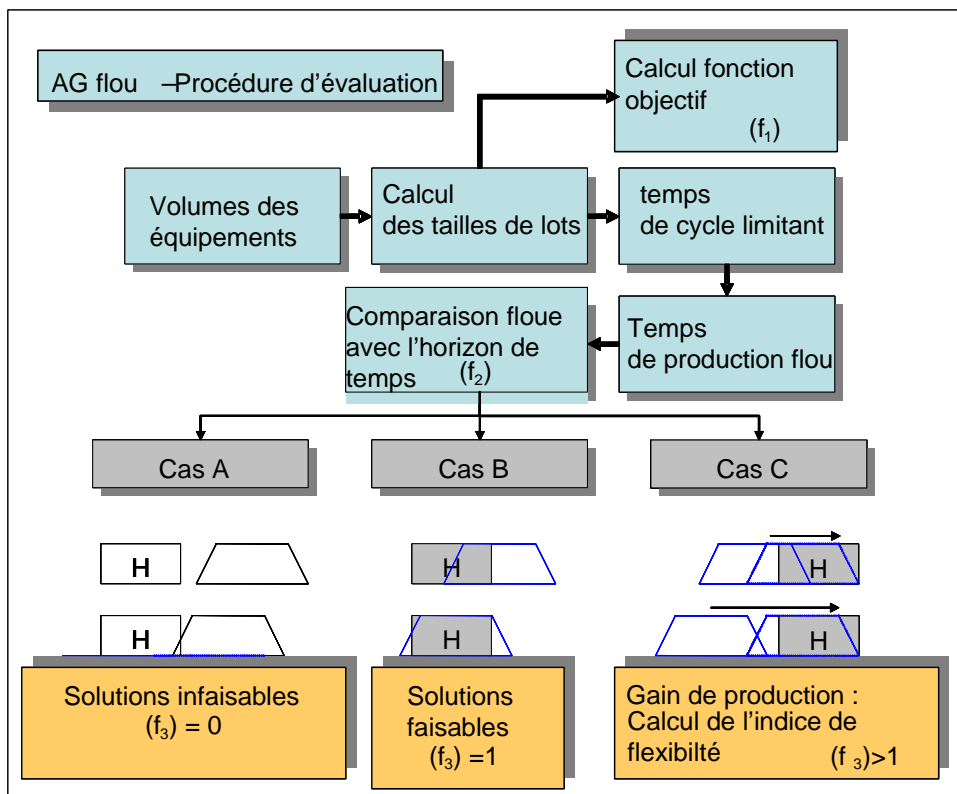


Figure 8 - Méthodologie retenue.

Pour le calcul du critère lié à la contrainte temporelle, le critère utilisé concerne la maximisation de la surface commune entre la somme des horizons de temps (trapèze) et l'horizon de temps à respecter (rectangle).

$$\text{Critères des avances} = \text{Surface commune} \quad \text{Eq. 2}$$

L'indice de flexibilité est calculé de la même façon que dans le chapitre III.

Pour l'optimisation du critère économique, il a été décidé de maximiser le bénéfice actualisé calculé par la formule Eq.11 du chapitre II, plus le bénéfice additionnel découlant du temps disponible pour produire une demande additionnelle (voir expression 3), afin de renforcer l'aspect lié à la flexibilité.

$$\text{Bénéfice total} = \text{Bénéfice calculé} + \text{Bénéfice additionnel} \quad \text{Eq. 3}$$

Pour obtenir le bénéfice additionnel, il est nécessaire de calculer le temps disponible total, le temps disponible pour chaque produit et la demande supplémentaire en prenant en considération la productivité calculée pour chaque produit. Les formules utilisées pour les calculs sont les mêmes que celles utilisées pour l'indice de flexibilité (voir expressions 4-8 du chapitre III). Afin d'obtenir la demande supplémentaire, le bénéfice additionnel est calculé en prenant les dépenses d'exploitation et les recettes de la nouvelle demande.

4.1.2- Sélection

L'étape de sélection pour l'exemple de production de protéines est la même que celle utilisée par Dietz [DIE04], qui a proposé de prendre en compte les aspects multicritères lors de l'étape de sélection et la recherche de solutions de compromis lors de l'étape de croisement. La procédure de sélection étant faite à l'aide de la roulette de Goldberg, une roulette a été définie pour chaque critère à optimiser (voir figure 1, chapitre III). Le principe pour utiliser les roulettes pour l'optimisation multicritère est le même que dans le cas monocritère.

En effet, la méthode de sélection par la procédure tri de Pareto-tournoi a conduit à des temps de calcul élevés compte tenu du nombre de variables, des opérations floues et de l'implémentation des trois tris de Pareto n'a donc pas été retenue pour cette application.

La procédure de croisement, qui permet de proposer des solutions de compromis n'est pas modifiée. La population étant composée, en principe, par de « bons » individus pour chaque critère pour une méthode de sélection définie, le choix aléatoire de deux individus permet de croiser des « bonnes » solutions pour la descendance avec une forte probabilité de générer une solution de compromis entre les deux critères. Dans le cas où deux « bonnes » solutions correspondant au même critère sont choisies, le croisement permettra de générer de façon très probable une solution meilleure que les deux précédentes.

La procédure de mutation reste inchangée. Enfin, une procédure de tri de Pareto fournit l'ensemble de solutions non dominées. La méthodologie est appliquée, comme dans le cas précédent, à l'ensemble des solutions optimales au sens de Pareto.

On a utilisé pour les optimisations bicritère et multicritère les mêmes paramètres de l'algorithme génétique que dans le cas monocritère (voir tableau 1).

4.2.- Optimisation bicritère bénéfice actualisé-critère des avances

La première analyse bicritère prend en compte le bénéfice actualisé et le critère qui représente les avances. Les données de l'optimisation monocritère (annexe 1) sont réutilisés et pour la construction des trapèzes des demandes, les mêmes demandes sont reprises avec les mêmes pourcentages d'ouverture (figure 5 page165).

Trois essais ont été réalisés pour l'optimisation bénéfice actualisé-critère des avances. La figure 9 présente les résultats obtenus à chaque essai avant d'appliquer le tri de Pareto (les valeurs utilisées pour le graphique sont les bénéfices actualisés defuzzifiés).



Figure 9 - Essais bénéfice-critère des avances.

Sur la figure précédente, il est observable que des résultats se superposent systématiquement. Le critère des avances avec les valeurs de 1600 représente les cas 1 (juste à temps). La figure 10 montre les noyaux des bénéfices actualisés obtenus sur les trois essais.

Un tri final de Pareto est donc réalisé sur l'ensemble des solutions obtenues à chaque essai. La figure 11 présente les résultats constatés après le tri de Pareto.

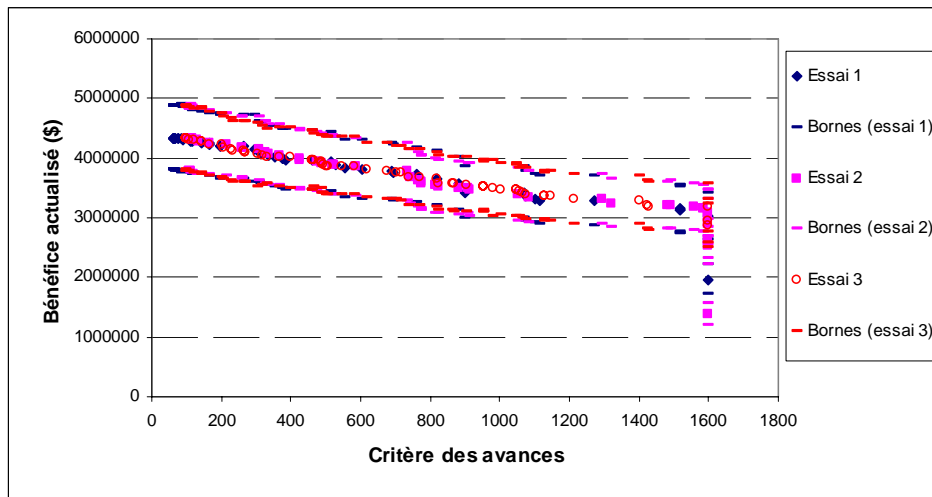


Figure 10 - Les noyaux des bénéfices actualisés des trois essais.

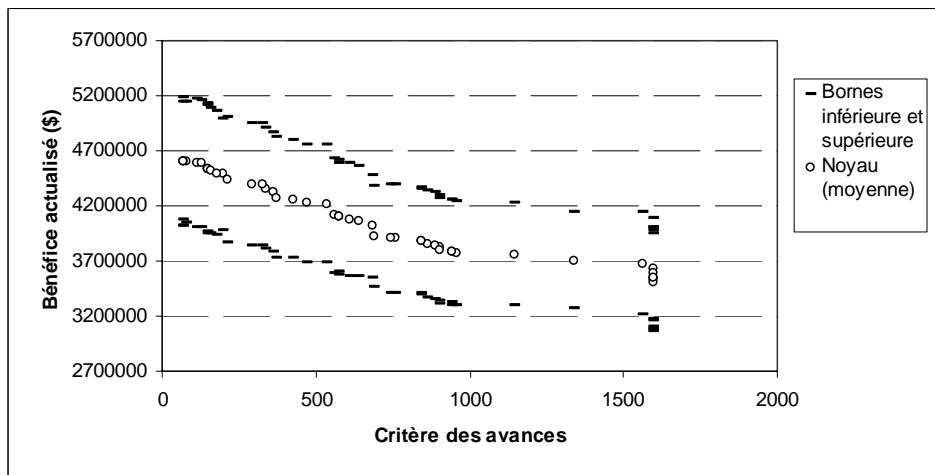


Figure 11 - Bénéfices actualisés obtenus après le tri.

Nous avons repris la même politique que dans le chapitre précédent, à savoir, choisir le bénéfice supérieur entre les cas 1 et 2. Une solution possible est la configuration du cas 4 avec le meilleur bénéfice, mais cette solution arrive très à l'avance et ses coûts peuvent être élevés (atelier très cher par la taille des équipements). Il a donc été décidé de ne pas retenir cette configuration du cas 4 comme solution au problème de conception.

Le tableau 4 présente les deux types de solutions relativement différents de la solution de l'optimisation monocritère floue.

	Bénéfice total (valeur de la comparaison floue)	Critère des avances	Bénéfice total flou (\$)
Cas 1	3633890	1600	Bact= [3152457, 3176019, 4091760, 4135330]
Cas 2	3779740	942	Bact= [3191467, 3303492, 4255987, 4283215]
Optimisation monocritère	4769580	-----	Bact= [3843430, 4152150, 5387010, 5695730]

Tableau 4 - Résultats de l'optimisation floue et de l'optimisation monocritère avec la demande fixe.

4.3.- Optimisation bicritère bénéfice actualisé-indice de flexibilité

La seconde analyse bicritère prend en considération le bénéfice actualisé-indice de flexibilité. Les paramètres de l'algorithme génétique sont les mêmes que pour l'optimisation bicritère précédente.

Trois essais ont été réalisés pour l'optimisation avant de réaliser le tri final de Pareto. Les figures 12 et 13 présentent les résultats obtenus à chaque essai avant d'appliquer le tri de Pareto (les valeurs utilisées [figure 12] sont les bénéfices defuzzifiés et la figure 14 montre les noyaux des trapèzes des bénéfices actualisés).

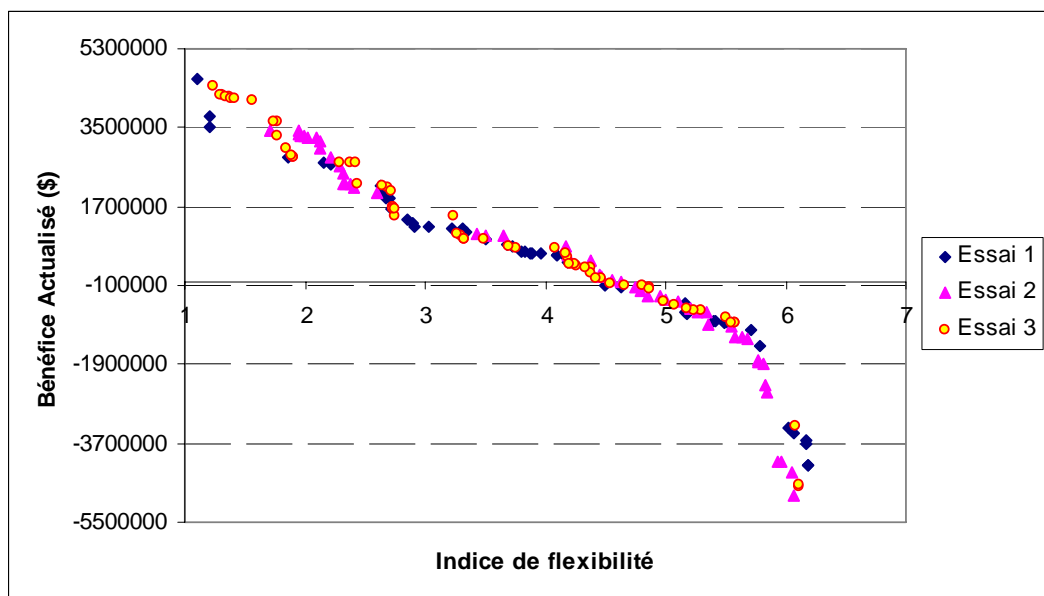


Figure 12 - Essais bénéfice-indice de flexibilité.

Les solutions obtenues montrent que les configurations à l'avance présentent un indice de flexibilité entre 4.5 et 6, lesquels conduisent logiquement à des bénéfices actualisés négatifs (cas 4 et 6) : on est en présence d'un suréquipement de l'atelier pour lequel le coût d'investissement est exorbitant que les recettes s'avèrent insuffisantes à compenser.

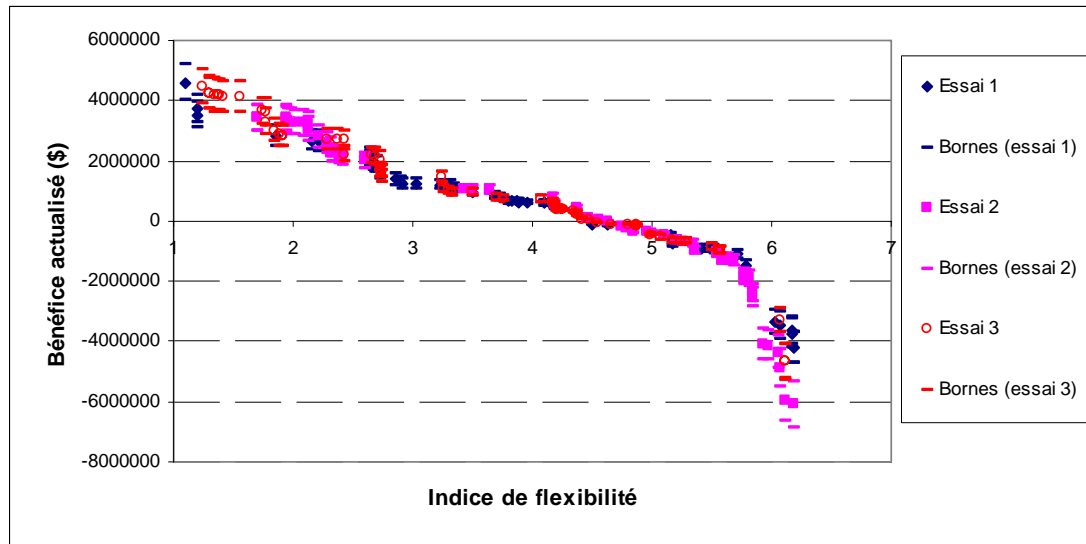


Figure 13 - Bénéfices actualisés des trois essais.

Il est observable que les résultats des essais se superposent systématiquement. Un tri final de Pareto (voir figure 14) est réalisé sur l'ensemble des solutions à chaque essai, où les meilleurs bénéfices actualisés obtenus sont des cas 1 et 2.

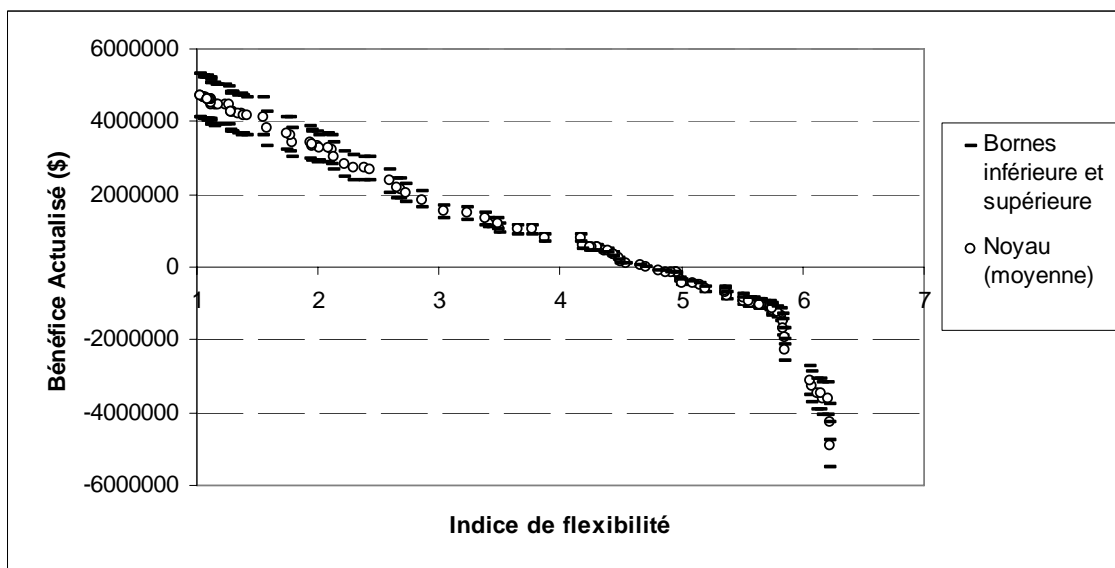


Figure 14 - Bénéfices actualisés obtenus après le tri.

L'optimisation bénéfice total-indice de flexibilité prend comme solution le meilleur bénéfice actualisé du cas 1 : on constate ici sur la solution retenue une faible flexibilité, de l'ordre de 2%. Le tableau 5 présente la solution (le bénéfice actualisé est donc très semblable au résultat obtenu de l'optimisation monocritère).

	Bénéfice total (valeur de la comparaison floue)	Indice de flexibilité	Bénéfice total flou (\$)
Cas 1	4723070	1,02	Bact= [3826566, 4132686, 5313453, 5674268]
Optimisation monocritère	4769580	-----	Bact= [3843430, 4152150, 5387010, 5695730]

Tableau 5 - Résultats de l'optimisation floue et de l'optimisation monocritère avec la demande fixe.

Compte tenu de l'expérience du chapitre précédent, où l'optimisation indice flexibilité-critère des avances et retards a conduit à des valeurs de bénéfices actualisés inférieurs à celles obtenues dans les deux autres types d'optimisation, l'atelier de production de protéines n'a pas été optimisé en fonction de l'indice de flexibilité et du critère des avances.

4.4.- Optimisation de l'atelier bénéfice actualisé- critères pour la gestion de la production

La dernière optimisation consiste en la prise en compte simultanée du critère économique et des deux critères pour la gestion de la production. Comme pour les cas précédents trois essais sont réalisés. Les résultats de l'optimisation multicritère présentés sont ceux obtenus après le tri final de Pareto.

Comme dans le chapitre 3, les projections en 2D des résultats sur les axes correspondants sont présentées sur les figures 15, 16 et 17.

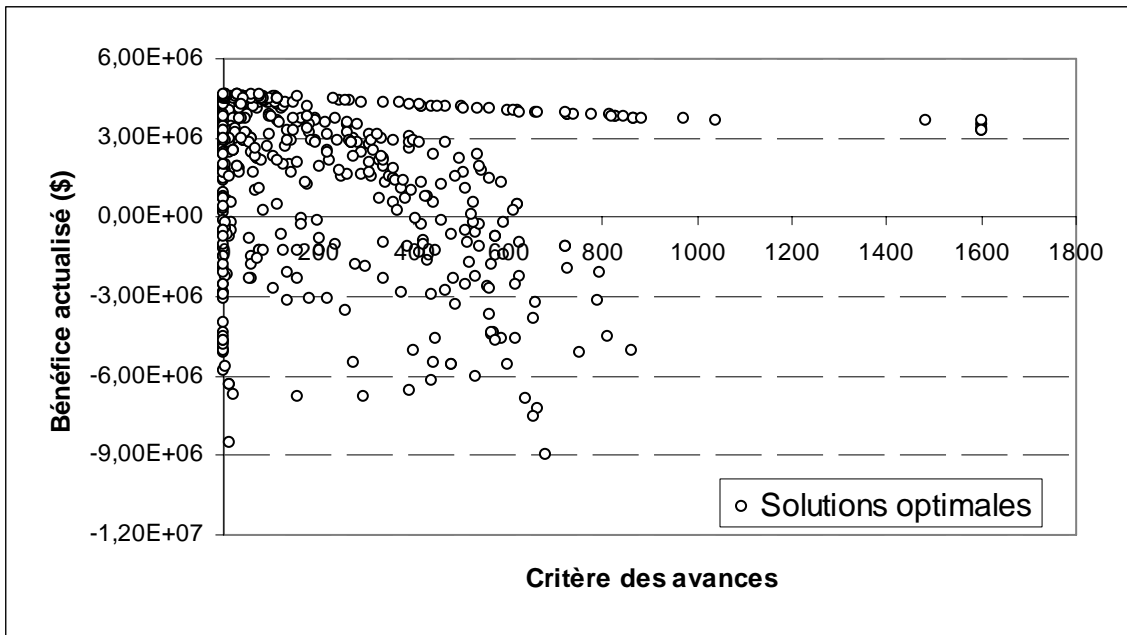


Figure 15 - Projection critère des avances-bénéfice total.

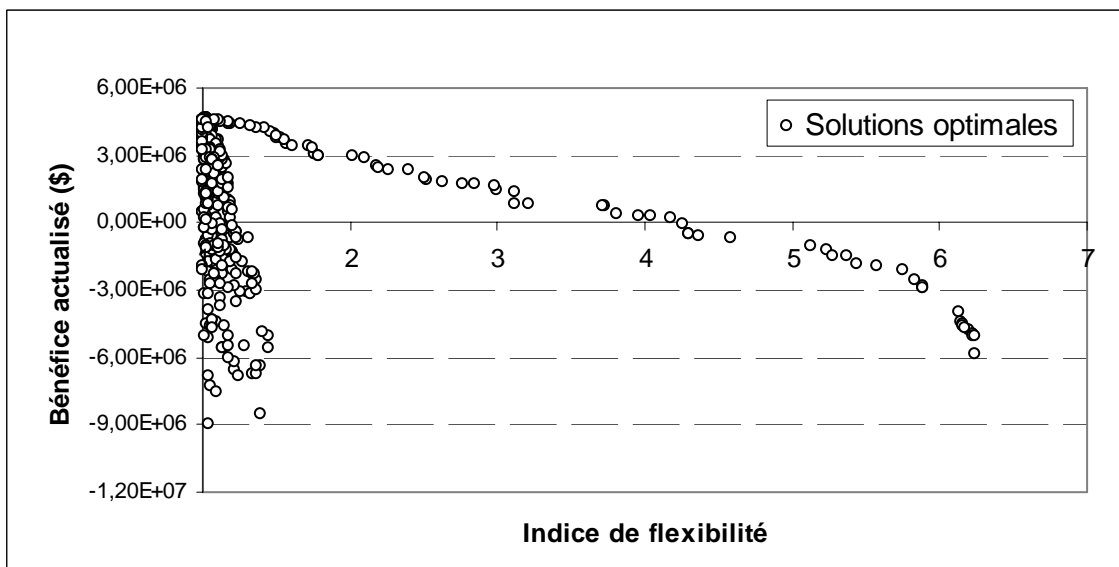


Figure 16 - Projection indice de flexibilité-bénéfice total.

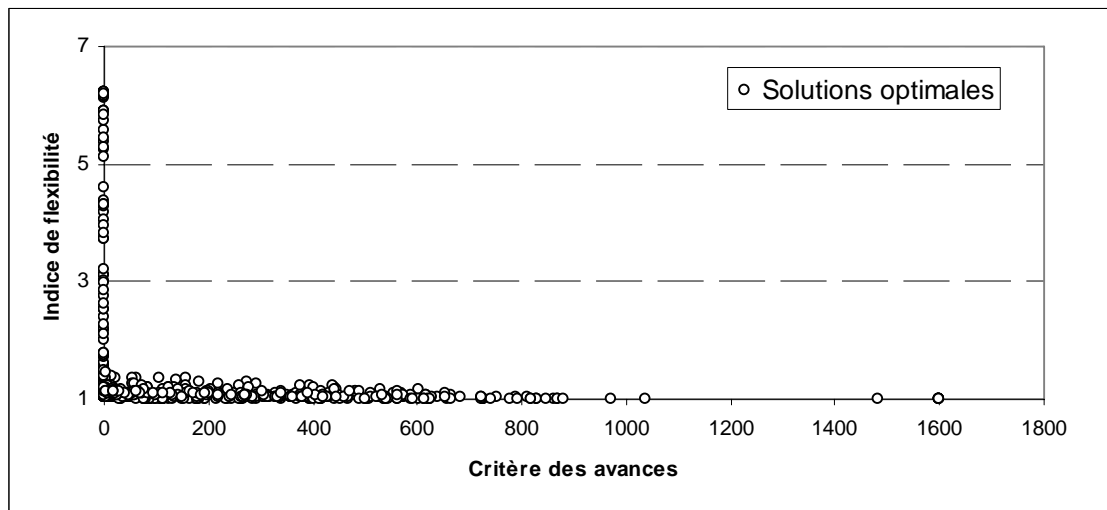


Figure 17 - Projection indice de flexibilité-critère des avances.

On retrouve les tendances déjà observées sur l'analyse bicritère.

Pour l'optimisation multicritère, on a choisi deux solutions, la configuration avec le meilleur bénéfice actualisé et avec un indice de flexibilité de 1.02 (cas 1) qui présente peu de flexibilité et une solution du cas d'avance qui présente un Bénéfice Actualisé acceptable et un indice de flexibilité conduisant à une augmentation de la production de 17%. Le tableau 6 présente les résultats.

	Bénéfice Actualisé	Surface commune	Indice de flexibilité	Bénéfice total flou (\$)
Cas 1	4610000	1600	1.02	Bact total= [3806476, 4112786, 5343753, 5654462]
Cas d'avance	4480876	113	1.17	Bact total= [3793409, 4100976, 5295730, 5574629]
Optimisation monocritère	4769580	-----	-----	Bact= [3843430, 4152150, 5387010, 5695730]

Tableau 6 - Résultats pour l'optimisation multicritère.

5. Conclusions

Ce chapitre a servi à la validation de la méthodologie proposée et testée dans le chapitre 3, intégrant des concepts flous dans un algorithme génétique pour traiter le problème de conception optimale d'un atelier multiproduit pour la synthèse de protéines.

Nous avons ainsi reproduit la démarche classique en Génie des Procédés qui consiste à concevoir un atelier en extrapolant les informations qui pourraient être disponibles au stade de développement du procédé et du produit. Dans le cas présent, les données concernent les recettes de production pour lesquelles les temps opératoires ne sont pas figés mais dépendent de conditions opératoires identifiées pour leur impact majeur sur les critères étudiés. Comme précédemment, nous avons introduit des demandes imprécises comme cela est classique au stade de développement du projet.

La méthodologie s'est avérée fructueuse et a permis de fournir des solutions économiquement rentables et qui présentent par ailleurs un degré de flexibilité intéressant, conservant ainsi la latitude permise au niveau de la spécification des objectifs.

Enfin, la prise en compte simultanée des différents critères considérés dans ces travaux a conduit à l'obtention d'un ensemble de solutions de compromis et la méthodologie constitue un outil d'aide efficace au décideur pour aborder le problème de conception d'ateliers.

CHAPITRE IV

ANNEXE

Données nécessaires pour la conception d'atelier de fabrication de protéines

Produit	Nombre de lots	Campagne									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Insuline	7	I	I	I	I	I	I	I	-	-	-
Vaccine	3	V	V	V	-	-	-	-	-	-	-
Chymosine	5	C	C	C	C	C	-	-	-	-	-
Protéase	10	P	P	P	P	P	P	P	P	P	P

Tableau 1 - Composition des campagnes.

Equipement	Grande	Moyenne	Petite
$V_{fer} [m^3]$	6	3	1
$V_{mf1,ret} [m^3]$	6	3	1
$S_{mf1,fil} [m^2]$	5	2,5	1
$V_{mf1,per} [m^3]$	6	3	1
$V_{hom} [m^3]$	6	3	1
$Cap_{hom} [m^3/h]$	0,5	0,25	0,1
$V_{mf2,ret} [m^3]$	6	3	1
$S_{mf2,fil} [m^2]$	5	2,5	1
$V_{mf2,per} [m^3]$	6	3	1
$V_{uf1} [m^3]$	6	3	1
$S_{uf1,fil} [m^2]$	50	25	10
$V_{ext} [m^3]$	6	3	1
$V_{uf2} [m^3]$	6	3	1
$S_{uf2,fil} [m^2]$	5	2,5	1
$V_{chr} [m^3]$	6	3	1
$V_{chr,col} [m^3]$	1	0,5	0,25
$V_{bac} [m^3]$	6	3	1

Tableau 2 - Gammes de tailles possibles.

Variable	B _{inf}	B _{sup}	Précision souhaitée	Précision réelle
$C_{i,fer} [kg/m^3]$	35	55	0,5	0,078
$C_{v,fer} [kg/m^3]$	35	55	0,5	0,078
$C_{c,fer} [kg/m^3]$	35	55	0,5	0,078
$C_{p,fer} [kg/m^3]$	35	55	0,5	0,078
$C_{i,mf1} [kg/m^3]$	150	250	1	0,390
$C_{v,mf1} [kg/m^3]$	150	250	1	0,390
$C_{c,mf1} [kg/m^3]$	150	250	1	0,390
$C_{p,mf1} [kg/m^3]$	150	250	1	0,390
$W_{i,mf1} [m^3/m^3]$	0,5	3,0	0,1	0,0097
$W_{c,mf1} [m^3/m^3]$	0,5	3,0	0,1	0,0097
$NP_{v,hom}$	1,0	3,0	0,1	0,0078
$NP_{p,hom}$	1,0	3,0	0,1	0,0078
$W_{v,mf2} [m^3/m^3]$	1,0	3,0	0,1	0,0078
$W_{p,mf2} [m^3/m^3]$	1,0	3,0	0,1	0,0078
$R_{i,ext} [m^3/m^3]$	0,05	1,5	0,01	0,0056
$R_{v,ext} [m^3/m^3]$	0,05	1,5	0,01	0,0056
$R_{c,ext} [m^3/m^3]$	0,05	1,5	0,01	0,0056
$R_{p,ext} [m^3/m^3]$	0,05	1,5	0,01	0,0056

Tableau 3 - Bornes des conditions opératoires et précision.

Variable	B _{inf}	B _{sup}
N_{sto}	0	7
N_{fer}	1	12
N_{mf1}	1	8
N_{hom}	1	4
N_{mf2}	1	4
N_{uf1}	1	8
N_{ext}	1	8
N_{uf2}	1	8
N_{chr}	1	8

Tableau 4 - Bornes pour les variables discrètes.

Conclusions et perspectives

Ces travaux de doctorat avaient pour objectif majeur de proposer une méthodologie de résolution du problème de conception d'un atelier discontinu avec des demandes imprécises par optimisation multicritère basée sur un algorithme génétique. Les critères considérés concernent le bénéfice actualisé et des aspects liés à la gestion de la production de l'atelier en terme de flexibilité.

Un des points originaux de ce travail réside dans la prise en compte d'un traitement de l'imprécision de la demande par des concepts flous et les opérations arithmétiques associées : la demande est vue sous la forme d'ensembles de valeurs plus ou moins possibles et par la fonction d'appartenance correspondante. Le recours aux techniques floues s'est avéré particulièrement propice. Plusieurs raisons peuvent être évoquées :

- le traitement par une voie probabiliste pour décrire l'imprécision de la demande aurait bien évidemment conduit à des temps de calculs nettement plus longs, induits soit par l'examen d'un large nombre de scénarios à partir d'une représentation discrète de l'imprécision, soit par l'utilisation de techniques d'intégration complexes lorsque l'imprécision est représentée par des lois de distributions continues ;
- l'utilisation de modèles probabilistes est réaliste lorsque la description statistique des paramètres imprécis est disponible, c'est-à-dire à partir d'une base de données historiques, ce qui est rarement le cas au stade de développement d'un nouveau produit ;
- le recours à des nombres flous trapézoïdaux (TrFN) a permis dans le cadre de l'étude d'interpréter les paramètres imprécis en termes de valeurs plus ou moins optimistes ou pessimistes du point de vue du concepteur.

Tout d'abord, l'aspect monocritère a été étudié à partir de la formulation du problème de conception optimale issue des travaux de Modi et Karimi (1989) [MOD89] pour des ateliers multiproduits : l'objectif est de déterminer la meilleure configuration en termes de dimension et de nombre d'appareils. L'analyse du modèle a montré que l'on conserve la nature réelle ou discrète des variables jusqu'au calcul des productivités locales. La nature floue se répercute, d'une part, au niveau de la satisfaction de la contrainte des horizons de temps par rapport à une échéance globale, et d'autre part, au niveau du calcul du critère économique basé sur le bénéfice actualisé, fonction de la demande floue. Les variables d'optimisation, à savoir les volumes des équipements (respectivement le nombre d'équipements identiques en parallèle) restent donc réelles (respectivement entières).

Dans cette étude préliminaire qui a permis d'établir des résultats-étalons d'un cadre purement déterministe, l'intérêt de l'utilisation d'une méthode stochastique a été clairement mis en évidence sur plusieurs aspects concernant :

- son efficacité : les résultats sont tout à fait comparables à ceux obtenus par une méthode mixte rigoureuse de programmation mathématique implantée au sein de l'environnement de modélisation GAMS ;
- son aptitude à traiter des problèmes en variables mixtes à forte combinatoire ;
- sa transposition aisée au cadre flou. Le choix s'est porté sur les algorithmes génétiques qui ont, d'une part, démontré leur efficacité dans le traitement de problèmes similaires [GOL89] [DED02] [SHA02] et qui sont, d'autre part, reconnus en tant que méthode d'optimisation multiobjectif pour conduire à l'obtention de la zone de compromis entre les divers objectifs, également appelée front de Pareto.

Pour l'optimisation monocritère, une roulette de Goldberg classique a été utilisée dans l'étape de sélection. A l'examen des résultats présentés, les quantités floues se montrent tout à fait adaptées à la modélisation des grandeurs réellement manipulées en phase de conception. Le domaine flou d'évolution du bénéfice actualisé à partir du paramètre « demande » imparfaitement spécifié, est obtenu directement. Le niveau d'imprécision qui en résulte à travers l'étude systématique proposée (demandes floues symétrique ou asymétrique) reste dans des limites acceptables du point de vue du concepteur et permet au stade préliminaire d'étude du procédé d'orienter le processus de décision.

Le travail a ensuite été ciblé vers la prise en compte de l'aspect multicritère dans la phase de « design » de l'atelier. Nous avons conservé la maximisation du bénéfice actualisé comme critère économique, mais également considéré des critères impliquant la minimisation des retards ou des avances par rapport à une date échue (le respect de l'horizon de temps était envisagé précédemment sous forme de contrainte), ainsi que la maximisation d'un indice de flexibilité de l'atelier. Pour améliorer la génération d'un nombre acceptable de solutions de compromis, l'étape de sélection a été modifiée et implique une combinaison entre la procédure de tri de Pareto et une méthode de tournoi.

Les critères pris en compte par paires dans un premier temps ont permis d'évaluer les performances de la méthode pour des jeux de demandes symétrique et asymétrique. Les optimisations de type bicritère ont permis d'obtenir une variété intéressante de solutions de compromis pour la résolution du problème considéré. Puis, la conception de l'atelier considérant simultanément les trois critères a fourni un ensemble suffisamment large de solutions de compromis à partir desquelles le décideur peut effectuer un choix. Les résultats

obtenus du point de vue du bénéfice actualisé pour les deux exemples sont cohérents avec ceux de l'optimisation monocritère déterministe : les valeurs du critère bénéfice actualisé pour le cas déterministe monocritère sont situés dans les noyaux des bénéfices actualisés flous obtenus par les optimisations multicritères et les intervalles des noyaux et supports restent toujours dans des limites acceptables de précision du point de vue du décideur.

La méthode de sélection hybride tri de Pareto-tournoi a montré dans les optimisations précédentes une meilleure performance comparativement à la méthode de la roulette de Goldberg. L'algorithme génétique trouve systématiquement un nombre supérieur de solutions non dominées et les valeurs de leurs critères sont meilleures que celles obtenus avec la roulette de Goldberg.

D'un point de vue pratique, la procédure a été appliquée sur un exemple d'atelier impliquant des bioprocédés pour la synthèse de protéines. Cette étude présente la prise en compte simultanée, dans les variables de décision, de variables représentant la structure du procédé et des conditions opératoires les plus significatives des différentes unités impliquées dans le schéma global de fabrication.

Ce traitement a été rendu possible grâce à l'utilisation d'un simulateur d'ateliers dont les principes ont été mis en évidence lors de travaux antérieurs [BER99] [BER00] [DED01], dans lequel les temps opératoires des différentes étapes sont calculés par le biais de modèles d'opérations unitaires, ce qui n'impose plus de figer les conditions opératoires et confère à la simulation un plus grand réalisme, ainsi qu'une certaine flexibilité.

Les résultats obtenus de la conception d'atelier pour la synthèse de protéines ont conforté les analyses précédentes. L'optimisation monocritère confirme les bonnes performances de l'algorithme génétique flou et les résultats de l'aspect multicritère conduisent à un ensemble de solutions de compromis intéressantes pour le décideur.

A l'issue de ce travail, un certain nombre de perspectives se dégage :

Le cadre proposé est suffisamment générique pour prendre en compte l'imprécision liée à d'autres paramètres affectant d'autres échelles de temps que la demande.

On peut ainsi envisager dans un premier temps de modéliser l'imprécision liée aux temps opératoires des procédés mis en jeu. Cela consisterait alors à reprendre le modèle classique présenté et à générer de l'imprécision dès les premiers stades d'application de l'algorithme. Certes, cette phase implique la généralisation de l'approche aux autres opérations

arithmétiques floues, ce qui génèrera plus de calculs (passage aux α -coupes nécessaire par exemple, pour la multiplication de 2 TrFNs qui ne donne pas nécessairement un TrFN). Toutefois, la phase liée à l'optimisation par Algorithme Génétique serait invariante.

Dans un second temps, on pourrait raisonner directement sur les variables de procédés sujettes à imprécision (par exemple, température, concentration, ...) et déterminer alors le jeu de paramètres de structure, de dimensionnement et de variables de procédés satisfaisant la formulation du problème d'optimisation résultant.

D'un point de vue pratique, une étape importante serait de faciliter l'usage de la méthodologie par le concepteur. L'introduction des informations sous forme d'intervalles flous doit être automatisée à partir du recueil d'informations existantes au stade de développement des produits.

D'autres critères peuvent être également pris en compte, notamment la limitation de la consommation énergétique ou la sécurité du procédé. Sur ce dernier point, la formulation du critère constitue encore un point délicat.

Les applications traitées dans ce mémoire ont été construites à partir d'informations de la littérature dédiée (temps de calcul nécessaire au déroulement d'une exécution 1,5[h]). Pour des applications réelles, le nombre de produits à élaborer sur un horizon global peut s'avérer relativement important. On peut donc penser que même si l'approche floue conduit à des temps calculs réduits par rapport à une approche probabiliste, ces derniers peuvent devenir pénalisants. Une voie déjà explorée sur une application déterministe serait d'effectuer les calculs sur une grille de calcul de grande taille (expérimentations sur des machines de type cluster-grille dans le cadre du projet BQR INPT-INSA GRID'5000).

Nous avons vu que l'application de la méthodologie conduit à un ensemble de solutions de compromis à partir desquelles, en l'absence d'informations supplémentaires, il peut être difficile de trancher. Seul, le décideur en tenant compte d'autres critères internes à la société ou de la réglementation en vigueur pourra apprécier l'intérêt d'une solution par rapport à d'autres. On pourrait à ce niveau coupler la procédure à des méthodes classiques d'aide à la décision (Electre, Prométhée...), comme cela a été précédemment effectué sur d'autres applications [ATM03] [ROY85] dans un cadre déterministe.

Nous espérons ainsi au moment de conclure ce mémoire avoir apporté le cadre conceptuel qui permettra d'aborder la problématique de façon rigoureuse et de répondre aux exigences complexes, nombreuses et souvent contradictoires (coût, incertitude des paramètres de production, respect de l'environnement, sécurité) auxquelles le praticien est confronté dans un environnement partiellement maîtrisé.

Références bibliographiques

[ATM03]	Atmaniou L. Dietz A., Azzaro-Pantel C., Zarate P., Pibouleau L., Domenech S., A Multiobjective Genetic Algorithm optimization framework for batch plant design, PSE 2003, June 22-27, 2003 Kunming, Yunnan Province, P.R. China
[BAU97]	Baudet P., Ordonnancement à court-terme d'un atelier discontinu de chimie : cas du fonctionnement job-shop, Thèse de doctorat, INP ENSIGC Toulouse, France (1997).
[BAU99]	Baudet P., Azzaro-Pantel C., Domenech S., Pibouleau L., Un couplage entre un algorithme génétique et un modèle de simulation pour l'ordonnancement à court terme d'un atelier discontinu de chimie fine. <i>RAIRO Operation Research</i> , 33 : 299-338, 1999.
[BER00]	Berard F. Stratégies de gestion de production dans un atelier flexible de chimie fine, Thèse de doctorat, INP ENSIGC Toulouse, France (2000).
[BER99]	Bernal Haro L., Conception d'ateliers discontinues multi-objectifs de chimie fine par un Algorithme Génétique, Thèse de doctorat, IMP ENSIGC Toulouse, France (1999).
[BHA00]	Bhaskar V., Gupta S.K., Ray A.K., Applications of multiobjective optimisation in chemical engineering, <i>Reviews in chemical engineering</i> , Vol 16, No. 1 (2000).
[BRO98]	Brooke A., Kendrick D., Meeraus A., Raman R., GAMS User's Guide, <i>GAMS Development Corporation</i> , 1998.
[CAO02]	Cao D.M., Yuan X.G., 2002, Optimal design of batch plants with uncertain demands considering switch over of operating modes of parallel units. <i>Industrial Engineering and Chemistry Research</i> , 41, 4616.
[CAV97]	Cav S. R., Edwards D. W., Chemical process route selection based on assessment of inherent environmental hazard. <i>Computers and Chem. Engng</i> Vol. 21, Suppl., pp. S965-S970, 1997.
[CHA59]	Charnes A. and Cooper W., 1959, Chance constrained programming. <i>Mgmt Sci.</i> 73,78.
[CHI96]	Chiotti O. J., Salomone H. E., Ibarren O.A., Batch plants with adaptive operating policies. <i>Computers Chem. Engng</i> . Vol. 20 No. 10, pp. 1241-1256, 1996.
[COL91]	Colomi A. Dorizo M., Mannienzo V., Distributed optimisation by ant colonies, <i>Proceedings European Conference on Artificial Life ECAL 91</i> , pp. 134, Elsevier Ed., New York (1991).
[COL02]	Collette Y., Siarry P. <i>Optimisation multiobjectif</i> , Eyrolles, ISBN: 2-212-11168-1 (2002).
[DAR59]	Darwin C. <i>On the Origin of Species</i> . John Murray, London, 1859.

[DED99]	Dedieu S., Azzaro-Pantel C., Pibouleau L., Domenech S., A retrofit design strategy for multipurpose batch plant, <i>Computers Chem. Engng., Suppl.</i> , pp. S15-S18 (1999).
[DED01]	Dedieu S. Algorithme génétique multicritère :conception et remodelage d'ateliers de chimie fine, Thèse de doctorat, INP ENSIGC Toulouse, France (2001).
[DED02]	Dedieu S., Azzaro-Pantel C., Dietz A., Pibouleau L., Domenech S., « Procédures d'aide à la décision multicritère par algorithme génétique pour la conception d'ateliers discontinus de chimie fine ». SIMO 2002 Système d'Information Modélisation, Optimisation Commande en Génie des Procédés 24-25 Octobre 2002-Toulouse (France).
[DIE04]	Dietz A. Optimisation multicritère pour la conception d'ateliers discontinues multiproduits: aspects économique et environnemental, Thèse de doctorat, INP ENSIGC Toulouse, France (2004).
[DJO95]	Djouad S., Intégration de règles heuristiques et de paramètres incertains en conception de procédés : Application aux cascades de colonnes de rectification, Thèse de doctorat, INP ENSIGC Toulouse, France (1995).
[DUB85]	Dubois D., Prade H., Possibility theory, An approach to computerized processing of uncertainty, Plenum Press, New York (1985).
[DUB88]	Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : Applications à la représentation des connaissances en informatique, MASSON, 1988.
[DUB94]	Dubois D., Prade H., Smets Philippe, "Partial Truth is not Uncertainty : Fuzzy Logic versus Possibilistic Logic", <i>IEEE Expert</i> , pp. 15-19, 1994.
[DUB01]	Dubois D., Prade H., Sabbadn R., Decision-theoretic foundation of qualitative possibility theory, <i>European journal of Operational Research</i> , 128, pp. 459-478 (2001).
[DUD70]	Dudek, R.A., Campbell H.G., and Smith, M.L., "A heuristic algorithm for the n-job m-machine sequencing problem", <i>Management Science</i> 16, 630-637, (1970).
[EPP97]	Epperly T., Ierapetritou M., Pistikopoulos E., On the global and efficient solution of stochastic batch plant design problems. <i>Computers Chem. Engng.</i> Vol. 21 No. 12 pp. 1411-1431, (1997).
[FLO94]	Floquet P., Habilitation à diriger les recherches INPT, Optimisation et genie des procédés. De l'algorithmique à la logique floue, Toulouse (1994).
[FON93]	Fonseca C., Fleming P., Genetic algorithms for multiobjective optimization : formulation, discussion and generalisation. <i>Proc. Of the 5th Int. Conf. On genetics algorithms</i> , 416-423 (1993).

[GIE03]	Gien D., Jacqmart S., Conception et simulation de systèmes de production en présence d'informations imparfaitement définies. MOSIM'03, 23-25, Toulouse, France (2003).
[GOL89]	Goldberg D.E., Genetic algorithms in search optimisation and machine learning, Addison-Wesley Publishing Co. (1989).
[GOL95]	Goldstein C., Un théorème de Fermat et ses lecteurs, Saint Denis, Presses Universitaires de Vincennes, 1995.
[HAO99]	Hao J. K., Galinier P., Habib M., Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contrainte. <i>Revue d'Intelligence Artificielle</i> , 1999.
[HAR97]	Harding S.T., Floudas C.A., 1997, Global optimization in multiproduct and multipurposebatch design under uncertainty. <i>Industrial Engineering and Chemistry Research</i> , 36, 1644.
[HOL75]	Holland J.H., <i>Adaptation in Natural and Artificial Systems</i> . University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
[HOR94]	Horn J., Nafpliotis N., Goldberg D., A niched pareto genetic algorithm for multi-objective optimisation. Proc. of the 1 st IEEE Conf. on evolutionary computation, 1, 82-87 (1994).
[HSU02]	Hsuan-Jui H., Wang W. F., 2002, Fuzzy decision-making design of chemical plant using mixed-integer hybrid differential evolution, <i>Computers & Chemical Engineering</i> , Volume 26, Issue 12, 15, 1649,1660 (2002).
[ISU95]	Ishibushi H., Nozaki K., Yamamoto H., Tanaka H., Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms, <i>IEEE Trans. Fuzzy Systems</i> 3 (3) (1995)
[JAC98]	Jacqmart S., Gien D., An approach based on fuzzy set to model design quality, INCOM'98, Nancy, France, pp.327-332 (1998).
[JOH78]	Johns W.R., Marketos G. and Rippin D.W.T., The optimal design of chemical plants to meet time-varying demands in the presence of technical and commercial uncertainty. <i>Trans IChem</i> 56, 249-257 (1978)
[JON02]	Jones D., Mirrazavi S., Tamiz M. Multi-objective meta-heuristics: An overview of the current state-of-the-art. <i>European Journal of Operational Research</i> (2002) 1-9.
[KAU88]	Kaufman A. et Gupta, 1988, <i>Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science</i> , North-Holland.
[KIR83]	Kirkpatrick S., Gellat C.D., Vecchi M.P., Optimisation by simulated annealing, <i>Science</i> , No. 220, pp. 671-680 (1983).

[KOC98]	Kocis G. R., Grossmann I. E. , Global optimization of nonconvex MINLP problems in process synthesis. <i>Independent Engineering Chemical Research</i> , 27 : 1407-1421, 1998.
[LIO92]	Liou T.S. et M.J. Wang, 1992, Ranking fuzzy numbers with integral value, <i>Fuzzy Sets System</i> , vol. 50, 247.
[MCC87]	McCahon C., et E.S. Lee « Fuzzy set theory applied to production and inventory control », Ph.D. Dissertation, Kansas State University, Manhattan, KS.
[MET83]	Metropolis N., Rosenbluth A., Rosenblut M., Teller A., Teller E., Equation of state calculation by fast computing machines, <i>J. Chem., Phys.</i> , vol. 21 pp. 1087-1092 (1983).
[MIA94]	Mialet H., Le sujet de l'invention, thèse de doctorat de philosophie, Paris, Université de Paris I Sorbonne, 1994.
[MOD89]	A. K. Modi A.K., Karimi I. A., Design of multiproduct batch processes with finite intermediate storage. <i>Computer and Chemical Engineering</i> , 13 : 127, 1989.
[MON00]	Montagna J.M., Vecchietti A.R., Iribarren O.A., Pinto J.M., Asenjo J.A., 2000, Optimal design of protein production plants with time and size factor process models. <i>Biotechnol. Prog.</i> 16, 228-237
[MON03]	Montastruc L. Développement d'un pilote automatisé, fiable et sûr pour la dépollution d'effluents aqueux d'origine industrielle, Thèse de doctorat, INP ENSIGC Toulouse, France (2003).
[NIC96]	Nicolas G., Rotstein G., Barbosa-Povoa A., Macchietto S., A branch and bound procedure for the design of multipurpose batch plants with uncertain demands, <i>Computers & Chemical Engineering</i> , Volume 20, Issue 972, 26 May 1996, Pages S1179-S1184 (1996).
[PAP90]	Papageorgaki S., Reklaitis G.V., Optimal design og multipurpose batch plants I. Problem Formulation, <i>Ind. Eng. Chem. Res.</i> , Vol. 29, pp. 2054-2062 (1990).
[PAP93]	Papageorgaki S., Reklaitis G.V., Retrofitting a general multipurpose batch chemical plant, <i>Ind. Eng. Chem. Res.</i> , Vol. 32, pp. 345-362 (1993).
[PAR96]	Pareto V., Cours d'économie politique, Rouge, Lausanne, Switzerland (1896).
[PAT91]	Patel A.N., Mah R.S.H., Karimi I.A., Preliminary design of multiproduct non-continuous plants using simulated annealing. <i>Computer and Chemical Engineering</i> , 15 : 451, 1991.
[PEY92]	Peyrol E. Gestion d'un atelier de fabrication de composants électroniques, Thèse de doctorat, INP ENSIGC, Toulouse, France (1992).

[PIN01]	Pinto, J.M. Montagna, A.R. Vecchiotti, O. A. Iribarren, J. A. Asenjo, 2001, Process performance models in the optimisation of multiproduct protein production plants. <i>Biotechnology and bioengineering</i> , 74 (6), 451- 465
[PIS96]	Pistikopoulos E.; Thomadis T., Melin A., Ierapetritou M., Flexibility, reliability and maintenance considerations in batch plant design under uncertainty, <i>Computers & Chemical Engineering</i> , Volume 20, Issue 972, 26 May 1996, Pages S1209-S1214.
[PON05]	Ponsich A., Azzaro C., Domenech S., Pibouleau L., About the Relevance of Mathematical Programming and Stochastic Optimisation Methods : Application to Optimal Batch Plant Design Problems , <i>Escape 15</i> , (2005)
[ROY85]	Royy B., Méthodologie multicritère d'aide à la decision, Ed. Economica, 1985.
[SAK93]	Sakawa M., Fuzzy sets and interactive multiobjective optimization. New York: Plenum Press (1993);
[SAL94]	Salomone H. E., Iribarren O. A., Posynomial modelling of batch plants: a procedure to include process decision variables. <i>Computers Chem. Engng.</i> Vol. 16 No. 3, pp. 173-184, 1992.
[SCH85]	Schaffer J., Multi-objective optimisation with vector evaluated genetic algorithms. <i>Proc. Int. Conf. on Genetic Algorithms and their applications</i> , 93-100.
[SHA92]	Shah N. and Pantelides C.C., 1992, Design of multipurpose batch plants with uncertain production requirements, <i>Ind. Eng. Chem. Res.</i> , 1325,1337 (1992).
[SHA02]	Shafie K.S., Optimisation de réseaux d'échange de masse par algorithmes génétiques : Application aux procédés papetiers, Thèse de doctorat, INP ENSIGC, Toulouse, France (2002).
[SLO00]	Slowinski, R. and Hampke M., Eds: Spingler-Verlag (series "Studies in Fuzinziness and Soft Computing), 45-59, 2000.
[SPA98]	Spas B., Petkov S., Costas D., Maranas H., Design of Single-Product Campaign Batch Plants under Demand Uncertainty, <i>AIChE Journal</i> , Volume 44, Issue 4, April 1998, Pages 896-911.
[VAJ72]	Vajda S., <i>Probabilistic Programming</i> . Academic Press (1972).
[VAS98]	Vassiliadis C. Pistikopoulos E., Reliability and maintenance considerations in process design under uncertainty, <i>Computers & Chemical Engineering</i> , Volume 22, Supplement 1, 24 May 1998, Pages S521-S528.
[VIS90]	Viswanathan J., Grossmann I. E., A combined penalty function and outer approximation method for MINLP optimisation. <i>Computers and Chemical Engineering</i> , 14 : 769-782, 1990.

[WAN96]	Wang C., Quan H., Xu H., Optimal design of multiproduct batch chemical process using genetic algorithms. <i>Computer and Chemical Engineering</i> , 35 : 3560-3566, 1996.
[WAN02]	Wang C., Xin Z., Ants foraging mechanism in the design of batch chemical process. <i>Computer and Chemical Engineering</i> , 41 : 6678-6686, 2002.
[WEL89]	Wellons H. S and Reklaitais G. V., 1989, The design of multiproduct batch plants under uncertainty with stage expansion, <i>Computers chem. Engng</i> , Vol. 13, No. 1/2, 115,126.
[XUX93]	Xu X., Zheng G., Cheng S., Optimal design of multiproduct batch chemical process – Mixed simulated annealing. <i>Journal of Chemical Engineering</i> , 44 : 442-459, 1993.
[ZAD65]	Zadeh L.A., Fuzzy sets, <i>Information & Control</i> , 8, 1965, pp. 338-353
[ZAD75]	Zadeh, L.A., The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning, <i>Inform. Sci.</i> , 8, 199. (1975)
[ZAD78]	Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, <i>Fuzzy Sets and Systems</i> , 1, 3-28
[ZIT99]	Zitzler E. Thiele L., Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative cas study and the strength Pareto approach. <i>IEEE Transactions on evolutionary computation</i> , 3, 4, 257-271 (1999).