



HAL
open science

Apports de modélisations mathématiques pour l'évaluation et l'optimisation de systèmes industriels complexes

Xavier Delorme

► **To cite this version:**

Xavier Delorme. Apports de modélisations mathématiques pour l'évaluation et l'optimisation de systèmes industriels complexes. Recherche opérationnelle [math.OC]. Université Jean Monnet de Saint-Etienne, 2014. tel-02121580

HAL Id: tel-02121580

<https://hal.science/tel-02121580>

Submitted on 6 May 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Habilitation à diriger des recherches

Apports de modélisations mathématiques pour l'évaluation et l'optimisation de systèmes industriels complexes

présentée par

Xavier DELORME

Soutenue le 23 octobre 2014 devant le jury composé de :

Bernard GRABOT	Professeur, École nationale d'ingénieurs de Tarbes	Président
Albert COROMINAS	Professeur, Universitat Politècnica de Catalunya	Rapporteur
Van Dat CUNG	Professeur, Institut polytechnique de Grenoble (Grenoble INP)	Rapporteur
Michel MINOUX	Professeur, Université Pierre et Marie Curie (Paris 6)	Rapporteur
Patrick SIARRY	Professeur, Université Paris-Est Créteil Val de Marne	Rapporteur
Xavier GANDIBLEUX	Professeur, Université de Nantes	Examineur
Mikhail Y. KOVALYOV	Professeur, National Academy of Sciences of Belarus	Examineur
Alexandre DOLGUI	Professeur, École des mines de Saint-Étienne	Directeur de recherche

*À Maité, Océane et Timéo qui m'ont
attendu patiemment et soutenu pendant
la réalisation de ce travail.*

Avant-propos

*«Le plus court chemin d'une personne à une autre... c'est un
brin de gentillesse»
Anonyme*

Bien qu'une habilitation à diriger des recherches soit la présentation d'une démarche de recherche personnelle, elle résulte d'un travail réalisé en collaboration avec de très nombreuses personnes¹. Je profite donc de cette occasion pour les remercier.

Je tiens tout d'abord à témoigner toute ma reconnaissance à Alexandre Dolgui, professeur à l'École des mines de Saint-Étienne, pour ses nombreux conseils et les longues discussions que nous avons eues. En dépit de toutes ces années à le cotoyer et à travailler avec lui, sa réactivité, et sa capacité à vous solliciter, de jour comme de nuit continue de m'impressionner.

J'exprime également ma profonde gratitude à Messieurs Albert Corominas, professeur à l'Universitat Politècnica de Catalunya, Van Dat Cung, professeur à l'Institut polytechnique de Grenoble, Michel Minoux, professeur à l'Université Pierre et Marie Curie, et Patrick Siarry, professeur à l'Université Paris-Est Créteil Val de Marne, qui m'ont fait l'honneur d'être rapporteurs de ce mémoire.

Je remercie aussi Messieurs Xavier Gandibleux, professeur à l'Université de Nantes, qui m'a fait découvrir la Recherche opérationnelle et m'a transmis sa passion, ainsi que Bernard Grabot, professeur à l'École nationale d'ingénieurs de Tarbes, et Mikhail Kovalyov, professeur à la National Academy of Sciences of Belarus, qui ont accepté de participer au jury.

Même s'il n'est pas possible de tous les citer, j'adresse mes remerciements les plus sincères à tous les collègues de l'École des mines (à Saint-Étienne et à Gardanne), du LIMOS et d'ailleurs avec qui j'ai travaillé ces dernières années et qui ont nourri, de manière directe ou indirecte, ce mémoire. En particulier, un grand merci à Frédéric Grimaud qui s'est laissé

1. Non, Frédéric, un groupe d'enseignants-chercheurs n'est pas qu'un troupeau de chats!

entraîner avec enthousiasme dans la plupart des projets (parfois un peu fous) de recherche, de création de cours ou d'organisation de conférence que j'ai initiés durant ces dix dernières années.

Surtout, ce travail n'aurait pas pu aboutir sans les doctorants, anciens ou actuels, qui ont bien voulu me suivre dans des directions de recherche parfois hasardeuses et souvent exigeantes. Merci donc à Sana, Mohamed, Faicel, Kseniya, Sergey, Akram, Afafe, Christian et Sergey.

Au delà des échanges scientifiques, toutes ces journées auraient été bien longues sans la bonne ambiance (oserais-je dire haute en couleur) qu'Hélène et Frédéric ont apportée dans le bureau que nous avons partagé pendant toutes ces années. Merci aussi à Christine, Gabrielle, Liliane, Marie-Line, Mireille, Nilou, Alain, Antoine et Jean-François pour leur aide (précieuse), leur disponibilité (quotidienne) et leur bonne humeur (communicative).

Enfin, je remercie ma femme, mes enfants, ma famille et mes amis pour la patience qu'ils ont eu à mon égard et les moments de joie et de détente qu'ils ont su m'apporter. Ce mémoire ne répondra sans doute pas à la question fondamentale qu'ils se posent sur le contenu exact de mon travail mais je suis sûr qu'ils ne m'en tiendront pas rigueur.

Table des matières

INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
I PROBLÈMES DE CONCEPTION ET D'ÉQUILIBRAGE DE LIGNES EN PRÉSENCE DE CONTRAINTES COMPLEXES	9
1 Conception de lignes reconfigurables à base de centres d'usinage à commande numérique	17
1.1 Modélisation à l'aide d'un programme linéaire en variables mixtes	20
1.2 Optimisation de la séquence des opérations dans chaque station	23
1.3 Optimisation de l'affectation des opérations et du choix d'équipement dans le cas d'une séquence d'opérations fixée	24
1.4 Prise en compte de l'incertitude sur la demande	26
1.5 Perspectives	34
2 Modélisations sous forme de graphes	35
2.1 Cas de la conception de ligne de transfert dédiée utilisant des boîtiers multi-broches	36
2.2 Cas de la conception de ligne reconfigurable à base de centres d'usinage . . .	39
2.3 Perspectives	44
Pistes de recherche en conception de lignes	45
II PROBLÈMES DE PLANIFICATION SOUS INCERTITUDES	47
3 Planification et séquençage de production	53
3.1 Utilisation d'un modèle déterministe minimisant les pénalités de retard . . .	57
3.2 Utilisation d'un modèle stochastique maximisant la probabilité de respecter l'échéance	59

3.3 Perspectives	64
4 Planification de grilles horaires ferroviaires	65
4.1 Optimisation du problème combiné de sélection des parcours et de séquen- cement des trains	69
4.2 Simulation de la propagation des retards	70
4.3 Perspectives	74
Pistes de recherche en planification sous incertitudes	77
CONCLUSION GÉNÉRALE	79
Bibliographie	83

SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS

- 1 Curriculum vitae
- 2 Activités d'enseignement
- 3 Responsabilités collectives
- 4 Activités de recherche
- 5 Liste des publications
- 6 Sélection de publications

Introduction générale

*«Ne vous inquiétez pas pour vos difficultés en mathématiques,
les miennes sont encore plus grandes.»*

Albert Einstein

Ce mémoire présente une synthèse des activités de recherche que j'ai développées depuis que j'ai rejoint l'École des mines de Saint-Étienne, peu après avoir terminé ma thèse de doctorat au sein de l'institut national de recherche sur les transports et leur sécurité (INRETS²) et du laboratoire d'automatique, de mécanique et d'informatique industrielles et humaines (LAMIH) de l'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis. Résumer près de dix années de travail en quelques pages n'est pas une chose aisée, et j'ai nécessairement été obligé de laisser de côté certains travaux plus périphériques (mais néanmoins passionnants) pour me focaliser sur ce qui a été au cœur de mon activité de recherche³ : l'évaluation et l'optimisation des systèmes de production et de transport à un niveau stratégique ou tactique.

D'un point de vue thématique, l'ensemble de mes activités de recherche s'inscrivent dans la recherche de modèles mathématiques et d'outils informatiques d'aide à la décision, en s'appuyant notamment sur l'utilisation et le développement de méthodes relevant de la Recherche opérationnelle. En ce sens ils sont donc à l'intersection de plusieurs domaines scientifiques comme la Gestion industrielle, les Mathématiques ou l'Informatique (voir figure 1).

À la différence des problèmes régis par les lois de la Physique, les problèmes rencontrés en Gestion industrielle relèvent la plupart du temps du domaine de la combinatoire et donc des Mathématiques discrètes : il s'agit d'étudier le comportement de systèmes définis par un ensemble de variables liées entre-elles et appartenant à des ensembles finis de valeurs possibles. Leur difficulté réside souvent dans le très grand nombre de combinaisons possibles rendant toute énumération explicite impossible en un temps raisonnable. Pour autant, l'essor important qu'a connu la Recherche opérationnelle dans la deuxième moitié du XX^e siècle a permis le développement de très nombreuses méthodes d'optimisation. Ces méthodes ont ainsi permis d'obtenir des progrès considérables et de considérer une gamme d'applications industrielles de plus en plus large. Cependant, si les progrès informatiques et surtout théoriques et algorithmiques ont rendu possible la résolution de problèmes considérés jusqu'alors comme trop complexes, de nombreuses barrières existent encore et notamment :

- la théorie de la complexité a permis de montrer que de nombreux problèmes combinatoires sont NP-difficiles (voir Garey et Johnson, 1979) et une conjecture célèbre ($P \neq NP$) indique qu'il y a donc peu de chances qu'il soit possible de trouver une méthode de résolution exacte dont le temps de calcul n'augmente pas, au moins dans

2. Rebaptisé depuis institut français des sciences et technologies des transports, de l'aménagement et des réseaux (IFSTTAR)

3. Le lecteur intéressé (et disposant d'un peu de temps devant lui) pourra néanmoins trouver à la fin ce mémoire une liste plus complète de mes travaux ainsi qu'une sélection de publications.

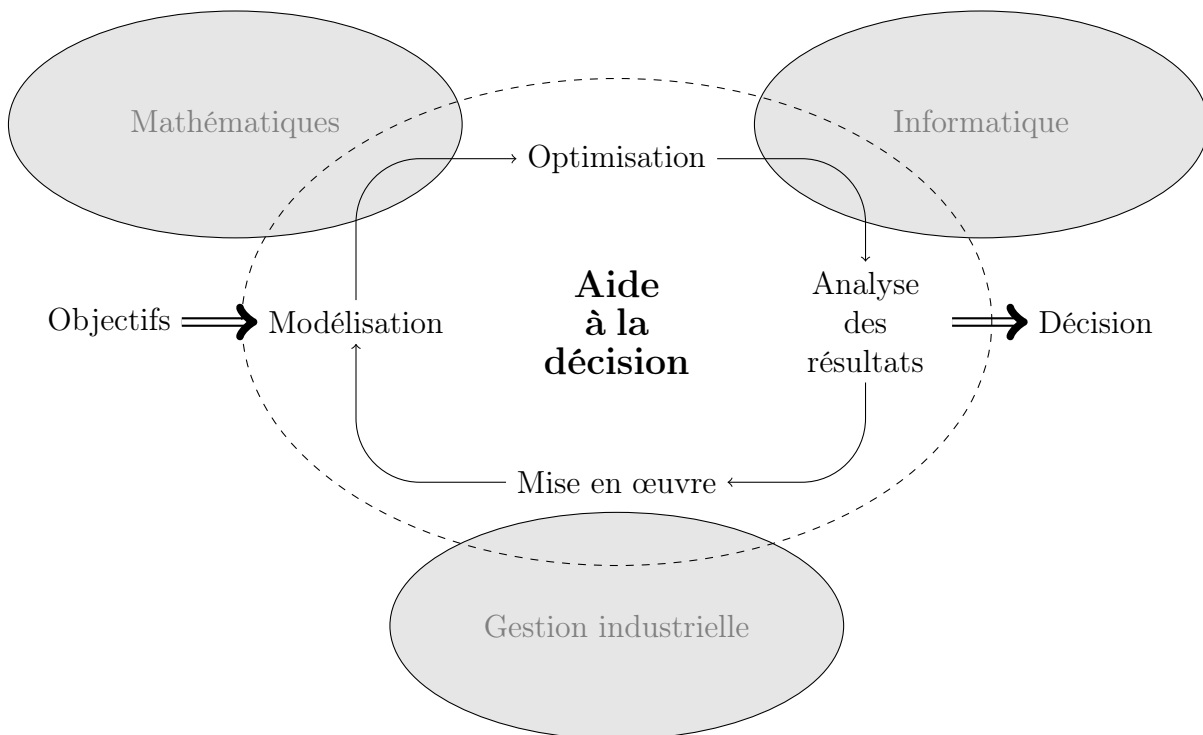


FIGURE 1 – Processus d'aide à la décision et d'optimisation

- le pire des cas, de manière exponentielle avec la taille du problème ;
- les applications industrielles nécessitent souvent de considérer des contraintes complexes (économiques, environnementales, humaines, réglementaires, techniques, ...) spécifiques et hétérogènes, voire de traiter simultanément plusieurs problèmes combinés, ce qui vient alors casser la structure de ces problèmes et rendre ainsi inefficaces les méthodes développées pour des problèmes académiques ;
 - les données associées à ces systèmes peuvent être partiellement incertaines, soit parce qu'elles sont sujettes à des variations (domaine de l'optimisation stochastique), soit parce que leur valeur n'est pas encore connue (domaine de l'optimisation robuste) ;
 - enfin, si l'optimisation d'un critère de performance pour un problème combinatoire est la plupart du temps un problème difficile en soi, il est parfois nécessaire de considérer plusieurs critères contradictoires ce qui transforme la recherche d'une seule solution optimale en une recherche d'un ensemble de solutions dites de compromis (notion de front Pareto) et requiert donc des méthodes adaptées (domaine de l'optimisation multi-objectif).

Face à ces barrières, il est parfois nécessaire de revoir ses ambitions à la baisse pour aborder des problèmes industriels complexes. Ainsi, on ne compte plus les articles scientifiques abordant un problème d'optimisation qui commencent par montrer que le problème considéré est NP-difficile et concluent directement que le seul moyen de traiter des instances

de taille réelle de ce problème est d'utiliser des méthodes d'optimisation approchée (heuristiques ou métaheuristiques). De même, nombre de problèmes dont les données sont fortement sujettes à des incertitudes se retrouvent traités à l'aide d'un modèle déterministe, et des problèmes impliquant des critères multiples et contradictoires sont parfois seulement étudiés sous l'angle de l'optimisation d'une fonction objectif agrégeant ces critères en un coût sans réalité industrielle.

À mon sens, et c'est ce que je vais tenter d'illustrer dans ce mémoire, le caractère parfois automatique de ces simplifications n'est pas toujours une nécessité. Pour autant, l'objectif n'est absolument pas de critiquer ces différentes approches. Par définition, une modélisation est une simplification et ces approches peuvent être utiles et adaptées dans de nombreux cas. L'utilisation des heuristiques a par exemple permis d'apporter des solutions à des problèmes qui ne pouvaient pas être résolus de manière optimale et, à ce titre, elles ont grandement participé au développement de l'utilisation de la Recherche opérationnelle. En fait, il s'agit plutôt de montrer que ces approches sont bien des choix de modélisation et non une conséquence inéluctable de la complexité du problème. Et en tant que choix, il est important de les énoncer clairement et non de manière implicite. À défaut, cela peut limiter inutilement le champ de recherche, et donc la performance des méthodes proposées, voire même devenir une source d'erreur. Ainsi par exemple une hypothèse courante, et souvent parfaitement justifiable, consiste à considérer qu'un ensemble de valeurs suivent une distribution gaussienne. Cependant, cette hypothèse implicite appliquée à l'évaluation des performances de méthodes d'optimisation non déterministes (comme les métaheuristiques) sans aucune validation, et alors même que plusieurs éléments vont à son encontre (notamment le fait que les valeurs obtenues sont bornées par l'optimum), a pu conduire à des conclusions erronées (Taillard, 2005).

Surtout, la frontière entre ces différents domaines, et les méthodes qui y sont associées, n'est pas si nette. Notamment, des méthodes exactes peuvent parfois contribuer à la résolution de problèmes NP-difficiles de grande taille, y compris lorsque ces problèmes impliquent des contraintes complexes, des données incertaines ou des critères contradictoires. Ce mémoire ne prétend pas non plus faire une présentation exhaustive, ou même représentative, des différents moyens d'utiliser des méthodes d'optimisation exacte pour traiter des problèmes difficiles. Le prisme choisi pour ce mémoire⁴ consiste à se focaliser sur les méthodes que j'ai eu l'occasion d'utiliser pour illustrer différentes possibilités d'employer des modèles mathématiques pour aborder des problématiques industrielles complexes.

Ce mémoire est aussi une occasion de défendre une vision de la Recherche opérationnelle orientée par les problèmes (vision inspirée par une présentation de Ken Bowen à laquelle

4. En termes mathématiques il conviendrait sans doute de parler de biais dont souffre l'échantillon considéré.

j'avais assisté lors du premier congrès «ORP³» au début de ma thèse, et confirmée ensuite par près de dix ans de pratique et d'échanges au sein d'une école d'ingénieur). Par conséquent, même si les travaux présentés s'appuient sur des méthodes relevant de différents domaines (voir tableau 1) et de problèmes classiques de la Recherche opérationnelle, ce mémoire n'est ni l'état de l'art d'un domaine méthodologique (ce travail a d'ailleurs déjà été fait avec beaucoup de succès pour la plupart des domaines qui seront abordés dans ce mémoire, voir notamment Berge, 1970; Gondran et Minoux, 2009, pour les graphes, Nemhauser et Wolsey, 1999; Schrijver, 2003; Billionnet, 2007, pour l'optimisation discrète/combinatoire, Shapiro *et al.*, 2009, pour l'optimisation stochastique, Kouvelis et Yu, 1997; Roy *et al.*, 2007; Ben-Tal *et al.*, 2009, pour l'optimisation robuste, Ehrgott et Gandibleux, 2002; Ehrgott, 2005, pour l'optimisation multi-objectif, Osman et Laporte, 1996; Siarry, 2014, pour l'optimisation approchée et les métaheuristiques) ni celui d'un problème théorique difficile (voir Scholl et Becker, 2006, pour le problème d'équilibrage de ligne, Laporte, 1992; Applegate *et al.*, 2006, pour le problème de voyageur de commerce, Borndörfer, 1998; Cornuéjols, 2001, pour le problème de *set packing*⁵). Au contraire, j'ai choisi de structurer ce mémoire autour des principaux problèmes que j'ai eu l'occasion d'aborder.

	Optimisation discrète / combinatoire	Optimisation stochastique	Optimisation robuste	Optimisation multi-objectif	Méta-heuristiques
Chapitre 1	X			X	X
Chapitre 2	X				
Chapitre 3	X	X			X
Chapitre 4	X		X	X	X

TABLEAU 1 – Processus d'aide à la décision et d'optimisation

Ce mémoire se divise donc en deux parties. La première s'intéresse principalement à la prise en compte de contraintes complexes dans des problèmes d'optimisation combinatoire. Les problèmes abordés sont liés à la conception et l'équilibrage de ligne et se situent donc à un niveau de décision stratégique. Cette partie contient deux chapitres :

- Le chapitre 1 résume mes travaux sur l'optimisation des lignes de transfert reconfigurables. Il illustre notamment le couplage entre des méthodes d'optimisation exactes et approchées pour un problème ayant des contraintes complexes.
- Le chapitre 2 présente une approche originale de résolution exacte de problèmes d'équilibrage de ligne basée sur les graphes.

La deuxième partie s'intéresse à des problèmes de planification sous incertitudes et se situe à un niveau de décision tactique. Elle se divise aussi en deux chapitres :

5. À ma connaissance, le nom français de ce problème est couplage d'hypergraphe mais celui-ci n'est absolument pas utilisé dans la littérature. Dans la suite je conserverai donc le nom anglais.

- Le chapitre 3 aborde un problème de planification et de séquençement de production soumis à des incertitudes. Deux variantes de ce problème sont étudiées, la première étant basée sur un modèle déterministe et la seconde s'appuyant sur un modèle stochastique.
- Le chapitre 4 s'intéresse à un modèle de propagation des incertitudes pour un problème de planification robuste de grilles horaires ferroviaires. Ce modèle s'intègre dans un outil d'aide à la décision s'appuyant sur l'utilisation séquentielle de plusieurs modèles d'optimisation et de simulation.

Chaque chapitre se termine en évoquant les perspectives spécifiques aux problèmes et approches qui y sont développés, une discussion plus générale terminant chaque partie avec les pistes de recherche qu'elle soulève. Une conclusion générale clôt ensuite le mémoire en mettant en perspective les travaux présentés. Enfin, un curriculum vitae détaillé de mes activités de recherche et d'enseignement ainsi qu'une sélection de publications sont proposés à la fin de ce mémoire.

Première partie

Problèmes de conception et d'équilibrage de lignes en présence de contraintes complexes

«Si les gens ne croient pas que les mathématiques sont simples, c'est uniquement parce qu'ils ne réalisent pas à quel point la vie est compliquée.»

John von Neumann

Les lignes de production sont des systèmes composés de plusieurs stations (ou postes de travail) positionnées en séquence. Chaque pièce visite chaque station en se déplaçant d'une station à la suivante grâce à un système de convoyage. Ces systèmes ont été initialement conçus pour la production en grande série de produits standardisés (production de masse) mais sont maintenant aussi utilisés pour la production de familles de produits avec des volumes plus réduits. Leur conception s'intègre donc dans un processus plus général allant du besoin de produire un nouveau type de pièce à leur production effective (voir figure 2).

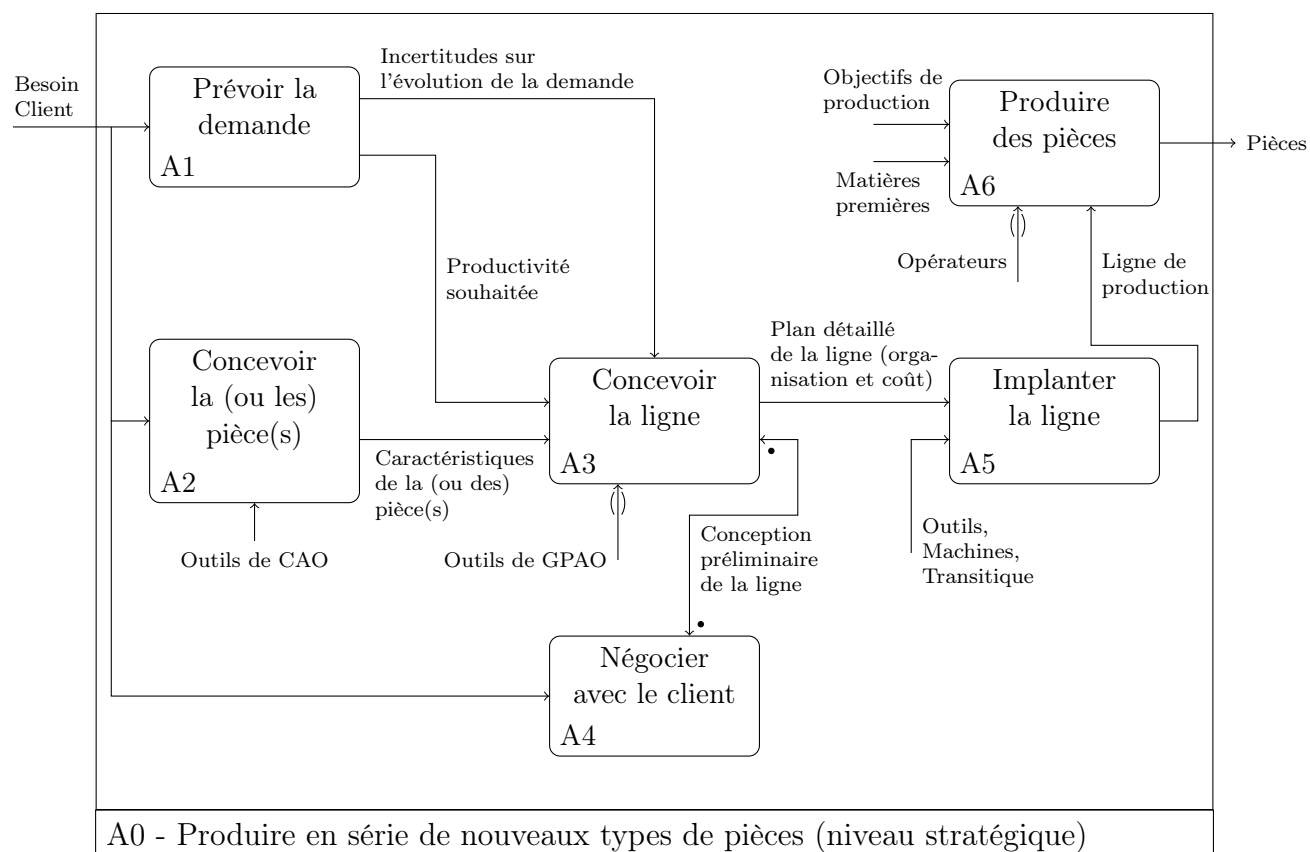


FIGURE 2 – Représentation SADT (en anglais *Structured Analysis and Design Technique*) du processus de conception et mise en production d'un (ou plusieurs) nouveau(x) type(s) de pièces

Parmi ces lignes, les lignes d'assemblage sont largement utilisées dans plusieurs industries (par exemple la construction automobile ou l'électronique) et leurs propriétés ont été étudiées dans la littérature (Nof *et al.*, 1997; Dolgui et Proth, 2006). La conception d'une telle ligne

requiert habituellement plusieurs étapes importantes (voir figure 3) :

1. Analyse du produit (actigramme A31) : l'objectif de cette étape est d'obtenir une décomposition complète en opérations élémentaires du travail à réaliser pour produire une pièce.
2. Détermination des gammes opératoires (A32) : cela correspond au choix des processus technologiques à utiliser et à la définition des contraintes techniques restreignant la réalisation des opérations. Cette étape requiert une bonne compréhension des spécifications fonctionnelles du produit ainsi que de leurs conditions de réalisation.
3. Choix de l'architecture de ligne (A33) : cette étape sert à définir le type de ligne de production à utiliser (par exemple, ligne dédiée, ligne flexible, ligne reconfigurable, lignes parallèles, ligne en U). Ce choix dépend bien sûr des besoins spécifiques liés à la pièce à produire mais aussi des compétences et de la stratégie de l'entreprise concevant la ligne.
4. Organisation de la ligne (A34) : cette étape inclut la sélection des équipements requis pour réaliser les opérations et la résolution d'un problème d'équilibrage de ligne (en anglais *line balancing problem*) c'est-à-dire l'affectation des opérations à des postes de travail (ou stations). Il est bien sûr nécessaire de tenir compte de la productivité souhaitée et de l'ensemble des contraintes techniques. Une marge de sécurité doit aussi souvent être considérée pour tenir compte des pannes éventuelles et des problèmes de qualité.
5. Étude du comportement dynamique (A35) : la position exacte des stations, le système de convoyage et le niveau des stocks sont choisis. Le flux des pièces est analysé, habituellement à l'aide d'un modèle de simulation, afin de prendre en compte le caractère aléatoire de certains événements (pannes, ...) et la variabilité de la production.

En outre, deux autres étapes (non représentées sur la figure) sont parfois nécessaires après l'implantation de la ligne :

- Lorsque la ligne est conçue pour la production de plusieurs produits (par exemple une ligne flexible), l'ordre de passage des différentes pièces composant le mix produit doit être déterminé.
- Quand la demande est sujette à des évolutions importantes, en termes de volume ou de caractéristiques du (des) produit(s), la ligne doit être reconfigurée. Une reconfiguration a de nombreux points communs avec la conception initiale mais doit en plus tenir compte de limitations et d'objectifs spécifiques liés à la configuration existante.

Étant donné la complexité de ce processus, ces différentes étapes sont la plupart du temps considérées en séquence, et notamment les marges de sécurité sont souvent choisies a priori par un expert, l'organisation retenue étant ensuite validée par simulation.

Ce processus implique donc la résolution de deux principaux problèmes d'optimisation : un problème d'équilibrage et éventuellement un problème d'ordonnancement. Dans cette

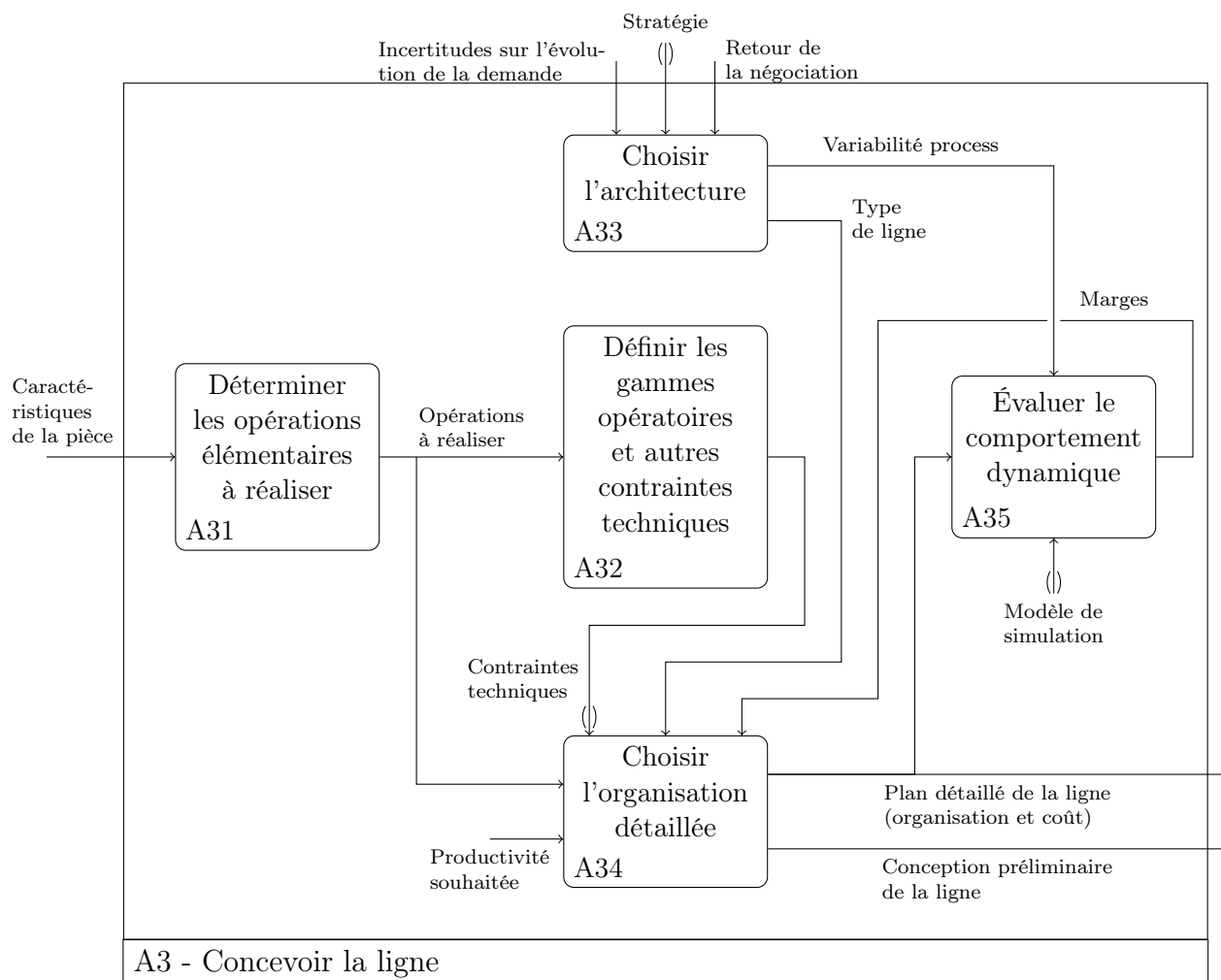


FIGURE 3 – Représentation SADT du processus de conception d'une ligne de production

partie nous nous focaliserons sur le premier problème mais nous verrons que sa résolution est souvent rendue plus difficile par l'impossibilité de dissocier les décisions associées à ce problème des décisions de plusieurs autres étapes.

Salveson (1955) fut l'un des premiers à considérer le problème d'équilibrage associé à la conception d'une ligne d'assemblage. La plupart des travaux se sont ensuite focalisés sur ce problème en négligeant souvent la sélection des équipements. Dans de nombreux cas en effet, il est tout à fait possible de considérer ces deux problèmes indépendamment, notamment lorsque le problème de sélection d'équipement est trivial, soit parce que les ressources sont interchangeable (par exemple dans le cas d'opérateurs sans compétence spécifique), soit à l'inverse parce que des ressources spécifiques doivent être utilisées pour chaque opération (par exemple dans le cas des outils utilisés sur les lignes d'usinage). Ces travaux ont notamment donné lieu au développement de différentes méthodes exactes, et plusieurs modèles linéaires ont été proposés (celui de Bowman, 1960, fut l'un des premiers).

Le modèle proposé par Patterson et Albracht (1975) (voir figure 4) a ainsi inspiré (notamment pour la formulation des contraintes) de nombreux modèles proposés par la suite. Un état de l'art de ces premières méthodes a été fait par Baybars (1986) dans lequel il a défini le problème de base de l'équilibrage de ligne (en anglais *simple assembly line balancing problem*, SALBP) à l'aide de neuf hypothèses :

1. tous les paramètres sont déterministes,
2. une opération ne peut pas être partagée entre plusieurs stations,
3. la séquence d'exécution des opérations est contrainte par des relations de précédence,
4. toutes les opérations doivent être réalisées,
5. toutes les stations sont équipées de manière à pouvoir exécuter toutes les tâches,
6. les temps opératoires des opérations ne dépendent ni de la station où elles sont affectées, ni de leur séquence d'exécution,
7. chaque opération peut être réalisée sur n'importe quelle station,
8. la ligne est organisée comme une séquence stricte de stations et les opérations affectées à une station sont réalisées en séquence,
9. la ligne est conçue pour la production d'un seul type de pièce.

Bhattacharjee et Sahu (1990) ont ensuite montré que ce problème de base est NP-difficile. En pratique cependant, ces hypothèses sont rarement toutes respectées et il est nécessaire d'en relâcher certaines. De nombreuses extensions ont ainsi été étudiées comme, par exemple, les cas où le choix des équipements ne peut pas être dissocié (en anglais *assembly line design problem*), les temps opératoires dépendent de la séquence d'exécution des opérations (*sequence-dependent ALBP*) ou lorsque plusieurs types de pièces sont produits (*mixed-model ALBP* ou *multi-model ALBP*), mais ces extensions sont souvent considérées de manière indépendante.

Dans cette partie, nous considérerons deux problèmes de conception de ligne impliquant plusieurs contraintes complexes et donc la relaxation de plusieurs de ces hypothèses simultanément. Le chapitre 1 s'intéressera au développement de méthodes d'optimisation approchée pour l'un de ces problèmes en s'appuyant sur plusieurs formulations mathématiques. Le chapitre 2 se focalisera lui sur la résolution exacte de ces deux problèmes en utilisant des modélisations basées sur les graphes.

Notations utilisées :

- $\mathcal{N} = \{1, \dots, n\}$, ensemble des opérations à affecter ;
- $w_0 \in \mathbb{N}^*$, nombre maximum de stations dans une ligne ;
- $t_i \in \mathbb{R}_+^*$, temps opératoire nécessaire à la réalisation de l'opération i ;
- $T \in \mathbb{R}_+^*$, temps de cycle souhaité pour la ligne ;
- $\mathcal{P}_i \subseteq \mathcal{N}$, ensemble des prédecesseurs (directs ou indirects) de l'opération i (relation de pré-ordre partiel) ;

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^{w_0} (1 + \sum_{j=1}^n t_j)^{k-1} \cdot t_i \cdot x_{ik}, \quad (1)$$

S.C.

$$\sum_{k=1}^{w_0} x_{ik} = 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n t_i \cdot x_{ik} \leq T \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^{w_0} k \cdot x_{jk} - \sum_{k=1}^{w_0} k \cdot x_{ik} \leq 0 \quad , \quad i = 1, \dots, n, j \in \mathcal{P}_i \quad (4)$$

$$x_{ik} \in \{0, 1\} \quad , \quad i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, w_0 \quad (5)$$

FIGURE 4 – Formulation du problème d'équilibrage de ligne d'assemblage proposée par Patterson et Albracht (1975)

Chapitre 1

Conception de lignes reconfigurables à base de centres d'usinage à commande numérique

«Découvrir, c'est voir les mêmes éléments dans une autre configuration.»

Johann Carl Friedrich Gauss

L'objectif de ce chapitre est d'illustrer le couplage entre la programmation linéaire et les métaheuristiques pour traiter un problème d'optimisation combinatoire impliquant des contraintes complexes. Ce type de couplage entre méthodes exactes et approchées existe depuis longtemps (voir par exemple Raidl et Puchinger, 2008) mais a reçu un regain d'intérêt dans la littérature ces dernières années avec le concept de *matheuristique*. Les matheuristiques sont ainsi définies comme des méthodes d'optimisation s'appuyant à la fois sur un schéma de métaheuristique et sur un ou plusieurs modèles de programmation mathématique. L'utilisation de travaux sur la formulation mathématique d'un problème et sa résolution exacte (même partielle) peut en effet s'avérer très utile pour améliorer l'efficacité de métaheuristiques qui, même si elles ont prouvé leur capacité sur de nombreux problèmes, ne sont que des schémas généraux de résolution (pour reprendre l'expression utilisée par Pirlot (2002) qui parle aussi de «moules» à heuristiques) dont la performance repose essentiellement sur une bonne connaissance du problème considéré (choix du codage utilisé, opérateurs de construction, de croisement, de recombinaison ou de réparation, utilisation d'une mémoire, choix de voisinages pour la recherche locale, ...).

Nous nous intéressons ici à la conception d'un type de lignes d'usinage qui utilisent des centres d'usinage à commande numérique (machine CNC). Ces centres d'usinage disposent d'une tête d'usinage à broche unique et d'un magasin contenant les différents outils nécessaires. Ils peuvent ainsi être facilement reconfigurés pour assurer la production d'un autre

type de pièces. Ces lignes d'usinage sont modulaires et composées de centres d'usinage identiques et interchangeable. Une telle ligne est donc reconfigurable au sens de Koren *et al.* (1999) puisqu'elle est conçue pour permettre facilement des changements de sa configuration physique (ajout, suppression ou déplacement des centres d'usinage) pour répondre aux fluctuations de la demande en termes de volume à produire et de type de produit.

Sur ces lignes, comme sur la plupart des lignes d'usinage, les différentes stations sont placées en série et la ligne est cadencée : chaque pièce avance d'une station à chaque temps de cycle (ou *takt time*), ce qui fait qu'en régime normal une pièce finie sort de la ligne à chaque temps de cycle. Dans un premier temps, nous nous plaçons dans le cas où la productivité souhaitée¹ est un scalaire ce qui signifie que nous ne tenons pas compte d'une éventuelle incertitude sur la demande. Lorsqu'une pièce arrive sur une station, elle est bridée sur un plateau rotatif et différentes opérations sont réalisées successivement par la tête d'usinage équipée de l'outil adapté. La configuration d'une telle ligne consiste donc principalement à affecter l'ensemble des opérations à réaliser aux différentes stations. Cette affectation doit cependant respecter différentes contraintes technologiques classiques dans l'usinage :

- le temps opératoire requis sur chaque station doit être inférieur ou égal au temps de cycle de la ligne ;
- des contraintes de précédence, correspondant à une relation d'ordre partiel entre les opérations, doivent être respectées ;
- certains sous-ensembles d'opérations doivent absolument être exécutés sur la même station pour des raisons de précision (contraintes d'inclusion) ;
- certaines opérations sont mutuellement exclusives et ne doivent donc pas être affectées à la même station (contraintes d'exclusion) ;

En outre, d'autres contraintes plus spécifiques à ce type de lignes doivent aussi être respectées :

- du fait de l'utilisation de centres d'usinage mono-broche, la tête d'usinage effectue l'ensemble des opérations qui sont affectées à la station selon une séquence définie avec des temps préparatoires (set-up) entre chaque opération permettant le déplacement de la tête d'usinage mais aussi un éventuel changement d'outil ou une rotation de la pièce ;
- toutes les opérations étant réalisées en séquence et des temps de préparation étant nécessaires, le temps opératoire sur chaque station peut être important et il est donc souvent nécessaire d'utiliser plusieurs centres d'usinage travaillant en parallèle sur la même station pour respecter le temps de cycle de la ligne (le temps opératoire de la station ou temps de cycle local peut alors être égal au nombre de centres d'usinage mis en parallèle multiplié par le temps de cycle de la ligne) ;

1. Dans la suite nous parlerons indifféremment de productivité ou de temps de cycle, le second pouvant facilement être déduit de la première.

- la pièce étant fixée sur un plateau rotatif, il est possible d'accéder à plusieurs faces pour y réaliser des opérations mais certaines faces restent malgré tout inaccessibles (les faces latérales dans le cas de centres d'usinage à 4 axes et la face d'appui de la pièce dans le cas de centre d'usinage à 5 axes, voir figure 1.1) ce qui fait que l'ensemble des opérations réalisables sur une station dépend de la position dans laquelle la pièce est fixée (contraintes d'accessibilité).

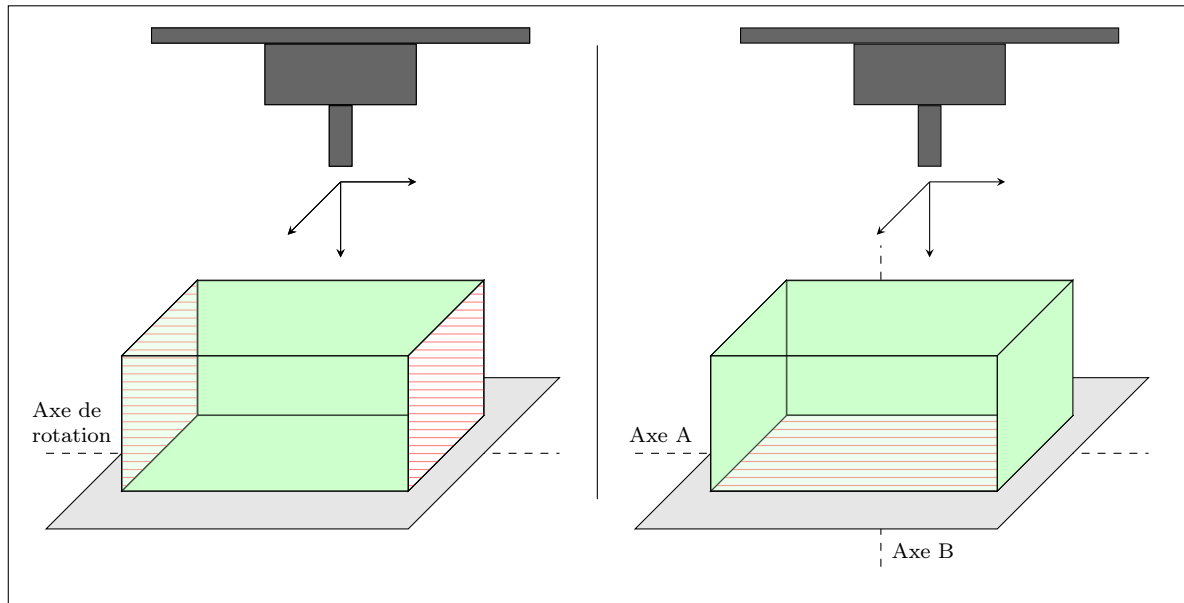


FIGURE 1.1 – Illustration des faces accessibles lors de l'utilisation d'un centre d'usinage à 4 axes (gauche) et à 5 axes (droite)

Le critère d'optimisation à minimiser est le coût total d'implantation de la ligne qui est composé du coût des centres d'usinages utilisés et du coût associé aux stations (notamment lié à l'espace occupé et à la transitique nécessaire). Notons qu'étant donné la structure des coûts, il est tout à fait possible de répondre au besoin à l'aide de plusieurs lignes travaillant en parallèle au lieu d'une ligne unique. Cette possibilité ne sera pas considérée au début de ce chapitre mais nous y reviendrons dans la dernière section. De même dans tout ce chapitre, et dans les modèles qui y sont présentés, il n'est fait référence qu'à un seul type de centre d'usinage alors qu'en pratique il est possible de choisir parmi différents types de centres d'usinage dont les coûts et les contraintes d'accessibilité peuvent varier (comme illustré dans la figure 1.1). Les modèles et approches présentés ici peuvent cependant être facilement étendus à ce cas de figure.

D'un point de vue plus formel, il est possible de définir ce problème à l'aide des notations suivantes (les notations introduites précédemment restent valables) :

- $\mathcal{P}_i^S \subseteq \mathcal{N}$, ensemble des prédecesseurs stricts (directs ou indirects) de l'opération i (relation d'ordre partiel) ;

- $n_0 \in \mathbb{N}^*$, nombre maximum d'opérations affectées à une même station (principalement lié à la capacité du magasin d'outils) ;
- \mathcal{ES} , ensemble de sous-ensembles $\mathcal{I} \subseteq \mathcal{N}$ d'opérations devant être affectées à la même station ;
- $\overline{\mathcal{ES}}$, ensemble de paires d'opérations (i, j) ne pouvant pas être affectées à la même station (par convention $i < j$) ;
- $t_{i,j} \in \mathbb{R}_+^*$, temps de préparation requis lorsque l'opération i est effectuée juste avant l'opération j sur une même station ;
- $c_0 \in \mathbb{N}^*$, nombre maximum de centres d'usinages par station ;
- \mathcal{A} , ensemble des positions de fixation possibles pour la pièce ;
- $\mathcal{A}_i \subseteq \mathcal{A}$, sous-ensemble des positions de fixation permettant la réalisation de l'opération i ;
- $c_S \in \mathbb{R}_+^*$, coût associé à la création d'une station ;
- $c_M \in \mathbb{R}_+^*$, coût d'un centre d'usinage.

Une solution admissible pour ce problème est composée de plusieurs décisions interconnectées (voir figure 1.2) :

1. le nombre de stations et l'affectation de chaque opération à l'une des stations, ce qui correspond à un partitionnement ordonné de l'ensemble \mathcal{N} ;
2. la séquence de réalisation du sous-ensemble d'opérations affectées à chaque station ;
3. la position de fixation et le nombre de centres d'usinage pour chaque station.

En termes d'optimisation, la première décision correspond à un problème d'équilibrage de ligne, la deuxième à un problème d'ordonnancement ($1|prec, s_{ij}|C_{max}$) et la troisième à un problème de choix d'équipement. Même considérés seuls, les deux premiers problèmes sont NP-difficiles.

Globalement, ce problème peut être défini selon la classification des problèmes d'équilibrage de ligne proposée par Boysen *et al.* (2007) comme $[\Delta t_{dir}, link, inc|pstat, equip|Co]$, avec Δt_{dir} qui correspond aux temps de préparation, *link* aux contraintes d'inclusion, *inc* à celles d'exclusion, *pstat* à l'utilisation de machines parallèles, *equip* au choix des posages (ainsi qu'à l'éventuel choix de type de centre d'usinage) et *Co* au critère d'optimisation qui est le coût de la ligne. Par rapport au SALBP, ce problème implique la relaxation des hypothèses 5, 6, 7 et 8 de Baybars (1986).

1.1 Modélisation à l'aide d'un programme linéaire en variables mixtes

Nous avons abordé ce problème pour la première fois dans Essafi *et al.* (2010) et une modélisation sous forme d'un programme linéaire en variables mixtes (voir figure 1.3) ainsi

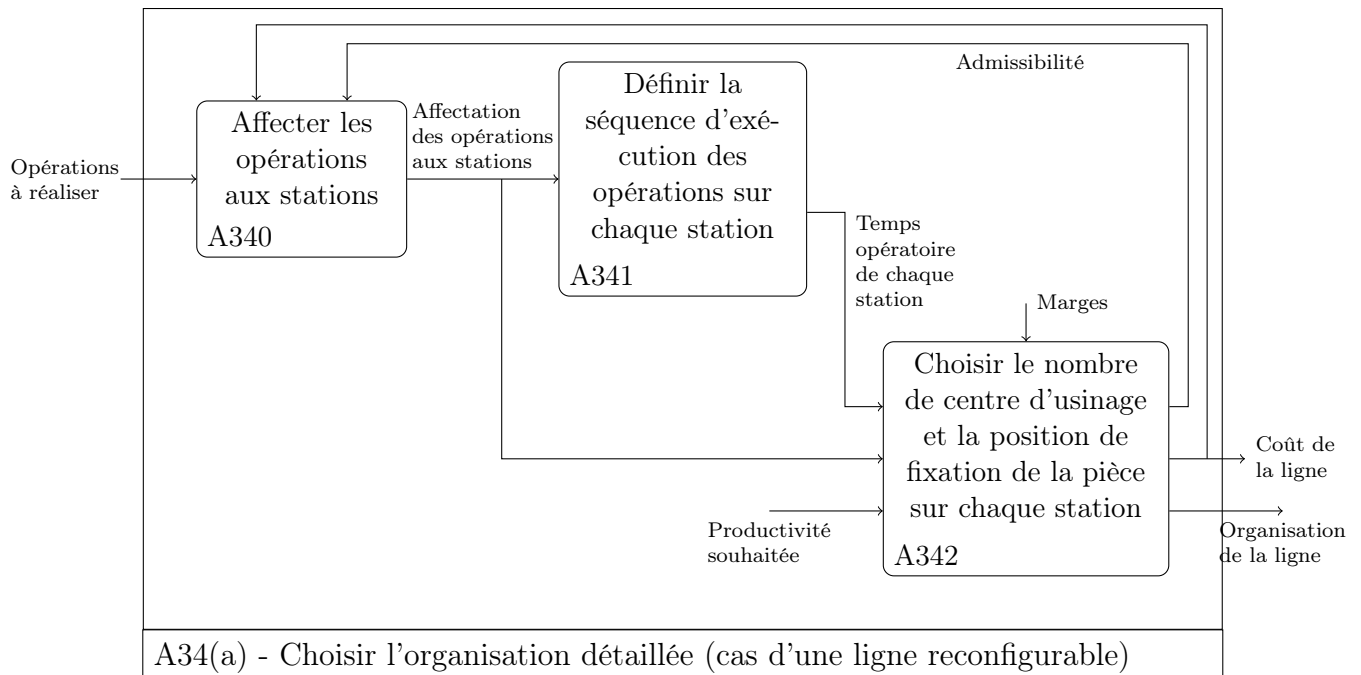


FIGURE 1.2 – Représentation SADT du processus de choix de l'organisation d'une ligne reconfigurable

que différents pré-traitements y ont été proposés.

Il est intéressant de voir que les éléments de ce modèle sont clairement inspirés des modèles classiques d'équilibrage de ligne. Ainsi les variables de décision $x_{i,q}$ sont directement inspirées des variables d'affectation aux stations utilisées par Patterson et Albracht (1975), les stations étant simplement décomposées en une séquence d'opérations possibles (Andrés *et al.* 2008 a utilisé une approche similaire pour un problème d'équilibrage de ligne avec temps de préparation). De même, les contraintes d'affectation des opérations (1.4) et de précédence (1.11) reprennent respectivement les contraintes (2) et (4) de la formulation de Patterson et Albracht (1975). Les variables τ_q servent à linéariser le calcul des temps de préparation. Les variables $y_{c,k}$, qui sont égales à 1 s'il y a c centres d'usinage installés sur la station k , sont classiques dans le cas de problèmes d'équilibrage de ligne avec machines parallèles et les variables $z_{k,a}$ sont égales à 1 si la pièce est fixée selon le posage a sur la station k . Enfin, les contraintes d'inclusion (1.12) et d'exclusion (1.13) reprennent des formulations classiques pour les problèmes d'équilibrage de lignes de transfert (voir par exemple Dolgui *et al.*, 2006).

Pour autant, les expérimentations réalisées avec ce modèle et le solveur ILOG CPLEX 11.0 sur des instances générées aléatoirement ont donné des résultats relativement décevants puisque certains problèmes avec seulement 12 opérations, et aucun des problèmes avec 20 opérations, n'ont pas pu être résolus en un temps raisonnable (voir Essafi, 2010, pour les résultats détaillés). Ceci nous a donc amené à considérer des méthodes d'optimisation ap-

S.C.

$$\min \sum_{k=1}^{w_0} \sum_{c=1}^{c_0} c_S \cdot y_{c,k} + \sum_{k=1}^{w_0} \sum_{c=1}^{c_0} c_{CM} \cdot y_{c,k}, \quad (1.1)$$

$$\sum_{c=1}^{c_0} y_{c,k} \leq 1 \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 \quad (1.2)$$

$$\sum_{c=1}^{c_0} y_{c,k} \geq \sum_{c=1}^{c_0} y_{c,k+1} \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 - 1 \quad (1.3)$$

$$\sum_{q=1}^{n_0 * w_0} x_{i,q} = 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.4)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i,q} \leq 1 \quad , \quad q = 1, \dots, n_0 * w_0 \quad (1.5)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{i,q} \geq \sum_{i=1}^n x_{i,q+1} \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 \quad (1.6)$$

$$\quad , \quad q = n_0 * (k - 1) + 1, \dots, (n_0 * k) - 1$$

$$\sum_{a \in \mathcal{A}} z_{k,a} \leq 1 \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 \quad (1.7)$$

$$\sum_{q=n_0*(k-1)+1}^{n_0*k} x_{i,q} \leq \sum_{a \in \mathcal{A}_i} z_{k,a} \quad , \quad i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, w_0 \quad (1.8)$$

$$\tau_q \geq \sum_{j=1}^n t_{i,j} \cdot (x_{i,q} + x_{j,q+1} - 1) \quad , \quad i = 1, \dots, n, k = 1, \dots, w_0 \quad (1.9)$$

$$\quad , \quad q = n_0 * (k - 1) + 1, \dots, (n_0 * k) - 1$$

$$\sum_{q=n_0*(k-1)+1}^{n_0*k-1} \tau_q + \sum_{i=1}^n \sum_{q=n_0*(k-1)+1}^{n_0*k} t_i \cdot x_{i,q} \leq T \cdot \sum_{c=1}^{c_0} c \cdot y_{c,k} \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 \quad (1.10)$$

$$1 + \sum_{q=1}^{n_0 * w_0} q \cdot x_{j,q} \leq \sum_{q=1}^{n_0 * w_0} q \cdot x_{i,q} \quad , \quad i = 1, \dots, n, j \in \mathcal{P}_i^S \quad (1.11)$$

$$\sum_{q=1}^{n_0 * w_0} x_{i,q} = \sum_{q=1}^{n_0 * w_0} x_{j,q} \quad , \quad \mathcal{I} \in \mathcal{ES}, i, j \in \mathcal{I}, k = 1, \dots, w_0 \quad (1.12)$$

$$\sum_{q=1}^{n_0 * w_0} (x_{i,q} + x_{j,q}) \leq 1 \quad , \quad i, j \in \overline{\mathcal{ES}}, k = 1, \dots, w_0 \quad (1.13)$$

$$0 \leq \tau_q \leq \max_{(i,j) \in \{1, \dots, n\}} (t_{i,j}) \quad , \quad q = 1, \dots, n_0 * w_0 \quad (1.14)$$

$$x_{i,q} \in \{0, 1\} \quad , \quad i = 1, \dots, n, q = 1, \dots, n_0 * w_0 \quad (1.15)$$

$$y_{c,k} \in \{0, 1\} \quad , \quad c = 1, \dots, c_0, k = 1, \dots, w_0 \quad (1.16)$$

$$z_{k,a} \in \{0, 1\} \quad , \quad k = 1, \dots, w_0, a \in \mathcal{A} \quad (1.17)$$

FIGURE 1.3 – Version simplifiée du modèle de Essafi et al (2010)

prochée (sans pour autant exclure la recherche de méthodes exactes plus efficaces comme nous le verrons au chapitre 2). Dans les sections suivantes, nous allons donc nous intéresser à la manière dont ces méthodes d'optimisation approchée peuvent malgré tout s'appuyer sur la formulation mathématique de certains sous-problèmes.

1.2 Optimisation de la séquence des opérations dans chaque station

Considérons tout d'abord le cas d'une solution partielle dans laquelle la première décision (l'affectation des opérations aux stations) est fixée, ce qui signifie que pour toute station k l'ensemble \mathcal{N}_k des opérations qui lui sont affectées est connu. Dans la suite de cette section nous noterons $\mathcal{N}_k = \{1, \dots, n_k\}$, la fonction $f_k : \mathcal{N}_k \rightarrow \mathcal{N}$ permettant d'associer les opérations d'un ensemble \mathcal{N}_k avec celles de l'ensemble \mathcal{N} . Le problème restant (voir figure 1.4) peut alors être résolu de manière optimale en résolvant les problèmes associés aux deux décisions restantes en séquence. De plus, la résolution du seul problème de choix d'équipement est en fait triviale lorsque les décisions d'affectation et de séquençement des opérations sont connues : il suffit de vérifier s'il existe une position de fixation de la pièce compatible avec l'ensemble des opérations affectées à chaque station et de calculer le nombre de centres d'usinage de manière à respecter le temps de cycle souhaité pour la ligne.

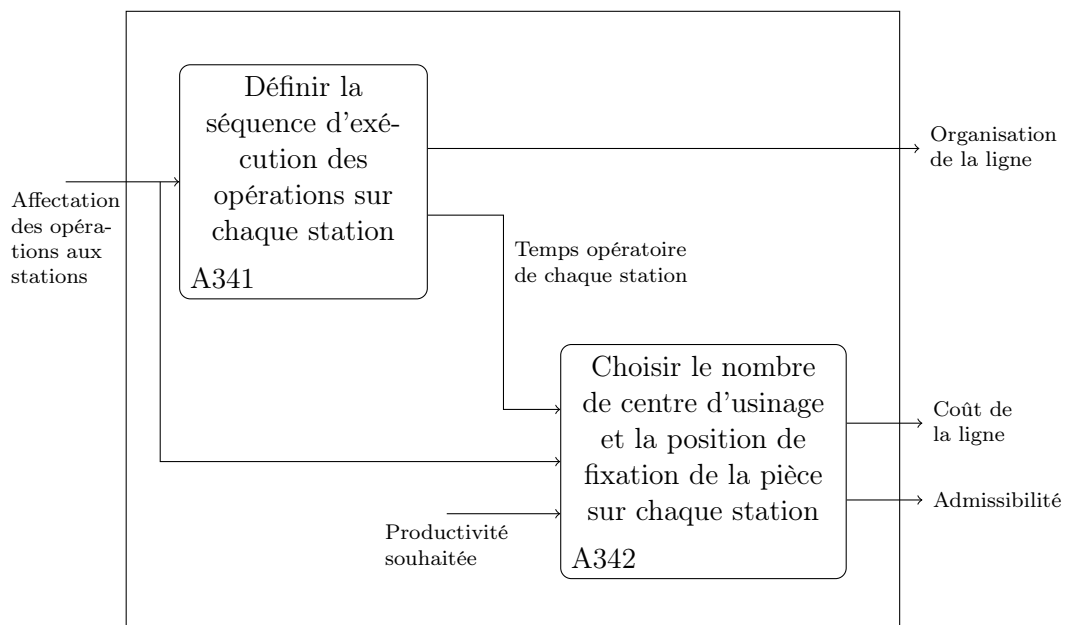


FIGURE 1.4 – Processus simplifié de choix de l'organisation d'une ligne reconfigurable lorsque l'affectation des opérations aux stations est fixée

Le problème de séquençement des opérations, quant à lui, est quasiment équivalent à

un problème de voyageur de commerce assymétrique (en anglais *asymmetric traveling salesman problem*, ATSP). Il s'agit donc d'un problème NP-difficile mais pour lequel de nombreux modèles et algorithmes ont été proposés. Nous nous appuyerons ici sur le modèle de programmation linéaire en variables entières proposé par Sherali et Driscoll (2002) qui est actuellement l'un des plus efficaces (voir Öncan *et al.*, 2009, pour une étude comparative). L'adaptation de ce modèle (voir figure 1.5) requiert juste l'ajout d'une tâche fictive 0 (recherche d'une séquence et non d'une tournée) et des contraintes (1.26) garantissant le respect des relations de précédences éventuelles (toutes les autres contraintes techniques doivent être prises en compte lors de l'affectation des opérations aux stations ou lors du choix d'équipement). Dans ce modèle, les variables $x_{i,j}$ sont égales à 1 si les opérations i et j se succèdent dans la séquence et les variables u_i correspondent au rang de l'opération i dans la séquence des opérations affectées. Les variables $y_{i,j}$ sont quant à elles des variables de linéarisation ($y_{i,j} = u_i * x_{i,j}$).

Un tel modèle peut ainsi être utilisé dans le cadre d'un algorithme d'optimisation approchée en tant que recherche locale, comme nous l'avons fait dans Essafi *et al.* (2012), ou comme décodeur dans le cas d'un codage basé sur l'affectation des opérations aux stations.

1.3 Optimisation de l'affectation des opérations et du choix d'équipement dans le cas d'une séquence d'opérations fixée

Considérons maintenant le cas d'une solution partielle dans laquelle la séquence globale des opérations est fixée. Le problème restant (voir figure 1.6) correspond alors à un problème de conception de ligne de transfert (en anglais *transfer line design problem*, ce qui correspond à un problème combiné d'équilibrage et de choix d'équipement) avec une relation d'ordre total sur l'ensemble des opérations.

Dans le cas général, le problème de conception de ligne de transfert est un problème NP-difficile même s'il est possible de résoudre des instances de taille moyenne voire grande. Cependant, le fait d'avoir une relation d'ordre total, et non partiel, sur les opérations en simplifie la résolution. Dans Borisovsky *et al.* (2013), nous avons donc proposé un programme linéaire en variables mixtes pour ce problème (voir figure 1.7). Afin de simplifier les notations, nous considérerons dans la suite de cette section que les opérations ont été indicées selon la séquence définie par la relation d'ordre. Le modèle proposé s'appuie sur les variables x_i qui sont égales à 1 si l'opération i est la dernière opération exécutée sur une station, les variables y_i qui sont égales à la multiplication des variables x_i par le nombre de centres d'usinage équipant la station courante et les variables τ_i qui représentent le temps opératoire de la station courante à la fin de la réalisation de l'opération i . Notons l'utilisation d'une

1.3. Optimisation de l'affectation des opérations et du choix d'équipement dans le cas d'une séquence d'opérations fixée

	$\min \sum_{i=0}^{n_k} \sum_{j \neq i} c_{i,j} \cdot x_{i,j}, \quad (1.18)$	
S.C.	$\sum_{j \neq i} x_{i,j} = 1 \quad , \quad i = 0, \dots, n_k \quad (1.19)$	
	$\sum_{i \neq j} x_{i,j} = 1 \quad , \quad j = 0, \dots, n_k \quad (1.20)$	
	$\sum_{j \neq i, j \neq 0} y_{i,j} + n_k \cdot x_{i,0} = u_i \quad , \quad i = 1, \dots, n_k \quad (1.21)$	
	$\sum_{i \neq j, i \neq 0} y_{i,j} = u_j - 1 \quad , \quad j = 1, \dots, n_k \quad (1.22)$	
	$x_{i,j} \leq y_{i,j} \leq (n_k - 1)x_{i,j} \quad , \quad i, j = 1, \dots, n_k, j \neq i \quad (1.23)$	
	$\begin{aligned} & u_j + (n_k - 1)x_{i,j} - n_k(1 - x_{j,i}) \\ & \leq y_{i,j} + y_{j,i} \leq u_j - (1 - x_{j,i}) \quad , \quad i, j = 1, \dots, n_k, j \neq i \end{aligned} \quad (1.24)$	
	$\begin{aligned} & 1 + (1 - x_{0,j}) + (n_k - 2)x_{j,0} \leq u_j \\ & \leq n_k - (n_k - 2)x_{0,j} - (1 - x_{j,0}) \quad , \quad j = 1, \dots, n_k \end{aligned} \quad (1.25)$	
	$u_j + 1 \leq u_i \quad , \quad i = 1, \dots, n_k, j \in \mathcal{P}_i^S \quad (1.26)$	
	$x_{i,j} \in \{0, 1\} \quad , \quad i, j = 0, \dots, n_k, j \neq i \quad (1.27)$	
	$c_{0,j} = 0 \quad , \quad j = 1, \dots, n_k \quad (1.28)$	
	$c_{i,0} = 0 \quad , \quad i = 1, \dots, n_k \quad (1.29)$	
	$c_{i,j} = t_{f_k(i), f_k(j)} \quad , \quad i, j = 1, \dots, n_k, j \neq i \quad (1.30)$	

FIGURE 1.5 – Adaptation de la formulation du ATSP proposée par Sherali et Driscoll (2002) pour optimiser le temps de préparation de la séquence d'opérations affectées à une station k

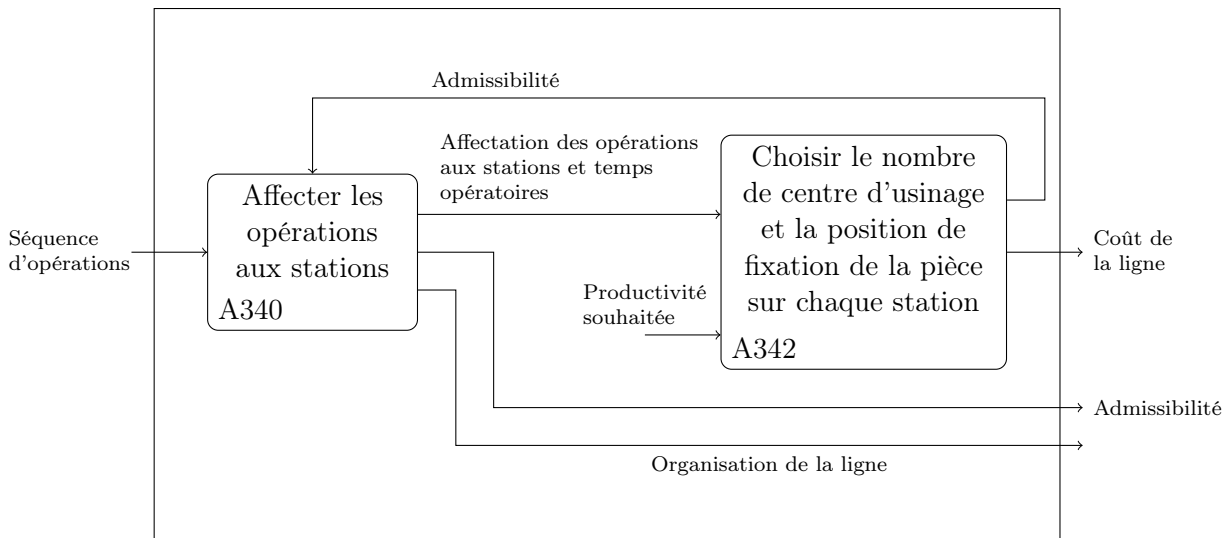


FIGURE 1.6 – Processus simplifié de choix de l'organisation d'une ligne reconfigurable lorsque la séquence globale des opérations est fixée

constante M suffisamment grande (technique dite du Big M). Le modèle n'inclue pas de variables de décision relatives au choix de la position de fixation de la pièce dans les différentes stations mais les contraintes (1.38) assurent qu'il existe au moins une telle position pour chaque station (la recherche des positions de fixation peut donc se faire trivialement après la résolution du modèle). Aussi, de nombreuses séquences d'opérations ne peuvent pas conduire à une solution admissible (notamment à cause des contraintes d'inclusion) mais il est possible de détecter facilement une bonne partie de ces séquences avant de résoudre le programme linéaire. A contrario, si la séquence d'opérations considérée correspond à la séquence d'une solution optimale du problème global, la résolution exacte de ce modèle donnera cette solution optimale ou une solution équivalente.

Là aussi, ce modèle peut être utilisé dans le cadre d'un algorithme d'optimisation approchée en tant que décodeur dans le cas d'un codage basé sur la séquence des opérations, comme nous l'avons fait dans Borisovsky *et al.* (2013), ou comme recherche locale. Dans le cas d'une recherche locale, il est d'ailleurs possible d'utiliser itérativement ce modèle et celui de la section précédente (figure 1.5).

1.4 Prise en compte de l'incertitude sur la demande

Les modèles présentés dans les sections précédentes correspondent au problème tel qu'il est traité actuellement chez le partenaire industriel avec lequel nous avons travaillé. Ils négligent cependant deux aspects importants :

- Le partenaire industriel et ses clients ont souvent une incertitude sur la productivité

S.C.	$\min \sum_{i=1}^n c_S \cdot x_i + \sum_{i=1}^n c_M \cdot y_i, \quad (1.31)$
	$\sum_{i=1}^n x_i \leq w_0 \quad , \quad (1.32)$
	$\sum_{i=a}^{b-1} x_i \geq 1 \quad , \quad (a, b) \in \overline{\mathcal{ES}} \quad (1.33)$
	$\sum_{i=\min_{j \in \mathcal{I}} \{j\}}^{\max_{j \in \mathcal{I}} \{j\}} x_i = 0 \quad , \quad \mathcal{I} \in \mathcal{ES} \quad (1.34)$
	$\tau_i \geq \tau_{i-1} + t_i + t_{i-1,i} - M \cdot x_{i-1} \quad , \quad i = 2, \dots, n \quad (1.35)$
	$\tau_i \leq T \cdot y_i + M(1 - x_i) \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.36)$
	$\sum_{j=i}^{i+n_0-1} x_j \geq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n - n_0 + 1 \quad (1.37)$
	$\sum_{j=i}^{\max \{l \in \{i, \dots, n\} \mid \cap_{r \in [i, l]} \mathcal{A}_r \neq \emptyset\}} x_j \geq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.38)$
	$x_i \in \{0, 1\} \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.39)$
	$y_i \in \{0, \dots, c_0\} \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.40)$
	$\tau_i \geq t_i \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.41)$

FIGURE 1.7 – Version simplifiée du modèle de Borisovsky *et al.* (2013) pour optimiser l'affectation des opérations et le choix d'équipements pour une séquence d'opérations fixée

souhaitée. En effet, l'organisation de la ligne est habituellement décidée plusieurs mois avant le lancement effectif de la production (étape de conception préliminaire) et les prévisions peuvent encore varier. Il serait donc préférable de considérer la productivité souhaitée comme un intervalle plutôt qu'un scalaire. Une approche possible consiste alors à considérer la recherche d'un ensemble de compromis possibles entre le coût d'installation de la ligne et sa productivité dans l'intervalle de productivité souhaité. Cet ensemble de solution permettrait notamment à l'industriel d'être plus réactif lors de la négociation avec le client (voir figure 2, page 11) en disposant de propositions alternatives. D'une manière générale, la notion de ligne reconfigurable rend difficile l'évaluation du coût réel de la ligne par une fonction unique agrégeant les coûts d'investissement et d'utilisation car il est difficile de s'appuyer sur des scénarios pré-définis du cycle de vie d'une ligne qui est, par définition, prévue pour être facilement reconfigurée afin de faire face à des évolutions imprévues.

- Il peut parfois être plus rentable d'assurer la productivité souhaitée en utilisant plusieurs lignes (non nécessairement identiques) travaillant en parallèle plutôt qu'une seule. Considérons deux configurations de lignes X et Y . Notons $C(X)$ (resp. $C(Y)$) le coût de la configuration X (resp. Y) et $T(X)$ (resp. $T(Y)$) le temps de cycle de la configuration X (resp. Y). Un système de production composé de plusieurs configurations de ligne disposées en parallèle est noté $\langle \alpha.X + \beta.Y \rangle$ (α et β correspondant respectivement au nombre de lignes de type X et Y). Le coût et le temps de cycle de ce système de production peut alors être calculé avec le système d'équations (1.42) :

$$\begin{cases} C(\langle \alpha.X + \beta.Y \rangle) = \alpha.C(X) + \beta.C(Y), \forall \alpha, \beta \in \mathbb{N} \\ T(\langle \alpha.X \rangle) = \frac{T(X)}{\alpha}, \forall \alpha \in \mathbb{N}^* \\ T(\langle \alpha.X + \beta.Y \rangle) = \frac{T(X) \times T(Y)}{\beta.T(X) + \alpha.T(Y)}, \forall \alpha, \beta \in \mathbb{N}^* \end{cases} \quad (1.42)$$

De manière évidente, ce système de production a un coût supérieur à chacune des lignes mais un temps de cycle inférieur.

L'omission de ces deux éléments permet de conserver une structure classique de problème d'équilibrage d'une ligne avec des données déterministes, mais elle conduit à une réponse moins complète et éventuellement de qualité moindre (y compris sous-optimale dans le cas d'une résolution exacte du problème). En intégrant ces deux éléments, le problème devient alors bi-objectif. Dans la suite de cette section, nous nous concentrerons sur la recherche de solutions potentiellement non-dominées au sens de Pareto. Dans la classification de Boysen *et al.* (2007), ce problème peut donc être noté $[\Delta t_{dir}, link, inc|pline, pstat, equip|Co, c]$, avec *pline* qui correspond à l'utilisation de lignes multiples travaillant en parallèle et c au critère de temps de cycle.

Ce problème bi-objectif peut bien évidemment être traité à l'aide de la plupart des algorithmes bi-objectifs classiques et notamment ceux qui s'appuient sur la résolution itérative de problèmes mono-objectifs (méthode en deux phases, recherche dichotomique, ϵ -contrainte, ...). Dans Essafi *et al.* (2012), nous avons ainsi appliqué une approche de type ϵ -contrainte sur un cas d'étude industriel (pour la recherche d'une ligne unique). Dans la suite de cette section, nous allons cependant nous focaliser sur quelques éléments permettant de développer une approche plus originale s'appuyant sur certaines propriétés intéressantes du problème.

Dans ce cadre, les approches présentées dans les sections 1.2 et 1.3 peuvent être adaptées :

- Le modèle présenté dans la section 1.2 peut ainsi être directement utilisé comme recherche locale, la solution obtenue après optimisation des séquences d'opérations dans chaque station dominant (faiblement) la solution initiale considérée puisqu'elle peut avoir un plus petit temps de cycle alors que le coût de ligne n'est pas modifié. La résolution du problème de choix d'équipement n'est cependant plus aussi immédiate puisqu'il est en fait possible d'obtenir différentes solutions non dominées entre-elles à partir d'une même affectation et d'un même séquençement des opérations aux stations. Il est malgré tout possible de générer cet ensemble de solutions $S = \{S_1, \dots, S_p\}$ en appliquant la procédure de recherche locale décrite dans la figure 1.8. Tout autre solution générée à partir de la même affectation et des mêmes séquences serait nécessairement dominée par au moins l'une des solutions de S (certaines solutions de S peuvent cependant être faiblement dominées par d'autres solutions de S lorsque plusieurs stations ont le même temps de cycle local). Notons aussi que certaines solutions de S peuvent se situer en dehors de l'intervalle de productivité souhaité et qu'il convient de les supprimer.
- L'approche présentée dans la section 1.3 nécessite quelques ajustements puisque le modèle utilisé s'appuie sur une valeur fixée du temps de cycle et optimise donc uniquement le coût de la ligne (il pourrait cependant être utilisé pour une approche de type ϵ -contrainte). Une solution consiste à modifier ce modèle pour optimiser une fonction quelconque agrégeant les deux critères considérés. À ce titre, une fonction d'agrégation classique en équilibrage de ligne correspond à la notion d'efficacité. Cette notion a été initialement introduite pour les lignes d'assemblage (SALBP de type E) où elle correspond à la multiplication du temps de cycle par le nombre de stations. En supposant que le coût d'une ligne d'assemblage soit proportionnel au nombre de stations, l'efficacité de la ligne est alors proportionnelle au coût unitaire des pièces produites. La notion d'efficacité peut ainsi être facilement étendue à notre problème en considérant le produit des deux critères (la fonction obtenue étant là aussi proportionnelle au coût unitaire des pièces produites). La figure 1.9 présente ainsi une adaptation de ce modèle au critère d'efficacité. Cette adaptation requiert cependant une légère modification des variables de décision pour permettre la linéarisation du calcul de temps de cycle local

et de l'efficacité : les variables x_i et y_i sont ainsi remplacées par les variables $x_{i,c}$ égales à 1 si l'opération i est la dernière opération exécutée sur une station équipée de c centres d'usinage. De plus, le temps de cycle T devient la variable Tc .

1. Générer une première solution S_1 en équipant chaque station d'un seul centre d'usinage.
2. Calculer le coût et le temps de cycle de S_1 . Le temps de cycle est déterminé par la station ayant le plus grand temps opératoire, notons w_1 cette station.
3. Initialiser l'indice i à 1.
4. S'il y a c_0 centres d'usinage sur la station w_i aller à l'étape 9.
5. Générer une solution S_{i+1} en ajoutant un centre d'usinage sur la station w_i .
6. Calculer le coût et le temps de cycle de S_{i+1} . La station ayant le plus grand ratio temps de cycle local/nombre de centres d'usinage est notée w_{i+1} .
7. Incrémenter l'indice i de 1.
8. Aller à l'étape 4.
9. Fixer l'indice p à i .
10. Fin

FIGURE 1.8 – Procédure de Delorme *et al.* (2013) pour générer l'ensemble des solutions non dominées correspondant à une même affectation et un même séquençement des opérations aux stations

Enfin, une autre propriété qui s'avère intéressante dans le cas bi-objectif est le fait qu'il est possible de générer de nouvelles solutions en combinant des solutions existantes. Il est important de remarquer que si une solution X domine une solution X' , alors toute combinaison de X et d'une solution Y quelconque dominera la combinaison équivalente de X' et Y (dans le cas d'un coût inférieur la démonstration est triviale et dans le cas d'un temps de cycle inférieur elle est prouvée par la suite d'équivalences (1.60)-(1.65)). Il est donc possible de limiter les combinaisons aux seules solutions potentiellement non-dominées.

$$\min \sum_{i=1}^n (c_S \cdot \sigma_i + c_M \cdot \mu_i) \quad (1.43)$$

s.c.

$$\sigma_i \geq Tc - TMAX * (1 - \sum_{c=1}^{c_0} x_{i,c}) \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.44)$$

$$\mu_i \geq c * (Tc - TMAX * (1 - \sum_{c'=c}^{c_0} x_{i,c'})) \quad , \quad i = 1, \dots, n, c = 1, \dots, c_0 \quad (1.45)$$

$$c_S * \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^{c_0} x_{i,c} + c_M * \sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^{c_0} c * x_{i,c} \leq CoMAX \quad (1.46)$$

$$Tc \leq TMAX \quad (1.47)$$

$$\sum_{i=1}^n \sum_{c=1}^{c_0} x_{i,c} \leq w_0 \quad , \quad (1.48)$$

$$\sum_{c=1}^{c_0} x_{i,c} \leq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n - 1 \quad (1.49)$$

$$\sum_{c=1}^{c_0} x_{n,c} = 1 \quad (1.50)$$

$$\sum_{i=a}^{b-1} \sum_{c=1}^{c_0} x_{i,c} \geq 1 \quad , \quad (a, b) \in \overline{\mathcal{ES}} \quad (1.51)$$

$$\sum_{i=\min_{j \in \mathcal{I}} \{j\}}^{\max_{j \in \mathcal{I}} \{j\}} \sum_{c=1}^{c_0} x_{i,c} = 0 \quad , \quad \mathcal{I} \in \mathcal{ES} \quad (1.52)$$

$$\tau_i \geq \tau_{i-1} + t_i + t_{i-1,i} - M * \sum_{c=1}^{c_0} x_{i-1,c} \quad , \quad i = 2, \dots, n \quad (1.53)$$

$$\tau_i \leq c * Tc + M(1 - \sum_{c'=1}^c x_{i,c'}) \quad , \quad i = 1, \dots, n, c = 1, \dots, c_0 \quad (1.54)$$

$$\sum_{j=i}^{i+n_0-1} \sum_{c=1}^{c_0} x_{j,c} \geq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n - n_0 + 1 \quad (1.55)$$

$$\sum_{j=i}^{\max \{l \in \{i, \dots, n\} | \cap_{r \in [i, l]} \mathcal{A}_r \neq \emptyset\}} \sum_{c=1}^{c_0} x_{j,c} \geq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.56)$$

$$x_{i,c} \in \{0, 1\} \quad , \quad i = 1, \dots, n, c = 1, \dots, c_0 \quad (1.57)$$

$$\tau_i \geq t_i \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (1.58)$$

$$Tc \geq 0 \quad (1.59)$$

FIGURE 1.9 – Version simplifiée du modèle de Delorme *et al.* (2013) pour optimiser l'affectation des opérations et le choix d'équipements pour une séquence d'opérations fixée

$$T(X) < T(X') \Leftrightarrow T(X) \times T(Y) < T(X') \times T(Y) \quad (1.60)$$

$$\Leftrightarrow \frac{\alpha.T(Y)}{T(X) \times T(Y)} > \frac{\alpha.T(Y)}{T(X') \times T(Y)} \quad (1.61)$$

$$\Leftrightarrow \frac{\beta}{T(Y)} + \frac{\alpha.T(Y)}{T(X) \times T(Y)} > \frac{\beta}{T(Y)} + \frac{\alpha.T(Y)}{T(X') \times T(Y)} \quad (1.62)$$

$$\Leftrightarrow \frac{1}{\frac{\beta}{T(Y)} + \frac{\alpha.T(Y)}{T(X) \times T(Y)}} < \frac{1}{\frac{\beta}{T(Y)} + \frac{\alpha.T(Y)}{T(X') \times T(Y)}} \quad (1.63)$$

$$\Leftrightarrow \frac{T(X) \times T(Y)}{\beta.T(X) + \alpha.T(Y)} < \frac{T(X') \times T(Y)}{\beta.T(X') + \alpha.T(Y)} \quad (1.64)$$

$$\Leftrightarrow T(\langle \alpha.X + \beta.Y \rangle) < T(\langle \alpha.X' + \beta.Y \rangle) \quad (1.65)$$

Concernant le critère d'efficacité (noté $E(X) = C(X) \times T(X)$), il est facile de démontrer que $E(X) \leq E(\langle \alpha.X + \beta.Y \rangle) \leq E(Y)$, $\forall \alpha, \beta \in \mathbb{N}^*$ (la démonstration de la deuxième inégalité est prouvée par la suite d'équivalences (1.66)-(1.70), celle de la première peut être faite de manière équivalente). Cela signifie que l'efficacité des solutions générées par combinaison est bornée par l'efficacité des solutions initiales. Ainsi en générant des solutions avec une bonne efficacité grâce au modèle présenté dans la figure 1.9 et en combinant les solutions potentiellement non-dominées ainsi obtenues, il est possible de générer un front Pareto relativement dense et encadré par des bornes inférieures et supérieures proches (voir figure 1.10). Il est aussi intéressant d'observer que la courbe d'iso-efficacité passant par la solution ayant la meilleure efficacité représente, outre une borne inférieure, une bonne approximation du front Pareto.

$$E(X) \leq E(Y) \Leftrightarrow C(X) \times T(X) \leq C(Y) \times T(Y) \quad (1.66)$$

$$\Leftrightarrow \alpha.C(X) \times T(X) \times T(Y) \leq \alpha.C(Y) \times T(Y)^2, \forall \alpha \in \mathbb{N}^* \quad (1.67)$$

$$\Leftrightarrow \alpha.C(X) \times T(X) \times T(Y) + \beta.T(X) \times C(Y) \times T(Y) \leq C(Y) \times T(Y) \times (\beta.T(X) + \alpha.T(Y)), \forall \alpha, \beta \in \mathbb{N}^* \quad (1.68)$$

$$\Leftrightarrow (\alpha.C(X) + \beta.C(Y)) \cdot \frac{T(X) \times T(Y)}{\beta.T(X) + \alpha.T(Y)} \leq C(Y) \times T(Y), \forall \alpha, \beta \in \mathbb{N}^* \quad (1.69)$$

$$\Leftrightarrow E(\langle \alpha.X + \beta.Y \rangle) \leq E(Y), \forall \alpha, \beta \in \mathbb{N}^* \quad (1.70)$$

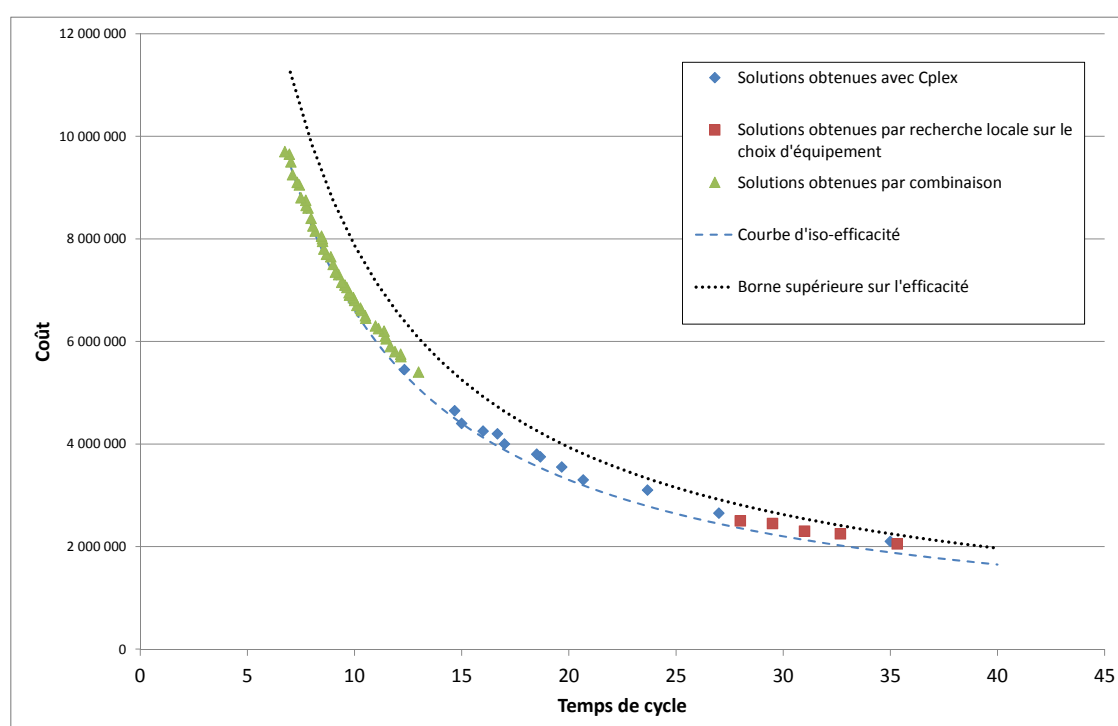


FIGURE 1.10 – Exemple tiré de Delorme *et al.* (2014) d'un front Pareto obtenu à l'aide d'un GRASP multi-objectif

1.5 Perspectives

Les lignes reconfigurables correspondent à des lignes de production dont le mode de fonctionnement induit la prise en compte de nombreuses contraintes complexes. Le problème d'équilibrage associé a jusqu'à maintenant été très peu étudié, mais les méthodes classiques d'équilibrage ne semblent pas adaptées et de nouvelles méthodes doivent être explorées. Nous avons ainsi montré que l'utilisation de modèles mathématiques capables de résoudre efficacement certains sous-problèmes au sein d'algorithmes d'optimisation approchée basés sur des métaheuristiques est une piste de recherche prometteuse. Les résultats que nous avons obtenus dans le cas mono-objectif en couplant un GRASP avec une optimisation des séquences (Essafi *et al.*, 2012) ou un algorithme génétique avec une optimisation de l'affectation des opérations et du choix d'équipement (Borisovsky *et al.*, 2013) confirment l'intérêt de ce type d'approche. Dans le cas bi-objectif, les résultats préliminaires sont très encourageants même si l'algorithme utilisé est pour l'instant relativement simple. Il serait notamment intéressant d'utiliser la borne sur l'efficacité dans le processus d'optimisation.

Au niveau industriel, les problèmes de conception et d'équilibrage de ligne implique très souvent la prise en compte de contraintes complexes que les modèles actuels ne permettent pas de traiter efficacement ce qui impose parfois de faire des hypothèses de modélisation trop simplificatrices (Falkenauer, 2005). Le type d'approche présenté dans ce chapitre, basé sur un couplage entre programmation mathématique et métaheuristique, a par ailleurs été utilisé avec succès sur d'autres problèmes d'équilibrage de ligne (Guschinskaya *et al.*, 2008; Borisovsky *et al.*, 2009). Il pourrait donc permettre de développer des méthodes efficaces tenant mieux compte des contraintes industrielles spécifiques.

Enfin, la question de l'évaluation de la reconfigurabilité d'une ligne est aussi une question importante et pour l'instant peu traitée. En effet, si des travaux se sont intéressés aux principales propriétés requises pour qu'un type de ligne soit reconfigurable (Koren *et al.*, 1999; Dashchenko, 2006; Hu *et al.*, 2011; Koren, 2013), ont comparé l'intérêt de différentes configurations type en termes de reconfigurabilité (Koren et Shpitalni, 2010) ou ont tenté d'optimiser la sélection d'un ensemble de configurations dans le cas d'un scénario connu (Youssef et ElMaraghy, 2006), il serait nécessaire de disposer de critères quantitatifs précis permettant d'évaluer a priori la reconfigurabilité d'une configuration et de pouvoir la comparer. Ce type d'approche a été initié par Urbani et Negri (2006) et Wang et Koren (2012), mais leurs propositions sont très partielles et la question doit encore être étudiée. De plus, Son *et al.* (2001) ont montré que les critères classiques d'équilibrage de ligne pouvaient être contradictoires avec la reconfigurabilité de la ligne. À terme, il serait donc intéressant d'évoquer vers des approches d'optimisation multi-objectif considérant la reconfigurabilité de la ligne obtenue comme l'un des critères.

Chapitre 2

Modélisations sous forme de graphes

«La liberté, c'est la faculté de choisir ses contraintes.»

Jean-Louis Barrault

Dans le chapitre précédent, nous avons illustré différents couplages possibles entre programmation linéaire et métaheuristiques afin de résoudre de manière approchée des problèmes difficiles. Nous allons maintenant voir qu'il est parfois possible de trouver des formulations différentes de ces problèmes permettant de les résoudre de manière exacte plus efficacement. En optimisation discrète, même si la taille d'un modèle influe sur le temps de résolution, la plupart du temps il n'est pas forcément primordial de chercher des formulations plus compactes (c'est-à-dire avec moins de variables) mais plutôt des formulations plus serrées (c'est-à-dire avec une relaxation linéaire plus proche de l'optimum). En effet, l'utilisation intensive par les solveurs actuels de la relaxation linéaire (pour obtenir des bornes mais aussi pour faire des choix de branchement) rend la qualité de cette dernière cruciale.

Un moyen classique d'améliorer la relaxation linéaire d'un programme linéaire en nombres entiers consiste à y ajouter des contraintes supplémentaires, appelées inégalités valides, qui viennent supprimer des solutions fractionnaires de l'espace des solutions tout en conservant l'ensemble des solutions entières (voir Cornuéjols et Li, 2000, pour un panorama des principales inégalités valides). Certaines de ces inégalités (par exemple celles de Gomory 1958 et Chvátal 1973) sont couramment utilisées de manière automatique dans les solveurs. Cependant, le nombre de ces coupes augmente exponentiellement et il n'est souvent pas possible de toutes les générer. D'ailleurs, toutes les coupes ne présentent pas nécessairement le même intérêt et il est préférable de se focaliser sur les plus fortes. Une des formulations qui se prête le mieux à cette recherche d'inégalités valides est le problème de *set packing*. Sur ce problème, qui est NP-difficile (voir Garey et Johnson, 1979), Padberg (1973) a montré que certaines familles d'inégalités valides (les cliques de taille maximale et les cycles de longueur impaire) correspondaient à des facettes de la fermeture convexe définissant des hyperplans passant par des sommets entiers du polytope de solutions admissibles. Suivant ces travaux,

de nombreuses autres familles d'inégalités valides ont été définies pour ce problème (voir Borndörfer, 1998, pour une description des principales). La génération exhaustive de ces inégalités demeure inenvisageable mais lorsqu'il est possible de définir de telles inégalités valides dans la formulation d'un problème spécifique, cela permet de réduire fortement les temps de calcul.

L'objectif de ce chapitre est donc de montrer qu'il est possible d'utiliser ce type de formulation pour résoudre des problèmes d'équilibrage de ligne. Nous introduirons pour cela le concept de station admissible qui permet de modéliser ces problèmes sous forme de graphe et d'obtenir ainsi des modèles de type *set packing* (ou un problème équivalent de *set partitioning*). Nous illustrerons ainsi ces principes sur deux problèmes d'équilibrage de ligne d'usinage.

2.1 Cas de la conception de ligne de transfert dédiée utilisant des boîtiers multi-broches

Le problème considéré dans cette section correspond à la conception de lignes d'usinages dédiées à la production en grande série d'un seul type de produit. Afin d'obtenir une meilleure productivité, ces lignes utilisent des têtes d'usinage équipées de boîtiers multi-broches qui permettent d'exécuter plusieurs opérations en parallèle. Il est bien sûr toujours possible de tenter de concevoir des boîtiers multi-broches spécifiques pour un type de pièce mais il est souvent économiquement plus rentable d'utiliser des boîtiers multi-broches standards. Nous nous focaliserons donc ici sur le second cas.

Comme pour les lignes reconfigurables, les stations sont placées en série et la ligne est cadencée. Sur chaque station, les boîtiers installés sont activés en parallèle à chaque temps de cycle, ce qui permet de réaliser un grand nombre d'opérations en un temps réduit. Cependant, du fait de l'utilisation des boîtiers multi-broches, la reconfiguration de ce type de ligne est difficile et très coûteuse. En conséquence, elles sont uniquement adaptées pour la production de pièces dont la demande est suffisamment stable et connue. Il y a donc peu d'incertitude sur la productivité souhaitée qui peut être considérée comme un scalaire. L'affectation des opérations aux stations doit là aussi respecter les contraintes technologiques classiques dans l'usinage mais avec quelques légères variations par rapport aux lignes reconfigurables :

- des contraintes de précédence, correspondant à une relation d'ordre partiel entre les opérations, doivent être respectées ;
- certains sous-ensembles d'opérations doivent absolument être exécutés sur la même station pour des raisons de précision (contraintes d'inclusion) ;
- certaines boîtiers (et non plus les opérations) sont mutuellement exclusifs et ne doivent donc pas être affectés à la même station (contraintes d'exclusion) ;

Par contre, du fait de l'exécution en parallèle des opérations, le temps opératoire requis

sur chaque station est égal au temps opératoire de l'opération la plus longue et le temps de cycle de la ligne ne dépend donc pas de l'affectation choisie. De même, les contraintes spécifiques aux lignes reconfigurables (temps de préparation, parallélisation, accessibilité) ne s'appliquent pas ici.

Le critère d'optimisation à minimiser reste le coût total d'implantation de la ligne qui est cette fois composé du coût des boîtiers multi-broches et de celui associé aux stations. Aussi, outre les notations introduites précédemment, les notations suivantes sont nécessaire à une définition formelle du problème :

- \mathcal{B} , ensemble des boîtiers multi-broches disponibles (chaque boîtier réalisant un sous-ensemble d'opérations) ;
- $c_B : \mathcal{B} \rightarrow \mathbb{R}_+^*$, coût des boîtiers multi-broches.

Une solution admissible pour ce problème est composée de deux décisions interconnectées (voir figure 2.1) :

1. le nombre de stations et l'affectation de chaque opération à l'une des stations ;
2. les boîtiers multi-broches utilisés pour réaliser ces opérations.

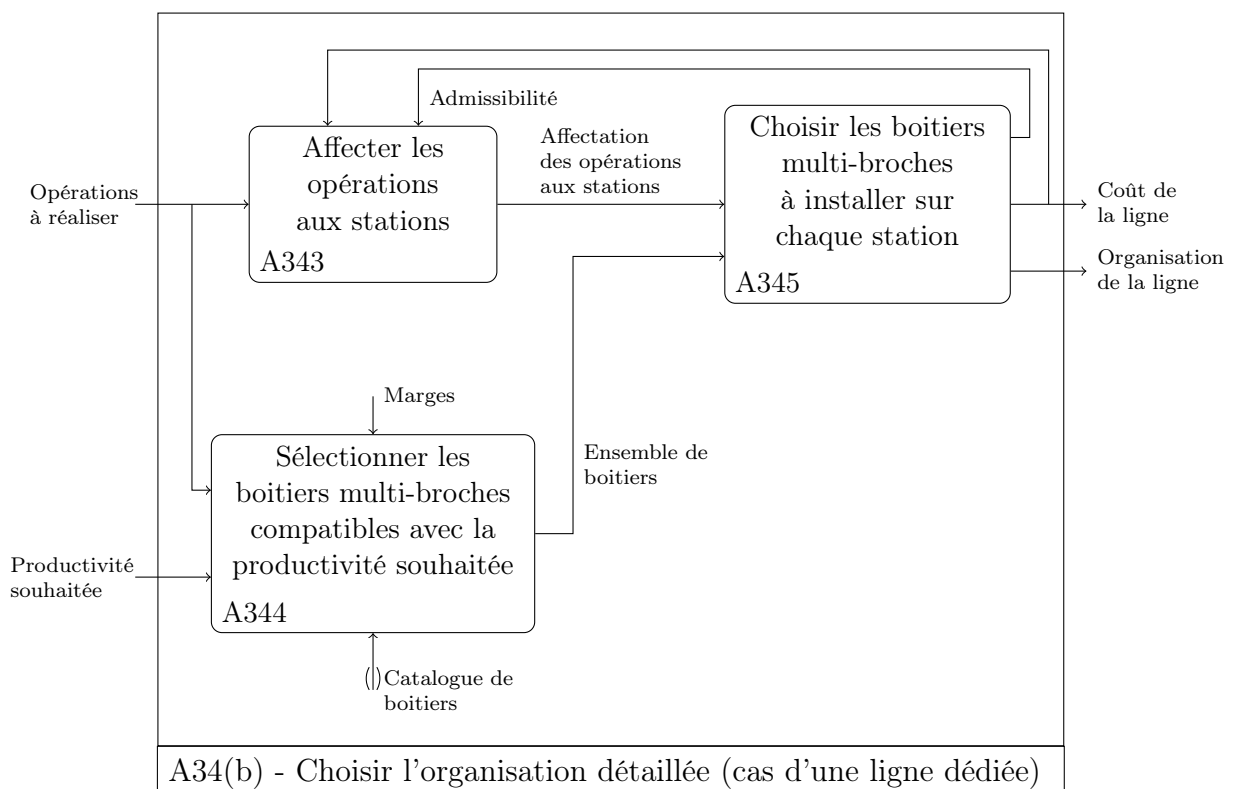


FIGURE 2.1 – Représentation SADT du processus de choix de l'organisation d'une ligne dédiée

Ce problème peut être défini selon la classification des problèmes d'équilibrage de ligne proposée par Boysen *et al.* (2007) comme $[link, inc|pwork, equip|Co]$, avec *pwork* qui corres-

pond à l'exécution parallèle des opérations d'une station et *equip* au choix des boitiers. Par rapport au SALBP, ce problème implique la relaxation des hypothèses 5, 7 et 8 de Baybars (1986).

Il a été pour la première fois étudié par Belmokhtar (2006) mais nous considérerons ici une approche développée plus récemment (Delorme *et al.*, 2012). Cette approche consiste à formuler ce problème sous forme de graphe en utilisant la notion de station admissible. Dans la suite de cette section, nous appellerons une collection de boitiers $W \subseteq \mathcal{B}$ une station admissible si elle vérifie les conditions suivantes :

- le nombre d'opérations réalisées par cette station ne dépasse pas le nombre maximum autorisé ($|W| \leq n_0$, par abus de langage la notation W sera utilisée indifféremment pour désigner une collection de boitiers ou l'ensemble des opérations réalisées par ces boitiers),
- chaque opération est réalisée par un et un seul boitier ($\forall b, b' \in W, b \cap b' = \emptyset$),
- il n'y a pas de relation de précédence entre les opérations réalisées par les différents boitiers ($\nexists j \in \mathcal{P}_i^S | i, j \in W$),
- les contraintes d'inclusion entre les opérations sont respectées ($\exists \mathcal{I} \in \mathcal{ES} | i \in W \cap \mathcal{I} \Rightarrow \mathcal{I} \subseteq W$),
- les contraintes d'exclusion entre les boitiers sont respectées ($\nexists b, b' \in W | (b, b') \in \overline{\mathcal{ES}}$).

L'ensemble des stations admissibles sera noté \mathcal{W} . Une séquence de stations admissibles $L = (W_1, \dots, W_w)$ peut ainsi former une ligne admissible si :

1. le nombre de station ne dépasse pas le maximum autorisé ($w \leq w_0$),
2. chaque opération est réalisée par un et un seul boitier ($\forall b, b' \in L, b \cap b' = \emptyset$),
3. les relations de précédences sont respectées ($\forall i \in \mathcal{N}, j \in \mathcal{P}_i^S, i \in W_k \Rightarrow \exists k' < k | j \in W_{k'}$),
4. toutes les opérations requises sont réalisées ($\cup_{k \in \{1, \dots, w\}} W_k = \mathcal{N}$).

Nous pouvons maintenant construire un graphe $G(V, E)$ dans lequel l'ensemble V des sommets peut être partitionné en w_0 niveaux (correspondant aux positions possibles des stations sur la ligne), chaque niveau contenant un ensemble de sommets correspondant aux stations admissibles de l'ensemble \mathcal{W} . Nous noterons $W_{k,s}$ le sommet correspondant à l'utilisation de la station admissible $W_s \in \mathcal{W}$ pour la station k . Chaque paire de sommets est reliée par une arête si et seulement si :

- ils correspondent à des niveaux différents,
- les stations correspondantes n'ont pas d'opération en commun,
- il n'y a pas d'opération dans la station admissible du sommet de niveau inférieur qui doit être précédée par l'une des opérations de la station admissible de l'autre sommet.

En conséquence, une clique dans ce graphe correspond à une séquence de stations admissibles respectant toutes les conditions pour former une ligne admissible à l'exception de la quatrième. En associant un poids $M \cdot |W_s| - c_S - \sum_{b \in W_s} c_B(b)$ à chaque sommet $W_{k,s}$, le problème

d'équilibrage et de choix d'équipement peut ainsi se ramener à un problème de recherche de clique de poids maximum dans le graphe $G(V, E)$ que nous avons modélisé à l'aide d'un programme linéaire en variables binaires (voir figure 2.2) qui s'appuie sur des variables $x_{k,s}$ égales à 1 si la station admissible s est la $k^{\text{ième}}$ station de la ligne. Le processus de conception de ligne dédiée ainsi modifié est décrit dans la figure 2.3.

$$\begin{aligned} \max \quad & -M.n + \sum_{k=1}^{w_0} \sum_{W_s \in \mathcal{W}} (M.|W_s| - c_S - \sum_{b \in W_s} c_B(b)).x_{k,s} & (2.1) \\ \text{s.c.} \quad & \\ & \sum_{W_s \in \mathcal{W}} x_{k,s} \leq 1 \quad , \quad k = 1, \dots, w_0 & (2.2) \\ & \sum_{k=1}^{w_0} \sum_{W_s \in \mathcal{W} | i \in W_s} x_{k,s} \leq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n & (2.3) \\ & \sum_{k'=1}^k \sum_{W_s \in \mathcal{W} | i \in W_s} x_{k',s} + \sum_{k'=k}^{w_0} \sum_{W_s \in \mathcal{W} | j \in W_s} x_{k',s} \leq 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n, j \in \mathcal{P}_i^S, k = 1, \dots, w_0 & (2.4) \\ & x_{k,s} \in \{0, 1\} \quad , \quad k = 1, \dots, w_0, W_s \in \mathcal{W} & (2.5) \end{aligned}$$

FIGURE 2.2 – Version simplifiée du modèle de *set packing* de Delorme *et al.* (2012) pour optimiser l'affectation des opérations et le choix des boîtiers multi-broches

Le nombre de variables induites par ce modèle peut être très élevé (même si ce nombre peut être fortement réduit grâce à des pré-traitements, ceux-ci permettent ainsi de diviser par 10 le nombre de variables nécessaires et par 40 le temps de calcul), mais le nombre de contraintes est limité et la relaxation linéaire obtenue avec ce modèle est très proche de l'optimum. Les expérimentations réalisées avec le solveur ILOG CPLEX 11.0 ont montré qu'il était capable de résoudre des instances aléatoires de taille moyenne voire grande (entre 50 et 70 opérations), ce qui le rend compétitif vis-à-vis des meilleurs modèles existant dans la littérature. Surtout, il s'avère particulièrement performant dans le cas, très courant en pratique, où le nombre de boîtiers par station est limité à deux ou trois.

2.2 Cas de la conception de ligne reconfigurable à base de centres d'usinage

Revenons maintenant au problème de conception d'une ligne reconfigurable (sans incertitude sur la productivité) que nous avons traité au début du chapitre 1. Comme nous l'avons vu, une modélisation inspirée des modèles classiques d'équilibrage de ligne (figure 1.3, page 22) s'avère inadaptée pour la résolution de problèmes dépassant une vingtaine d'opérations.

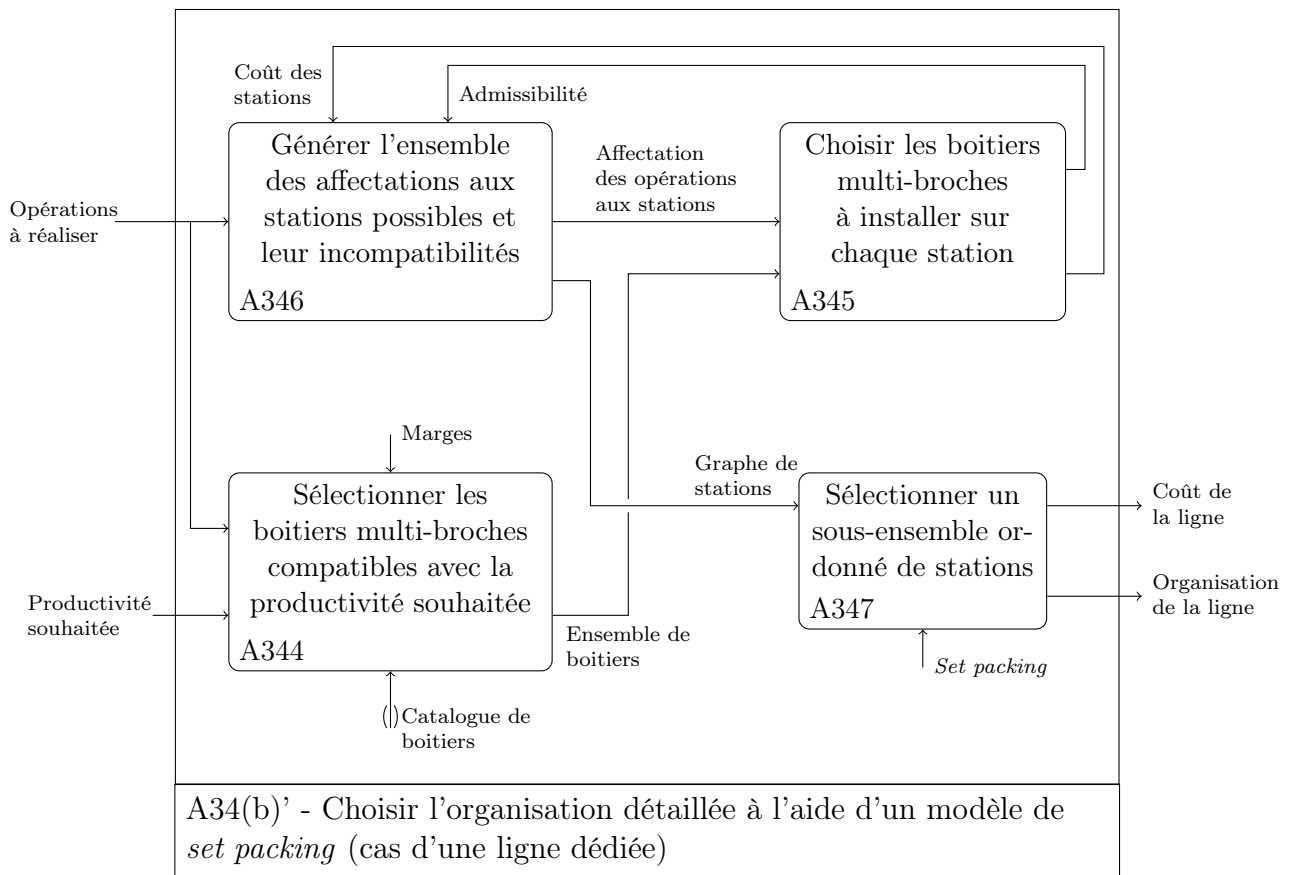


FIGURE 2.3 – Adaptation du processus de choix de l'organisation d'une ligne dédiée pour le modèle de *set packing*

Nous allons voir qu'il est cependant possible de résoudre de manière exacte des instances bien plus grandes en utilisant, comme dans la section précédente, une formulation basée sur le concept de station admissible.

Pour ce problème, nous appellerons un ensemble d'opérations $W \subseteq \mathcal{N}$ une station admissible s'il vérifie les conditions suivantes :

- le nombre d'opérations réalisées par cette station ne dépasse pas le nombre maximum autorisé,
- les contraintes d'inclusion et d'exclusion entre les opérations sont respectées,
- la contrainte d'accessibilité peut être respectée, c'est-à-dire qu'il existe au moins une position de fixation compatible avec toutes les opérations ($\bigcap_{i \in W} \mathcal{A}_i \neq \emptyset$),
- la transitivité des contraintes de précédence est respectée ($\forall i, j \in W, (\exists k \in \mathcal{N} | i \in \mathcal{P}_k^S \text{ et } k \in \mathcal{P}_j^S) \Rightarrow k \in W$),
- la contrainte de temps de cycle peut être respectée ($\left\lceil \frac{T(W)}{T} \right\rceil \leq c_0$, avec $T(W)$ qui représente le temps opératoire nécessaire pour une séquence optimale des opérations).

L'ensemble des stations admissibles sera noté \mathcal{W} . Cet ensemble peut bien sûr être généré en utilisant le modèle présenté dans la figure 1.5 pour trouver chaque séquence optimale mais, sachant qu'il faut résoudre ce problème pour un très grand nombre de combinaisons d'opérations (dont certaines très proches les unes des autres), il est plus efficace d'utiliser un algorithme de programmation dynamique. Pour cela, nous nous sommes inspiré de celui proposé par Held et Karp (1962) en utilisant la relation de récurrence (2.6) :

$$\left\{ \begin{array}{l} f(i, \emptyset) = t_i \\ f(i, \mathcal{S}) = \min_{j \in \mathcal{S}} \{t_i + t_{i,j} + f(j, \mathcal{S} \setminus \{j\})\}, \forall \mathcal{S} \subset \mathcal{N} \\ \text{s.c.} \left| \begin{array}{l} \text{la contrainte sur le nombre maximum d'opérations est respectée} \\ \text{les contraintes de précédence sont respectées } (\nexists j \in \mathcal{S} | j \in \mathcal{P}_i^S) \\ \text{la transitivité des précédences est respectée pour } \{i\} \cup \mathcal{S} \\ \text{les contraintes d'exclusion sont respectées pour } \{i\} \cup \mathcal{S} \\ \text{les contraintes d'accessibilité sont respectées pour } \{i\} \cup \mathcal{S} \\ \text{la contrainte de temps de cycle peut être respectée pour } \{i\} \cup \mathcal{S} \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (2.6)$$

Notons que le respect des contraintes d'inclusion n'est pas dans les conditions de cette relation de récurrence car des paires (i, \mathcal{S}) ne les respectant pas peuvent servir à générer des stations admissibles de plus grande taille. En utilisant les valeurs $f(i, \mathcal{S})$, nous pouvons alors calculer le temps opératoire $T(W) = \min_{i \in W} f(i, W \setminus \{i\})$.

Nous pouvons maintenant construire un graphe orienté $G_{pred}(\mathcal{W}, \mathcal{A})$ dans lequel chaque paire de sommet $(W_s, W_{s'})$ est reliée par un arc si et seulement si :

- les stations correspondantes n'ont pas d'opération en commun,
- dans une ligne utilisant ces deux stations, la station W_s doit nécessairement être située

en amont de la station $W_{s'}$ ($\exists i \in W_s, j \in W_{s'} | i \in \mathcal{P}_j^S$).

Nous noterons \mathcal{Y} l'ensemble de tous les cycles dans le graphe G_{pred} .

Nous pouvons ainsi modéliser ce problème à l'aide d'un programme linéaire en variables binaires (voir figure 2.4) qui s'appuie sur des variables x_s égales à 1 si la station admissible s est utilisée dans la ligne. La structure principale de ce modèle est celle d'un problème de *set partitioning*.

	$\min \sum_{W_s \in \mathcal{W}} (c_S + c_M \cdot \left\lceil \frac{T(W_s)}{T} \right\rceil) \cdot x_s \quad (2.7)$	
s.c.	$\sum_{W_s \in \mathcal{W} i \in W_s} x_s = 1 \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (2.8)$	
	$\sum_{W_s \in \mathcal{W}} x_s \leq w_0 \quad (2.9)$	
	$\sum_{W_s \in Y} x_s \leq Y - 1 \quad , \quad Y \in \mathcal{Y} \quad (2.10)$	
	$x_s \in \{0, 1\} \quad , \quad W_s \in \mathcal{W} \quad (2.11)$	

FIGURE 2.4 – Modèle de Borisovsky *et al.* (2014) pour optimiser l'affectation des opérations et le choix des boîtiers multi-broches

Comme pour le modèle de *set packing* présenté dans la section précédente pour les lignes dédiées, cette formulation fournit une relaxation linéaire proche de l'optimum mais, à la différence de celui-ci, elle peut contenir un nombre très important de contraintes car le nombre de cycles dans G_{pred} augmente exponentiellement. Pour répondre à cette difficulté, nous avons proposé d'utiliser un algorithme de génération de contraintes, inspiré de celui présenté dans Nemhauser et Wolsey (1999). Cet algorithme considère une relaxation du problème, obtenue en enlevant les contraintes de précédence (2.10), puis ajoute itérativement un sous-ensemble des cycles de \mathcal{Y} jusqu'à obtenir une solution admissible. Ce nouveau processus de conception de ligne reconfigurable est ainsi décrit dans la figure 2.5.

Les expérimentations ont montré que cet algorithme de génération de contraintes permettait de résoudre des instances allant jusqu'à 40 opérations (en utilisant le solveur IBM ILOG CPLEX 12.1 pour résoudre les relaxations successives). De plus, en limitant le nombre d'itérations d'ajout de contraintes, il peut aussi servir à calculer une borne inférieure. Nous avons ainsi utilisé cette borne dans un algorithme de type Branch & Cut qui s'est avéré capable de résoudre des instances avec 50 opérations. Cet algorithme représente donc une amélioration significative par rapport à l'utilisation directe d'un solveur sur la formulation proposée dans Essafi *et al.* (2010). S'il n'est pas capable de résoudre des instances industrielles de grande taille, ses performances se rapprochent de celles observées sur d'autres

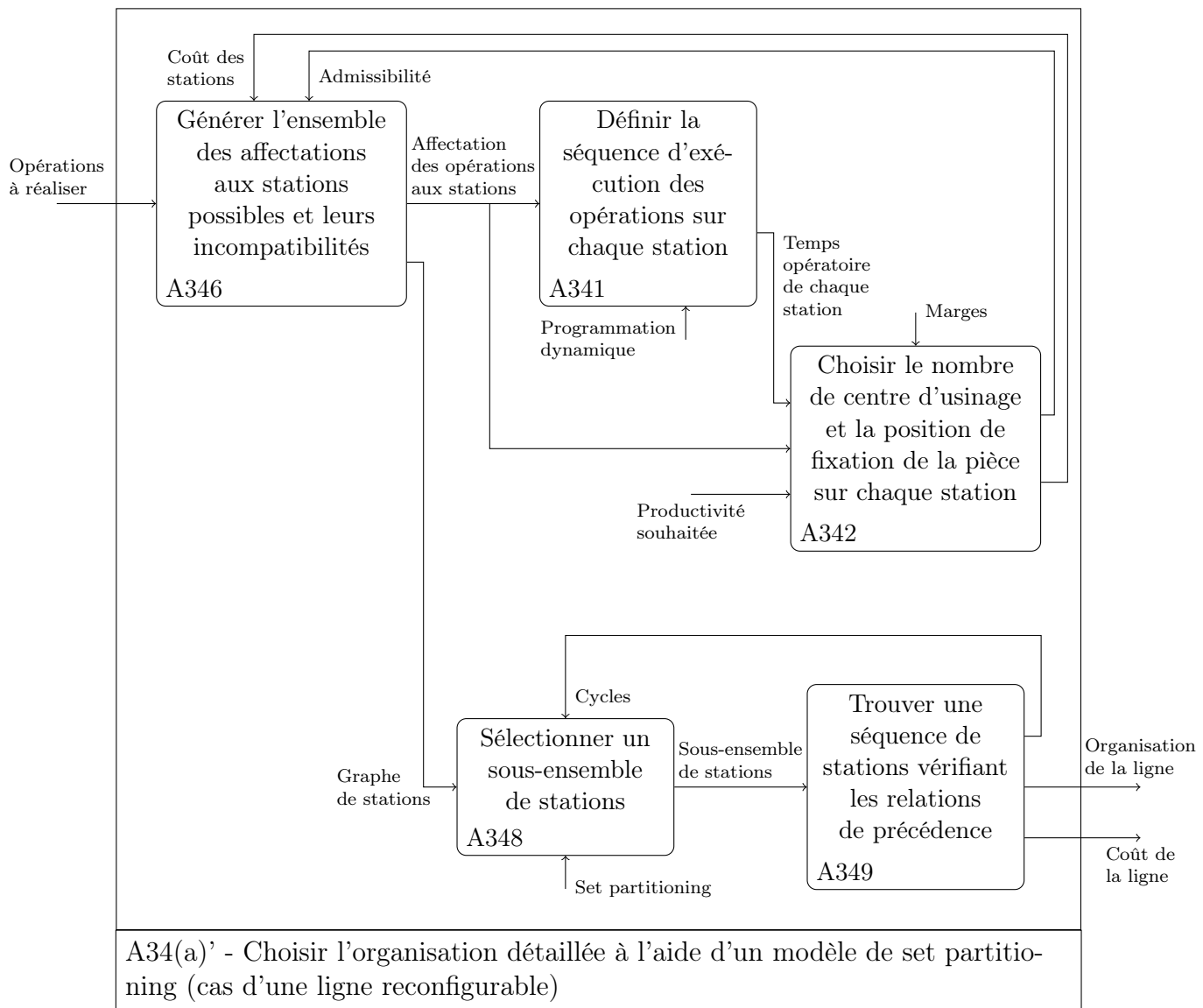


FIGURE 2.5 – Adaptation du processus de choix de l'organisation d'une ligne reconfigurable pour le modèle de set partitioning

problèmes de conception de lignes d'usinage.

2.3 Perspectives

Dans ce chapitre nous avons montré qu'il était parfois intéressant d'utiliser des formulations différentes de celles utilisées classiquement en équilibrage de ligne pour résoudre des problèmes d'équilibrage intégrant des contraintes complexes. Cette observation pourrait d'ailleurs sans doute être étendue à d'autres types de problèmes industriels impliquant des contraintes complexes. Pour autant et comme nous l'avons vu sur deux problèmes d'équilibrage de ligne impliquant plusieurs contraintes similaires, si des schémas généraux de résolution peuvent être définis, la recherche de telles formulations mathématiques efficaces nécessite une très bonne compréhension des problèmes étudiés afin d'adapter au mieux la modélisation considérée.

Dans ce cadre, la formulation en *set packing* semble pouvoir être adaptée à de nombreux problèmes. Étonnamment, alors que le problème de *set packing* a suscité de très nombreux travaux sur ses propriétés mathématiques sous-jacentes dont les résultats ont permis d'obtenir des avancées majeures comme la notion de facette et qui sont d'ailleurs utilisées dans la plupart des solveurs actuels, peu d'applications industrielles ont été jusqu'à présent modélisées sous forme de *set packing* (principalement dans le domaine des enchères et dans le domaine ferroviaire, voir par exemple respectivement Escudero *et al.* 2009 et Mérel 2012; Lusby *et al.* 2013). L'utilisation de modèles de type *set packing* semble pourtant très prometteuse.

De même, la résolution de problèmes de *set packing* multi-objectif a jusqu'à maintenant été très peu étudiée alors que les propriétés de ce problème pourraient sûrement être aussi utilisées avec profit dans un cadre multi-objectif (à ma connaissance, ce problème a jusqu'à maintenant uniquement été abordé dans le cas bi-objectif et essentiellement à l'aide de métaheuristiques comme nous l'avons fait dans Delorme *et al.* (2010)). À ce sujet, le modèle que nous avons proposé dans Borisovsky *et al.* (2014) pourrait sûrement être facilement adapté au cas de l'optimisation d'une ligne dont la productivité souhaitée est définie par un intervalle en ajoutant le nombre de centres d'usinages dans la définition des stations admissibles. Il pourrait ainsi être intégré dans le schéma de résolution bi-objectif présenté au chapitre 1 afin d'obtenir le front Pareto exact ou a minima une borne inférieure de très bonne qualité. Dans ce cadre, l'utilisation de la borne supérieure sur l'efficacité pourrait notamment s'avérer utile pour réduire le nombre de stations admissibles considérées.

Pistes de recherche en conception de lignes

«L'idéal est pour nous ce qu'est une étoile pour le marin. Il ne peut être atteint mais il demeure un guide.»

Albert Schweitzer

Nous avons vu dans cette partie que le fait de considérer des problèmes industriels complexes ne réduisait pas l'intérêt d'utiliser des modèles d'optimisation. Évidemment, s'agissant de problèmes complexes impliquant la résolution de plusieurs problèmes NP-difficiles combinés, l'espoir d'obtenir une méthode globale capable de les résoudre de manière exacte sans que le temps de calcul n'explose est mince. Cependant, pour aborder efficacement ce type de problème, il est important d'analyser l'ensemble des décisions nécessaires à l'obtention d'une solution complète ainsi que leurs interactions. J'ai utilisé ici une modélisation SADT pour représenter ce travail d'analyse mais d'autres modélisations sont évidemment possibles. Cette analyse doit ainsi permettre d'identifier les décisions pour lesquelles un modèle d'optimisation serait utile et de choisir le bon niveau de décomposition (ou d'intégration) pour profiter au mieux des modèles existants capables de résoudre efficacement certains sous-problèmes tout en limitant le risque d'aboutir à des décisions sous-optimales. Il est alors possible de considérer différentes formulations ou combinaisons de formulations afin de trouver la plus adaptée. Ce type d'approche a été illustré dans cette partie sur des problèmes liés à la conception de lignes de production, mais pourrait s'appliquer à une gamme beaucoup plus large de problèmes.

Dans le domaine de la conception des lignes de production, les besoins en optimisation se concentrent essentiellement dans le choix de l'organisation détaillée. Pour autant, les décisions prises en amont concernant le type de ligne et les contraintes techniques induites par les caractéristiques de la pièce à produire peuvent amener à devoir résoudre des problèmes très différents. Récemment, Boysen et Fliedner (2008) ont essayé de proposer une méthode d'équilibrage générique basée sur une métaheuristique capable de traiter un grand nombre de configurations classiques. Ce type d'approche présente évidemment un grand intérêt pratique car elle pourrait être intégrée dans des logiciels standards de GPAO (Gestion de Produc-

tion Assistée par Ordinateur). En termes d'optimisation, par contre, je pense que les futurs progrès viendront plutôt d'une analyse fine de chaque type de ligne afin de proposer des approches et formulations adaptées. Parmi les très nombreux types de ligne possibles, le cas des lignes multi-produits, que je n'ai pas abordé ici mais sur lequel nous avons commencé à travailler (Kovalev *et al.*, 2014), et celui des lignes impliquant des paramètres incertains, que j'ai rapidement évoqué au chapitre 1, me semblent particulièrement intéressants à étudier.

Une autre voie de recherche encore peu explorée est liée aux interactions de la phase de choix de l'organisation détaillée avec d'autres phases du processus de conception. Dans cette optique, l'intérêt potentiel d'une intégration avec la phase d'évaluation du comportement dynamique est assez clair du fait de l'interaction forte entre ces deux phases (notamment avec la boucle de retour permettant de définir les marges à prendre en compte, voir figure 3, page 13). En effet, la surévaluation des marges, que le processus séquentiel actuel risque d'induire, peut générer des surcoûts relativement importants. Ce type d'intégration correspondrait à un couplage assez classique entre optimisation et simulation. Au niveau supérieur (voir figure 2, page 11), l'intégration entre les phases de conception de la pièce et de la ligne, aussi appelée conception intégrée produit/process, pourrait elle-aussi générer une amélioration significative, tout au moins dans le cas des lignes dédiées (à un produit ou à une famille spécifique de produits). Une première étape de cette intégration, correspondant à la génération automatique de gamme qui permet d'interfacer les outils de CAO (Conception Assistée par Ordinateur) et de GPAO, a ainsi déjà été abordée par Guschinskaya (2007) pour un type particulier de ligne. La suite de cette intégration semble quant à elle plutôt relever d'un domaine, non évoqué dans ce mémoire, qui est celui de l'optimisation multi-disciplinaire.

Pour finir, s'il paraît peu pertinent de lier la conception d'une ligne reconfigurable avec la conception d'une pièce spécifique alors même que ce type de ligne est conçu pour pouvoir évoluer pour produire d'autres types de pièces non encore connues, il semble au contraire pertinent de s'intéresser à l'analyse du cycle de vie de ce type de lignes (voir notamment Urbani, 2006). Une telle analyse pourrait ainsi permettre de tirer des enseignements utiles sur des configurations ou des propriétés à rechercher lors de leur conception.

Deuxième partie

Problèmes de planification sous
incertitudes

*«L'ennui dans ce monde c'est que les idiots sont sûrs d'eux et
que les gens sensés sont pleins de doutes.»*

Bertrand Russell

Dans la partie précédente, nous nous sommes intéressés à la prise en compte de contraintes complexes dans des problèmes d'optimisation combinatoire. Nous allons maintenant considérer une autre barrière importante à la résolution de problèmes industriels complexes : certaines données importantes de ces problèmes peuvent être incertaines. Dans le cas des systèmes de production que nous avons déjà évoqués, ou dans celui des systèmes de transport que nous aborderons dans la suite, ces incertitudes peuvent s'attacher à des données très diverses comme par exemple :

- la variabilité des temps de production ou de transport, de la qualité des pièces produites, des délais de livraison,
- les pannes machines, les accidents,
- l'évolution future de la demande, les évolutions technologiques à venir,
- les approximations faites sur les coûts,
- le degré d'aversion au risque du décideur ou du client, la perception d'une attente ou d'un retard par les usagers d'un mode de transport.

Cette liste est loin d'être exhaustive et le lecteur intéressé pourra trouver dans Kouvelis et Yu (1997) une description de nombreuses autres sources d'incertitudes dans ces domaines et dans des domaines connexes. De même, outre la diversité des sources possibles d'incertitude, leur nature est aussi très hétérogène. Roy (1989) distingue ainsi quatre catégories d'incertitudes :

1. le caractère imprécis ou mal déterminé de certaines données,
2. les conditions de mise en œuvre qui dépendent de l'état courant de l'environnement (contexte économique, décisions prises par d'autres acteurs, choix stratégiques, ...),
3. les simplifications liées aux choix de modélisation,
4. le caractère subjectif du (ou des) décideur(s) (qui peut d'ailleurs être influencé par ses interactions avec le modèle).

Pour faire face à ces incertitudes, la notion de robustesse s'est développée en Recherche opérationnelle et en aide à la décision. Il convient cependant de préciser de quelle robustesse il s'agit car ce terme est utilisé pour décrire des concepts assez différents. Ainsi Roy (2002) considère qu'en aide à la décision le qualificatif robuste peut avoir trois sens distincts en fonction de l'objet auquel il s'attache :

- une solution robuste est une solution dont la performance est peu sensible à l'incertitude des données,
- une procédure est robuste si elle fournit une solution (ou un ensemble de solutions) de bonne qualité pour l'ensemble (ou au moins la plupart) des jeux de données possibles,

- une conclusion est robuste si elle reste valide pour un ensemble de jeux de données clairement explicité.

Nous pourrions aussi y ajouter la notion de système robuste lorsque l'objet étudié contient des éléments permettant à chaque solution obtenue d'être peu sensible à l'incertitude des données sans qu'il soit nécessaire de rechercher explicitement une solution robuste. C'est ainsi le cas avec l'utilisation de systèmes de production reconfigurables, qui correspond à une approche proactive en ce qu'il s'agit de systèmes permettant de mieux gérer les futures variations. Si les modèles d'optimisation associés à ces systèmes ne tiennent pas directement compte d'une information sur ces incertitudes, les contraintes spécifiques induites par ces systèmes peuvent en compliquer la résolution ce qui nous renvoie aux travaux menés sur le développement de méthodes d'optimisation efficaces (voir partie I). Notons que si le choix du système fait partie du problème, la décision d'utiliser un tel système est alors un moyen d'obtenir une solution robuste. Dans cette partie, nous nous focalisons sur la recherche de solutions robustes.

Dans ce cadre, l'utilisation d'un modèle purement déterministe ne permet pas, dans de nombreux cas, de bien représenter le comportement d'un système pour lequel certaines données sont incertaines. Le choix d'un modèle ne tenant pas compte de ces incertitudes peut alors aboutir à des résultats inexploitable en pratique. Évidemment, il reste possible d'utiliser des modèles déterministes en utilisant des valeurs moyennes ou des quantiles particuliers lorsque la distribution statistique est connue. Cependant, sauf à négliger complètement le caractère incertain d'une partie des données et les conséquences qu'il peut avoir sur la performance (voire même l'admissibilité) des solutions obtenues, l'utilisation de modèles déterministes implique souvent :

- l'utilisation de marges et oblige donc soit à faire des choix arbitraires quant à la valeur de ces marges, soit à mettre en place un processus itératif permettant d'ajuster au mieux ces marges, ou
- la mise en place d'une analyse de sensibilité, ou le calcul d'un rayon de stabilité (Sotskov *et al.*, 1995), sur la solution obtenue par le processus d'optimisation, mais cette approche permet seulement d'évaluer l'intervalle de valeurs (souvent limité) que peuvent prendre les données sans que le choix de la solution soit remis en cause et non d'en tenir compte dans le choix de la solution.

Si des modèles permettant d'observer l'impact de ces incertitudes, notamment lorsqu'elles peuvent être décrites sous la forme de distributions de probabilités, existent depuis longtemps (chaînes de Markov, simulation à événements discrets), la question de l'optimisation de cette catégorie de problème est plus difficile. Classiquement deux types d'approches étaient couramment utilisés dans ce cas :

- Le premier consiste à attendre de connaître entièrement les données avant de chercher à optimiser le système (approches en-ligne ou réactives), mais cela conduit souvent à

des solutions sous-optimales (notamment des optimums locaux) et limite fortement le temps disponible pour le processus d'optimisation. En outre, ce type d'approche ne permet pas de tenir compte de l'information même partielle dont on peut disposer en amont. Dans le cas de problèmes se situant à un niveau de décision stratégique voire tactique, ces approches sont souvent peu adaptées car elles obligent à retarder les décisions. Ainsi, par exemple, il n'est pas possible d'attendre d'avoir vendu toutes les pièces pour concevoir la ligne de production, ou encore d'attendre de savoir quels trains sont en retard pour définir le plan de transport.

- Le second est de travailler avec un modèle basé sur une représentation probabiliste des incertitudes (optimisation stochastique, voir Shapiro *et al.*, 2009). Le terme employé pour qualifier les incertitudes est alors celui de risques. Ce type d'approche conduit le plus souvent à l'optimisation de l'espérance mathématique d'une fonction caractérisant la performance du système étudié, mais certains auteurs considèrent parfois d'autres critères comme notamment le taux de service (voir par exemple Dauzère-Péres *et al.*, 2008). Malheureusement, ces approches ne sont pas toujours possibles car elles nécessitent de pouvoir définir entièrement le comportement aléatoire du système et s'appuient donc souvent sur des hypothèses de lois de distribution et ne tiennent la plupart du temps pas compte des corrélations possibles entre certains facteurs d'incertitude (par exemple le retard de différents trains peut être lié à des conditions météorologiques difficiles). De plus, ces fonctions sont très souvent non linéaires et compliquent le processus d'optimisation. En général, les données statistiques nécessaires à l'utilisation de ce type de méthodes sont seulement disponibles dans le cas de problèmes se répétant un grand nombre de fois, ce qui correspond essentiellement à des problèmes se situant à un niveau de décision opérationnel.

Un troisième type d'approches intermédiaires a connu un essor important depuis une dizaine d'années autour de la notion de robustesse. Il s'agit alors d'utiliser une information partielle sur les données pour essayer de trouver des solutions peu sensibles aux variations des données, soit parce qu'elles restent performantes (voire optimales) pour une large gamme de variations possibles, soit parce qu'elles sont suffisamment flexibles pour être ré-optimisées en-ligne efficacement. Les approches des deux derniers types sont qualifiées de proactives. En l'absence d'une information probabiliste, l'optimisation robuste s'appuie la plupart du temps sur l'utilisation d'intervalles permettant de borner les valeurs possibles des données (voir Kouvelis et Yu, 1997). L'approche la plus courante est alors de considérer le pire des cas, mais cela induit parfois une dégradation très sensible de la performance obtenue et certains auteurs privilégient des approches moins restrictives (voir notamment Ben-Tal et Nemirovski, 1998; Bertsimas et Sim, 2004). En outre, lorsque les intervalles considérés sont discrets, l'incertitude peut aussi être définie sous la forme d'un ensemble fini de scénarios. Dans ce cas, il est parfois possible de se ramener à un problème d'optimisation stochastique

en associant des probabilités aux différents scénarios. Aussi, Hites *et al.* (2006) ont étudié la possibilité de considérer la performance obtenue pour un scénario comme un critère ce qui transformerait un problème d'optimisation robuste en un problème multi-critère. D'autres liens sont d'ailleurs possibles entre optimisation robuste et optimisation multi-objectif, par exemple sur le problème considéré dans la section 1.4, l'obtention d'un ensemble minimum complet permettant de définir le front Pareto exact permettrait aussi de connaître l'intervalle de valeur pour lequel chacune des solutions obtenues reste optimale (cet intervalle correspond d'ailleurs au rayon de stabilité, au sens de l'optimalité, de ces solutions).

Dans ce contexte, et sachant que j'ai essentiellement travaillé sur des problèmes se situant à un niveau de décision stratégique ou tactique, je me suis intéressé à différentes approches proactives et aux conséquences de ces approches sur le processus d'aide à la décision. Ainsi dans cette partie, nous considérerons deux problèmes de planification dans lesquels certaines données sont incertaines. Le chapitre 3 présentera deux approches d'optimisation que nous avons développées pour un problème de planification de production soumis à des aléas (pannes machines) ainsi qu'à la variabilité de la qualité des pièces produites. Le chapitre 4 concernera lui un problème de planification de grilles horaires ferroviaires et s'intéressera notamment à l'évaluation de la propagation des retards entre les trains.

Chapitre 3

Planification et séquençement de production

*«La prévision est difficile surtout lorsqu'elle concerne l'avenir.»
Pierre Dac*

L'objectif de ce chapitre est d'illustrer l'utilisation de la programmation linéaire et des graphes pour traiter un problème d'optimisation combinatoire avec des données incertaines. Parmi les différentes approches possibles pour traiter ce type de problème, deux sont présentées :

- La première correspond à l'utilisation d'un modèle déterministe qui, sous certaines conditions, est équivalent à une approche d'optimisation robuste. Ce modèle peut se ramener à la résolution séquentielle de deux problèmes pouvant chacun être formulé par un programme linéaire.
- La seconde correspond à une approche d'optimisation stochastique s'appuyant sur une décomposition du problème et un couplage entre la programmation linéaire et une métaheuristique.

Nous nous intéressons ainsi à la question de la prise en compte de données incertaines dans un problème de planification de production. Cette question s'inscrit dans le processus de conception et de production en série décrit dans la partie I de ce mémoire mais se positionne chronologiquement après l'implantation de la ligne. Il s'agit de planifier l'utilisation d'une ligne de production afin de respecter au mieux les objectifs de production tout en tenant compte de la variabilité et des aléas liés au processus de production (voir figure 3.1). Les décisions associées à ce problème correspondent donc à un niveau tactique et, à la différence du processus de conception de ligne, se répètent plus régulièrement ce qui permet de disposer d'informations statistiques. Notons d'ailleurs que le processus décrit dans cette figure implique la résolution d'un autre problème de planification sous incertitudes, lié à l'approvisionnement auprès de fournisseurs, que nous n'aborderons pas dans ce document

mais que nous avons aussi eu l'occasion d'étudier (voir notamment Hnaien *et al.*, 2010).

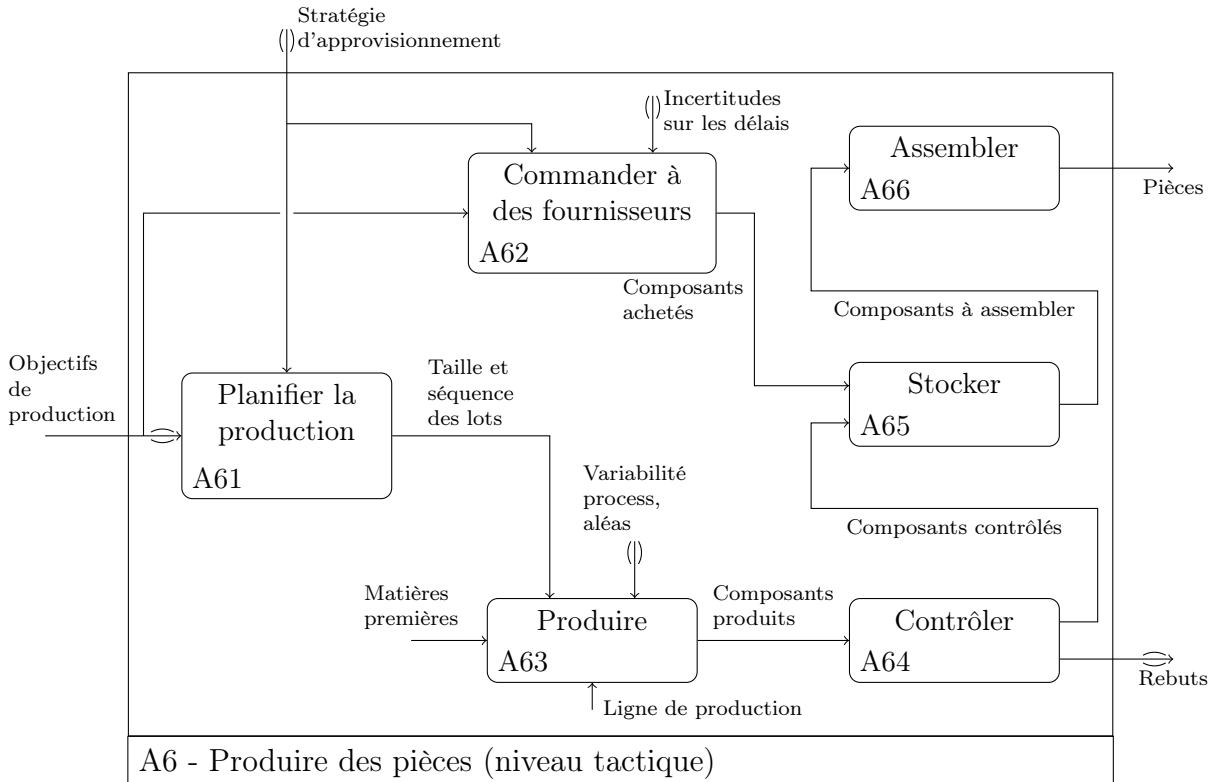


FIGURE 3.1 – Représentation SADT du processus de production dans le cas d'une ligne multi-produit fabriquant différents composants à assembler

Plus précisément, le problème auquel nous nous intéressons ici provient de l'industrie électronique. Il a été considéré pour la première fois par Dolgui (2002) mais des problématiques similaires ont été décrites dans la littérature (Sikora *et al.*, 1996). Différents types de pièces doivent être produites par une même ligne de production. La ligne en question est composée de stations placées en série et est cadencée. Chaque station ne peut travailler que sur une pièce à la fois. La ligne est capable de s'adapter à la production des différents types de pièces mais cette adaptation requiert son arrêt complet ainsi qu'un temps de préparation non négligeable dont la durée dépend de la séquence de produits. Dans la littérature ce type de ligne est généralement appelé multi-produit pour faire la distinction avec les lignes dites flexibles qui sont censées pouvoir basculer d'une production à une autre de manière quasi-instantanée. En conséquence, les produits d'un même type sont regroupés en un lot unique afin de limiter les coûts et les temps improductifs liés aux changements de série. De plus, il peut arriver qu'une des stations tombe en panne, ce qui provoque un arrêt de la ligne, ou que certaines pièces produites ne soient pas conformes (voir figure 3.2). Les pannes peuvent cependant uniquement avoir lieu pendant les temps de production (et pas pendant les temps de préparation ni pendant la réparation d'une autre station). En cas de panne, il

est nécessaire de stopper la ligne complète pour effectuer les réparations nécessaires (toute préparation et toute production sont alors impossibles). Une fois la réparation effectuée, la production peut reprendre au point où elle en était (le système autorise la préemption).

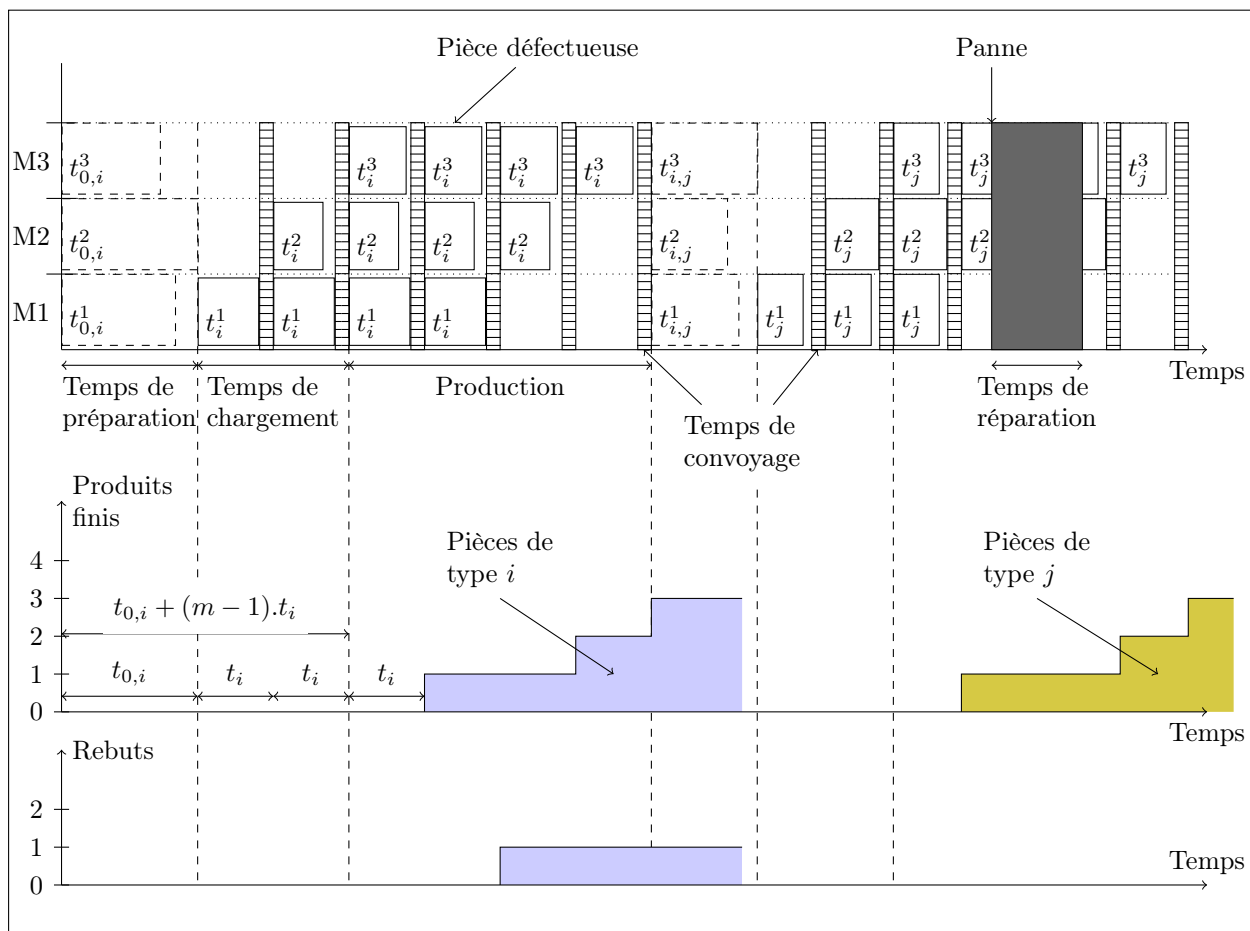


FIGURE 3.2 – Illustration du processus de production de plusieurs types de pièces avec prise en compte des changements de série, des pannes et des pièces défectueuses

En fonction des besoins, et notamment des types de pièces produites, le critère d'optimisation peut varier mais correspond toujours à un critère de respect de l'échéance ou de minimisation des retards.

Une solution admissible pour ce problème est composée de deux décisions interconnectées (voir figure 3.3) :

1. l'ordre dans lequel les différents types de pièces sont produits ;
2. le nombre de pièces à produire pour chaque lot.

En termes d'optimisation, la première décision correspond à un problème d'ordonnancement similaire à celui rencontré dans le chapitre 1 ($1|prec, s_{ij}|C_{max}$) et la deuxième à un problème de dimensionnement de lots (en anglais *lot sizing*) sous incertitudes. Notons que le

problème correspondant à la combinaison de ces deux décisions a surtout été considéré dans la littérature dans le cas déterministe ou dans le cas d'une incertitude sur la demande (voir respectivement Allahverdi *et al.* 2008 et Sox *et al.* 1999 pour un état de l'art). La question des incertitudes sur le rendement a quant à elle été seulement étudiée pour le problème de dimensionnement de lots (Yano et Lee, 1995).

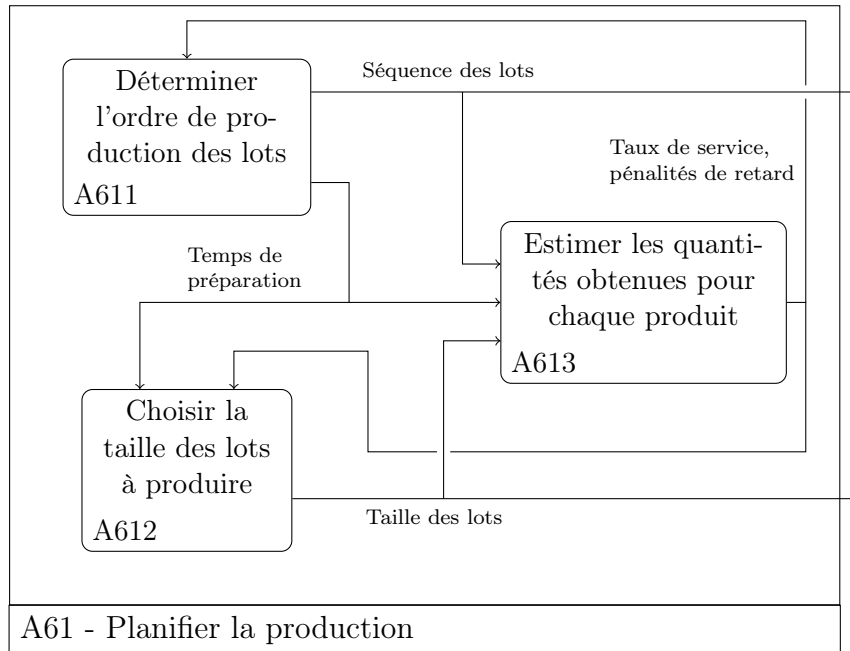


FIGURE 3.3 – Représentation SADT du processus de planification de production dans le cas multi-produit

Afin de définir formellement ce problème, nous utiliserons les notations suivantes :

- $n \in \mathbb{N}^*$, nombre de types de pièces à produire ;
- $m \in \mathbb{N}^*$, nombre de stations composant la ligne de production ;
- $d_i \in \mathbb{N}^*$, nombre de pièces de type i à produire ;
- $T_0 \in \mathbb{R}_+^*$, temps disponible pour produire l'ensemble des pièces ;
- $c_i \in \mathbb{R}_+$, coût unitaire de pénalité associé avec la non-satisfaction de la demande d_i ;
- $t_i^k \in \mathbb{R}_+^*$, temps requis pour réaliser les opérations nécessaires à la production d'une pièce de type i qui sont affectées à la station k ;
- tc , temps de convoyage des pièces d'une station à la suivante ;
- $t_i \in \mathbb{R}_+^*$, temps de cycle de la ligne lors de la production de pièces de type i (la ligne étant cadencée, nous avons $t_i = \max_{k \in \{1, \dots, m\}} t_i^k + tc$) ;
- $t_{i,j}^k \in \mathbb{R}_+$, temps de préparation requis lorsque la station k passe de la production de pièces de type i à la production de pièces de type j (toute production est impossible sur la ligne dès lors qu'au moins l'une des stations est en préparation) ;
- $t_{0,i}^k \in \mathbb{R}_+$, temps de préparation requis lorsque la station k commence par la production

- de pièces de type i ;
- $t_{i,j} \in \mathbb{R}_+$, temps de préparation requis lorsque la ligne passe de la production de pièces de type i à la production de pièces de type j ($t_{i,j} = \max_{k \in \{1, \dots, m\}} t_{i,j}^k$, et nous supposons que l'inégalité triangulaire est respectée, c.-à-d. $t_{i,j} + t_{j,h} \geq t_{i,h}, \forall i, j, h \in \{1, \dots, n\}$) ;
 - $t_{0,i} \in \mathbb{R}_+$, temps de préparation requis lorsque la ligne commence par la production de pièces de type i ($t_{0,i} = \max_{k \in \{1, \dots, m\}} t_{0,i}^k$) ;
 - $f_i : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{N}$, nombre de pièces de type i défectueuses obtenues en fonction du nombre de pièces produites (par définition $f_i(0)$ et $f_i(x) \leq x$) ;
 - $R : \mathbb{N}^n \rightarrow \mathbb{R}_+$, temps de réparation cumulé associé à un vecteur de taille de lots $x = (x_1, \dots, x_n)$.

3.1 Utilisation d'un modèle déterministe minimisant les pénalités de retard

Dans un premier temps, nous allons considérer un modèle déterministe. Dans ce cas, chaque f_i est une fonction non décroissante. Les pannes, quant à elles, sont modélisées avec la fonction $R(x) = \sum_{i=1}^n \gamma_i t_i x_i$ avec $\gamma_i \in \mathcal{Q}_+$ représentant le ratio moyen entre temps de production et temps de réparation.

Dans ce modèle, le critère à optimiser correspond à la minimisation des coûts associés aux pénalités de retard. Nous faisons aussi l'hypothèse qu'il faut lancer la production d'au moins une pièce de chaque type.

Avec ce modèle, nous avons deux propriétés intéressantes :

- le temps de réparation étant déterministe, il n'y a aucune raison que des pièces soient produites après l'échéance ;
- il existe une solution optimale dans laquelle le temps de préparation est minimisé.

Le processus de planification de production est donc simplifié (voir figure 3.4) car le nombre de pièces de bonne qualité obtenues ne dépend plus de l'ordre de production des lots. Par conséquent, les deux décisions peuvent être prises en séquence.

Nous avons vu au chapitre 1 que le problème de séquençement peut être résolu en utilisant une adaptation de la formulation de Serali et Driscoll (2002) pour le ATSP. Nous pouvons ainsi utiliser le modèle présenté dans la figure 1.5 (page 25) en supprimant la contrainte (1.26) et en remplaçant les valeurs des paramètres $c_{i,j}$ définis par les équations (1.28-1.30) par le système suivant (3.1) :

$$\begin{cases} c_{0,j} = t_{0,j}, j = 1, \dots, n \\ c_{i,0} = 0, i = 1, \dots, n \\ c_{i,j} = t_{i,j}, i, j = 1, \dots, n, j \neq i \end{cases} \quad (3.1)$$

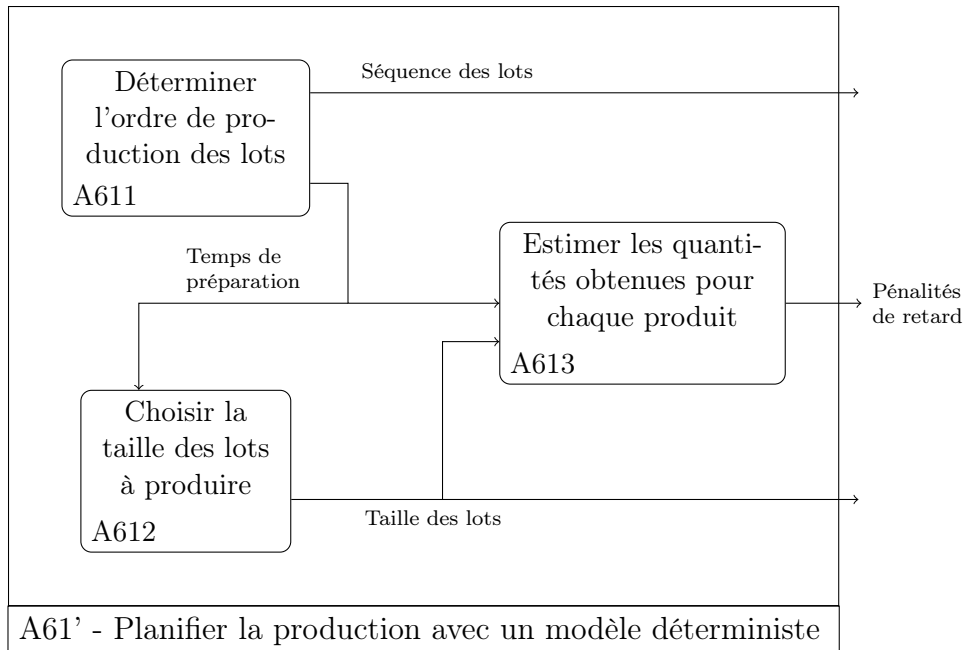


FIGURE 3.4 – Processus simplifié de planification de production dans le cas multi-produit pour un modèle déterministe

Le problème de choix du nombre de pièces à produire est lui aussi NP-difficile (cela peut être facilement démontré par réduction du problème du sac à dos - en anglais *knapsack problem*), sauf si la fonction f_i n'est pas calculable en temps polynomial. Dans Schemeleva *et al.* (2013), nous avons proposé de le formuler à l'aide d'un programme linéaire en variables binaires (voir figure 3.5) qui s'appuie sur des variables $z_{i,j}$ égales à 1 si j pièces de type i sont produites. Dans ce modèle, π^* correspond à la séquence optimale pour le problème de séquençement et $\bar{x}_i = \min \{x_i \in \mathbb{N}^* | \forall y \geq x_i, d_i - y + f_i(y) \leq 0\}$ à une borne supérieure sur le nombre de pièces de type i devant être produites.

Clairement, d'un point de vue théorique, la résolution de ce programme linéaire en variables binaires par un solveur est une approche moins intéressante que le schéma d'approximation entièrement en temps polynomial (en anglais *fully polynomial time approximation scheme*, FPTAS) proposé par Dolgui *et al.* (2011) pour certaines fonctions f_i particulières puisque l'algorithme utilisé a une complexité exponentielle dans le pire des cas. Elle présente cependant, à mon sens, un intérêt pratique certain pour deux raisons :

- les expérimentations que nous avons réalisées dans Schemeleva *et al.* (2013) montrent qu'elle permet de résoudre des instances de grande taille avec des temps de calcul limités (quasiment toutes les instances testées avec jusqu'à 150 types de pièces ont été résolues en moins d'une seconde alors que l'algorithme de programmation dynamique dérivé du FPTAS peut nécessiter plusieurs minutes), et
- elle est immédiatement adaptable pour n'importe quelle fonction f_i de détermination

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{\bar{x}_i} c_i \cdot \max \{0, d_i - (j - f_i(j))\} z_{i,j}, \quad (3.2)$$

s.c.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{\bar{x}_i} t_i (1 + \gamma_i) j \cdot z_{i,j} \leq T_0 - t_{0,\pi_1} - \sum_{i=2}^n t_{\pi_{i-1}^*, \pi_i^*} - (m-1) \sum_{i=1}^n t_i \quad (3.3)$$

$$\sum_{j=1}^{\bar{x}_i} z_{i,j} = 1 \quad , \quad i = 0, \dots, n \quad (3.4)$$

$$z_{i,j} \in \{0, 1\} \quad , \quad i = 1, \dots, n \quad (3.5)$$

$$, \quad j = 1, \dots, \bar{x}_i$$

FIGURE 3.5 – Adaptation du modèle proposé dans Schemeleva *et al.* (2013) pour optimiser le nombre de pièces à produire dans le cas d'un modèle déterministe

du nombre de pièces défectueuses obtenues respectant les hypothèses mentionnées.

Aussi, en considérant des fonctions f_i et des valeurs γ_i correspondant à une borne supérieure de l'intervalle de valeurs possibles, le modèle présenté correspond à une formulation d'optimisation robuste (cas de l'optimisation du pire des cas, voir Soyster, 1973).

3.2 Utilisation d'un modèle stochastique maximisant la probabilité de respecter l'échéance

Intéressons-nous maintenant à une modélisation stochastique de ce problème. Nous considérerons ici le modèle proposé par Dolgui (2002) qui suppose que :

- chaque f_i est une fonction stochastique correspondant à un processus de Bernoulli dont la probabilité est connue, et
- le temps de réparation cumulé peut être obtenu en modélisant les périodes de bon fonctionnement et de réparation comme l'alternance de deux processus de renouvellement (en anglais *renewal process*) correspondant à des processus de Poisson dont l'intensité peut être calculée à partir du temps moyen entre deux pannes (en anglais *mean time between failures*, MTBF) et de la durée moyenne de réparation (en anglais *mean time to repair*, MTTR).

Le critère à optimiser correspond à la maximisation de la probabilité de produire l'ensemble des pièces demandées dans le temps imparti. Dolgui *et al.* (2005) ont montré que, pour une séquence et des tailles de lots fixés, cette probabilité pouvait être calculée à partir de l'équation (3.6) :

$$\begin{aligned}
 &P(f_i(x_i) \geq d_i, \forall i \in \{1, \dots, n\} | (x, \pi), T_0) \\
 &= \prod_{i=1}^{n-1} P(f_{\pi_i}(x_{\pi_i}) \geq d_{\pi_i}) \times P(f_{\pi_n}(x_{\pi_n}) \geq d_{\pi_n} | (x, \pi), T_0, R(x)) \quad (3.6)
 \end{aligned}$$

Notons que les probabilités d’obtenir suffisamment de pièces de bonne qualité pour les $n - 1$ premiers produits de la séquence ne dépendent que du nombre de pièces produites. En effet, si le temps total de production (en incluant les temps de préparation et de réparation) des pièces correspondant à ces $n - 1$ premiers lots dépasse le temps disponible, la probabilité sera de toute façon nulle puisque le temps restant pour le dernier lot sera négatif.

En s’appuyant sur cette propriété, Dolgui *et al.* (2005) ont proposé un schéma de résolution basé sur une énumération de chaque type de pièce comme dernier lot (voir figure 3.6). En effet, lorsque le dernier lot est fixé, la position des autres lots dans la séquence n’a aucune influence sur la probabilité d’obtenir suffisamment de pièces de bonne qualité pour ces lots, et la meilleure solution consiste donc à choisir la séquence minimisant les temps de préparation. Une fois la séquence optimale connue, le problème de choix du nombre de pièces à produire pour chaque lot peut être traité. Ce schéma ayant été proposé pour résoudre le problème de manière exacte, un algorithme de programmation dynamique déterminant la taille optimale des lots y est aussi suggéré.

Cependant, même si ce schéma de résolution semblait intéressant au niveau théorique, aucune expérimentation n’avait été menée pour en valider l’efficacité. Dans Schemeleva *et al.* (2014) nous avons donc cherché à mettre en œuvre cette approche de résolution en utilisant :

- la même adaptation du modèle de Sherali et Driscoll (2002) que dans la section 3.1 pour choisir l’ordre des $n - 1$ premiers lots (résolue avec ILOG CPLEX 11.0), et
- l’algorithme de programmation dynamique de Dolgui *et al.* (2005) pour déterminer le nombre de pièces de chaque type à produire.

Notons que pour qu’un problème soit résolu de manière exacte il est nécessaire d’obtenir la solution optimale des $2n$ problèmes générés par l’énumération.

Les résultats obtenus (voir tableau 3.1) ont montré que l’algorithme de programmation dynamique était incapable de résoudre des problèmes impliquant plus de dix types de pièces ce qui le rend inutilisable dans l’industrie électronique. Malgré tout, en observant les résultats obtenus sur les instances de petite taille qui ont été résolues de manière exacte il est possible d’évaluer l’importance de la phase d’énumération. Ainsi en remplaçant l’énumération par un choix aléatoire du dernier lot, la solution obtenue a un écart moyen de 4% avec la solution optimale (dans le pire des cas, cet écart dépasse même 12%). De plus, cet écart ne s’explique pas entièrement avec les différences de temps de préparation puisqu’en utilisant la séquence optimale sur les n types de produits, l’écart moyen avec l’optimum reste d’environ 1,5%.

3.2. Utilisation d'un modèle stochastique maximisant la probabilité de respecter l'échéance

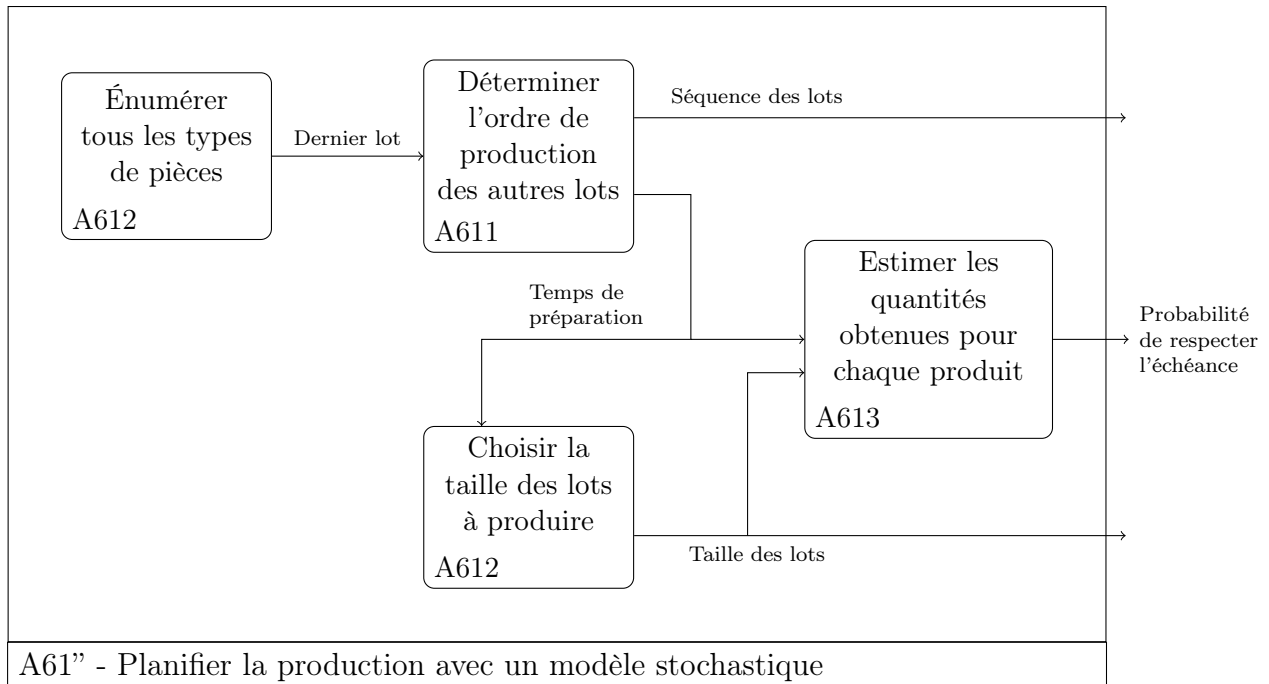


FIGURE 3.6 – Processus de planification de production proposé par Dolgui *et al.* (2005) dans le cas multi-produit pour un modèle stochastique

Pour des instances de plus grande taille, nous avons donc considéré l'utilisation d'algorithmes approchés et nous avons testé quatre schémas de résolution :

1. le couplage d'une résolution exacte pour le choix de la séquence et d'une métaheuristique pour la taille des lots au sein d'un schéma d'énumération du dernier lot,
2. le couplage d'une résolution exacte pour le choix de la séquence et d'une métaheuristique pour la taille des lots sans énumération du dernier lot,
3. le couplage de deux métaheuristicues, l'une pour le choix de la séquence et l'autre pour la taille des lots, au sein d'un schéma d'énumération du dernier lot,
4. l'utilisation d'une métaheuristique traitant le problème sans le décomposer.

Ces différents schémas ont ainsi été implémentés en utilisant l'adaptation de la formulation de Sherali et Driscoll (2002) pour la résolution exacte du choix de la séquence, l'algorithme mémétique que nous avons proposé dans Schemeleva *et al.* (2012) pour la taille des lots, l'algorithme mémétique de Nagata et Soler (2012) pour le choix de la séquence et l'algorithme mémétique que nous avons proposé dans Schemeleva *et al.* (2014) pour le problème global. ILOG CPLEX 11.0 a été utilisé comme solveur pour résoudre le programme linéaire en variables entières. Le tableau 3.2 récapitule ainsi les algorithmes que nous avons considérés. Notons aussi que tous ces algorithmes ont été testés pour un même temps de calcul, celui-ci étant partagé équitablement entre les différentes itérations pour les schémas impliquant une

Nombre de produits	Nombre d'instances résolues	Pourcentage de la solution optimale		
		Minimum	Moyen (sur les n)	Meilleure séquence
6	10/10	96,67%	98,28%	98,68%
7	9/10	91,26%	95,57%	98,33%
8	3/10	87,80%	93,85%	98,07%
9	2/10	88,54%	94,34%	99,31%
10	0/10	-	-	-
Total	24/50	87,80%	96,38%	98,53%

TABLEAU 3.1 – Évaluation de l'importance de la phase d'énumération du dernier produit (tirée de Schemeleva *et al.*, 2014)

énumération du dernier lot (schémas 1 et 3) et entre les deux algorithmes pour les schémas décomposant le choix de la séquence et celui de la taille des lots (schémas 1, 2 et 3).

Schéma	Enumération	Séquençement des lots	Taille des lots
Enum+MIP _{ATSP} +MA _{LS}	Oui	(Sherali et Driscoll, 2002)	(Schemeleva <i>et al.</i> , 2012)
MIP _{ATSP} +MA _{LS}	Non	(Sherali et Driscoll, 2002)	(Schemeleva <i>et al.</i> , 2012)
Enum+MA _{ATSP} +MA _{LS}	Oui	(Nagata et Soler, 2012)	(Schemeleva <i>et al.</i> , 2012)
MA _{Global}	Non	(Schemeleva <i>et al.</i> , 2014)	

TABLEAU 3.2 – Schémas d'optimisation approchée considérés

Les résultats obtenus sont ainsi présentés dans la figure 3.7. La partie supérieure de cette figure indique pour chaque taille de problème la distribution des résultats obtenus sur 10 instances sous la forme de boîtes à moustache, et la partie inférieure la probabilité pour chaque algorithme de générer de meilleures solutions qu'un autre algorithme obtenue en appliquant un test de Mann-Whitney et Wilcoxon. Il est intéressant de noter plusieurs points :

- L'utilisation du schéma de résolution proposé par Dolgui *et al.* (2005) pour la résolution exacte s'avère particulièrement performant pour une résolution approchée puisque tous les schémas décomposant les problèmes de choix de séquence et de taille des lots génèrent des résultats significativement meilleurs que ceux obtenus par la métaheuristique traitant le problème global.
- L'approche consistant à coupler une méthode exacte avec une métaheuristique tout en énumérant les derniers lots (Enum+MIP_{ATSP}+MA_{LS}) est clairement efficace pour des problèmes ne dépassant pas 30 types de pièces, ses performances s'écroulant lorsque le nombre de types de pièces dépasse 50. Au-delà de cette taille de problème, le recours à une méthode exacte pour déterminer la séquence reste envisageable mais il est alors préférable de ne plus faire d'énumération sur le dernier lot ce qui permet d'accorder plus de temps au solveur puisqu'il suffit alors de résoudre un problème au lieu de n . Notons

3.2. Utilisation d'un modèle stochastique maximisant la probabilité de respecter l'échéance

que dans le cas d'un couplage entre méthode exacte et métaheuristique il pourrait être intéressant de répartir différemment le temps de calcul afin d'accorder plus de temps au solveur.

- L'approche la plus performante est celle consistant à coupler deux métaheuristicues tout en énumérant les derniers lots ($\text{Enum} + \text{MA}_{\text{ATSP}} + \text{MA}_{\text{LS}}$) puisqu'elle obtient des résultats comparables avec celle utilisant une méthode exacte pour les instances avec 20 ou 30 types de pièces, et clairement meilleurs que les autres approches au delà de 40 types de pièces.



FIGURE 3.7 – Comparaison tirée de Schemeleva *et al.* (2014) de différentes approches pour traiter le problème combiné de séquençage et de choix des tailles de lots

3.3 Perspectives

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à l'utilisation d'un modèle déterministe et d'un modèle stochastique pour un problème de planification et de séquençement de production. La mise en œuvre de telles approches est possible pour ce problème en raison du caractère répétitif de ce type de production en série qui permet de disposer de données statistiques sur la variabilité du processus de production et sur les aléas qui y sont associés. Surtout, nous avons vu qu'il pouvait dans les deux cas être utile de considérer une formulation mathématique. De même, comme dans le cas de problèmes impliquant des contraintes complexes, une bonne compréhension des interactions entre les différentes décisions permet de définir des schémas de résolution efficaces.

D'un point de vue méthodologique, le lien entre ce modèle déterministe et une formulation robuste mériterait d'ailleurs d'être étudié de manière plus approfondie. Il serait notamment intéressant de rechercher une formulation robuste moins restrictive que l'utilisation de bornes supérieures, par exemple en s'inspirant du modèle de Bertsimas et Sim (2004). Ce type d'approche pourrait représenter un compromis intéressant entre l'utilisation de valeurs moyennes et l'étude du pire cas possible.

En termes de modélisation, les deux approches présentées reposent sur différentes hypothèses simplificatrices qui peuvent ne pas être toujours vérifiées en pratique. Notamment, le modèle stochastique est entièrement construit sur le critère de probabilité que toutes les pièces soient produites à temps, ce qui peut s'avérer trop manichéen et revient à agréger des résultats très différents. L'extension de ce modèle à d'autres critères n'est cependant pas triviale car cela empêche de décomposer le problème en considérant que seule la probabilité du dernier lot est influencée par sa position dans la séquence. De même, si le modèle déterministe permet assez facilement de considérer d'autres critères, il implique une hypothèse sur l'obligation de produire au moins une pièce de chaque type qui peut être limitante. Néanmoins, lever cette hypothèse remettrait là aussi en cause le schéma de décomposition utilisé puisque dans ce cas il ne serait plus possible de dissocier la sélection des types de pièces à produire du choix de la séquence.

Chapitre 4

Planification de grilles horaires ferroviaires

«J'imagine qu'il est tentant, si le seul outil que vous avez est un marteau, de traiter tout problème comme si c'était un clou.»

Abraham Maslow

Dans les chapitres précédents, nous avons tenté d'illustrer l'utilisation de la programmation linéaire et des graphes pour traiter le plus efficacement possible les problèmes d'optimisation induits par le processus de décision associé à des systèmes industriels complexes. Il s'agit évidemment de l'application la plus courante et la plus naturelle de ces modèles, mais nous allons voir dans ce chapitre qu'il ne s'agit pas de la seule. Ainsi, nous allons nous intéresser à l'utilisation d'un modèle basé sur les graphes pour évaluer la robustesse d'un ensemble de solutions vis-à-vis de plusieurs scénarios d'incertitude.

Le problème considéré dans ce chapitre provient d'un domaine d'application différent du reste de ce mémoire puisqu'il s'agit de transport ferroviaire. Pour autant, un système ferroviaire est en de nombreux points comparable à un système de production¹. En effet la circulation d'un train induit la consommation d'un ensemble de ressources dont notamment les infrastructures ferroviaires, le matériel roulant et les agents de conduite (voir figure 4.1). Pour autant, malgré les nombreuses similitudes avec les systèmes de production, le transport ferroviaire a suscité de nombreux travaux sur des problèmes d'optimisation spécifiques (voir notamment les états de l'art de Bussieck *et al.*, 1997; Cordeau *et al.*, 1998; Caprara *et al.*, 2007).

Plus précisément, nous allons nous intéresser à la planification du transport ferroviaire. Les décisions associées à ce problème relèvent, comme au chapitre précédent, d'un niveau tactique mais elle ont une fréquence d'occurrence beaucoup plus faible. Notons que ce problème se situe en aval de plusieurs problèmes stratégiques liés au dimensionnement des

1. Incidemment, la SNCF utilise l'expression «produire un train».

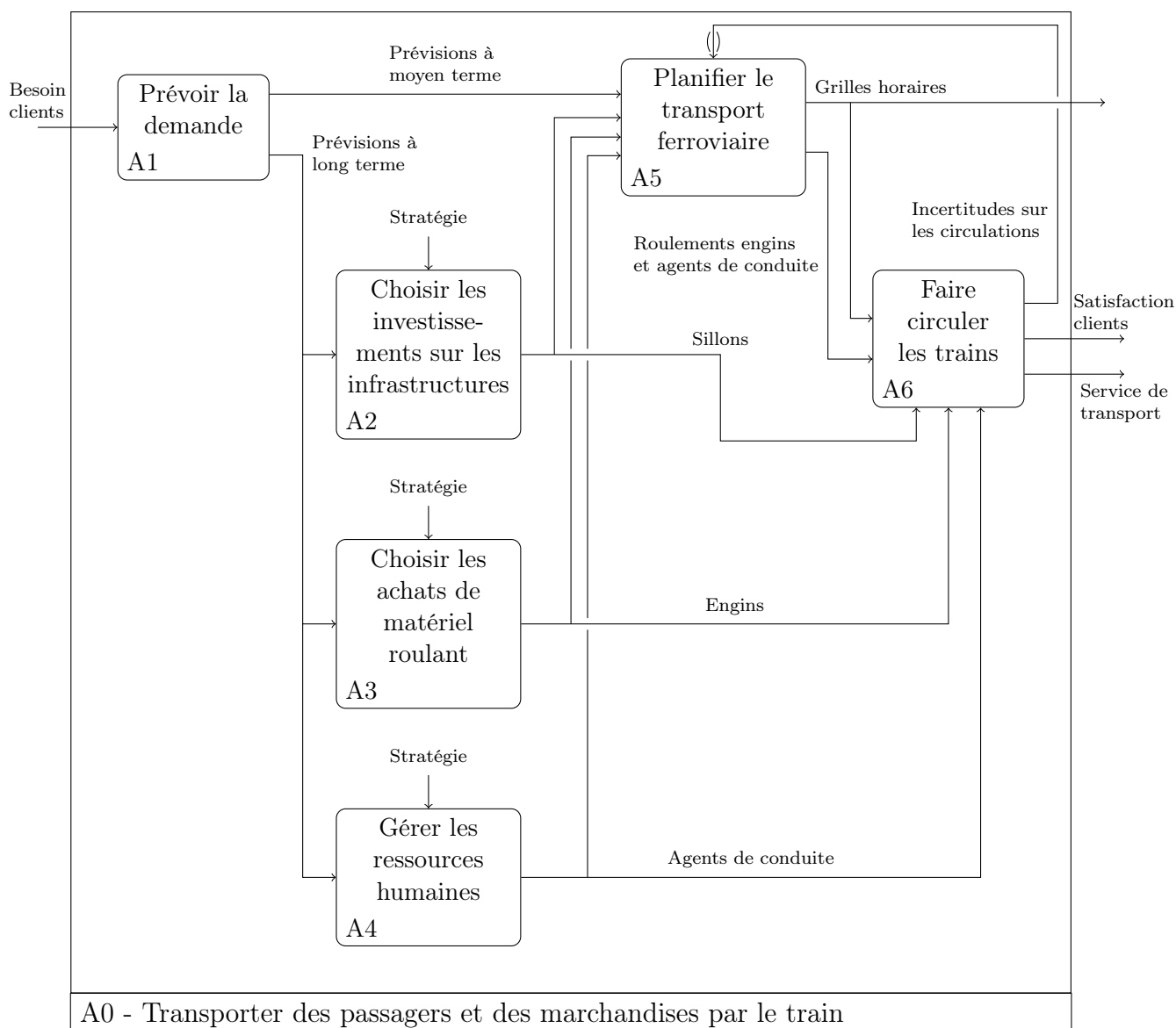


FIGURE 4.1 – Représentation SADT du processus de conception et mise en production du transport ferroviaire

différentes ressources dont notamment celui du choix des investissements à faire au niveau des infrastructures² qui ne dépend pas toujours du même décideur ce qui, de fait, réduit les interactions possibles. En France par exemple, les décisions relatives aux infrastructures relèvent du gestionnaire d'infrastructure (RFF, réseau ferré de France) alors que les autres décisions dépendent de l'opérateur ferroviaire (par exemple la SNCF, société nationale des chemins de fer français). Ce dernier doit ainsi choisir dans le catalogue de sillons³ proposé

2. Mon travail de thèse concernait d'ailleurs l'évaluation de la capacité de certaines infrastructures qui fait partie de ce problème.

3. Un sillon correspond à l'ensemble des ressources d'une infrastructure ferroviaire permettant à un train

par le gestionnaire d'infrastructure. La planification du transport ferroviaire implique ainsi la planification des trois ressources précédemment citées ainsi que la résolution des conflits possibles dans les nœuds (gares ou jonctions) complexes du réseau (voir figure 4.2). Si la planification de chacune de ces ressources correspond à un problème d'optimisation, nous nous concentrerons dans la suite sur celui associé à la planification des circulations dans les nœuds complexes.

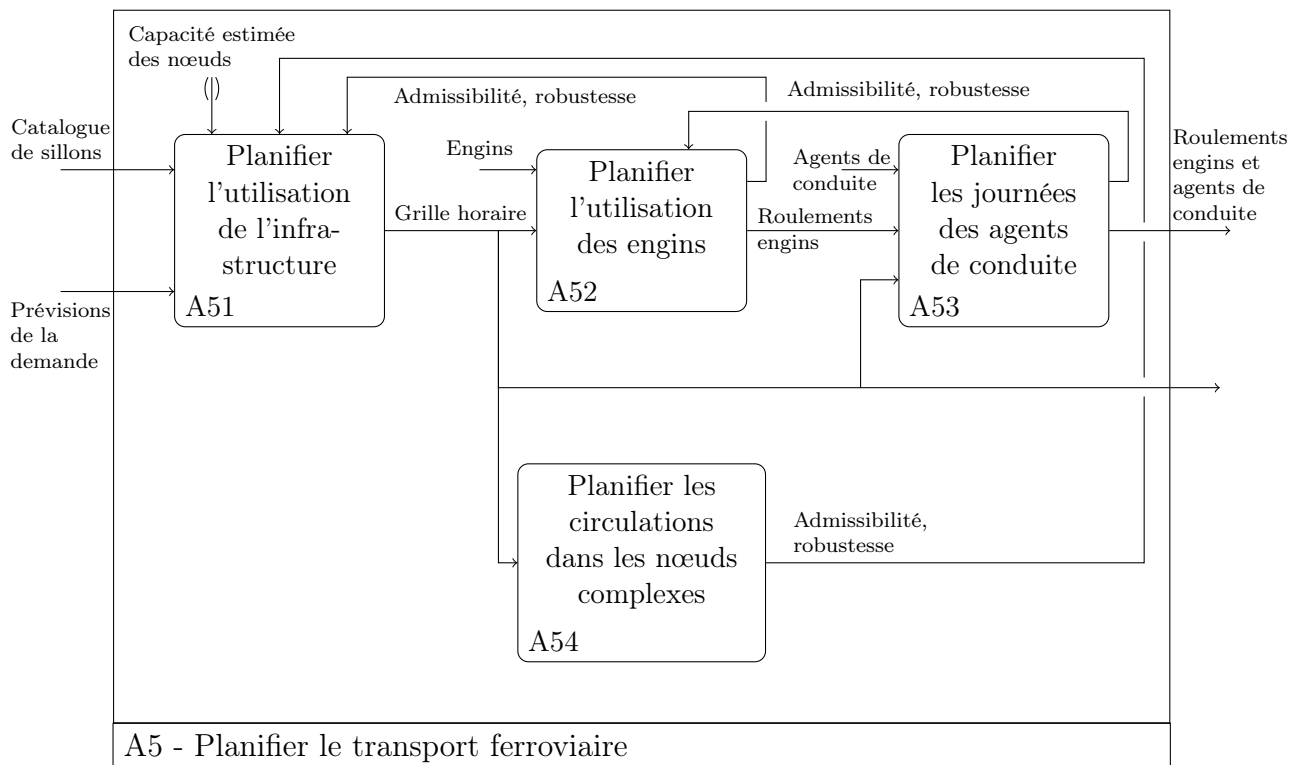


FIGURE 4.2 – Représentation SADT du processus de planification du transport ferroviaire

Il existe ainsi une interaction forte entre le choix des sillons, qui correspond à une vision macroscopique de l'utilisation des infrastructures, et l'optimisation des circulations dans les nœuds relevant quant à elle d'une vision microscopique. En pratique, cette interaction est habituellement prise en compte en traitant d'abord le problème macroscopique, tout en y intégrant une contrainte sur le nombre de trains pouvant circuler dans les nœuds. Il s'agit cependant d'une approximation parfois importante car la capacité ferroviaire est un concept multi-dimensionnel qui, outre le nombre de trains pouvant circuler dans un intervalle de temps donné, intègre trois autres dimensions :

- la vitesse moyenne des trains,
- la stabilité des horaires,
- l'hétérogénéité du trafic.

de se déplacer d'un point du réseau à un autre selon un profil de vitesse défini.

Ainsi, selon la définition donnée par l'union internationale des chemins de fer (UCI)⁴, la capacité d'une infrastructure peut être représentée par le périmètre du polygone qui relie les valeurs des quatre dimensions (voir figure 4.3). Pour une infrastructure donnée, chaque variation sur l'une des dimensions se répercutera sur les autres de telle manière que le périmètre du polygone reste identique. Par exemple, le choix de faire circuler un grand nombre de trains à des vitesses élevées impliquera de n'avoir que des trains ayant des caractéristiques proches (notamment pouvant circuler en batterie) et une grande sensibilité aux incertitudes sur les temps de transports.

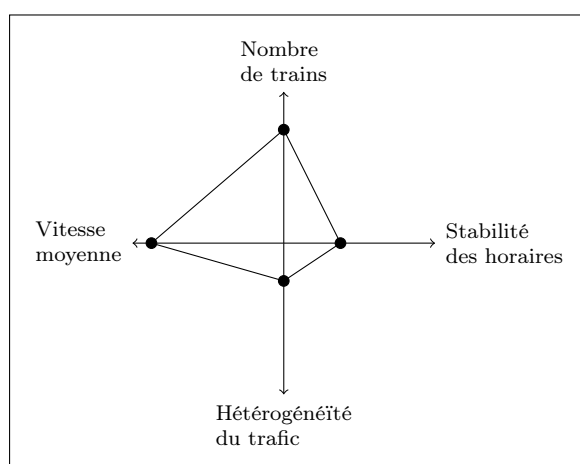


FIGURE 4.3 – Représentation des différentes dimensions de la capacité d'une infrastructure ferroviaire selon l'UIC

En conséquence, il est nécessaire de s'assurer que les grilles horaires calculées à l'échelle macroscopique sont bien réalisables dans les différents nœuds impliqués. Une solution admissible pour ce problème est ainsi composée de deux décisions interconnectées (voir figure 4.4) :

1. le routage des trains c'est-à-dire le choix d'un parcours au sein du nœud ;
2. le séquençement du passage des trains sur les différentes zones communes à plusieurs parcours.

En termes d'optimisation, la première décision s'apparente à un problème de flot dans un graphe et la deuxième à un problème d'ordonnancement avec contrainte de blocage. L'évaluation des solutions dépend cependant de l'analyse de leur comportement dynamique et de leur robustesse qui se font habituellement par simulation.

4. Fiche 406/R – La capacité, 2004

4.1. Optimisation du problème combiné de sélection des parcours et de séquençement des trains

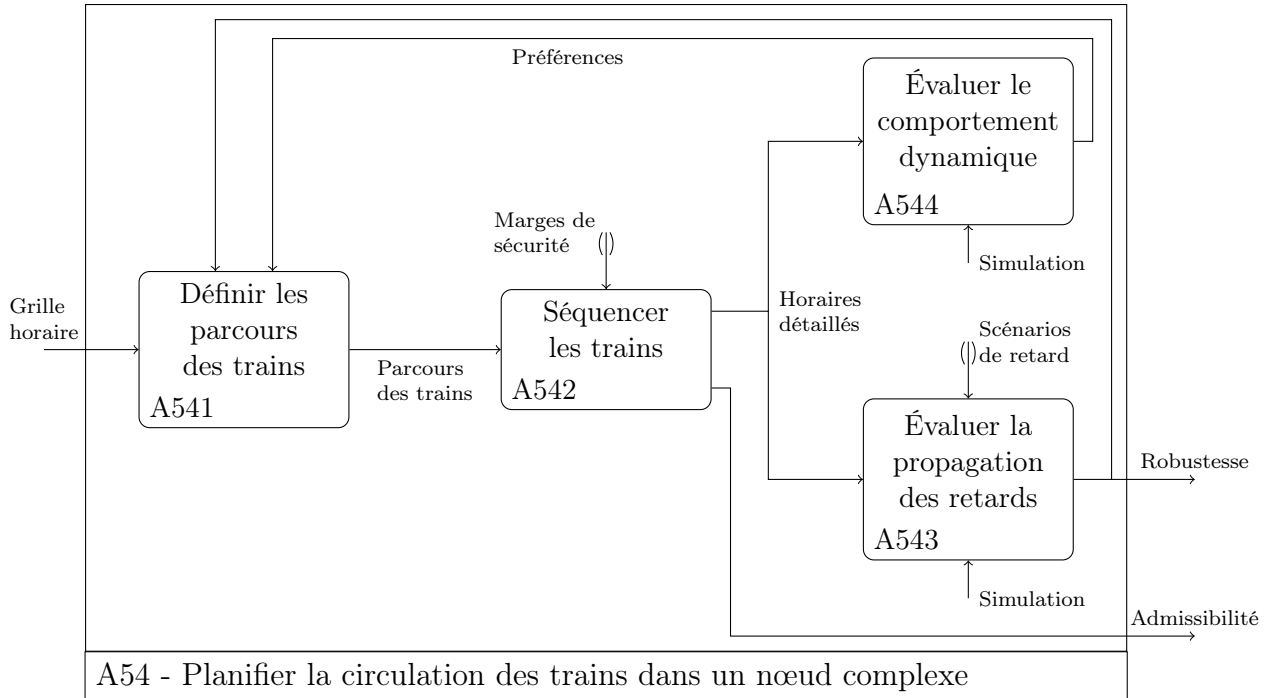


FIGURE 4.4 – Représentation SADT du processus de planification des circulations dans un nœud ferroviaire

4.1 Optimisation du problème combiné de sélection des parcours et de séquençement des trains

La résolution de ce problème combiné a suscité différents travaux dans la littérature mais les approches les plus courantes sont basées sur différentes variations d'un modèle de *set packing* (voir notamment Zwaneveld *et al.*, 1996; Delorme, 2003; Mérel, 2012; Lusby *et al.*, 2013). Toutes ces approches s'appuient sur une adaptation du processus de résolution basée sur la génération de l'ensemble des parcours possibles (voir figure 4.5). Il s'agit donc d'un schéma de résolution assez proche de celui présenté dans le chapitre 2.

Afin de définir formellement ce type d'approche, nous utiliserons les notations suivantes :

- \mathcal{T} , ensemble des trains à planifier ;
- \mathcal{R} , ensemble des routes possibles dans le nœud ;
- \mathcal{D} , ensemble des dates possibles d'arrivée dans le nœud ;
- $\mathcal{R}_t \subseteq \mathcal{R}$, ensemble des routes possibles pour le train t ;
- $\mathcal{D}_t \subseteq \mathcal{D}$, ensemble des dates possibles d'arrivée dans le nœud pour le train t ;
- $p_{t,r,\delta} \in \mathbb{R}_+^*$, niveau de préférence du décideur vis-à-vis de l'utilisation pour le train t de la route $r \in \mathcal{R}_t$ et de la date d'arrivée $\delta \in \mathcal{D}_t$;
- $\mathcal{INC} \subseteq (\mathcal{T}, \mathcal{R}, \mathcal{D}) \times (\mathcal{T}, \mathcal{R}, \mathcal{D})$, ensemble des incompatibilités entre chaque couple de trains pour toutes les combinaisons possibles de routes et de dates d'arrivée (la sélection

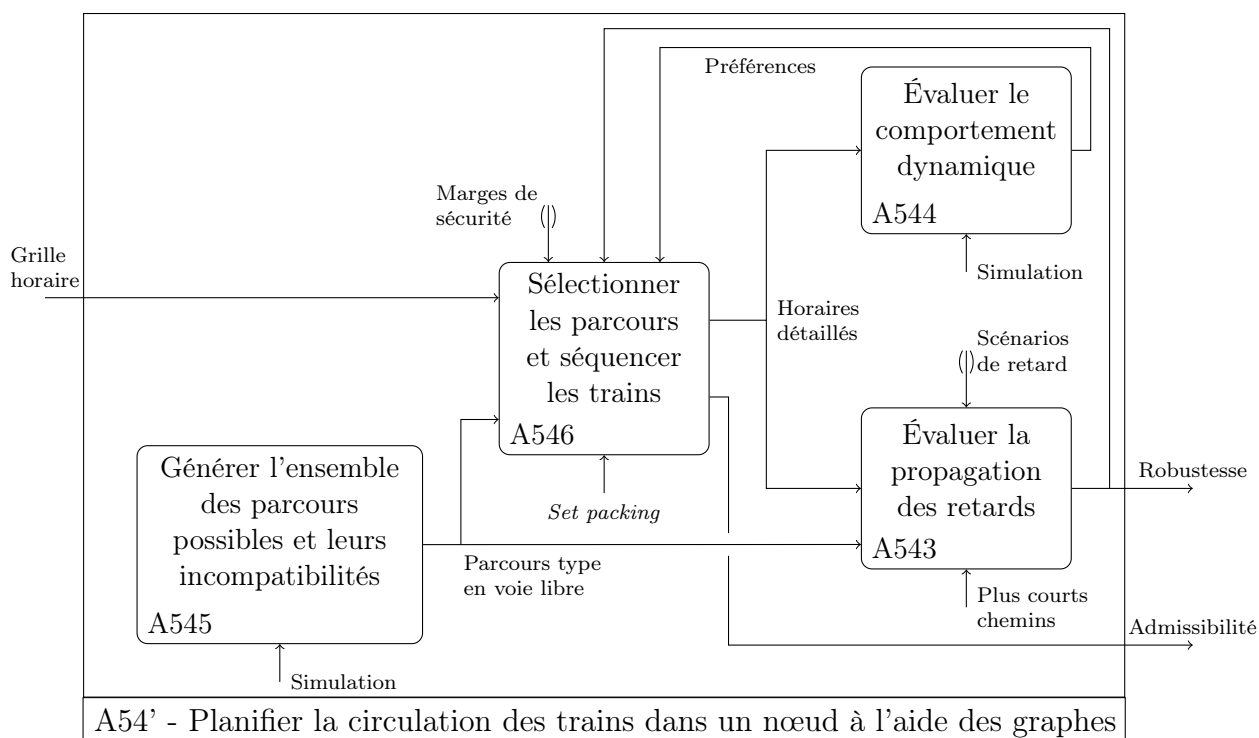


FIGURE 4.5 – Adaptation du processus de planification des circulations dans les nœuds ferroviaires proposée dans Delorme *et al.* (2009)

de deux trains incompatibles impliquerait nécessairement un conflit de ressource ce qui génèrerait un retard).

Le problème peut alors se formuler à l'aide d'un programme linéaire en variables binaires (voir figure 4.6). Les principales différences entre les quatre approches citées concernent la génération de cliques permettant d'améliorer la qualité de la relaxation linéaire et le type de méthodes utilisées pour le résoudre.

4.2 Simulation de la propagation des retards

Nous allons maintenant nous intéresser à l'évaluation de la propagation des retards. En effet, le modèle présenté dans la section précédente peut souvent fournir un grand nombre de solutions équivalentes. Toutes ces solutions concernant le même ensemble de trains avec des vitesses fixées par la grille horaire, la stabilité horaire est la seule dimension à même de les distinguer. Dans ce contexte, le choix d'une solution moins robuste peut être vu comme une perte de capacité.

Dans la littérature, différentes méthodes proactives ont été proposées pour évaluer la robustesse des grilles horaires (voir notamment Goverde, 2005; Hermann, 2006; Landex, 2008; Liebchen *et al.*, 2010). Ces méthodes peuvent se classer en trois catégories :

$$\max \sum_{t \in \mathcal{T}} \sum_{r \in \mathcal{R}_t} \sum_{\delta \in \mathcal{D}_t} p_{t,r,\delta} \cdot x_{t,r,\delta}, \quad (4.1)$$

s.c.

$$\sum_{r \in \mathcal{R}_t} \sum_{\delta \in \mathcal{D}_t} x_{t,r,\delta} = 1 \quad , \quad t \in \mathcal{T} \quad (4.2)$$

$$x_{t,r,\delta} + x_{t',r',\delta'} \leq 1 \quad , \quad t, t' \in \mathcal{T}, (r, \delta) \in \mathcal{R}_t \times \mathcal{D}_t, (r', \delta') \in \mathcal{R}_{t'} \times \mathcal{D}_{t'} \quad (4.3)$$

$$\quad , \quad ((t, r, \delta), (t', r', \delta')) \in \mathcal{INC}$$

$$x_{t,r,\delta} \in \{0, 1\} \quad , \quad t \in \mathcal{T}, r \in \mathcal{R}_t, \delta \in \mathcal{D}_t \quad (4.4)$$

FIGURE 4.6 – Adaptation du modèle utilisé dans Delorme *et al.* (2009) pour planifier le routage et le séquençement des trains dans un nœud

1. celles correspondant à une mesure des marges de temps disponibles entre les différents trains,
2. celles déterminant le temps nécessaire pour retrouver un trafic normal suite à différents scénarios de perturbation initiale,
3. celles analysant la propagation des retards pour différents scénarios de perturbation initiale.

La première catégorie s'apparente à des méthodes de type rayon de stabilité, alors que les deux autres relèvent plutôt de l'optimisation robuste (Vromans, 2005 et Büker et Seybold, 2012 ont cependant proposé des approches d'optimisation stochastique pour la propagation des retards). Notons aussi que la première catégorie est plus adaptée aux lignes qu'aux nœuds complexes, et que la deuxième est habituellement uniquement utilisée pour des grilles horaires cycliques. Nous considérerons donc une approche relevant de la troisième catégorie.

S'agissant d'évaluer l'évolution du trafic suite à une perturbation, les approches les plus courantes s'appuient sur des méthodes analytiques comme l'algèbre max-plus ou sur des modèles de simulation (voir par exemple Carey et Carville, 2000). Nous allons ici présenter une méthode originale, basée sur la résolution d'un problème de plus court chemin dans un graphe (en anglais *shortest path problem*), que nous avons proposée dans Delorme *et al.* (2009). Comme toutes les méthodes de propagation de retards, notre approche s'appuie sur la distinction de deux types de retards :

- les retards primaires qui sont directement causés par la variabilité des temps de transport ou par l'occurrence d'un aléa lié aux conditions techniques ou environnementales (panne d'un train, utilisation du signal de détresse, ...),
- les retards secondaires qui sont dus aux interactions entre les trains (ressources partagées, correspondances, ...) et dépendent donc de la grille horaire choisie.

Notons que si la plupart des interactions entre les trains ont lieu dans les nœuds, les aléas générant des retards primaires concernent l'ensemble du réseau et surviennent donc le plus

souvent à l'extérieur des nœuds. L'objectif de notre évaluation consiste donc à déterminer dans quelle mesure le choix des circulations à l'intérieur d'un nœud peut en faire un amplificateur des perturbations du réseau. Il s'agira donc de mesurer les retards secondaires induits dans le nœud par un scénario de retard primaire d'un train à son arrivée dans le nœud. En outre, nous nous concentrerons sur des retards primaires de faible amplitude (de l'ordre de quelques minutes), les retards plus importants impliquant en effet une réorganisation pouvant varier d'un régulateur à un autre. Dans ce cadre, nous faisons l'hypothèse que les retards secondaires peuvent être calculés sans modifier les parcours affectés aux trains et leur séquençement. Cette hypothèse se justifie en pratique par la difficulté à ré-optimiser la grille horaire en temps réel et à mettre en œuvre de tels changements dans des temps aussi courts.

Dans la suite, nous utiliserons les notations suivantes pour décrire notre approche (les notations introduites dans la section précédente restant valables) :

- \mathcal{X}^* , ensemble des trains de la grille horaire associés à la route et la date d'arrivée qui leur ont été affectées par le modèle d'optimisation ($\mathcal{X}^* = \{(t, r, \delta) | t \in \mathcal{T}, r \in \mathcal{R}_t, \delta \in \mathcal{D}_t, x_{t,r,\delta} = 1\}$) ;
- $\mathcal{IN}\mathcal{C}^+$, ensemble des incompatibilités potentielles directes en cas de retard d'un train ($\mathcal{IN}\mathcal{C}^+ = \{(t, r, \delta), (t', r', \delta') \in \mathcal{X}^* | t \neq t', \exists \Delta \in \mathbb{R}_+^*, ((t, r, \delta + \Delta), (t', r', \delta')) \in \mathcal{IN}\mathcal{C}\}$) ;
- $w : \mathcal{IN}\mathcal{C}^+ \rightarrow \mathbb{R}_+^*$, marge de temps disponible avant l'occurrence d'un conflit de ressource direct entre les deux trains ($w((t, r, \delta), (t', r', \delta')) = \max\{d | \forall \Delta \leq d, ((t, r, \delta + \Delta), (t', r', \delta')) \notin \mathcal{IN}\mathcal{C}\}$) ;

Nous obtenons ainsi un graphe orienté $G(\mathcal{X}^*, \mathcal{IN}\mathcal{C}^+, w)$ représentant l'ensemble des conflits directs possibles. Afin de déterminer les conflits indirects, nous calculons alors le plus court chemin entre chaque sommet du graphe. Ce calcul peut être fait en temps polynomial avec l'un des nombreux algorithmes existants pour ce problème. Nous noterons $\hat{w} : \mathcal{X}^* \times \mathcal{X}^* \rightarrow \mathbb{R}_+^*$ les plus courts chemins ainsi obtenus qui correspondent à la marge de temps effective entre chaque couple de trains avant qu'un retard du premier ne génère un retard du second. Le retard secondaire généré par le retard primaire de Δ unités de temps du train x sur le train x' peut alors être calculé avec l'équation suivante (4.5) :

$$ret(x, \Delta, x') = \max\{0, \Delta - \hat{w}(x, x')\} \quad (4.5)$$

Dans Delorme *et al.* (2009), nous avons ainsi utilisé cette modélisation pour calculer un indicateur correspondant à la somme de l'ensemble des retards secondaires générés pour chaque scénario possible de retard primaire Δ d'un train ($\sum_{x, x' \in \mathcal{X}^*, x \neq x'} ret(x, \Delta, x')$). À une constante $|\mathcal{T}|$ près, et sous l'hypothèse d'équiprobabilité de retard entre les différents trains⁵,

5. Cette hypothèse d'équiprobabilité des scénarios est classique en optimisation robuste. Il convient de la vérifier en pratique car elle n'est pas toujours correcte. L'indicateur peut cependant être facilement adapté à une distribution de probabilité connue.

4.2. Simulation de la propagation des retards

cet indicateur est équivalent à l'espérance mathématique des retards secondaires lors du retard primaire Δ d'un train quelconque. Cet indicateur dépend évidemment de la valeur de retard primaire considérée mais les expérimentations ont mis en évidence deux éléments :

- L'écart, en termes de robustesse, entre les différentes solutions testées peut être relativement important (près de 5% en moyenne et jusqu'à plus de 30%) ce qui est prometteur puisque l'échantillon de solutions testées était entièrement aléatoire et ne résultait pas d'un processus d'optimisation de la robustesse.
- En interprétant les valeurs obtenues pour différents scénarios (c'est-à-dire pour différentes valeurs de Δ) comme des critères, le nombre de solutions potentiellement non-dominées obtenues est très faible par rapport au nombre de solutions testées (voir figure 4.7). Cela signifie que la relation de dominance est suffisamment riche pour filtrer un grand nombre de solutions.

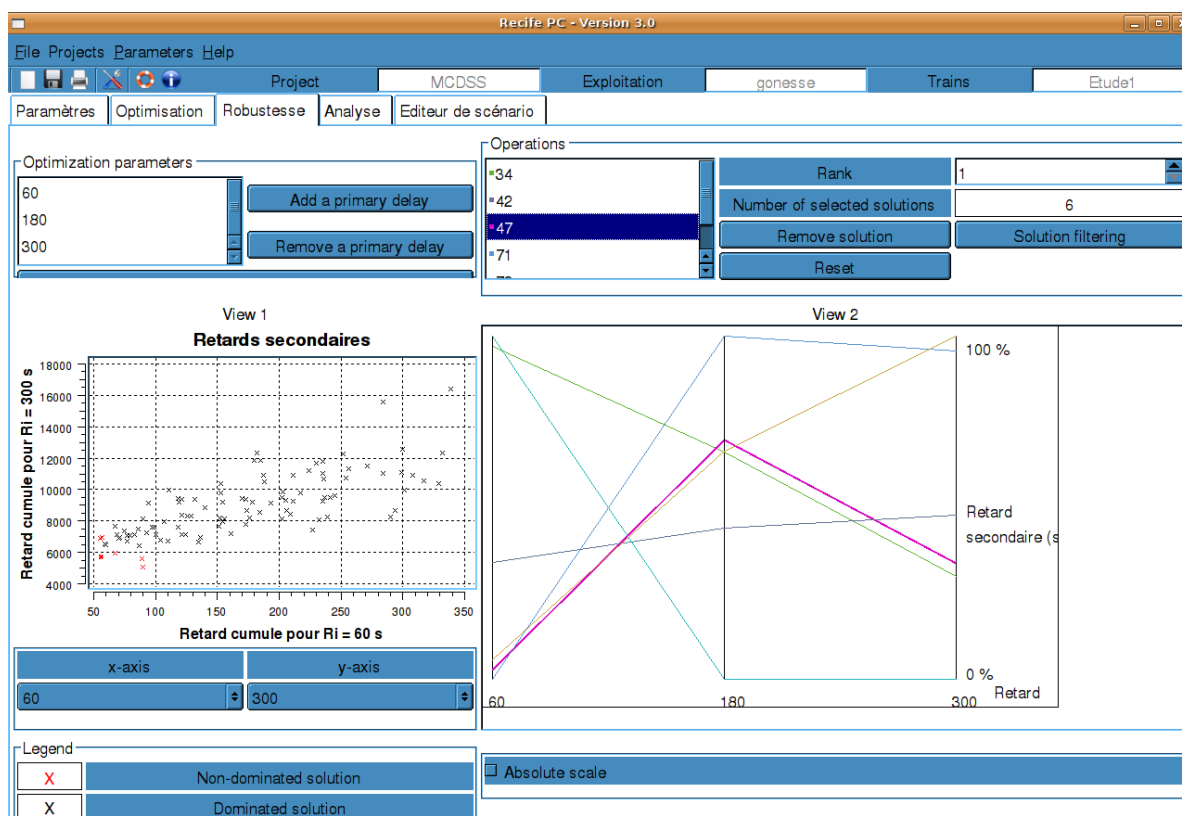


FIGURE 4.7 – Copie d'écran tirée d'un logiciel dans lequel nous avons intégré notre approche d'évaluation de la robustesse (sur la partie gauche, les six solutions non-dominées obtenues à partir d'un échantillon de cent solutions sont indiquées en rouge)

Notons aussi que cette approche d'évaluation de la propagation des retards dans une grille horaire permet d'obtenir un résultat intéressant en termes de complexité. En effet, l'existence d'un algorithme capable d'évaluer la robustesse d'une grille horaire en un temps

polynomial vis-à-vis du nombre de trains, et linéaire vis-à-vis du nombre de scénarios de retards considérées, prouve que le problème de décision consistant à déterminer s'il existe une grille horaire avec $|\mathcal{T}|$ trains ayant un niveau de robustesse correspondant à un seuil donné est dans la classe NP . Sachant que le seul problème de trouver une grille horaire avec $|\mathcal{T}|$ trains est NP-difficile (cela peut être facilement démontré par réduction du problème de recherche d'un ensemble stable indépendant de taille maximale - en anglais *maximum independent set problem*), le problème d'optimisation d'un critère de robustesse calculable en temps polynomial à partir des retards propagés est NP-difficile. Notons que le seul problème d'optimisation de la robustesse sans contrainte sur le nombre de trains est lui trivial puisque toute solution avec un seul train (ou toute combinaison de trains ne partageant aucune ressource) est optimale. Par extension, le nombre de trains possibles dans une grille horaire étant un nombre entier borné par $|\mathcal{T}|$, le problème bi-objectif consistant à rechercher l'ensemble des compromis possibles entre le nombre de trains et la robustesse est lui aussi NP-difficile puisqu'il peut être résolu par la résolution d'une séquence de problèmes lexicographiques.

4.3 Perspectives

Dans ce chapitre, nous avons décrit l'utilisation d'une modélisation sous forme de graphe afin d'évaluer la robustesse de différentes solutions en résolvant un problème de plus court chemin. De plus, si les chapitres précédents avaient permis d'illustrer le besoin de résoudre des problèmes d'optimisation combinés, le processus d'aide à la décision associé à ce problème illustre le fait qu'il est parfois aussi nécessaire de coupler ces modèles d'optimisation avec des modèles de simulation.

Pour autant, si l'utilisation de simulateurs apparaît clairement nécessaire dans ce processus afin de pouvoir tenir compte du comportement dynamique des trains, il serait intéressant de développer une approche permettant d'optimiser la robustesse des grilles horaires plutôt que de seulement l'évaluer. Une telle approche nous conduirait sans doute naturellement vers l'utilisation d'algorithmes d'optimisation multi-objectif, d'une part en raison du caractère multi-dimensionnel de la robustesse, et d'autre part pour rechercher des solutions de compromis entre la robustesse et les préférences résultant de l'analyse du comportement dynamique par le décideur.

Concernant la notion de robustesse dans le transport ferroviaire, une autre voie de recherche intéressante consisterait à utiliser des indicateurs ne représentant pas uniquement l'aspect technique des retards, qui correspond souvent à la vision de l'opérateur ferroviaire, mais aussi la perception par les usagers des conséquences de ces retards. Là encore, cela renforcerait le caractère multi-critère de la robustesse.

Enfin, si la plupart des travaux sur la robustesse dans le domaine ferroviaire se sont focali-

sés sur une ressource unique, une planification intégrée des différentes ressources ferroviaires permettrait certainement d'obtenir des gains encore plus significatifs. En effet, si ce type d'intégration a déjà été testé avec succès pour l'optimisation des coûts (Benhizia, 2012), il n'a pour l'instant pas été abordé sous l'angle de la robustesse. C'est d'ailleurs dans ce sens que nous avons récemment démarré un projet en collaboration avec la SNCF.

Pistes de recherche en planification sous incertitudes

*«La connaissance progresse en intégrant en elle l'incertitude,
non en l'exorcisant.»
Edgar Morin*

Après la prise en compte de contraintes complexes dans la partie I, cette partie nous a permis d'aborder une autre difficulté majeure apparaissant couramment lors de la résolution de problèmes industriels complexes : l'incertitude de certaines données. Nous avons ainsi pu illustrer l'intérêt d'utiliser des modèles mathématiques pour traiter ce type de problèmes, que ce soit en optimisation stochastique ou en optimisation robuste.

Les différents travaux présentés correspondent tous à des approches proactives ce qui est relativement logique pour des problèmes stratégiques ou tactiques, l'utilisation de méthodes réactives n'étant souvent pas adaptée dans ce cas. Pour autant il peut être intéressant, notamment lorsque la robustesse recherchée s'exprime sous forme de flexibilité, de tenir compte lors de l'élaboration des solutions des méthodes qui seront utilisées lors de la mise en œuvre pour les adapter, voire même de spécifier ces méthodes. Le développement de ce type d'approches, qualifiées de proactives-réactives, constitue certainement une voie de recherche à creuser.

Un autre point important, concernant l'appréhension de la manière dont le système se comportera lors de la mise en œuvre, est le fait que le processus de décision associé à des problèmes impliquant des données incertaines requiert souvent l'utilisation de modèles de simulation. La question du couplage entre les modèles d'optimisation et ceux de simulation se pose alors. Une réponse classique consiste à utiliser des métaheuristiques (voir par exemple Fu *et al.*, 2005). Deux autres solutions me semblent cependant intéressantes à explorer :

- La première porte sur l'identification d'indicateurs pouvant servir de prédicteurs tout en s'intégrant plus facilement avec les modèles d'optimisation. Cela permettrait de limiter l'utilisation des modèles de simulation aux phases de calibrage et de validation a posteriori.
- La seconde correspond à l'utilisation de métamodèles capables de reproduire le com-

portement d'un modèle de simulation à l'aide d'une surface de réponse, et ainsi le remplacer par des fonctions analytiques. Ce type d'approche a jusqu'à maintenant été surtout considéré dans le cas de problèmes en variables continues (domaine de l'optimisation globale, voir par exemple Jones, 2001) mais il pourrait sûrement être aussi utile pour des problèmes combinatoires.

Plus globalement, les travaux sur la robustesse ont jusqu'à maintenant considéré de nombreux indicateurs (par exemple, niveau de service, rayon de stabilité, flexibilité, ...) sans que la question du choix d'un indicateur plutôt qu'un autre ne soit réellement posée. De même, le lien entre la nature de l'aléa et le choix de l'indicateur n'est pas toujours clairement établi. Il y a donc un travail de recherche important à mener pour être capable d'évaluer et de comparer ces indicateurs. Une optique intéressante serait de déterminer d'éventuelles complémentarités entre différents indicateurs, ce qui à terme pourrait permettre de définir la robustesse d'un système à l'aide d'une combinaison d'indicateurs et ainsi en donner une vision plus globale.

Conclusion générale

«Toutes les mathématiques consistent à organiser une série d'outils venant en aide à l'imagination dans le processus du raisonnement.»

John Henry Constantine Whitehead

Dans ce mémoire, j'ai essayé de présenter les principaux travaux que j'ai réalisés au cours de ces dernières années. Il ne s'agissait pour autant pas de faire un inventaire de tous les problèmes auxquels je me suis intéressé, ou de l'ensemble des méthodes que j'ai eu l'occasion d'utiliser, mais plutôt d'illustrer la démarche scientifique avec laquelle j'ai abordé différents problèmes de conception et de planification dans le domaine des systèmes de production et celui des transports.

La question centrale à laquelle je me suis intéressé était ainsi d'identifier en quoi les modèles et méthodes de la Recherche opérationnelle pouvaient contribuer à une meilleure gestion de ces problèmes industriels complexes. Si l'image de la Recherche opérationnelle est trop souvent réduite aux méthodes d'optimisation, sa capacité à répondre efficacement à des besoins industriels dépend tout autant de la bonne utilisation de ces outils et de leur adéquation aux attentes. Il est ainsi très rare qu'un modèle unique puisse répondre entièrement au besoin, et il est donc nécessaire de proposer un ensemble cohérent de modèles et d'algorithmes. Leur intégration au sein de logiciels complets d'aide à la décision n'est donc pas qu'une question de développement informatique ou d'ergonomie, mais nécessite d'avoir une réflexion sur le processus de décision et le type d'informations sur lesquelles le décideur souhaitera s'appuyer. À chaque fois, la modélisation des processus n'est pas une fin en soi, mais elle s'avère cruciale pour déterminer les approches envisageables et les difficultés à prendre en compte.

L'ensemble des problèmes étudiés ici relèvent ainsi de l'optimisation combinatoire et sont NP-difficiles. À chaque fois pourtant, il ne s'agit pas de la seule difficulté à considérer. La première partie du mémoire était ainsi principalement consacrée à la prise en compte de contraintes complexes alors que la seconde se concentrait sur la question des données incertaines. Le cas de critères multiples a été aussi abordé. Cependant, le fil conducteur de ce mémoire était de montrer l'intérêt que pouvait avoir l'utilisation de méthodes exactes basées sur la programmation linéaire en nombres entiers ou les graphes pour la résolution de ces problèmes. Les quatre chapitres de ce mémoire servaient ainsi à illustrer différentes utilisations possibles de tels modèles :

1. le développement de méthodes d'optimisation exacte lorsque cela est possible (chapitres 2 et 3),
2. le développement de méthodes d'optimisation efficaces basées sur le couplage entre méthodes exactes et approchées (chapitres 1 et 3),
3. le développement de méthodes d'évaluation de la performance de solutions en présence

de données incertaines (chapitre 4).

Un autre intérêt de la plupart des méthodes présentées est de pouvoir s'adapter assez facilement à de légères variations du problème, et ainsi permettre à un décideur d'obtenir des réponses à différentes questions en s'appuyant sur un même algorithme d'optimisation. L'utilisation de programmes linéaires en nombres entiers, et de solveurs, est dans cette optique particulièrement intéressante par rapport au développement d'algorithmes dédiés.

Pour finir, les différentes perspectives de ces travaux ont été décrites à la fin de chaque chapitre et partie, mais je pense qu'il est intéressant de revenir sur quatre d'entre elles qui présentent un caractère relativement transverse :

- Les processus de décisions considérés impliquent la résolution de plusieurs problèmes avec parfois des interactions assez fortes. Ces problèmes sont la plupart du temps traités de manière séquentielle mais leur intégration, si elle complique le processus d'optimisation, pourrait dans certains cas permettre d'obtenir une amélioration substantielle des performances. Nous avons d'ailleurs commencé à aborder cette question dans le cadre de deux thèses, celle d'Afafe Zehrouni pour le transport ferroviaire et celle de Christian Serrano pour les chaînes logistiques.
- Parmi ces interactions, le cas du couplage entre des modèles d'optimisation et de simulation se pose très souvent. Si cette question a été largement traitée en optimisation continue, elle reste peu considérée en optimisation combinatoire hormis par l'utilisation de métaheuristiques ou pour l'analyse de perturbations. Le développement de méthodes permettant un tel couplage dans le cadre de l'utilisation de modèles tels que la programmation linéaire en nombres entiers ouvrirait de très nombreuses perspectives quant à la résolution de ces problèmes.
- Un grand nombre des problèmes rencontrés sont en fait multi-objectifs et il serait donc intéressant de pouvoir développer des méthodes efficaces pour ces problèmes. L'utilisation de formulations combinatoires semble être une piste prometteuse que nous avons commencé à explorer dans le cadre de la thèse de Sergey Maluytin.
- La recherche de solutions ou de systèmes robustes aux niveaux stratégique et tactique pose la question de la manière dont la flexibilité induite peut être utilisée au niveau opérationnel. Le développement de méthodes d'optimisation réactives capables de tirer le meilleur profit de cette robustesse représente ainsi un complément important des méthodes proactives que nous avons développées. La thèse en cours d'Akram Chibani s'inscrit dans cette perspective.

Bibliographie

- Ali ALLAHVERDI, C. T. NG, T. C. Edwin CHENG et Mikhail Y. KOVALYOV : A survey of scheduling problems with setup times or costs. *European Journal of Operational Research*, 187:985–1032, 2008.
- Carlos ANDRÉS, Cristóbal MIRALLES et Rafael PASTOR : Balancing and scheduling tasks in assembly lines with sequence-dependent setup times. *European Journal of Operational Research*, 187:1212–1223, 2008.
- David L. APPLGATE, Robert E. BIXBY, Vašek CHVÁTAL et William J. COOK : *The Traveling Salesman Problem : A Computational Study*. Princeton University Press, 2006.
- Ilker BAYBARS : A survey of exact algorithms for the simple assembly line balancing problem. *Management Science*, 32(8):909–932, 1986.
- Sana BELMOKHTAR : *Lignes d’usinage avec équipements standard : modélisation, configuration et optimisation*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne, 2006.
- Aharon BEN-TAL et Arkadi NEMIROVSKI : Robust convex optimization. *Mathematics of Operations Research*, 23(4):769–805, 1998.
- Aharon BEN-TAL, Laurent EL GHAOUÏ et Arkadi NEMIROVSKI : *Robust optimization*. Series in Applied Mathematics. Princeton University Press, 2009.
- Faten BENHIZIA : *Optimisation du plan de transport par planification intégrée des ressources*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne, 2012.
- Claude BERGE : *Graphes et hypergraphes*. Dunod, 1970.
- Dimitris BERTSIMAS et Melvyn SIM : The price of robustness. *Operations Research*, 52(1):35–53, 2004.
- T. K. BHATTACHARJEE et Sadananda SAHU : Complexity of the single model assembly line balancing problems. *Engineering Costs and Production Economics*, 18:203–214, 1990.

- Alain BILLIONNET : *Optimisation discrète*. Dunod, 2007.
- Pavel A. BORISOVSKY, Alexandre DOLGUI et Anton EREMEEV : Genetic algorithms for a supply management problem : MIP-recombination vs greedy decoder. *European Journal of Operational Research*, 195(3):770–779, 2009.
- Pavel A. BORISOVSKY, Xavier DELORME et Alexandre DOLGUI : Genetic algorithm for balancing reconfigurable machining lines. *Computer & Industrial Engineering*, 66:541–547, 2013.
- Pavel A. BORISOVSKY, Xavier DELORME et Alexandre DOLGUI : Balancing reconfigurable machining lines via a set partitioning model. *International Journal of Production Research*, 52(13):4026–4036, 2014.
- Ralf BORNDÖRFER : *Aspects of set packing, partitioning, and covering*. PhD thesis (Genehmigte Dissertation), Fachbereich 3 Mathematik der Technischen Universität Berlin, Berlin, Germany, 1998.
- Edward H. BOWMAN : Assembly-line balancing by linear programming. *Operations Research*, 8(3):385–389, 1960.
- Nils BOYSEN et Malte FLIEDNER : A versatile algorithm for assembly line balancing. *European Journal of Operational Research*, 184:39–56, 2008.
- Nils BOYSEN, Malte FLIEDNER et Armin SCHOLL : A classification of assembly line balancing problems. *European Journal of Operational Research*, 183:674–693, 2007.
- Thorsten BÜKER et Bernhard SEYBOLD : Stochastic modelling of delay propagation in large networks. *Journal of Rail Transport Planning & Management*, 2:34–50, 2012.
- Michael R. BUSSIECK, Thomas WINTER et Uwe T. ZIMMERMANN : Discrete optimization in public rail transport. *Mathematical Programming*, 79:415–444, 1997.
- Alberto CAPRARA, Leo G. KROON, Michele MONACI, Marc PEETERS et Paolo TOTH : Passenger railway optimization. Dans Cynthia BARNHART et Gilbert LAPORTE, éditeurs : *Handbooks in Operations Research and Management Science*, chapitre 3, pages 129–187. Elsevier, 2007.
- Malachy CAREY et Sinead CARVILLE : Testing schedule performance and reliability for train stations. *Journal of the Operational Research Society*, 51(6):666–682, 2000.
- Vašek CHVÁTAL : Edmonds polytopes and a hierarchy of combinatorial problems. *Discrete Mathematics*, 4:305–337, 1973.

- Jean-François CORDEAU, Paolo TOTH et Daniele VIGO : A survey of optimization models for train routing and scheduling. *Transportation Science*, 32(4):380–404, 1998.
- G erard CORNU EJOLS : *Combinatorial optimization : packing and covering*, volume 74 de *CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics*. Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), Philadelphia, 2001.
- G erard CORNU EJOLS et Yanjun LI : Elementary closures for integer programs. *Operations Research Letters*, 28:1–8, 2000.
- Anatoli I. DASHCHENKO,  diteur. *Reconfigurable Manufacturing Systems and Transformable Factories*. Springer, 2006.
- St ephane DAUZ ERE-P ER ES, Philippe CASTAGLIOLA et Chams LAHLOU : Service level in scheduling. Dans Jean-Charles BILLAUT, Aziz MOUKRIM et  Eric SANLAVILLE,  diteurs : *Flexibility and Robustness in Scheduling*, chapitre 5, pages 99–122. Wiley, 2008.
- Xavier DELORME : *Mod elisation et r esolution de probl emes li es   l'exploitation d'infrastructures ferroviaires*. Th ese de doctorat, Universit e de Valenciennes et du Hainaut-Cambr esis, 2003.
- Xavier DELORME, Xavier GANDIBLEUX et Joaqu n RODRIGUEZ : Stability evaluation of a railway timetable at station level. *European Journal of Operational Research*, 195(3):780–790, 2009.
- Xavier DELORME, Xavier GANDIBLEUX et Fabien DEGOUTIN : Evolutionary, constructive and hybrid procedures for the bi-objective set packing problem. *European Journal of Operational Research*, 204(2):206–217, 2010.
- Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI et Mikhail Y. KOVALYOV : Combinatorial design of a minimum cost transfer line. *Omega*, 40:31–41, 2012.
- Xavier DELORME, Olga BATA IA et Alexandre DOLGUI : Multi-objective approaches for design of assembly lines. Dans Lyes BENYOUCEF, Jean-Claude HENNET et Manoj Kumar TIWARI,  diteurs : *Multi-criteria and Game Theory Applications in Manufacturing and Logistics*, chapitre 2, pages 29–55. Springer, 2013.
- Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI et Sergey MALYUTIN : A multi-objective algorithm for balancing reconfigurable transfer lines. 20th Conference of the international federation of Operational Research (IFORS 2014), July 14-18, Barcelona, Spain, 2014.
- Alexandre DOLGUI : Performance analysis model for systems described by renewal process. *Engineering Simulation*, 24(2):3–11, 2002.

-
- Alexandre DOLGUI et Jean-Marie PROTH : *Systèmes de production modernes, Tome 1 : Conception, gestion et optimisation*. Hermès Science, London, 2006.
- Alexandre DOLGUI, Genrikh LEVIN et M.A. LOULY : Decomposition approach for a problem of lot-sizing and sequencing under uncertainties. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 18(5):376–385, 2005.
- Alexandre DOLGUI, Brigitte FINEL, Nikolai N. GUSCHINSKY, Genrikh M. LEVIN et François B. VERNADAT : MIP approach to balancing transfer lines with blocks of parallel operations. *IIE Transactions*, 38(10):869–882, 2006.
- Alexandre DOLGUI, Mikhail Y. KOVALYOV et Kseniya SHCHAMIALIOVA : Multi-product lot-sizing and sequencing on a single imperfect machine. *Computational Optimization and Applications*, 50(3):465–482, 2011.
- Matthias EHRGOTT : *Multicriteria Optimization*. Springer, 2005.
- Matthias EHRGOTT et Xavier GANDIBLEUX, éditeurs. *Multiple Criteria Optimization : State of the Art Annotated Bibliographic Surveys*, volume 52 de *Kluwer's International Series in Operations Research & Management Science*. Kluwer Academic Publishers, Boston, 2002.
- Laureano F. ESCUDERO, Mercedes LANDETE et Alfredo MARIN : A branch-and-cut algorithm for the winner determination problem. *Decision Support Systems*, 46:649–659, 2009.
- Mohamed ESSAFI : *Conception et optimisation d'allocation de ressources dans les lignes d'usinage reconfigurables*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne, 2010.
- Mohamed ESSAFI, Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI et Olga GUSCHINSKAYA : A MIP approach for balancing transfer line with complex industrial constraints. *Computer & Industrial Engineering*, 58:393–400, 2010.
- Mohamed ESSAFI, Xavier DELORME et Alexandre DOLGUI : A reactive GRASP and path relinking for balancing reconfigurable transfer lines. *International Journal of Production Research*, 50(18):5213–5238, 2012.
- Emanuel FALKENAUER : Line balancing in the real world. Dans *Proceedings of the International Conference on Product Lifecycle Management (PLM'05)*, 2005.
- Michael C. FU, Fred W. GLOVER et Jay APRIL : Simulation optimization : a review, new developments, and applications. Dans Michael E. KUHL, Natalie M. STEIGER, F. Brad ARMSTRONG et Jeffrey A. JOINES, éditeurs : *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*, pages 83–95, 2005.

- Michael R. GAREY et David S. JOHNSON : *Computers and intractability : a guide to the theory of NP-Completeness*. V.H. Freeman and Company, San Francisco, 1979.
- Ralph E. GOMORY : An algorithm for integer solutions to linear programs. Rapport de recherche, Princeton IBM Math., 1958.
- Michel GONDRAN et Michel MINOUX : *Graphes et algorithmes*. Lavoisier, 2009.
- Rob M. P. GOVERDE : *Punctuality of railway operations and timetable stability analysis*. PhD thesis, Delft University of Technology, TRAIL research school, Delft, Netherlands, 2005.
- Olga GUSCHINSKAYA : *Outils d'aide à la décision pour la conception en avant-projet de systèmes d'usinage*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne, 2007.
- Olga GUSCHINSKAYA, Alexandre DOLGUI, Nikolai GUSCHINSKY et Genrikh LEVIN : A heuristic multi-start decomposition approach for optimal design of serial machining lines. *European Journal of Operational Research*, 189:902–913, 2008.
- Michael HELD et Richard M. KARP : A dynamic programming approach to sequencing problems. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 10:196–210, 1962.
- Thomas M. HERMANN : *Stability of timetables and train routings through station regions*. PhD thesis, Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, Switzerland, 2006.
- Romina HITES, Yves DE SMET, Nathalie RISSE, Marta SALAZAR-NEUMANN et Philippe VINCKE : About the applicability of MCDA to some robustness problems. *European Journal of Operational Research*, 174(1):322–332, 2006.
- Faïcel HNAÏEN, Xavier DELORME et Alexandre DOLGUI : Multi-objective optimization for inventory control in two-level assembly systems under uncertainty of lead times. *Computers & Operations Research*, 37(11):1835–1843, 2010.
- S. Jack HU, Jeonghan KO, L. WEYAND, Hoda A. ELMARAGHY, Terje K. LIEN, Yoram KOREN, Holger BLEY, George CHRYSOLOURIS, Nasrin NASR et Moshe SHPITALNI : Assembly system design and operations for product variety. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 60:715–733, 2011.
- Donald R. JONES : A taxonomy of global optimization methods based on response surfaces. *Journal of Global Optimization*, 21:345–383, 2001.

- Yoram KOREN : The rapide responsiveness of RMS. *International Journal of Production Research*, 51:6817–6827, 2013.
- Yoram KOREN et Moshe SHPITALNI : Design of reconfigurable manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 29:130–141, 2010.
- Yoram KOREN, Uwe HEISEL, Franscesco JOVANE, Toshimichi MORIWAKI, Günter PRITSCHOW, A. Galip ULSOY et Hendrick VAN BRUSSEL : Reconfigurable manufacturing systems. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 48(2):527–540, 1999.
- Panos KOUVELIS et Gang YU : *Robust discrete optimization and its applications*. Nonconvex optimization and its applications. Robust discrete optimization and its applications, 1997.
- Sergey KOVALEV, Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI et Ammar OULAMARA : Minimizing setup costs in a mixed-model line balancing problem with parallel operations and assignment restrictions. Rapport de recherche, 2014. Soumis à European Journal of Operational Research.
- Alex LANDEX : *Methods to estimate railway capacity and passenger delays*. PhD thesis, Technical University of Denmark, Department of Transport, 2008.
- Gilbert LAPORTE : The traveling salesman problem : An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, 59:231–247, 1992.
- Christian LIEBCHEN, Michael SCHACHTEBECK, Anita SCHÖBEL, Sebastian STILLER et André PRIGGE : Computing delay resistant railway timetables. *Computers & Operations Research*, 37:857–868, 2010.
- Richard M. LUSBY, Jesper LARSEN, Matthias EHRGOTT et David M. RYAN : A set packing inspired method for real-time junction train routing. *Computers & Operations Research*, 40(3):713–724, 2013.
- Aurélien MÉREL : *Évaluation biobjectif de la capacité d'infrastructures ferroviaires par génération de colonnes hybride*. Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2012.
- Yuichi NAGATA et David SOLER : A new genetic algorithm for the asymmetric traveling salesman problem. *Expert Systems with Applications*, 39(10):8947–8953, 2012.
- George L. NEMHAUSER et Laurence A. WOLSEY : *Integer and combinatorial optimization*. Wiley-Interscience Series in Discrete Mathematics and Optimization. John Wiley & Sons, Inc., 1999.
- Shimon Y. NOF, Wilbert E. WILHEM et Hans-Jürgen WARNECKE : *Industrial assembly*. Chapman Hall, London, 1997.

- Temel ÖNCAN, İ. Kuban ALTINEL et Gilbert LAPORTE : A comparative analysis of several asymmetric traveling salesman problem formulations. *Computers & Operations Research*, 36:637–654, 2009.
- Ibrahim H. OSMAN et Gilbert LAPORTE : Metaheuristics : a bibliography. *Annals of Operations Research*, 63:513–623, 1996.
- Manfred W. PADBERG : On the facial structure of set packing polyhedra. *Mathematical Programming*, 5:199–215, 1973.
- James H. PATTERSON et Joseph J. ALBRACHT : Assembly-line balancing : Zero-one programming with fibonacci search. *Operations Research*, 23(1):166–172, 1975.
- Marc PIRLOT : Métaheuristiques pour l’optimisation combinatoire : un aperçu général. Dans Jacques TEGHEM et Marc PIRLOT, éditeurs : *Optimisation approchée en recherche opérationnelle*, Traité IC2 Série Informatique et systèmes d’information, chapitre 1, pages 25–55. Hermès-Lavoisier, 2002.
- Günther R. RAIDL et Jakob PUCHINGER : Combining (integer) linear programming techniques and metaheuristics for combinatorial optimization. Dans Christian BLUM, Maria José Blesa AGUILERA, Andrea ROLI et Michael SAMPELS, éditeurs : *Hybrid metaheuristics : An emerging approach to optimization*, volume 114, pages 31–62. Springer, 2008.
- Bernard ROY : Main sources of inaccurate determination uncertainty and imprecision in decision models. *Mathematical and Computer Modelling*, 12(10/11):1245–1254, 1989.
- Bernard ROY : Robustesse de quoi et vis-à-vis de quoi mais aussi robustesse pourquoi en aide à la décision. Dans José FIGUEIRA, éditeur : *Newsletter of the European Working Group Multicriteria Aid for Decisions (EWG-MCDA)*, Series 3, numéro 6, pages 1–6, 2002.
- Bernard ROY, Mohamed ALI ALOULOU et Rim KALAI, éditeurs. *Robustness in OR-DA*. Annales du LAMSADE. 2007.
- Melvin E. SALVESON : The assembly line balancing problem. *Journal of Industrial Engineering*, 6(3):18–25, 1955.
- Kseniya SCHEMELEVA, Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI et Frédéric GRIMAUD : Multi-product sequencing and lot-sizing under uncertainties : A memetic algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25:1598–1610, 2012.
- Kseniya SCHEMELEVA, Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI, Frédéric GRIMAUD et Mikhail Y. KOVALYOV : Lot-sizing on a single imperfect machine : ILP models and FPTAS extensions. *Computers & Industrial Engineering*, 65:561–569, 2013.

Kseniya SCHEMELEVA, Xavier DELORME, Alexandre DOLGUI et Frédéric GRIMAUD : Evaluation of solution approaches for the simultaneous stochastic lot-sizing and sequencing problem. Rapport de recherche, 2014. À soumettre à International Journal of Production Economics.

Armin SCHOLL et Christian BECKER : State-of-the-art exact and heuristic solution procedures for simple assembly line balancing. *European Journal of Operational Research*, 168:666–693, 2006.

Alexander SCHRIJVER : *Combinatorial optimization : Polyhedra and Efficiency*. Algorithms and Combinatorics. Springer-Verlag, 2003.

Alexander SHAPIRO, Darinka DENTCHEVA et Andrzej RUSZCZYŃSKI : *Lectures on Stochastic Programming : Modeling and Theory*. MPS-SIAM Series on Optimization. SIAM-Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.

Hanif D. SHERALI et Patrick J. DRISCOLL : On tightening the relaxations of Miller-Tucker-Zemlin formulations for asymmetric traveling salesman problems. *Operations Research*, 50(4):656–669, 2002.

Patrick SIARRY, éditeur. *Métaheuristiques : recuit simulé, recherche avec tabous, recherche à voisinages variables, méthode GRASP, algorithmes évolutionnaires, fourmis artificielles, essais particuliers et autres méthodes d'optimisation*. Eyrolles, 2014.

Riyaz SIKORA, Dilip CHHAJED et Michael J. SHAW : Integrating the lot-sizing and sequencing decisions for scheduling a capacited flow line. *Computers & Industrial Engineering*, 30(4):659–679, 1996.

Sung-Yong SON, Tava Lennon OLSEN et Derek YIP-HOI : An approach to scalability and line balancing for reconfigurable manufacturing systems. *Integrated Manufacturing Systems*, 12(7):500–511, 2001.

Yuri N. SOTSKOV, V. K. LEONTEV et Evgenii N. GORDEEV : Some concepts of stability analysis in combinatorial optimization. *Discrete Applied Mathematics*, 58:169–190, 1995.

Charles R. SOX, Peter L. JACKSON, Alan BOWMAN et John A. MUCKSTADT : A review of the stochastic lot scheduling problem. *International Journal of Production Economics*, 62:181–200, 1999.

Allen L. SOYSTER : Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming. *Operations Research*, 21(5):1154–1157, 1973.

Éric D. TAILLARD : Few guidelines for analyzing methods. Dans *Metaheuristic International Conference (MIC'05)*, Vienna, August 2005.

- Alessandro URBANI : Life Cycle Cost Calculation for Manufacturing Systems by Means of Reconfigurability Analysis. Dans Dashchenko (2006), chapitre 32, pages 643–658.
- Alessandro URBANI et Simone P. NEGRI : Production System Modelling for the Evaluation of the Degree of Reconfigurability. Dans Dashchenko (2006), chapitre 12, pages 239–257.
- Michiel J. C. M. VROMANS : *Reliability of railway systems*. PhD thesis, Erasmus University Rotterdam, TRAIL research school, Rotterdam, Netherlands, 2005.
- Wencai WANG et Yoram KOREN : Scalability planning for reconfigurable manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 31:83–91, 2012.
- Candace A. YANO et Hau L. LEE : Lot sizing with random yields : A review. *Operations Research*, 43(2):311–334, 1995.
- Ayman M. A. YOUSSEF et Hoda A. ELMARAGHY : Modelling and optimization of multiple-aspect RMS configurations. *International Journal of Production Research*, 44(22):4929–4958, 2006.
- Peter J. ZWANEVELD, Leo G. KROON, H. Edwin ROMEIJN, Marc SALOMON, Stéphane DAUZÈRE-PÉRÈS, Stan P. M. VAN HOESEL et Harrie W. AMBERGEN : Routing trains through railway stations : model formulation and algorithms. *Transportation Science*, 30(3):181–194, 1996.

Laboratoire : École des Mines, FAYOL-EMSE, UMR CNRS 6158, LIMOS, 158 cours Fauriel,
42023 Saint-Étienne Cedex 2, France
