

Titre: Modèles de planification minière court terme par programmation
par contraintes dans un environnement incertain

Auteur: Jérémy Andre
Author:

Date: 2022

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Andre, J. (2022). Modèles de planification minière court terme par programmation
par contraintes dans un environnement incertain [Mémoire de maîtrise,
Citation: Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/10226/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/10226/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Michel Gamache, & Gilles Pesant
Advisors:

Programme: Maîtrise recherche en génie industriel
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Modèles de planification minière court terme par programmation par
contraintes dans un environnement incertain**

JÉRÉMY ANDRE

Département de mathématiques et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
Génie industriel

Février 2022

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Modèles de planification minière court terme par programmation par
contraintes dans un environnement incertain**

présenté par **Jérémy ANDRE**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*
a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Louis-Martin ROUSSEAU, président

Michel GAMACHE, membre et directeur de recherche

Gilles PESANT, membre et codirecteur de recherche

Louis-Pierre CAMPEAU, membre

REMERCIEMENTS

Je tiens, en premier lieu, à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin au succès de mes études à Polytechnique Montréal et qui m'ont aidé depuis mon intégration au Québec jusqu'à la rédaction de mon mémoire.

Tout d'abord, mes premiers remerciements vont à mes parents qui m'ont toujours soutenu dans tout ce que j'ai pu entreprendre tout au long de ma maîtrise et qui m'ont permis de réaliser mes études dans les meilleures conditions possibles.

Je tiens aussi à remercier l'École Nationale Supérieure de Géologie de Nancy (ENSG) pour m'avoir permis de réaliser ce programme de maîtrise au sein de Polytechnique Montréal dans le cadre d'un double-diplôme.

Ensuite, j'aimerais remercier profondément Michel GAMACHE pour m'avoir donné l'opportunité de découvrir et de m'épanouir dans la domaine de l'optimisation appliquée à la planification minière tout au long de ma maîtrise à Polytechnique, pour sa disponibilité, son aide précieuse pour la rédaction de ce mémoire ainsi que pour l'ensemble des stages de recherche et financements m'ayant permis de réaliser mes études dans des conditions optimales tout en m'ouvrant aux défis de l'industrie minière du Canada.

Je remercie aussi remercier Gilles Pesant pour m'avoir partagé son expertise dans le domaine de la programmation par contraintes, pour sa disponibilité ainsi que pour tous les précieux conseils, toujours constructifs, m'ayant permis de réaliser ce mémoire.

Enfin, je remercie également le Groupe MISA qui m'a donné l'opportunité de participer à des stages de recherche appliquée, notamment en partenariat avec Agnico Eagle Mines, ainsi que pour les financements accordés.

Pour finir, je remercie les membres d'Agnico Eagle ayant joué un rôle durant mon stage de recherche au sein du site de Méliadine (notamment Jawad Haloui, Méderic Lafleur et Ilias Atwani) pour leurs précieuses connaissances partagées, pour leur accueil ainsi que pour m'avoir permis d'aller visiter le complexe minier.

RÉSUMÉ

L'environnement minier souterrain étant hautement incertain, les outils utilisés pour réaliser la planification des opérations d'une mine souterraine doivent être adaptés et tenir compte des sources d'incertitudes opérationnelles. La planification minière court terme correspond au processus d'ordonnancement d'activités et à l'affectation de ressources rares pour les réaliser sur des horizons de temps variant d'un jour à trois mois d'opérations. Plus particulièrement, elle est sensible aux variations de durées des activités ainsi qu'aux perturbations journalières liées aux bris potentiels des équipements. Actuellement, cette phase de planification est réalisée de façon manuelle sur le site étudié.

Dans le présent mémoire, une approche robuste de planification court terme basée sur la génération de plusieurs scénarios a été implémentée afin de produire des séquences ordonnées et robustes d'activités à réaliser pour chacune des ressources disponibles. Elle permet aussi de minimiser l'impact potentiel d'une perturbation sur l'objectif des modèles développés. En effet, l'environnement souterrain étant hautement incertain et très contraint, de nombreux imprévus peuvent survenir et rendre les solutions des modèles déterministes sous-optimales en pratique. Ces modèles sont souvent trop optimistes, car ils ne tiennent pas compte de la variabilité plurifactorielle associée aux durées des opérations à réaliser et qui n'est pas connue à l'avance. Les modèles présentés sont adaptés à la planification de la production et au développement d'une mine d'or située au Canada utilisant la méthode d'exploitation des sous-niveaux abattus par forages de longs trous. Ces modèles sont testés sur des données réelles du site étudié (ou simulées) et sont modélisés en utilisant le paradigme de la programmation par contraintes qui est adaptée pour la résolution efficace de problèmes d'ordonnancement avec affectations de ressources rares. En cas de problème majeur (bris majeur d'un équipement ou manque de main-d'œuvre, par exemple), des modèles basés sur une approche réactive permettent de réparer les solutions en tenant compte du problème survenu. Enfin, dans l'hypothèse de l'accès à des données en temps réel et pour estimer le gain d'avoir accès à ces données, des modèles en ligne ont été implémentés, décomposant le problème dans le temps et permettant de prendre des décisions en temps réel sur les opérations (lorsqu'une nouvelle information devient disponible).

ABSTRACT

Underground mining being a highly uncertain environment, mining scheduling tools need to be adapted to deal with uncertainty sources in the operational mining domain. Short-term planning aims to schedule activities and solve an assignment problem to allocate resources to tasks on planning horizons ranging from one day to three months. The short-term plan is especially sensitive to variations of activities' duration as well as daily disturbances (potentially related to resource breakdowns). For now, the work schedule is produced manually on the studied site leading to sub-optimal operations.

In this thesis, a short-term robust stochastic approach has been implemented based on the generation of multiple scenarios to produce an ordered robust sequence of activities for each available resource. It also enables to minimize the impact of disturbances on the objective of optimization models. Indeed, as the underground environment is highly uncertain and constrained, various disturbances may happen and lead to sub-optimal processes. Firstly, deterministic models have been implemented to evaluate the performances of the developed approach. These models are often too optimistic because they don't take into account the variability coming from multiple sources and associated to activities' duration. Implemented models are tested on real or simulated data sets of the studied site and are modeled thanks to constraint programming. The paradigm has been proved to be efficient to solve scheduling problems with scarce resources. In case of a major problem, such as a resource breakdown or a lack of manpower, models based on a reactive approach have been implemented and enable to repair existing solutions taking into account the original major problem and its main characteristics. Lastly, with the hypothesis of having access to real-time data to estimate the performance, online models have been implemented. The latter decompose the solving process over time and enable to take online decisions depending on the latest information about operations.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ	iv
ABSTRACT	v
TABLE DES MATIÈRES	vi
LISTE DES TABLEAUX	ix
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xiv
LISTE DES ANNEXES	xv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Contexte et définitions	1
1.1.1 Contexte	1
1.1.2 Définitions et cadre de recherche	2
1.2 Objectifs et réalisations	3
1.2.1 Objectifs	3
1.2.2 Contributions	4
1.3 Plan du mémoire	6
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	7
2.1 La planification minière à moyen et long termes dans les mines souterraines	7
2.1.1 La planification minière long terme	7
2.1.2 La planification minière souterraine moyen terme	8
2.1.3 La planification minière court terme	9
2.1.4 La planification minière robuste et en temps réel	11
2.1.5 Les problèmes de gestion de projet à contraintes de ressources en planification minière court terme	12
2.2 Programmation par contraintes et modèles de planification minière	13
2.2.1 Le paradigme de la programmation par contraintes	13

2.2.2	Modèles de planification minière court terme par programmation par contraintes	15
CHAPITRE 3	CONTEXTE MINIER	17
3.1	Méthode d'exploitation du minerai	17
3.1.1	Introduction et concepts-clés	17
3.1.2	Les cycles d'activités de développement et de production : exemple du site d'une mine d'or au Canada	22
3.2	L'environnement souterrain : un environnement incertain et fortement contraint	24
3.2.1	Un environnement incertain	24
3.2.2	Des cycles discontinus d'exploitation	25
3.2.3	Les contraintes de l'environnement minier souterrain	25
CHAPITRE 4	MODÈLES DÉTERMINISTES DE PLANIFICATION MINIÈRE SOUTERRAINE À COURT TERME	27
4.1	Méthodologies	27
4.1.1	Contexte, objectifs et problème à résoudre	27
4.1.2	Données d'entrée	29
4.2	Modèles d'optimisation	31
4.2.1	Modèles déterministes pour le développement	31
4.2.2	Modèle déterministe préemptif pour le développement et la production	37
4.3	Résultats obtenus et analyses	42
4.3.1	Jeux de données disponibles et contexte de résolution des modèles . .	42
4.3.2	Resultats du modèle déterministe pour le développement souterrain .	43
4.3.3	Résultats du modèle déterministe préemptif pour le développement et la production	45
CHAPITRE 5	APPROCHE ROBUSTE DE PLANIFICATION MINIÈRE COURT TERME POUR UN ENVIRONNEMENT INCERTAIN ET MODÈLE EN LIGNE	49
5.1	Objectifs et définition du cadre de travail	49
5.1.1	Démarche et objectifs	49
5.1.2	Hypothèses	51
5.2	Méthodologie	52
5.2.1	Approche robuste de planification minière court terme	52
5.2.2	Simulation des séquences robustes (en temps réel ou non)	58
5.3	Modèles et algorithmes de résolution	60

5.3.1	Modèle robuste de planification minière souterraine court terme pour le développement : Modèle 4	60
5.3.2	Modèle robuste court terme pour le développement et la production : Modèle 6	63
5.3.3	Modèle temps-réel de planification court terme pour le développement : Modèle 5	67
5.3.4	Modèle de simulation pour le développement et la production : Modèle 7	70
5.4	Résultats et interprétations	73
5.4.1	Résultats des modèles robustes 4 et 6	73
5.4.2	Résultats des modèles de simulation (en ligne ou non)	77
CHAPITRE 6 MODÈLE EN LIGNE ET MODÈLES RÉACTIFS		83
6.1	Modèle en ligne (Modèle 8)	83
6.1.1	Objectifs et hypothèses	83
6.1.2	Démarche et cadre de travail	84
6.1.3	Algorithme en ligne	85
6.1.4	Analyses, résultats et limites	86
6.2	Modèle réactif de réparation des séquences robustes générées par le modèle stochastique robuste n°4 (Modèle 9)	90
6.2.1	Objectifs et hypothèses	90
6.2.2	Démarche et cadre de travail	90
6.2.3	Modèle réactif 9 de réparation des séquences robustes du modèle 4 . .	92
6.2.4	Analyses et résultats	96
CHAPITRE 7 DISCUSSIONS, CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS . . .		100
7.1	Synthèse des travaux	100
7.2	Améliorations futures	102
RÉFÉRENCES		104
ANNEXES		110

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Table des types d'équipements utilisés pour le développement minier souterrain du site étudié	19
4.1	Types et caractéristiques des données d'entrée fournies aux modèles déterministes 1,2 et 3	29
4.2	Caractéristiques principales des deux jeux de données d'activités utilisés	29
4.3	Table représentant les caractéristiques de la flotte disponible pour les trois modèles déterministes.	30
4.4	Ensembles et paramètres des modèles 1 et 2	32
4.5	Variables de décision des modèles 1 et 2	33
4.6	Ensembles et paramètres du modèle 3	38
4.7	Variables de décision du modèle 3	39
5.1	Ensembles et paramètres du modèle 4	61
5.2	Variables de décision du modèle 4	61
5.3	Ensembles et paramètres du modèle robuste 6	64
5.4	Variables de décision du modèle robuste 6	65
5.5	Variables de décision du modèle 5	67
5.6	Ensembles et paramètres additionnels du modèle 7	71
5.7	Variables de décision du modèle 7	71
6.1	Algorithmes gloutons testés dans le modèle 8 pour la sélection des ressources	88
6.2	Ensembles et paramètres supplémentaires du modèle 9	93
6.3	Variables de décision du modèle 9	94
6.4	Résultats obtenus (<i>makespans</i>) des scénarios générés avec le modèle 9 pour différentes valeurs de t_2 (en unités de temps)	97

LISTE DES FIGURES

2.1	Exemple de diagramme de GANTT pour l'illustration de la planification d'opérations	14
3.1	Illustration d'une mine souterraine utilisant une exploitation en sous-niveau abbatu par forages de longs-trous	18
3.2	Exemple de séquence de minage : l'exploitation des chantiers (volumes de minerai) est réalisée dans un ordre pré-déterminé pour assurer la stabilité du sous-sol	20
3.3	Illustration d'un chantier exploité par forage de longs trous entre deux sous niveaux	21
3.4	Suite chronologique des cycles généraux des tâches pour le développement et la production du site étudié	22
4.1	Schéma représentant la modélisation d'un quart de travail avec des fenêtres de sautage compressées	28
4.2	Distributions statistiques des durées (en heures) obtenues à partir des données réelles	31
4.3	Illustration du processus de compression des fenêtres de sautage dans le modèle permettant aux activités d'être non-interruptibles dans le modèle	36
4.4	Diagramme représentant les résultats obtenus pour les deux modèles (modèle 1 et 2) pour le développement avec les deux objectifs considérés par ordre de priorité des activités	45
4.5	Diagramme représentant les résultats (<i>makespans</i>) obtenus par quart de travail en pourcentage d'occurrence par rapport aux 20 tests de 30 minutes réalisés (chaque execution utilise un jeu de durées des activités différent)	46
4.6	Résultats moyens obtenus pour les modèles 1, 2 et 3 à partir de 20 tests effectués pour chaque modèle	47
4.7	Graphique représentant le pourcentage du gap d'optimalité obtenu en fonction du temps de résolution moyen calculé à partir de 20 résolutions du modèle 3	48
4.8	Graphique représentant l'évolution moyenne l'écart de l'objectif à l'optimum sur les 20 tests effectués en quarts de travail en fonction du temps de résolution en secondes.	48

5.1	Illustration mettant en évidence la sous-optimalité d'une solution en cas de modification des durées présumées connues des tâches du fait d'un retard ou d'un bris de ressource (les durées sont illustrées en unités de temps).	51
5.2	Illustration de la méthodologie globale utilisée pour implémenter l'approche robuste	53
5.3	Graphique représentant les distributions triangulaires cumulatives utilisées (l'abscisse représente des unités de temps) pour l'échantillonnage des activités de développement avec ("- Bris") ou sans délais/bris mécanique mineur additionnel	54
5.4	Diagramme représentant le pourcentage d'occurrence du makespan en fonction des makespans obtenus pour 20 tests effectués avec le modèle 2 minimisant le makespan global (durées des tâches échantillonnées selon le processus d'échantillonnage ci-dessus)	55
5.5	Illustration de la méthode de division en parties des activités pour le modèle robuste 5 permettant de pré-affecter les durées des parties des tâches en fonction de l'échantillonnage préalable	57
5.6	Illustration du processus d'ajout de parties artificielles (sous forme de variables d'intervalle) pour la construction des séquences robustes pour chaque ressource.	58
5.7	Illustration de la méthode de planification en temps réel (décomposition temporelle)	59
5.8	Diagramme permettant de comparer les <i>makespans</i> globaux moyens en quarts de travail (calculés à partir des moyennes des <i>makespans</i> moyens sur 50 scénarios obtenus dans les 20 tests effectués) pour les 4 objectifs testés (comprenant les écart-types étalis)	74
5.9	Graphique représentant le temps moyen de résolution du modèle 4 minimisant le <i>makespan</i> moyen (en générant 50 scénarios) en fonction pourcentage d'optimalité obtenu avec une borne inférieure située en moyenne à 555 unités de temps (soit environ 10 quarts de travail). . .	75
5.10	Diagramme représentant le pourcentage d'occurrence des <i>makespans</i> en fonction de l'intervalle de quarts de travail considéré.	77

5.11	Graphique représentant les résultats des <i>makespans</i> moyens obtenus (en unités de temps) durant la résolution du modèle robuste 4 (bleu) et en résolvant le modèle en ligne (orange) en utilisant les séquences robustes générées par le modèle robuste sur de nouvelles éventualités des opérations en fonction de l'optimalité relative (en pourcentage) utilisée pour résoudre le modèle robuste 4	78
5.12	Graphique représentant l'évolution de l'écart-type standard moyen et de la valeur de epsilon représentant un indicateur de robustesse des solutions moyennes obtenus ([9]) en fonction de l'optimalité relative considérée	80
5.13	Diagramme représentant les <i>makespans</i> moyens obtenus pour les scénarios permettant de générer les séquences robustes au sein du modèle 6 et provenant des 10 scénarios simulés grâce au modèle 7 avec de nouvelles durées des activités	81
6.1	Diagramme représentant le pourcentage d'occurrence des <i>makespans</i> obtenus en quarts de travail pour chacun des trois algorithmes gloutons de décision testés 15 fois	89
6.2	Illustration du processus réactif de réparation locale des séquences robustes implémenté dans le modèle 9. Le temps t1 correspond au moment de l'occurrence du bris majeur et le temps t2 correspond au temps après lequel les séquences robustes doivent être conservées.	91
6.3	Graphique représentant l'évolution du score obtenu selon l'équation 6.16 en fonction du temps t_2 auquel les séquences robustes initiales sont retrouvées pour des valeurs de α de 0.1 et de 0.9	98
6.4	Diagramme représentant les moyennes des <i>makespans</i> globaux (en nombre de quarts de travail) obtenus pour les trois catégories de tests effectués. Le modèle	99
7.1	Tableau représentant l'ensemble des résultats obtenus à partir des modèles développés dans la présent mémoire.	101
A.1	Suite logique du processus de planification utilisé	110
B.1	Suite logique du processus de planification utilisé	111
C.1	Exemple de données d'entrée relatives aux activités à planifier	112
D.1	Exemple de données d'entrée relatives aux ressources à utiliser	113
E.1	Exemple de données d'entrée relatives aux localisations de travail	114
F.1	Exemple de solution obtenue sous la forme d'un diagramme de GANT.	115

G.1	Exemple de solutions obtenues sous la forme de diagrammes de GANT pour le modèle 3	116
H.1	Exemple de solutions obtenues sous la forme de diagrammes de GANT pour le modèle 2	117
I.1	Exemple de solutions obtenues sous la forme de diagrammes de GANT pour le modèle 2 en fonction de l'objectif considéré	118
J.1	Exemple de solutions obtenues sous la forme d'un tableau Excel . . .	119

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

API	<i>Application Programming Interface</i>
PTF	<i>Paste Tight Fill</i>
HSP	<i>Hybrid job Shop Problem</i>
LNS	<i>Large Neighborhoods Search</i>
PPC	Programmation Par Contraintes
RCPSp	<i>Resource-Constrained Project Scheduling Problem</i>
VAN	Valeur Actuelle Nette

LISTE DES ANNEXES

Annexe A	Processus d'implémentation d'un modèle d'optimisation (1)	110
Annexe B	Processus d'implémentation d'un modèle d'optimisation (2)	111
Annexe C	Données d'entrée relatives aux activités à planifier	112
Annexe D	Données d'entrée relatives aux équipements	113
Annexe E	Données d'entrée relatives aux locations	114
Annexe F	Diagramme de GANT du modèle 2 déterministe	115
Annexe G	Diagramme de GANT du modèle 3 déterministe	116
Annexe H	Comparaison des diagrammes de Gant entre les objectifs Obj1 (4.1) [A] et Obj2 (4.2) [B] pour le modèle 2 en fonction des localisations de travail	117
Annexe I	Comparaison des diagrammes de Gant entre les objectifs Obj1 (4.1) [A] et Obj2 (4.2) [B] pour le modèle 2 en fonction des ressources utilisées	118
Annexe J	Illustration du format du rapport des résultats générés par le modèle 2	119

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Contexte et définitions

L'exploitation des métaux est un enjeu stratégique pour le développement des nouvelles technologies et l'approvisionnement de matières premières dans toutes les branches des industries. Cependant, au sein même des sites d'exploitation, de nouveaux défis visent à être relevés en matière de sécurité du personnel, de diminution de la pollution ([34]) et de production profitable mais responsable de son environnement (populations locales et biodiversité). La première étape pour relever ces défis étant de faire un état des lieux des pratiques actuelles, il est donc nécessaire d'établir un inventaire et une traçabilité des opérations et chaque tonne de minerai extrait afin de les optimiser. Cela permettra, à terme, de consommer les ressources non renouvelables et renouvelables plus optimalement tout en assurant la sécurité et en diminuant l'empreinte qu'un site minier peut avoir sur son environnement.

1.1.1 Contexte

La planification des opérations minières présente de nombreux avantages tout au long de la durée de vie d'une mine pour assurer la sécurité au sein du site, une productivité profitable aux entreprises, pour coordonner les machines et les employés et pour optimiser l'utilisation des équipements. De plus, l'atteinte des objectifs fixés et le suivi des opérations rendent la planification des opérations indispensable au sein de chaque site minier pour le suivi des indicateurs de performance (environnementaux, profitabilité, sécurité). Dans le contexte d'une mine souterraine, elle est primordiale pour assurer la sécurité des opérateurs et une utilisation efficiente du matériel sous terre.

Les mines souterraines correspondent à des environnements incertains et très contraints d'un point de vue opérationnel. En effet, les galeries souterraines causent des congestions dans le réseau de transport, les accès au minerai sont souvent restreints et les distances de transition à parcourir entre les localisations de travail sont très longues. De plus, les mines souterraines font de plus en plus face à des pénuries de main-d'œuvre, ce qui complique la planification des activités des équipements qui ne sont pas nécessairement utilisables en tout temps du fait du manque de personnel.

En ce sens, les problèmes de planification minière court terme représentent un défi significatif, car ils doivent pouvoir être adaptés et modifiés rapidement en fonction des imprévus et/ou des délais supplémentaires pour la réalisation des opérations. Des bris d'équipements

ainsi que des retards ou des délais additionnels liés aux contraintes opérationnelles (géologie changeante, difficultés géotechniques ou géomécaniques, difficultés d'accès à certaines zones du gisement, ...) peuvent aussi survenir. Ces sources de variabilité ont pour effet de perturber l'organisation des activités minières, l'atteinte des objectifs fixés, la sécurité du personnel et rendent l'organisation de l'exploitation sous-optimale si elles ne sont pas anticipées lors de la phase de planification. Les activités minières menant à l'exploitation d'une mine souterraine sont donc planifiées et optimisées de façon à atteindre les objectifs économiques, environnementaux et techniques fixés à long, moyen et court termes.

1.1.2 Définitions et cadre de recherche

Alors que la planification long terme d'un site s'intéresse davantage aux objectifs stratégiques, la planification à plus court terme vise à optimiser des objectifs techniques et opérationnels sur des horizons de planification inférieurs à trois mois. Actuellement, un grand nombre de mines souterraines utilisent encore des processus de planification des opérations manuels réalisés par des planificateurs miniers. La planification minière à court terme (ou planification opérationnelle) désigne plus particulièrement le processus d'ordonnancement des tâches de travail et l'allocation des ressources disponibles (équipements, opérateurs, ...) aux activités en tenant compte des contraintes opérationnelles, qui, dans ce mémoire, sont spécifiques aux mines souterraines dont la méthode d'exploitation est l'extraction en sous-niveaux abattus par forage de longs trous. La planification à court terme vise souvent à minimiser le temps de réalisation des activités (ou « makespan ») sur de petits horizons de planification. La réalisation de l'ensemble des activités est dépendante de la disponibilité de ressources rares (équipements, travailleurs ...) qu'un site minier a à sa disposition et qui évolue dans le temps.

Les horizons de planification peuvent varier significativement de quelques jours à quelques semaines (jusqu'à trois mois) et sont souvent utilisés de façon complémentaire. De plus, les problèmes de planification minière impliquent un grand nombre d'activités à planifier sur des ressources multiples et sont ainsi complexes à résoudre (NP-difficile, c'est-à-dire qui ne peut être résolu en un temps polynomial). Les types d'équipements sont nombreux et les durées des opérations très variées. Une perturbation peut rendre obsolète un horaire de travail ou rendre le processus de planification sous-optimal. La prise en compte des sources d'incertitude (durées des activités, bris des équipements, ...) rend la modélisation et la résolution du problème de planification plus difficile à réaliser de façon pertinente. Le développement de méthodes de planification robuste demandent beaucoup de données et ressources de calcul pour résoudre efficacement les modèles développés. Dans ce mémoire, la notion de robustesse fait référence à la performance moyenne des durées totales (ou makespan) des opérations

planifiées sur plusieurs scénarios possibles avec une variance faible. Ainsi, plus un modèle permettra d'obtenir de bons résultats proches de l'optimalité, et ceci en moyenne sur un grand nombre de scénarios possibles, plus la performance du modèle étudié sera élevée. La notion de stabilité des résultats sera aussi discutée, notion discutée par Bidot et al. (2009) [9], en étudiant la variance des résultats obtenus notamment. L'ensemble des modèles présentés sont modélisés et résolus grâce au paradigme de la programmation par contraintes permettant la modélisation et la résolution de problèmes combinatoires dans lesquels la recherche des solutions est réalisée par des méthodes (algorithmes) utilisées en recherche opérationnelle et en intelligence artificielle. Le processus d'implémentation des modèles réalisés est explicité aux Annexes A et B.

1.2 Objectifs et réalisations

1.2.1 Objectifs

L'objectif principal (1) consiste à établir une approche de planification robuste des opérations minières à court terme. Pour cela, le premier sous-objectif est de construire, en premier lieu, un modèle déterministe à partir duquel un modèle robuste basé sur une approche par scénarios peut être réalisé. Les modèles réalisés ont pour objectifs d'être flexibles et rapidement adaptables à un autre site minier utilisant une méthode de minage de longs trous (quelque soit la méthode d'exploitation) . En effet, la méthode d'exploitation est donnée au modèle grâce aux relations de précedence des séquences ordonnées d'opérations à réaliser. Dans le présent mémoire, l'on appelle méthode d'exploitation l'ensemble des opérations réalisées pour mener à bien l'extraction du minerai et, de ce fait, le design permettant l'extraction optimisée du gisement. Enfin, les modèles doivent être construits en utilisant des paramètres et des ressources utilisés dans l'industrie minière à partir de données réelles. De la même façon, un second sous-objectif est d'introduire des contraintes qui permettront une représentation fidèle des opérations.

Un second objectif (2) consiste à mettre en place un modèle de planification permettant de simuler des horaires de planification en décomposant les décisions prises par le solveur à chaque unité de temps (selon le degré de discrétisation désiré). Le but est de construire un modèle en ligne basique permettant de planifier en temps-réel les opérations en fonction des données disponibles à chaque instant t .

Enfin, il s'agit de développer un modèle (3) permettant de réparer les solutions obtenues par l'approche robuste en cas de problème majeur ou lorsqu'un imprévu majeur non prévu dans l'approche robuste proactive survient. Ce dernier modèle n'a pas pour but d'être un recours

possible au modèle robuste mais uniquement un modèle alternatif permettant de minimiser l'impact d'un évènement rare sur durant l'exécution des opérations.

1.2.2 Contributions

Le présente étude a pour objectif de développer des modèles de planification court terme permettant de prendre en compte différentes sources d'incertitude de façons proactive et réactive en utilisant des données réelles. En effet, beaucoup de travaux traitent de façon réactive (par réparation des solutions) les sources d'incertitudes conduisant à des délais additionnels mais peu de travaux traitent les incertitudes de façon proactive pour obtenir des solutions en tenant compte sans besoin de réparer les solutions existantes. La définition du type de problème résolu ne peut être restreinte à une grande catégorie de problème du fait des contraintes particulières liées à l'environnement étudié. Cependant, les problèmes hybrides de « Job-Shop Scheduling » sont les plus similaires au problème traité de la façon avec laquelle il est modélisé (interruptions périodiques des activités à chaque fin de quart de travail). En effet, les activités sont ordonnées pour chaque localité de travail et les ressources sont affectées aux différentes activités en fonction du type de ressource requis. Ainsi, la modélisation mathématique d'un tel problème est en elle-même singulière et difficile.

Dans les problèmes traités, les ressources correspondent aux équipements miniers mobiles. L'enjeu est donc de planifier les opérations en tenant compte des équipements seulement sans tenir compte de la main-d'œuvre disponible pour les réaliser. L'hypothèse selon laquelle le nombre d'employés est suffisant pour réaliser les activités planifiées est admise. De plus, du fait du caractère spécifique des tâches à réaliser, l'on pose aussi l'hypothèse selon laquelle l'affectation des employés ayant chacun une spécialité donnée aux équipements sera très simple à réaliser par la suite.

Du fait des nombreuses sources d'incertitudes, l'implémentation d'une méthode robuste de planification basée sur la génération d'un grand nombre de scénarios prend tout son sens, mais constitue une tâche d'autant plus complexe à réaliser. En effet, produire un horaire robuste de travail permet de minimiser l'impact d'un imprévu sur la durée des opérations dans un contexte où les coûts réels et d'opportunité associés aux retards des opérations sont très élevés. De plus, le temps de réaction associé à la réparation des solutions d'une approche réactive est très élevé dans le contexte d'une mine souterraine du fait du grand nombre d'employés et d'équipements travaillant en parallèle et réalisant des activités le plus souvent de courte durée sans interruptions (travail de jour comme de nuit).

La contribution principale de ce projet a pour objectif d'être une approche robuste basée sur deux modèles (stochastique et en ligne) complémentaires pour produire des séquences

ordonnées de tâches robustes aux incertitudes pour chaque ressource disjonctive (ressources constituées d'une seule unité et ne pouvant être séparées). Ces deux modèles devront être mis en place pour la planification des opérations de développement dans un premier temps, puis pour les opérations de développement et de production dans un second temps. En effet, le premier modèle sera basé sur une approche stochastique par scénarios afin de construire un horaire robuste de planification. Le second modèle (en ligne) doit permettre de simuler en temps réel l'utilisation des séquences d'activités fixées pour chaque ressource avec des nouvelles durées des tâches afin d'évaluer la performance des séquences robustes sur de nouveaux jeux de données. Afin d'estimer la performance de ces modèles par rapport à la situation idéale dans laquelle les durées sont présumées connues, un modèle déterministe devra être mis en place (en prenant en compte les activités de développement pour l'un et le développement et la production pour l'autre). Les modèles déterministes sont plus fréquemment utilisés mais sont souvent trop optimistes du fait de la complexité de l'environnement de travail rendant les horaires sous-optimaux.

Ces modèles seront des modèles préemptifs au sein desquels les activités pourront être divisées en plusieurs parties si la durée pour réaliser une activité donnée est supérieure à un quart de travail. Cela permettra d'offrir plus de flexibilité aux modèles développés. Les modèles préemptifs sont très peu abordés en planification minière alors qu'ils correspondent souvent la façon dont sont organisées les horaires de travail des opérateurs. Ils demandent aussi plus de ressources de calcul car ils ont pour effet d'augmenter la taille des problèmes modélisés (nombre de variables et de contraintes). Ainsi, une approche robuste et préemptive permettant d'obtenir rapidement de bonnes solutions serait entièrement adaptée au contexte opérationnel du site étudié et nouvelle. L'objectif est donc de mettre en place deux approches différentes pour modéliser l'aspect préemptif traité afin de comparer leurs performances. La première correspondra à un traitement préalable des divisions des tâches en plusieurs parties avec attribution d'une durée fixée pour chacune des parties. La seconde aura pour objectif de laisser le choix au solveur de diviser une activité ne pouvant être faite au sein d'un quart de travail en plusieurs parties avec des durées choisies par le solveur sous certaines contraintes.

Ces travaux ont pour objectif d'utiliser la programmation par contraintes (PPC), particulièrement efficace pour les problèmes d'ordonnancement, afin de trouver rapidement des bonnes solutions réalisables selon Laborie et al. (2018). Pour les mines souterraines utilisant la méthode d'exploitation en sous-niveaux par forage de longs trous, peu d'articles traitent de la planification minière à court terme dans la littérature et très peu voire aucun travaux n'ont été réalisés sur les méthodes de planification robuste des horaires de travail pour ce type de mine souterraine en l'état actuel de la littérature scientifique.

1.3 Plan du mémoire

Ce chapitre a permis de décrire le contexte dans lequel le mémoire s'inscrit. Au Chapitre 2, un état des lieux de la littérature existante du domaine étudié est détaillé. Ensuite, au Chapitre 3, une étude du contexte minier est menée afin de cadrer les travaux effectués, les opérations prises en compte et les contraintes opérationnelles traitées dans les modèles développés. Les détails liés aux modèles déterministes mis en place, qui constituent les "briques élémentaires" de la partie suivante, seront explicités dans le Chapitre 4. Leurs résultats seront aussi analysés. Ensuite, au Chapitre 5, deux modèles complémentaires permettant d'obtenir un horaire robuste de production et de développement d'une mine souterraine seront explicités avec leurs résultats. Pour finir, au Chapitre 6, des modèles réactifs annexes mais complémentaires aux précédents développés dans leurs utilisations et permettant de traiter les mêmes problèmes d'optimisation seront explicités.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Dans ce chapitre, une revue de la littérature concernant la planification minière à court terme, les méthodes stochastiques, robustes et en temps réel pour les mines souterraines est réalisée. Une introduction au paradigme de la programmation par contraintes ainsi qu'à ses concepts-clés pour les études réalisées sont explicités par la suite.

2.1 La planification minière à moyen et long termes dans les mines souterraines

Les problèmes de planification pour les mines à ciel ouvert ont été largement étudiés dans la littérature et l'est toujours actuellement [51]; [36]; [35]; [1]; [10]; [11] alors que les problèmes de planification pour les mines souterraines le sont significativement moins. De plus, les processus de développement sont souvent planifiés de façon manuelle et peu détaillée, alors qu'il s'agit d'une étape primordiale de l'exploitation d'une mine pour avoir accès efficacement au minerai [13]; [37]; [14] et souvent très coûteuse. De ce fait, la planification des opérations souterraines est souvent sous-optimale en pratique. Dans le présent mémoire, l'accent sera porté uniquement sur la planification à court terme comprenant les processus de développement et de production pour les mines souterraines. Il s'agit alors de s'intéresser aux articles de la littérature associés à la planification minière souterraine qui peuvent être pertinents par rapport aux études du présent mémoire.

2.1.1 La planification minière long terme

Les critères à optimiser par la planification minière long terme peuvent être économiques (valeur actuelle nette (VAN), profit net réalisé, ...) ainsi que techniques (critère de qualité, de quantité ou de déviation par rapport à une valeur cible). L'enjeu majeur est d'implémenter des modèles avec un grand nombre de variables et de contraintes qui se résolvent efficacement [24]; [50]; [39]. En effet, les modèles de planification mettent en oeuvre un grand nombre d'activités reliées par des contraintes opérationnelles complexes, menant à une difficulté significative afin de résoudre ce type de modèle efficacement. Un modèle MIP résolu à l'aide d'une heuristique a été développé par Kuchta et al. (2003) [24] pour planifier la production d'une mine souterraine en utilisant des contraintes de séquençage des véhicules de chargement et de transport du minerai. Topal (2008) [50] ont implémenté de nouveaux algorithmes pour résoudre plus efficacement le modèle et réduire le nombre de variables du modèle en supprimant l'ensemble des contraintes associées à l'affectation des ressources. Plus

tard, Nehring et al. (2010) [39] développent un modèle MIP avec une nouvelle formulation pour le long terme minimisant la VAN qui permet de résoudre de plus grandes instances. En effet, l'accent est porté sur l'efficacité de la résolution pour résoudre de plus grandes instances permettant de considérer un plus grand nombre d'activités afin d'éviter toute forme de myopie durant le processus de planification.

Plus récemment, les auteurs se sont concentrés sur la fidélité des modèles vis-à-vis des sources de variabilités en vigueur et du degré de précision des solutions, concepts qui sont abordés dans les modèles mis en place. De nombreux auteurs se concentrent sur la fidélité des solutions au regard de sources d'incertitudes [15] ; [42] ; [44]. Brickey et al. (2020) [12] ont développé un modèle de PLNE long terme avec un horizon de planification supérieur à dix ans et avec une précision journalière. Des solutions proches de l'optimalité sont trouvées en minimisant la VAN à partir de tonnages de production qui sont visés. De plus, plusieurs approches long terme permettent de prendre en compte des facteurs de variabilité comme les incertitudes liées aux teneurs du minerai [44] ainsi qu'à la géologie du gisement ([15] ; [42]) pour produire des solutions plus pertinentes et profitables pour les sociétés [53].

2.1.2 La planification minière souterraine moyen terme

La planification moyen terme, c'est-à-dire la planification pour laquelle l'horizon peut aller jusqu'à un an, est aussi très étudiée avec le but d'augmenter la fidélité des horaires produites [40] ; [41] ; [37] ; [13] en atteignant les objectifs à long terme et à court terme.

Newnam et al. (2007) [40] a développé un modèle mathématique de planification minière souterraine moyen terme en minimisant la production de métal sur des horizons de temps correspondant à la durée de vie restante de la mine étudiée. L'heuristique basée sur une méthode de décomposition dépendante de la teneur en métaux permet d'obtenir de bonnes solutions réalisables. Le plan moyen terme doit respecter les objectifs à long termes pour atteindre les cibles de production mensuelles et respecter les contraintes opérationnelles de la mine étudiée [41]. Les auteurs utilisent une heuristique basée sur l'agrégation de petits problèmes pour trouver des temps de début raisonnables et améliorer l'efficacité de la résolution tout en minimisant les déviations aux objectifs de production en termes de tonnage de minerai extrait. Une deuxième heuristique permettant l'agrégation des périodes de temps qui accélère la résolution est ensuite implémentée pour trouver efficacement de bonnes solutions [40]. Par la suite, Nancel-Penard et al. (2020) [37] ont développé un modèle de planification à moyen terme résolu grâce à une heuristique basée avec des contraintes de précedence de type « AND/OR » pour minimiser le *makespan*, c'est-à-dire la durée totale, des activités de développement tout en atteignant les objectifs à long termes. Ce modèle est résolu heu-

ristiquement en utilisant trois sous-programmes différents pour obtenir de bonnes solutions réalisables. Dans le présent mémoire, l'on ne tient pas compte des objectifs à long terme étant donné que les données d'entrée sont réalisées de façon à les atteindre. La résolution de grandes instances à moyen et long termes nécessite donc dans la plupart des études réalisées l'utilisation d'une méthode heuristique afin d'obtenir des temps de résolution raisonnables. Dans le présent mémoire, la résolution des modèles se fera de manière exacte du fait des petites et moyennes instances considérées.

2.1.3 La planification minière court terme

La planification court terme porte sur des horizons de planification entre quelques jours et quelques semaines (jusqu'à deux à trois mois). Elle implique de minimiser des objectifs à court terme, comme le « makespan », c'est-à-dire la durée totale des opérations. Les modèles mathématiques développés dans la littérature constituent un sujet relativement rare et ces modèles sont principalement des modèles de PLNE [39] ; [38] ; [45] ; [46] ; [14] ; [47]. Ces derniers sont principalement résolus grâce à des heuristiques (ou méta-heuristiques), comme les algorithmes génétiques [21] qui pourraient être particulièrement intéressants pour les problèmes larges résolus dans le présent mémoire, des heuristiques de décomposition [39] ; [38] ; [49] ; [47] ou des heuristiques constructives [45] ; [46].

Nehring et al. (2010) [39] ont implémenté un modèle MIP de planification à court terme appliqué, comme dans le présent mémoire, à une exploitation en sous-niveaux abattus en minimisant la déviation par rapport aux cibles de production. Nehring et al. (2012) [38] a aussi développé des modèles de PLNE qui intègrent la planification court terme et moyen terme. Les deux modèles sont regroupés au sein d'un modèle global permettant de minimiser la VAN et la déviation par rapport à la teneur cible du minerai pour avoir une meilleure VAN que celle obtenue par les deux modèles résolus séparément.

Plus tard, Schulze et al. (2016) [45] ont proposé un modèle de PLNE appliqué à une mine souterraine de potasse allemande pour résoudre un problème de type HSP (« *hybrid flow-shop scheduling problem* »). Des solutions proches de l'optimalité sont trouvées efficacement grâce à l'utilisation d'une heuristique basée sur des règles de priorités en minimisant le makespan. Cette procédure constructive montre de meilleurs résultats que la résolution exacte sur de larges instances. Dans le présent mémoire, le type de problème traité est très similaire, mais il permet de créer des séquences robustes d'activités à réaliser. Ensuite, Schulze et al. (2017) [46] ont proposé une approche pour effectuer l'allocation des équipes de travail et des équipements pour une séquence d'opérations pré-établie. L'heuristique constructive est étendue à un algorithme générant de multiples alternatives de départ en introduisant de l'in-

certitude dans les priorités de sélection des équipements, des travailleurs et des activités. Par la suite, le problème d'allocation des opérateurs et des équipements à l'échelle du quart de travail (voir Schulze et al. (2017) [46]) est proposé par Seifi et al. (2019) [47] en utilisant une décomposition en deux modèles mathématiques distincts. Un premier modèle lié à un problème de production commence par résoudre un problème d'ordonnancement avec affectation des équipements en utilisant un modèle basé sur un PLNE pour trouver des intervalles de temps pour les opérations en considérant les temps de transition (HSP utilisant une formulation basée sur des séquences d'activités). Le second modèle a pour but d'allouer les opérateurs aux opérations relativement à leurs compétences. Cette approche en deux étapes est résolue en utilisant une heuristique générant de multiples alternatives de départ montre de meilleurs résultats par comparaison aux travaux de Schulze et al. (2017) [46]. Plus tard, Seifi et al. (2019) [47] ont aussi développé un modèle de PLNE pour le même site minier. Ce modèle rassemble les deux modèles développés par Seifi et al. (2019) [47]. Il comprend des variables typiques d'un problème de commis voyageur pour optimiser le temps de résolution dans un contexte de temps de transition et d'installation longs. Campeau et al. (2020) [14] ont aussi développé un modèle de PLNE tenant compte de diverses contraintes opérationnelles (précédences, contraintes de remblaiement et contraintes de roulage notamment) pour résoudre un problème de planification minière à court terme d'une mine au Canada. Ce modèle est testé sur des bases de données réelles pour évaluer la faisabilité à court terme des solutions au regard des objectifs à moyen terme fixés.

La notion de priorité des activités est un sujet encore rarement abordé alors que les compagnies minières se doivent de prioriser certaines tâches à court terme [2] en fonction des besoins en production ou peuvent avoir des objectifs spécifiques [32] dans le cas d'objectifs multiples qui sont plus complexes à implémenter. Le domaine de la planification minière souterraine court terme est aussi challengeant du fait de l'ensemble des incidents et des imprévus pouvant survenir sous terre. Beaucoup d'articles se concentrent sur les problèmes de tournées de véhicules pour optimiser notamment la production à très court terme en résolvant des problèmes de "*dispatching*" pour orienter les itinéraires des véhicules de transport et de chargement. Des modèles comme les modèles Markoviens peuvent être utilisés pour comparer les performances des machines de roulage et de transport du minerai, comme réalisé par [19]. Ces problèmes sont difficiles à résoudre du fait de la complexité du réseau de galeries de roulage. Beaulieu and Gamache (2006) [6] se sont concentrés sur un algorithme d'énumération en utilisant la programmation dynamique (PD) pour optimiser la gestion de la flotte d'équipements d'une mine souterraine en minimisant les temps de déplacement dans un réseau de galeries de roulage avec des routes à une voie bidirectionnelle. Plus récemment, Wahde et al. (2019) [52] se sont concentrés sur un problème de flotte dynamique pour des véhicules

autonomes en résolvant un modèle utilisant un algorithme génétique modifié et un algorithme de plus court chemin comme étape de pré-traitement des variables du modèle. Les problèmes d'expédition de véhicules résolus à partir d'algorithmes de plus courts chemins ont aussi été étudiés par Gamache (2005) [17] pour une flotte d'équipements non-autonomes en utilisant l'algorithme de Dijkstra et par Saayman et al. (2006) [43] en utilisant la programmation dynamique pour maximiser les profits d'une mine de diamants. Dans le présent mémoire, les modèles développées se positionnent plutôt de façon complémentaire aux derniers modèles abordés et n'abordent pas la gestion des véhicules en temps réel. Une revue exhaustive de la littérature de la planification minière souterraine court terme a été réalisée par Paravarzar et al. (2018) [48] et met en évidence le manque de travaux de recherche notamment pour les méthodes d'exploitation en sous-niveaux abbatu par forage de long trous.

2.1.4 La planification minière robuste et en temps réel

Du fait de délais additionnels, de bris de ressources, d'instabilités géotechniques dans les galeries souterraines, un horaire de travail peut devenir très rapidement sous-optimal. Les données additionnelles arrivant au fur et à mesure du déroulement des opérations sont nécessaires pour réorganiser les tâches et réagir rapidement à des incidents. Les méthodes robustes et en temps réel présentées sont motivées par l'impact économique négatif que peuvent avoir des processus sous-optimaux. Bidot et al. (2008) [9] classifient trois types d'approches : les approches proactives permettant de prendre en compte les sources d'incertitudes avant l'exécution pour générer des solutions pertinentes, les approches réactives permettant de générer des solutions qui seront révisées durant l'exécution des opérations si un imprévu survient, et les techniques progressives aboutissant à une résolution locale des opérations (implémentation en ligne ou hors ligne) modifiée sous certaines conditions (intervalle de temps fixe, condition de nouvelle résolution, ...). Les auteurs [9] définissent la robustesse d'une solution en fonction de la différence de qualité entre la solution construite (q_{pred}) et la qualité de l'exécution (q_{exec}). Une solution est ϵ -robuste ($\epsilon \in [0; 1]$) si $(1 - \epsilon) \times q_{pred} \leq q_{exec} \leq (1 + \epsilon) \times q_{pred}$. Comme le font les auteurs [9], ϵ sera aussi utilisé dans le présent mémoire pour comparer les robustesses prédites. La stabilité d'une solution prédite est aussi définie comme la proximité des décisions prises dans l'horaire prédite et le plan effectivement exécuté. Gupta et al. (2016) [18] montrent d'abord que l'optimisation robuste permet à une solution donnée d'être plus stable et moins affectée par des imprévus selon les données utilisées. Dans le cas d'une information imparfaite, la méthode classique est de développer un modèle stochastique pour mieux évaluer les valeurs moyennes des données inconnues pour les futures opérations. En premier lieu, Gupta et al. (2016) [18] mettent en exergue le fait que la réparation des solutions existantes et que les approches en ligne sont deux façons de résoudre le problème lié à l'occurrence

d'évènements imprévus. La notion d'imprévus (et notamment de bris de ressources) est aussi abordée par Bidot et al. (2006) [8]. Les auteurs développent une approche progressive (au sens décrit dans Bidot et al. (2008) [9]) et traitent avec des temps de débuts et de fins des opérations incertains ainsi qu'avec des bris de ressource lorsqu'ils surviennent. Le modèle en ligne développé dans le présent mémoire s'inspire notamment des fondamentaux décrits par les auteurs [8].

La réparation des solutions (ou « *rescheduling* ») correspond à une nouvelle résolution du problème lors d'un évènement imprévu perturbant la solution initiale alors que la planification en ligne est une approche automatique qui considère les nouvelles données entrantes sur les opérations pour prendre des décisions en temps réel et résoudre ainsi le problème lié en prenant en compte les sources d'incertitudes au fur et à mesure de leurs occurrences. Yunfei et al. (2012) [54] traitent des problèmes avec de larges sources d'incertitudes pour des systèmes de production. Ils ont développé une approche MIDO (*Mix Integer Dynamic Optimization*) avec une implémentation en ligne pour résoudre un problème de planification et de contrôle du système de production. Cette approche est adaptée à des sources d'incertitude variées. Les résultats montrent que l'implémentation en ligne du processus de décision aide à optimiser l'objectif de façon pertinente. En termes de planification minière, utilisant les données au fur et à mesure de leurs arrivées, Song et al. (2015) [49] ont proposé un optimiseur d'horaires pour la planification minière court terme et le contrôle des opérations pour la mine d'or Kittilä. Le nombre croissant de données collectées peut être utilisé pour prédire certains évènements. Cependant, il y a toujours peu d'articles concernant la planification minière court terme pour les mines utilisant une méthode d'exploitation en sous niveaux abattus par forage de long trous.

2.1.5 Les problèmes de gestion de projet à contraintes de ressources en planification minière court terme

Pour produire un plan de planification court terme, une façon est d'allouer des types de ressources ayant une certaine capacité (un certain nombre d'unités disponibles) et d'ordonner les activités selon des contraintes temporelles et des capacités pour chaque ressource. Ces travaux sont fortement liés aux problèmes traités dans le présent mémoire et ont beaucoup de similarités avec ces derniers (ordonnancement, allocation de ressources, ...). Les modèles pour résoudre les problèmes de gestion de projet avec contraintes de ressources sont particulièrement adaptés pour les problèmes de planification minière court terme étant donné qu'ils sont définis par des contraintes temporelles et de capacités de ressources. Cependant, un travail supplémentaire est demandé lorsqu'on doit avoir un accès direct aux séquences

de tâche réalisées par chaque ressources. Le modèle RCPSP proactif développé par Lamas et al. (2016) [28] est divisé en deux étapes pour pallier les problèmes occasionnés par des environnements hautement incertains et créer une solution robuste pouvant être réparée. Un plan est créé à partir d'une nouvelle mesure probabiliste de robustesse liée aux durées des activités grâce à un modèle stochastique RCPSP. L'allocation des ressources est réalisée durant la première étape puis est réparée durant la seconde. Lamas et al. (2016) [28] utilisent un modèle utilisant une contrainte probabiliste *chance-constraint* implémentée en réalisant une relaxation des relations de précédences et des contraintes d'allocation des ressources avec un niveau de fidélité donné. Deux approches complémentaires ont été développées par Hooker et al. (2005) [20] pour résoudre un problème de gestion de projet avec contraintes de ressources grâce à une décomposition de Benders. En effet, le problème maître est un modèle de PLNE relaxé et le sous-problème à résoudre est un modèle de PPC. Cette méthode heuristique de décomposition permet d'améliorer l'efficacité de la résolution du modèle développé. Pour résoudre ce type de problème, des méta-heuristiques classiques (Algorithmes génétiques, recherche tabou, ...) fonctionnent mieux avec de petites instances, alors que les heuristiques réalisées à partir de règles de priorités sont plus adaptées aux problèmes de grandes tailles et contenant des objectifs multiples. Les règles de priorités les plus performantes peuvent varier en fonction du type de RCPSP modélisé et des variances liées aux durées des activités [16].

2.2 Programmation par contraintes et modèles de planification minière

2.2.1 Le paradigme de la programmation par contraintes

La programmation par contraintes (PPC) est un paradigme instinctif permettant de modéliser des problèmes d'optimisation combinatoire en combinant des algorithmes de recherche opérationnelle et d'inférences logiques d'intelligence artificielle. Cette méthode exacte est de plus en plus utilisée pour résoudre des problèmes de planification, d'ordonnancement, de transport et de planification de machines autonomes [25] ; [26]. En effet, la PPC a été comparée avec de nombreuses autres méthodes d'optimisation (programmation entière, PLNE, approches hybrides) sur des problèmes variés par Laborie et al. (2018) [26] et a été prouvée comme plus efficace pour les gros problèmes de planification industrielle. L'on utilise plus spécifiquement *CP Optimizer* (CPO) de l'*Optimization Studio* d'IBM qui permet de combiner des variables, des contraintes et des fonctions pour capter la temporalité des problèmes. Dans ces problèmes, les solutions sont souvent présentées sous la forme d'un diagramme de GANTT (Figure 2.1). Les activités sont représentées par des variables d'intervalles et les ressources grâce à des variables d'intervalles optionnelles. Les variables d'intervalles sont définies par des attributs correspondant aux temps de début et de fin de l'activité ainsi que par

une durée. Les variables d'intervalles optionnelles sont représentées par un statut booléen et peuvent être présentes ou absentes de la solution (c'est-à-dire non considérées dans les contraintes du modèle). L'utilisation d'une ressource peut être modélisée par des séquences de variables (séquences non ordonnées). L'utilisation d'une ressource au fil du temps, l'évolution de l'activité d'une ressource ou les contraintes liées à sa disponibilité peuvent, elles, être modélisées grâce à des fonctions par paliers discontinues [25].



FIGURE 2.1 Exemple de diagramme de GANTT pour l'illustration de la planification d'opérations

De manière plus formelle, une variable d'intervalle a correspond à un temps de début s et un temps de fin e , qui sont des nombres entiers tels que $a \in \{[s, e) | s, e \in \mathbf{Z}, e \geq s\}$. De plus, une variable d'intervalle optionnelle b peut être présentée telle que $b \in \{\emptyset\} \cup \{[s, e) | s, e \in \mathbf{Z}, e \geq s\}$. Deux principaux types de problèmes peuvent être résolus en utilisant la PPC : les problèmes de satisfaction de contraintes, où le but est de trouver une solution satisfaisant certaines contraintes et qui sont définies par des variables associées à des domaines de valeurs possibles. Le second type correspond aux problèmes d'optimisation sous contraintes ayant pour but d'optimiser (maximiser ou minimiser) un critère donné (la VAN, le temps total des activités,...) tout en satisfaisant les contraintes du modèle. Les deux types de problème sont NP-difficiles, c'est-à-dire qu'on ne sait pas les résoudre en temps polynomial. Le processus de résolution de la PPC implique d'abord une phase de recherche des solutions réalisée par une stratégie de rétro-inspection dans un arbre de recherche des solutions, puis la propagation des contraintes (par exemple, grâce à des réseaux temporels et logiques et des contraintes de ressources) et le filtrage des domaines des variables. En PPC, les contraintes jouent un rôle

actif en supprimant les valeurs du domaine des variables [5]. La propagation des contraintes a pour but de propager les décisions d’une variable d’intervalle donnée à toutes les autres (plus de détails dans Laborie et al. (2018) [25]). De ce fait, la PPC diffère de la programmation mathématique du fait de l’espace de recherche des solutions, des méthodes d’exploration de l’arbre de recherche et des contraintes globales (agrégations de contraintes élémentaires) qui sont plus efficaces pour filter les domaines des variables et propager les décisions que les contraintes «élémentaires» .

2.2.2 Modèles de planification minière court terme par programmation par contraintes

Peu d’articles liés à la planification minière souterraine court terme dans la littérature utilisent le paradigme de la programmation par contraintes [13]; [3]; [4] permettant d’aborder des points de comparaison pertinents avec les modèles développés dans le présent mémoire. Au sein des modèles planification minière court terme par PPC, les travaux existants ne prennent pas en compte les sources de variabilité et les approches développées sont principalement réactives. Campeau et al. (2018) [13] ont développé un modèle permettant de résoudre un problème de gestion de projet à contraintes de ressources intégrant une planification court et moyen termes. Ce modèle de programmation par contraintes est développé spécifiquement pour une mine dont l’exploitation se fait par sous-niveaux abattus, comme dans le présent mémoire. Les auteurs utilisent, comme dans le présent mémoire, *CP Optimizer* pour résoudre leur modèle. Ce dernier vise à maximiser la VAN et permet de prouver que la PPC surperforme les performances obtenues par un modèle de programmation linéaire et en nombres entiers sur des exemplaires comparables. Une grande variété de tâches de développement et de production sont prises en compte dans le modèle.

Le présent mémoire vise à utiliser le même type d’activités en apportant des subdivisions supplémentaires. Astrand et al. (2020) [4] ont réalisé un modèle de PPC à court terme basé sur un problème de planification de type « *flow shop* » hybride avec des activités interruptibles pour une mine utilisant une méthode d’exploitation en coupe et remblais (« *cut-and-fill* »). Les auteurs ont ajouté des temps de transition entre les tâches réalisées dans des localisations différentes successivement Astrand et al. (2018) [3] pour obtenir des solutions plus pertinentes. En effet, les auteurs mettent en évidence que l’impact lié à l’ajout des temps de transition est très important sur la forme de la solution. Le modèle minimise le makespan au niveau de chaque localisation de travail.

Un second modèle a été implémenté utilisant des fenêtres de sautage compressées permettant aux activités d’être non-interruptibles. La solution est ensuite obtenue par traitement post

résolution pour insérer les fenêtres de sautage. Les résultats sont générés en utilisant plusieurs techniques de recherche locale pour améliorer la solution à partir d'une solution réalisable (*restart* randomisé et LNS). Dans le présent mémoire, les fenêtres de sautage sont considérées.

CHAPITRE 3 CONTEXTE MINIER

3.1 Méthode d'exploitation du minerai

Au sein du cycle de vie d'un site minier, la phase d'exploitation, qui survient après la phase d'exploration du gisement et le développement du site, est critique, car elle constitue l'unique étape permettant de générer des profits et de rendre le projet minier viable économiquement pour l'entreprise qui le développe. De plus, il s'agit de la phase qui implique le plus de dégradations environnementales et de problèmes de sécurité pour les employés. Il est donc nécessaire de structurer et d'organiser de façon optimisée les activités afin d'augmenter la sécurité, réduire l'empreinte environnementale, ainsi que d'optimiser la rentabilité du projet.

3.1.1 Introduction et concepts-clés

Généralités

Les méthodes d'extraction du minerai d'une mine souterraine peuvent être variées et impliquer des opérations ainsi qu'un contexte opérationnel qui diffèrent significativement. La forme, la profondeur, l'épaisseur du gisement ainsi que les caractéristiques géomécaniques des roches hôtes (entourant le gisement) sont des paramètres influençant le choix de la méthode d'extraction permettant au site d'être sécuritaire et profitable. La méthode d'exploitation de la mine étudiée est celle de l'exploitation en sous-niveaux par forage de longs-trous (ou « sub-level long hole stoping »). Il s'agit d'une méthode d'exploitation discontinue basée sur le sautage du minerai imposant des arrêts périodiques et temporaires de l'exploitation. Elle est particulièrement adaptée pour les gisements de formes régulières, fortement inclinés et larges (Figure 3.1). Cette méthode d'exploitation implique que la forme du gisement et sa géologie soient connues. Chaque méthode d'exploitation implique des activités à réaliser dans un ordre spécifique afin d'accéder efficacement au minerai et de minimiser sa dilution lors des forages de longs trous. Cette dernière correspond au fait d'extraire des roches stériles, plus ou moins présentes en fonction de la précision du tir de mine associé, en plus du minerai.

Phase de développement

Les cycles de développement permettent de réaliser des galeries d'accès au minerai, souvent horizontales, ou à des points stratégiques proches du gisement. Une fois ces derniers réalisés, les chantiers à exploiter sont minés verticalement durant le processus de production entre

deux sous niveaux séparés d'environ 25 mètres (Figure 3.1). Les activités de développement et de production sont interrompues durant les fenêtres de minage permettant le sautage des matériaux (stérile ou minéral).

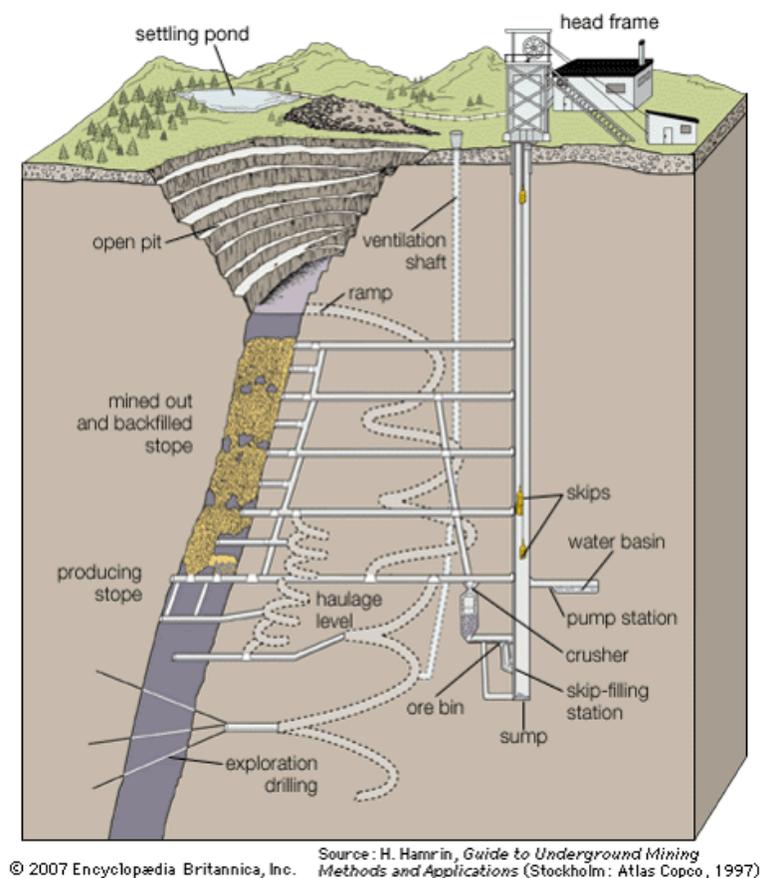


FIGURE 3.1 Illustration d'une mine souterraine utilisant une exploitation en sous-niveau abbatu par forages de longs-trous

Les cycles de développement peuvent notamment permettre la mise en place de galeries souterraines d'accès au gisement (Figure 3.1), de rampes d'accès aux différents niveaux d'extraction et de galeries de roulage. Les activités de développement peuvent être réalisées dans des roches stériles ou du minéral. Optimiser ces opérations constitue une étape primordiale afin d'avoir un accès efficace et rapide au minéral permettant à l'entreprise de dégager des profits. Il est nécessaire de coordonner les nombreux types d'équipements intervenant au sein d'un même cycle de développement avec les activités à réaliser dans les différentes localisations en développement de la mine. En effet, selon le Ministère de l'énergie et des ressources naturelles du Québec [33], [34], le développement représente une portion significative des coûts totaux d'extraction. Cette dernière a été significativement moins étudiée dans la littérature (Campeau and Gamache (2018) [13]; Campeau and Gamache (2020) [14]; Nancel-Penard et al.

(2020) [37]) que la production. De plus, certaines mines souterraines préfèrent séparer plus ou moins significativement dans le temps le développement de la production en séparant les équipements disponibles entre les deux phases. Les activités de développement sont souvent réalisées à l'avance afin d'avoir la possibilité de choisir les chantiers stratégiques à extraire en fonction du contexte économique et de la teneur moyenne en métaux de chaque chantier. De cette façon, il est pertinent de traiter le développement séparément de la production dans un premier temps.

Les cycles de développement correspondent à des séquences d'activités fortement contraintes à réaliser grâce à différents types d'équipements, chaque activité demandant un type d'équipement particulier. Les cycles typiques d'excavation des galeries sont constitués de six à sept tâches consécutives et ordonnées. Plusieurs cycles de développement peuvent être réalisés au niveau d'une localité donnée au sein d'une même semaine d'opérations. Les cycles de développement sont constitués du ramassage du minerai, de l'insertion du support de terrain (boulons, câbles,...), du nettoyage de la face rocheuse qui sera ensuite forée puis chargée en explosifs avant que les roches ne soient abattues. Ces activités de développement utilisent cinq principaux types d'équipements (Tableau 3.1).

Activités	Type d'équipement	Description des ressources
Ramassage des matériaux	Scooptram	Uniquement des chargeuses
Boulonnage	Bolter	Boulonneuses
Nettoyage des faces	Scooptram	Chargeuse spécialisée
Forages horizontaux	Jumbo	Différentes foreuses
Chargement en explosifs	Anfo loader	Différents "Anfo loaders"

TABLEAU 3.1 Table des types d'équipements utilisés pour le développement minier souterrain du site étudié

Le caractère discontinu de l'extraction du fait de la nécessité de miner les matériaux à extraire impose des pauses périodiques dans l'exploitation du site. Durant les activités de sautage des roches, aucun équipement ne peut être actif. Ainsi, des fenêtres de temps doivent être exclusivement réservées au sautage des roches. Cette activité est généralement effectuée entre deux quarts de travail et sert également à l'évacuation des gaz toxiques, ainsi qu'aux rotations des équipes de travail.

Phase de production

Cette méthode d'exploitation requiert une long phase de développement afin d'accéder au minerai, mais elle permet d'extraire de grandes quantités de minerai. L'exploitation du minerai passe par le forage de longs trous entre deux sous-niveaux délimitant un chantier qui

sont ensuite dynamités. Le minerai est ramassé à partir du point de soutirage du sous-niveau inférieur avant d'être remonté en surface. Le gisement est extrait en réalisant des chantiers primaires et secondaires. Les chantiers primaires sont minés puis remblayés avec des matériaux de remblayage (remblais en pâte, rocheux et/ou cimentés) et les chantiers secondaires jouent alors le rôle de piliers pour assurer la stabilité du sous-sol. Ensuite, les chantiers secondaires sont minés lorsque le temps de cure (ou temps de séchage) des chantiers primaires remblayés adjacents a été purgé. Les activités de minage sont réalisées souvent horizontalement durant les phases de développement et verticalement lors des phases de production pour extraire le minerai des chantiers. Les chantiers primaires et secondaires du site étudié correspondent à des chantiers verticaux (quand le gisement est fortement incliné) et longitudinaux (lorsque le gisement est plus faiblement incliné). La séquence d'exploitation des chantiers doit respecter différentes règles pour assurer la stabilité du sous-sol. Elle est plus communément appelée la séquence de minage (Figure 3.2).

4	6	4	6	4
2	5	2	5	2
1	3	1	3	1

FIGURE 3.2 Exemple de séquence de minage : l'exploitation des chantiers (volumes de minerai) est réalisée dans un ordre pré-déterminé pour assurer la stabilité du sous-sol

En détail, la phase de production pour l'extraction d'un chantier primaire ou secondaire débute par le forage d'une fente verticale qui est réalisée pour prévenir l'expansion du volume rocheux liée à sa fragmentation lors du tir de mine. Ce trou circulaire sur la hauteur totale du chantier permet de ne pas affecter significativement les propriétés géomécaniques des roches environnantes lors du sautage. Ensuite, un élargissement du fond de la galerie est réalisé afin de laisser la place nécessaire à la foreuse de long trous pour réaliser le forage du chantier. Ce dernier est alors foré, les explosifs sont ensuite chargés et répartis dans les trous selon le

plan de tir, puis le chantier est dynamité à la fin du quart de travail (Figure 3.3). Pendant le dynamitage des chantiers en fin de quart de travail, la mine est inaccessible du fait de la libération importante d'ammoniaque par les explosions. La période durant laquelle la mine n'est pas disponible pour les opérations est appelée la « fenêtre de sautage ». A la fin de cette fenêtre, des vérifications géomécaniques et la rotation des équipes ont aussi lieu. Plusieurs localisations de travail peuvent être minées en parallèle.

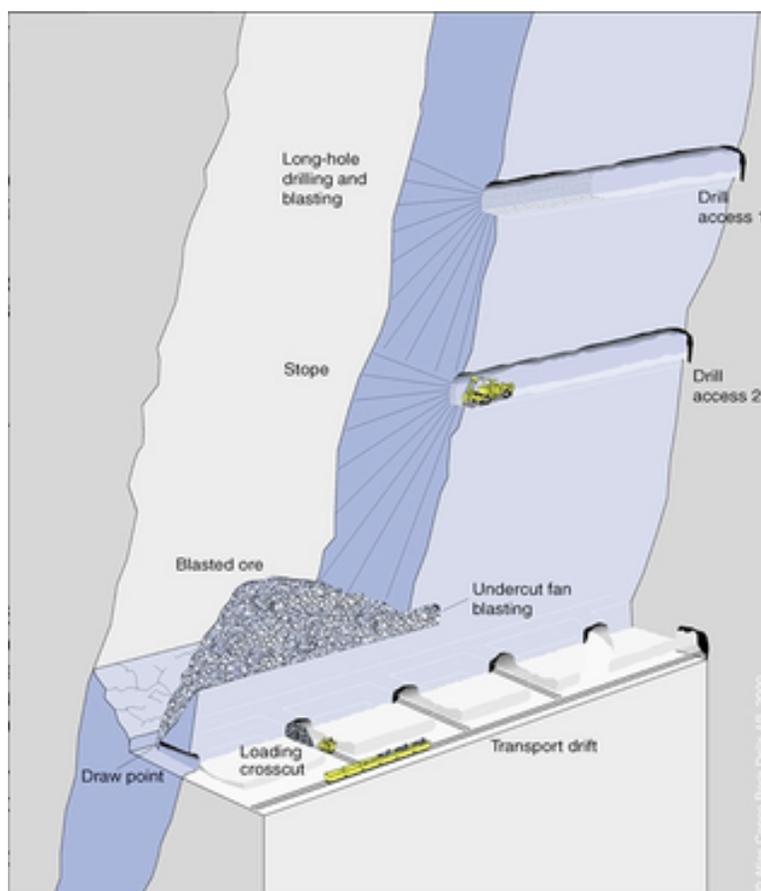


FIGURE 3.3 Illustration d'un chantier exploité par forage de longs trous entre deux sous-niveaux

L'extraction du minerai se fait à partir du sous-niveau inférieur par les points de soutirage (Figure 3.3) à l'aide de chargeuses et d'équipements de transport du minerai (camions) avant de le faire remonter en surface pour qu'il soit traité. Enfin, le chantier est remblayé. Deux types de remblais sont principalement utilisés. D'abord, il y a les remblais rocheux, qui sont déposés dans les chantiers à remblayer à l'aide d'un équipement appelé le *scooptram* et/ou de camions. L'autre approche, les remblais en pâte, consiste à apporter dans le chantier vide une pâte à l'aide de conduites depuis la surface sans utiliser des équipements de transport. Le cycle de production se termine par le câblage des plusieurs points stratégiques pour assurer

la stabilité du chantier lorsqu'il sera remblayé.

3.1.2 Les cycles d'activités de développement et de production : exemple du site d'une mine d'or au Canada

L'entrée dans la mine souterraine se fait par deux portails donnant accès chacun à une rampe permettant d'atteindre les niveaux d'exploitation en profondeur. Cette approche est l'une des deux façons d'avoir accès au gisement, l'autre étant l'utilisation de treuils (ascenseurs).

Phase de développement

Un cycle de développement comprend six activités consécutives à réaliser (voir la partie gauche de la Figure 3.4). Dans beaucoup de situations, plusieurs cycles de développement sont nécessaires afin d'atteindre le minerai, sachant qu'un cycle de développement permet un avancement de la galerie considérée de quatre mètres de longueur en moyenne.

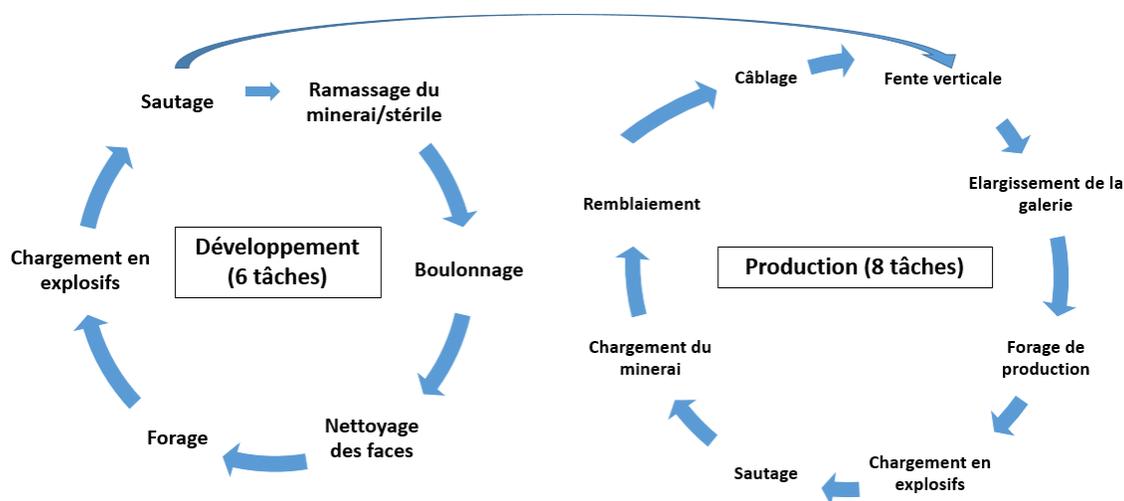


FIGURE 3.4 Suite chronologique des cycles généraux des tâches pour le développement et la production du site étudié

Le développement des galeries implique d'installer le support de terrain pour soutenir géomécaniquement les galeries grâce à une boulonneuse. Le forage est précédé d'une phase de nettoyage des faces réalisée une fois l'installation du support de terrain effectué afin de faciliter l'accès à la foreuse et de nettoyer toute trace éventuelle d'explosifs encore présents (provenant du tir précédent). Cette activité est réalisée par une chargeuse. Ensuite, le forage horizontal du fond de la galerie est effectué grâce à une foreuse de développement (appelée *jumbo*). Enfin, le chargement en explosif est réalisé (grâce à un équipement appelé *anfo*

loader), puis les matériaux sont abattus en fin de quart permettant un avancement de la galerie d'environ quatre mètres. Après le dernier boulonnage du plafond du fond de la galerie, les tâches de production peuvent débuter. Les tâches de câblage (autre type de support de terrain) peuvent être réalisées en parallèle des cycles de développement sans les contraindre significativement.

Phase de production

La méthode d'exploitation en sous-niveaux abattus par forages de longs-trous débute par un trou vertical (appelé « *slot raise* ») est réalisé par un équipement particulier au site que l'on appelle la « *rhino* ». Il s'agit d'une machine de type agricole sur laquelle a été fixé un « *raise borer* » qui est une machine utilisée pour réaliser des trous verticaux entre deux niveaux avant l'exploitation d'un chantier sans avoir recours à des explosifs et permettant de générer un espace pour pallier l'expansion du minerai lorsque le chantier sera miné. Ensuite, l'élargissement du fond de la galerie supérieure du chantier est réalisé par une foreuse de production afin de permettre à la foreuse de production de réaliser les forages de longs-trous dans de bonnes conditions (place nécessaire, facilité de réalisation des longs-trous). Cette activité a été simplifiée pour limiter sa complexité (et du fait de sa très courte durée). Par la suite, le forage de longs trous est effectué grâce à une foreuse de production entre deux sous-niveaux (environ 25 mètres de hauteur) de façon à minimiser la dilution du minerai. Une fois les forages de longs trous réalisés, le chargement en explosif est réalisé, puis le chantier est miné à la fin du quart de travail. Ensuite, le minerai est ramassé au niveau des points de soutirage du niveau sous-jacent et remonté en surface ou placé dans des zones de stockage temporaires sous terre. Le chantier vide est ensuite remblayé afin de maintenir la stabilité des roches aux alentours. Les deux types de remblais utilisés sont les remblais rocheux (réalisé par un chargeuse et des camions) et les remblais en pâte réalisés en trois phases. D'abord, le PTF (*paste tight fill*, ou barricade en remblais) a pour but de former un « bouchon » afin de délimiter physiquement le volume à remblayer. Ce dernier est réalisé par un scooptram et précède la première phase de remblayage. Cette dernière, aussi appelée la prise (ou « *paste plug* ») demande un temps de cure de 48 heures avant de pouvoir déposer la masse (ou « *paste mass* ») du remblai. Cette phase est effectuée en deux parties pour des raisons géomécaniques, afin que le PTF puisse supporter les volumes de roches qui font pression sur lui. Des tâches liées à la surveillance des chantiers sont aussi réalisées en parallèle des activités sans affecter ni contraindre les activités de production. Les remblais en pâte ne peuvent pas être utilisés dans tous les chantiers exploités, car certains sont trop éloignés géographiquement de l'usine de traitement en surface (limitations au niveau de la puissance de la pompe). Dans ce cas, des remblais rocheux cimentés sont réalisés. Ainsi, il

sera considéré, pour simplifier les modèles développés, que ce dernier type de remblais sera considéré comme des remblais en pâte, car la machines utilisées pour ce type de remblais ne sont pas prises en compte dans les ressources disponibles. Ainsi, la réalisabilité des solution ne peut être remise en question. Dans les données d'entrée simulées, seuls des remblais en pâte sont simulés. De futures études permettront de prendre en compte les trois types de remblais énoncés ci-dessus. Enfin, la réalisation du câblage (Figure 3.4) au niveau de plusieurs zones stratégiques délimitant le chantier afin d'assurer la stabilité des roches environnantes est effectuée. Cette étape est réalisée par une câbleuse (de type *jumbo*) ou des opérateurs (à l'aide d'une plateforme élévatrice).

3.2 L'environnement souterrain : un environnement incertain et fortement contraint

Cette notion d'environnement incertain est nécessaire à la compréhension des raisons menant à l'implémentation de modèles robustes permettant d'obtenir des résultats tenant compte de plusieurs éventualités possibles (ou scénarios) lorsque les paramètres des activités à réaliser ne sont pas connus à l'avance.

3.2.1 Un environnement incertain

L'environnement souterrain peut être qualifié d'incertain dû à plusieurs facteurs de variabilité des opérations. En premier lieu, les équipements (ressources des modèles implémentés) peuvent avoir une efficacité variable en fonction de leur état général et de leur utilisation (automatisée, semi-automatisée, voire non automatisée). Les opérateurs les utilisant peuvent aussi être plus ou moins performants en fonction de leur expérience, en fonction de l'homogénéité et de la taille des matériaux ramassés ou manipulés contrairement aux objets homogènes manipulés dans d'autres industries (comme l'industrie manufacturière, par exemple). Les ressources peuvent aussi subir des bris mécaniques (mineurs ou majeurs) ajoutant un délai supplémentaire à la réalisation de la tâche courante. Des problèmes externes aux ressources peuvent aussi survenir (zone instable ne pouvant être traversée dans la mine et amenant les équipements à devoir faire des détours pour se rendre à leur prochaine activité. De ce fait, les activités ont des durées qui sont entièrement dépendante du déroulement des opérations précédentes, ainsi que des imprévus pouvant survenir. La complexité du problème résolu résulte donc de l'agrégation de facteurs de variabilités interdépendants et non prédictibles précisément à l'avance.

3.2.2 Des cycles discontinus d'exploitation

Lorsque le ramassage du minerai et des roches stériles ne sont pas réalisés en continu, la méthode d'exploitation est dite discontinue. Ce type de méthode fait intervenir des tirs de mine afin de libérer le minerai avec une granulométrie adéquate pour son transport. Les tirs de mines (ou sautages des roches) impliquent régulièrement des pauses dans le déroulement des opérations contraignant les équipements et les opérateurs à stopper leurs activités durant une période de temps qui peut varier. En effet, les sautages libèrent des gaz nocifs devant être évacués par les systèmes de ventilation souterraine et des vérifications géotechniques doivent être réalisées après chaque tir. Ces dernières ont une durée variable en fonction de la géologie, de l'efficacité du système de ventilation, ainsi que de la localité géographique du tir. De plus, plusieurs tirs peuvent avoir lieu de façon synchronisée, ce qui peut avoir un effet sur la durée des fenêtres de sautage durant lesquelles les opérateurs ne peuvent travailler sur tout ou une partie de la mine. Cette fenêtre de sautage est généralement placée en fin de quart de travail et a lieu à la fin de chaque quart de travail, voire une seule fois par jour ou tous les deux jours, facilitant la rotation des équipes de travail. L'organisation d'un quart de travail est donc divisée entre les opérations en majeure partie et l'arrêt des opérations lors des tirs de mine ou pour la rotation des équipes.

3.2.3 Les contraintes de l'environnement minier souterrain

En premier lieu, les longueurs des galeries des mines souterraines peuvent souvent atteindre plusieurs kilomètres de long et rendre l'accessibilité des équipements restreinte et faible. De plus, les contraintes de flux liés à la nécessité de parcourir de longues distances pour beaucoup d'équipements sont aussi importantes (mais ne seront pas traitées dans ce mémoire) et sont souvent traitées dans le processus de planification d'une mine à plus courte échelle par la résolution de problème d'itinéraires de véhicules (connu en anglais sous le terme "*dispatching*"). En effet, les contraintes spécifiques à l'approche développée (c'est-à-dire qui ne sont pas des contraintes opérationnelles) ne seront pas appliquées aux véhicules de chargement du minerai (camions). Durant les phases de développement d'une galerie d'accès au gisement, au plus un équipement peut être présent à tout instant dans une même localisation donnée. C'est aussi le cas pour une grande partie des tâches comprises au sein des cycles d'exploitation des chantiers primaires et secondaires. Seules les tâches de ramassage des chantiers de production peuvent être réalisées en parallèle.

Les tirs explosifs libèrent des gaz nocifs ne pouvant être respirés par les opérateurs, les poussant à stopper les opérations durant environ deux heures chaque jour (ou à la fin de chaque quart de travail, en fonction des sites). Toutefois, les remblais en pâte peuvent avoir

lieu en parallèle des tirs de mine (puisque'ils sont acheminés par des conduites) alors que toutes les autres tâches doivent être interrompues.

L'environnement souterrain étant souvent constitué de longues galeries qui ne peuvent s'emprunter avec de grandes vitesses, les temps de transition des équipements sont longs entre les lieux de travail et peuvent aller jusqu'à plusieurs dizaines de minutes (voire plusieurs heures). Ces durées peuvent varier en fonction du trafic souterrain et des conditions des chemins empruntés. De plus, les équipements tels que les foreuses de développement (jumbo) et de production demandent des temps de transition plus élevés que les autres types d'équipements. Enfin, les galeries de roulage étant souvent unidirectionnelles, des délais causés par les effets du trafic sous terre.

CHAPITRE 4 MODÈLES DÉTERMINISTES DE PLANIFICATION MINIÈRE SOUTERRAINE À COURT TERME

4.1 Méthodologies

4.1.1 Contexte, objectifs et problème à résoudre

L'objectif de la planification minière à court terme est de produire des horaires de production et de développement répondant à l'ensemble des contraintes opérationnelles afin d'obtenir des horaires pertinents et permettant d'atteindre les objectifs technico-économiques fixés à moyen terme. L'objectif principal des modèles déterministes présentés dans cette partie est de fournir une base de travail pour les approches présentées dans la suite (Chapitre 5, Chapitre 6) qui tiennent compte de facteurs de variabilité. Les résultats collectés par ces modèles servent aussi de référence pour quantifier les performances des modèles des parties suivantes, bien que souvent trop optimistes. Les trois modèles déterministes présentés ci-dessous sont basés sur les contraintes opérationnelles de la mine souterraine étudiée (Méliadine, Nunavut). Les durées moyenne de certaines activités de production sont estimées du fait du manque de données disponibles (chargement en explosifs des longs trous, ...).

Le premier modèle (Modèle 1) correspond à la planification des opérations de développement sur un horizon de temps d'une semaine. Ce modèle est fortement inspiré d'un modèle existant [31]. Une nouvelle formulation (Modèle 2) est aussi mise en place pour le modèle concernant les opérations de développement uniquement. En effet, le premier modèle (Modèle 1) ne permet pas aux activités d'être réalisées durant plusieurs quarts de travail consécutifs. La méthode utilisée pour le modéliser est une compression des fenêtres de sautage (affectation d'une durée nulle pour les tâches de sautage) permettant aux activités n'ayant pas pour prédécesseur une tâche de sautage de se poursuivre durant le quart de travail suivant pour être terminée (Figure 4.1). Cela permet de donner plus de flexibilité au modèle pour la recherche des solutions. Cette méthodologie de modélisation a aussi été utilisée par Astrand et al. (2020) [4] pour réduire la taille du modèle de planification minière implémenté et rendre plus efficace sa résolution. Les fenêtres de sautage sont ensuite restaurées par traitement des solutions post-résolution. En pratique, les opérations minières peuvent être interrompues durant un quart de travail donné puis reprises au quart de travail suivant. Cette formulation est donc réalisable en pratique. Il s'agit ensuite donc de comparer les performances des deux modèles (1 et 2) afin de statuer sur un modèle qu'il sera préférable d'utiliser comme référence pour les modèles du Chapitre 5 pour le développement. Le troisième modèle (Modèle 3)

comprend des opérations de production et de développement (Modèle 3) sur un horizon de temps d'un mois. Ce modèle est plus contraint que les deux précédents du fait que les contraintes liées aux opérations de production décrites dans le Chapitre 3 sont nombreuses et de nature variée (délais, synchronisation de ressources travaillant en parallèle ou affectation de plusieurs ressources à une même activité).

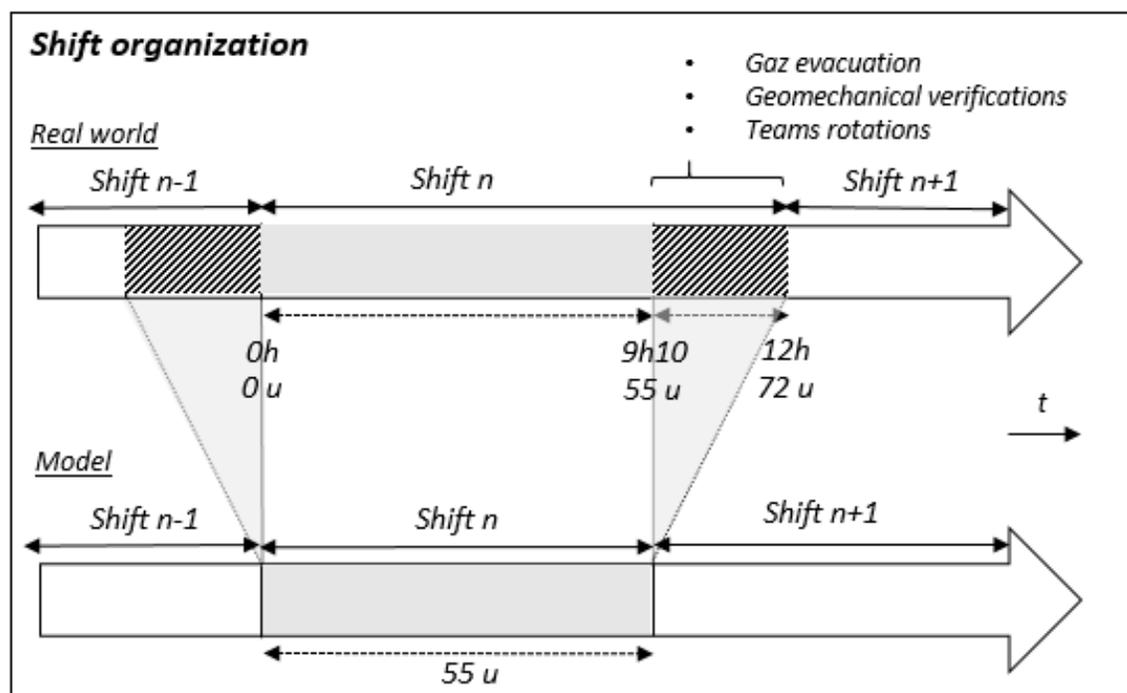


FIGURE 4.1 Schéma représentant la modélisation d'un quart de travail avec des fenêtres de sautage compressées

Durant ces fenêtres de sautage, les sautages, des vérifications géomécaniques, la rotation des équipes et l'évacuation des gaz toxiques sont réalisés. Au sein des modèles, une unité de temps correspond à 10 minutes dans la réalité. Les fenêtres de sautage sont réduites à une durée nulle.

Ces modèles de PPC ont pour but de pouvoir être résolus efficacement à l'optimalité ou, dans le cas contraire, d'obtenir de très bonnes solutions réalisables rapidement. Les durées des opérations sont présumées connues dans le modèle concernant les opérations de développement. Dans le second modèle incluant des activités de production, les durées des opérations sont échantillonnées grâce à des distributions statistiques réalisées à partir de données réelles du site en partie. En effet, une distribution statistique cumulative est associée à chaque type de tâches de développement minier et de production. Si la durée échantillonnée d'une tâche est supérieure à la durée d'un quart de travail, cette tâche est divisée en plusieurs parties de

façon à ce que chaque activité dans cette situation puisse être réalisée sur plusieurs quarts de travail consécutifs. Le modèle déterministe pour la production et le développement est, de ce fait, dit préemptif.

4.1.2 Données d'entrée

Les données d'entrée des modèles déterministes sont composées de trois fichiers (Tableau 4.1). Les données liées aux activités, aux localisations ainsi qu'aux équipements représentent les données minimum requises pour le fonctionnement des modèles (voir Annexes C, D et E). Le troisième modèle déterministe présenté utilise un processus d'échantillonnage des durées des tâches selon les données réelles historiques (sous forme de distributions cumulatives). Ces dernières sont fournies comme données d'entrée supplémentaires.

Nom du jeux de données	Applicabilité	Informations contenues
Activités	Modèles 1 et 2, Modèle 3	Nom, type, durée, localisation, priorité
Equipements	Modèles 1 et 2, Modèle 3	Nom, type, localisation initiale
Localisations	Modèles 1 et 2, Modèle 3	Nom, distances de transition
Distributions	Modèle 3	Détails de la distribution discrète

TABLEAU 4.1 Types et caractéristiques des données d'entrée fournies aux modèles déterministes 1,2 et 3

Des informations sur les tâches à réaliser, sur les équipements ainsi que sur les localisations de travail sont nécessaires au modèle pour résoudre le problème. Chaque fichier ".csv" (voir ANNEXE) peut être facilement généré et lu. Les modèles 1 et 2 visent à planifier les opérations correspondant à une semaine d'activités de développement souterrain en utilisant des données d'entrée réelles provenant du site (empiriques) et le troisième utilise des données d'entrée simulées sur les activités de développement et de production (Tableau 4.2). Les ressources utilisées et les localisations de travail sont fidèles au site étudié.

Modèle considéré	Nombre de tâches	Nombre d'équipements	Nombre de localisations
Modèles 1 et 2	291	15	18
Modèle 3	554	62	18

TABLEAU 4.2 Caractéristiques principales des deux jeux de données d'activités utilisés

Deux jeux de données sont produits, l'un pour le développement (appliqué aux modèles 1 et 2), l'autre pour la production et le développement (appliqué au modèle 3) en utilisant les cycles de tâches comme vus dans le chapitre précédent (Figure 3.4). Ce dernier est simulé et les résultats obtenus ne peuvent, par conséquent, être comparés avec des opérations réelles.

Le jeu de données pour le développement prend en compte le développement de 18 points de soutirage du minerai. La base de données pour le développement et la production prend en compte le développement de 18 points de soutirage suivi de l'exploitation des 18 chantiers associés. Ces jeux de données sont de petite taille (en termes de nombre de tâches). En effet, ils contiennent tous deux moins de 1000 activités à planifier. Le nombre d'équipements considérés est significativement différent entre les deux modèles, car la phase de production demande un grand nombre d'équipements spécialisés. Le nombre de ressources (c'est-à-dire d'équipements) de chaque type est fidèle à la situation actuelle du site minier étudié (Tableau 4.3). Le Tableau 4.3 donne les détails des flottes d'équipements considérées pour chaque modèle. Les deux dernières lignes du Tableau 4.3 correspondent à des ressources artificielles ajoutées afin de modéliser le problème plus simplement et ajouter des contraintes spécifiques aux activités concernées, notamment pour le processus de remblaiement.

Nom du type d'équipement	Nombre : Modèles 1 et 2	Nombre : Modèle 3
<i>Scooptram</i>	2	15
<i>Bolter</i>	6	9
<i>Scooptram Cleanface</i>	1	1
<i>Jumbo</i>	3	4
<i>Anfo loader</i>	3	3
<i>Rhino</i>	0	1
<i>Drill</i>	0	4
<i>Truck</i>	0	14
<i>Cable</i>	0	11
<i>None</i>	1	1
<i>Backfill</i>	0	1

TABLEAU 4.3 Table représentant les caractéristiques de la flotte disponible pour les trois modèles déterministes.

Dans les modèles 1 et 2, les durées sont déterministes et fixées au préalable. Dans le modèle 3, les durées des opérations sont échantillonnées dans des distributions cumulatives basées sur des données réelles (Figure 4.2) ou dans des distributions triangulaires symétriques lorsque les données ne sont pas disponibles (amplitudes de 10 unités de temps).

Ces durées (Figure 4.2) incluent l'activité, les bris potentiels, les temps de transition ainsi que les pauses et sont arrondies à l'heure supérieure par les superviseurs. Ainsi, on retranche un dixième de la longueur de la tâche (conservateur) lors de l'échantillonnage pour éliminer les temps de transition et l'arrondi réalisé. "Backfill Mass" et "Backfill Plug" correspondent respectivement aux deuxième et troisième étapes du remblaiement des chantiers planifiés. "Drill" correspond aux activités de forage de production alors que la légende "Jumbo" fait

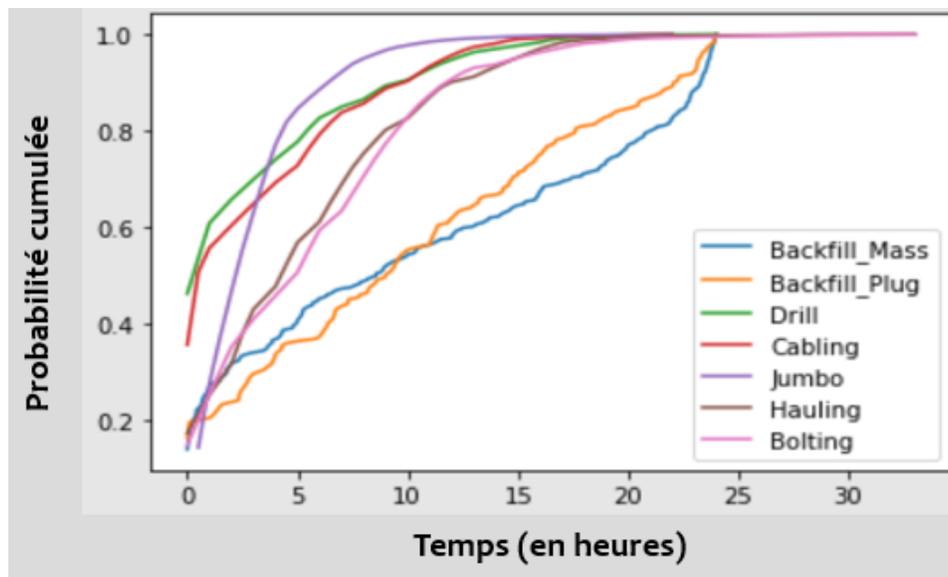


FIGURE 4.2 Distributions statistiques des durées (en heures) obtenues à partir des données réelles

référence aux activités de forage pour le développement. Le fait que la valeur zéro soit prise en compte dans certaine distribution est lié au fait que les opérations concernées peuvent avoir une durée inférieure à une heure.

4.2 Modèles d'optimisation

Les trois modèles déterministes de programmation par contraintes sont présentés ci-dessous et les formulations empruntées correspondent à celles à utiliser avec la librairie CP Optimizer (contenant un solver) qui permet de modéliser et de résoudre des modèles de programmation par contraintes.

4.2.1 Modèles déterministes pour le développement

Paramètres et variables de décision

Les paramètres et les divers ensembles sont construits à partir des données d'entrée (Tableau 4.4). Ils concernent les activités, les équipements et les localisations qui interviennent au sein du jeu de données.

Les variables utilisées correspondent à des variables d'intervalles (optionnelles ou non) et à des séquences non ordonnées de variables d'intervalles (Tableau 4.5). Une variable d'intervalle, comme mentionnée dans le Chapitre 2, est caractérisée par un début, une fin et une durée. Des

Ensembles	Description
I	Ensemble des activités
J	Ensemble des équipements réels
J_{t_i}	Ensemble des ressources du type requis par la tâche i
L	Ensemble des localisations de travail
I_l	Ensemble des activités dans la localisation l
B	Ensemble des activités de sautage
P	Ensemble des indices de priorité
Paramètres	Description
D	Matrice des distances de transition entre les localités
T	Matrice des temps de transition entre les localités ($4,2 \text{ km.h}^{-1}$ plus 10 minutes installation/désinstallation) où $T_{ij} = \frac{D_{ij}}{700+1}, \forall i, j \in [1 : L], i \neq j$.
l_i	Localisation de la tâche i
p_i	Prédécesseur de la tâche i
t_i	Type de ressource requis par la tâche i
d_i	Durée de la tâche i
d	Durée des opérations d'un quart de travail (<i>blast window</i> exclue). Ce paramètre est égal à 55 unités de temps.
l_0^j	Localisation initiale de l'équipement j
s	Durée entière (72 unités de temps) d'un quart de travail
q_i	Indice de priorité pour la tâche i
b	<i>Step function</i> correspondant autorisant les sautages seulement durant les fenêtres de sautage
a	<i>Step function</i> donnant les période de réalisation des opérations minières utilisant des ressources

TABLEAU 4.4 Ensembles et paramètres des modèles 1 et 2

attributs supplémentaires (par exemple l'intensité) peuvent être ajoutés, mais ces derniers ne sont pas considérés dans le présent mémoire. Les variables d'intervalles représentent les tâches à ordonner alors que les variables d'intervalles optionnelles correspondent aux ressources candidates pour la réalisation d'une tâche donnée. Ces dernières permettent donc de résoudre le problème d'affectation des ressources. Enfin, les durées des activités ne dépassant pas la durée d'un quart de travail, ce modèle est non préemptif.

Les séquences de variables d'intervalles permettent, entre autres, de contraindre plus efficacement les variables du modèle grâce à l'utilisation de contraintes globales. Les variables d'intervalles optionnelles peuvent être présentes ou absentes de la solution [25]. Ainsi, lorsqu'elles sont absentes, ces dernières ne sont pas prises en compte dans les contraintes, ni dans la solution du modèle.

Variables	Description	Application
X_i	Variable d'intervalle représentant la tâche i	$\forall i \in I$
Y_i^j	Variable d'intervalle optionnelle pour la tâche i réalisée par la ressource j	$\forall i \in I, \forall j \in J_{t_i}$
S_j	Séquence d'activités (variables d'intervalles optionnelles) utilisant la ressource j	$\forall j \in J_t$
E_l	Séquence de variables d'intervalles réalisée dans la localisation l	$\forall l \in L$

TABLEAU 4.5 Variables de décision des modèles 1 et 2

Fonction-objectif

La fonction-objectif vise à minimiser ou maximiser un ou des objectifs regroupés en un indicateur unique ou non afin d'optimiser la solution du problème posé. La planification minière à court terme vise souvent à minimiser le temps des opérations tout en répondant à de multiples objectifs à moyen et long termes qui sont, pour ces derniers, considérés lors du choix des tâches à planifier par le modèle.

Les deux objectifs testés correspondent au *makespan* global

$$Obj_1 = \min \left\{ \max[EndOf(X_i) | i \in I] \right\}, \quad (4.1)$$

c'est-à-dire la durée globale des opérations, et aux *makespans* par ordre de priorité des opérations (indice allant de 1 à 6, par ordre croissant de priorité)

$$Obj_2 = \min \left\{ \left[\max[EndOf(X_i | q_i = p) | \forall i \in I] \forall p \in P \right] \right\}. \quad (4.2)$$

En effet, chacune des tâches étant rattachée à un paramètre définissant sa priorité, il est possible de prioriser le *makespan* des tâches de plus grande priorité. Dans ce dernier cas, il s'agit de minimiser six *makespans* (6 sous-objectifs) par ordre lexicographique de priorité au sein de la fonction-objectif du modèle.

Modèle 1 : Contraintes

Deux types de contraintes sont développés au sein des modèles mis en place : (1) les contraintes globales permettant d'agrèger un grand nombre de contraintes dites simples ou élémentaires et pouvant être vues comme des conjonctions de contraintes ; (2) les contraintes élémentaires permettant de lier une ou plusieurs variables d'intervalles grâce à une expression (égalité ou inégalité). La phase de développement met en œuvre l'ensemble des cycles de développement

des galeries grâce à six principaux types de tâches soumises aux contraintes ci-dessous.

L'affectation des ressources aux activités 4.3 consiste à choisir une variable d'intervalle optionnelle, définie par un temps de début, de fin et une durée, à synchroniser avec une variable d'intervalle de durée connue. Dans cette dernière situation, chaque variable d'intervalle optionnelle correspond à un équipement potentiel et éligible (du type de ressource correspondant au besoin de l'activité) pour réaliser la tâche considérée. La variable d'intervalle optionnelle choisie pour chacune des tâches aura donc une longueur égale à celle de la variable d'intervalle (c'est-à-dire de la tâche) à laquelle elle se synchronise.

$$\textit{Alternative}(X_i, Y_i^j \mid j \in J_{t_i}), \forall i \in I \quad (4.3)$$

$$\textit{EndBeforeStart}(X_{p_i}, X_i), \forall i \in I \quad (4.4)$$

Les contraintes de précédences 4.4 sont imposées entre deux tâches successives d'un cycle de développement ainsi qu'entre deux cycles successifs se déroulant au niveau d'une même localisation de travail ou entre deux cycles ayant des localisations de travail différentes, mais étant contraintes opérationnellement.

Lorsqu'une activité a un prédécesseur, l'inégalité 4.5 doit être vérifiée. La combinaison des contraintes de précédence (4.4) et des contraintes de non-chevauchement permettent de résoudre l'inégalité suivante (explicitée pour une meilleure compréhension).

$$e(X_{p_i}) + T_{l_{p_i}, l_i} \leq s(X_i), \forall i \in I \quad (4.5)$$

où e et s représentent les attributs correspondant respectivement aux temps de fin et de début d'une tâche donnée. Cependant, lorsqu'une activité n'a aucun prédécesseur, l'inégalité 4.6 est vérifiée pour une ressource donnée.

$$T_{l_0, l_i} \leq s(X_i), \forall i \in I, \forall j \in E \quad (4.6)$$

Les contraintes de non-chevauchement (contraintes 4.7 et 4.8) autorisent une ressource donnée à n'être affectée qu'à une tâche simultanément (4.7) ainsi qu'à une localisation de n'être occupée que par la réalisation d'une tâche en tout temps (4.8). Les contraintes de non-chevauchement 4.7 des activités réalisées par une ressource donnée sont imposées aux séquences de variables d'intervalles optionnelles. Une séquence de variables d'intervalles optionnelles donnée correspond donc à l'ensemble des activités pouvant être réalisées par une

ressource donnée. Ces dernières tiennent aussi compte d'une matrice des temps de transition afin de prendre en compte les temps de transition de chacune des ressources pour se déplacer d'une localisation de travail à une autre. Les temps de transition sont obtenus à partir d'une matrice des distances entre les localisations de travail (entre les points de soutirage dont le développement est à planifier dans le présent modèle). La construction de la matrice des temps de transition prend aussi en compte la vitesse moyenne des ressources sous terre ainsi que les temps moyens d'installation et de désinstallation. Ces derniers permettent notamment d'estimer de façon plutôt conservatrice les durées de transition d'une ressource donnée d'une localisation à une autre.

$$NoOverlap(S_j, T), \forall j \in J, \forall l \in L \quad (4.7)$$

$$NoOverlap(E_l), \forall l \in L \quad (4.8)$$

Les fenêtres de sautage, correspondant au temps nécessaire pour l'évacuation des gaz, la rotation des équipes de travail et les vérifications géomécaniques, sont des fenêtres de temps d'environ trois heures (17 unités de temps, i.e. 2h50). Durant cette période de temps, seuls les sautages peuvent avoir lieu (contraintes 4.9).

$$ForbidExtent(X_i, b), \forall i \in B \quad (4.9)$$

$$ForbidExtent(X_i, a), \forall i \in I \quad (4.10)$$

Cette durée est fixée et ne varie pas en fonction du quart considéré. Il s'agit d'une valeur assez conservatrice par rapport aux opérations réelles. Pour modéliser ce comportement, une fonction par paliers a été modélisée afin d'autoriser les activités de sautage à n'avoir lieu que durant les fenêtres de sautage. Cette fonction s'exprime ainsi :

$$b(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in [k \times L_s, k \times L_s + 1], k \in \mathbf{N}^* \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.11)$$

De la même façon, une fonction par paliers a été réalisée pour les fenêtres de temps autorisant les activités à être réalisées. L'implémentation de la contrainte (4.9) permet d'interdire le domaine de toute variable d'intervalle correspondant à une tâche de sautage à chevaucher la période de temps consacrée aux opérations, et inversement pour la contrainte (4.10) avec la période de temps consacrée aux sautages pour les activités qui ne sont pas des sautages.

$$a(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } t \in [k \times L_s, k \times L_s + 1], \quad k \in \mathbf{N}^* \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.12)$$

Modèle 2 : Contraintes de la nouvelle formulation

Le modèle 2 vise à modéliser le problème de sorte que les fenêtres de sautage soient compressées afin d'autoriser une tâche donnée à pouvoir être réalisée à cheval sur deux quarts de travail successifs. Les fenêtres de sautage sont ensuite ajoutées par post-traitement de façon à ce que les activités réalisées sur deux quarts de travail consécutifs soient divisées dans la solution finale (voir Figure 4.3). Les paramètres et variables utilisées par cette formulation sont similaires à celles utilisées pour le modèle 1.

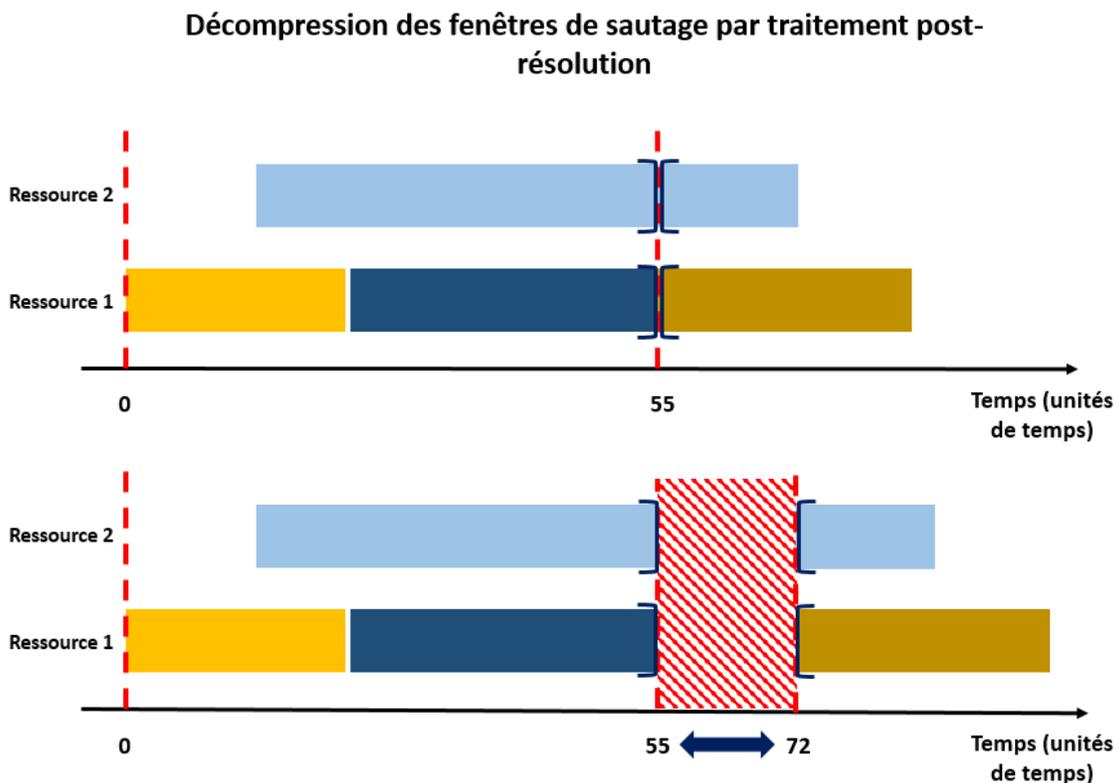


FIGURE 4.3 Illustration du processus de compression des fenêtres de sautage dans le modèle permettant aux activités d'être non-interruptibles dans le modèle

Les rectangles de couleur (voir Figure 4.3) représentent des activités réalisées par les ressources 1 et 2 indiquées à gauche de la figure. Cette illustration montre le processus de post-traitement des solutions une fois la résolution terminée pour inclure les fenêtres de sau-

tage dans la solution finale (entre la 55^{ième} et la 72^{ième}) unité de temps de chaque quart de travail.

Les contraintes de précédence 4.4, d'affectation des ressources 4.3 et de non-chevauchement des activités (contraintes 4.7 et 4.8) sont aussi identiques à celles développées dans le modèle 1. La contrainte (13) appliquée aux activités de sautage permet de fixer le début (et la fin, car ce sont des activités de longueur nulle) de la tâche à une unité de temps correspondant à l'unité de temps 0 modulo s séparant deux quarts de travail successifs. Le signe % fait référence au reste de la division entre les membres de gauche et de droite. Ainsi, les contraintes 4.9 et 4.10 sont remplacées par la contrainte 4.13.

$$StartOf(X_i) \% s = 0; \forall i \in B \quad (4.13)$$

4.2.2 Modèle déterministe préemptif pour le développement et la production

Le modèle 3 déterministe pour la production est un modèle préemptif dans lequel les activités à réaliser peuvent avoir des durées dépassant la longueur d'un quart de travail. Il s'agit donc d'implémenter un algorithme permettant d'échantillonner les durées des activités puis de les diviser en parties si nécessaire. Ces données sont renseignées au modèle dans les paramètres. Or, le modèle conserve le choix d'utiliser ou non une partie donnée et a pour fonction le choix de la durée de chaque partie de façon à respecter la durée totale échantillonnée de la tâche.

Paramètres et variables de décision

Les paramètres de ce modèle sont constitués des paramètres contenus dans le Tableau 4.6. Le choix du nombre de parties possibles à réaliser pour une tâche de durée donnée correspond au nombre de parties défini par l'expression 4.14 et peut-être décrit comme la division entre la durée de la tâche et un paramètre donné arrondi à l'entier supérieur plus une tâche supplémentaire. Soient k_i le nombre de parties maximum que la tâche pourra utiliser et d_i la durée échantillonnée de la tâche i . La valeur entière s correspond à la durée autorisée des opérations entre deux fenêtres de sautage.

$$k_i = \lceil d_i/s \rceil + 2 \quad (4.14)$$

En effet, l'étude menée pour évaluer la performance du modèle en fonction du nombre de parties générées pour une activité de durée donnée a montré que la formule suivante était celle permettant de minimiser le nombre de tâches tout en maximisant la performance du

modèle en termes de *makespan* obtenu.

Les principaux paramètres de ce modèle correspondent au nombre de parties potentielles pour chaque activité (Tableau 4.6). De la même façon que dans le modèle déterministe précédent, la localisation de chaque activité, la matrice des distances entre les points de soutirage ainsi que la durée des opérations pour un quart de travail sont aussi fournies.

Ensembles	Description
I	Ensemble des activités
J	Ensemble des ressources
J_{t_i}	Ensemble des ressources du type requis par la tâche i
L	Ensemble des localisations de travail
I_l	Ensemble des activités réalisées dans la localisation l
B	Ensemble des activités de sautage
R	Ensemble des activités de remblayage des chantiers
M	Ensemble des dernières activités de remblayage des chantiers (masse)
H	Ensemble des activités de transport du minerai par les camions
K_i	Ensemble des parties de l'activité i
Paramètres	Description
D	Matrice des distances de transition entre les localités
T	Matrice des temps de transition entre les localités (4,2 $km.h^{-1}$ plus 10 minutes installation/désinstallation) où $D_{v_{ij}} = \frac{D_{ij}}{700+1}, \forall i, j \in [1 : L]^2, i \neq j$.
l_i	Localisation de la tâche i
t_i	Type de ressource requise par la tâche i
c	Temps de cure (nombre entier) égale à 280 unités de temps
p_i	Prédécesseur de la tâche i
d_i	Durée de la tâche i
k_i	Nombre maximum de parties que la tâche i peut utiliser
s	Durée des opérations d'un quart de travail (<i>blast window</i> exclue). Ce paramètre est égal à 55 unités de temps.
m	Durée minimum d'une partie d'une tâche (fixée à 18 unités de temps)
l'_0	Localisation initiale de l'équipement j
b	<i>Step function</i> correspondant aux fenêtres de sautage
a	<i>Step function</i> donnant les période des opérations minières utilisant des ressources (hors remblais en pâte)

TABLEAU 4.6 Ensembles et paramètres du modèle 3

Les variables du modèle sont constituées uniquement de variables d'intervalle optionnelles et de séquences de variables d'intervalle optionnelles (Tableau 4.7). Les variables d'intervalle optionnelles sont utilisées pour modéliser chaque partie de chaque activité à planifier ainsi que pour modéliser la réalisation d'une partie d'une activité réalisée par une ressource donnée. Les séquences de variables d'intervalle sont de deux types, comme dans le modèle déterministe précédent pour la planification des opérations de développement uniquement. Une séquence de variables d'intervalle optionnelles est définie pour chaque localisation de travail et une séquence de variables d'intervalle optionnelles est aussi définie pour chaque ressource utilisée.

Variables	Description	Application
X_{ik}	Variable d'intervalle optionnelle représentant la partie k de la tâche i	$\forall i \in I, \forall k \in K_i$
Y_{ik}^j	Variable d'intervalle optionnelle pour la partie k de la tâche i réalisée par l'équipement j	$\forall i \in I, \forall k \in K_i, \forall j \in J_{t_i}$
S_j	Séquence de variables d'intervalle optionnelles réalisées par la ressource j	$\forall j \in J$
E_l	Séquence de variables d'intervalles optionnelles réalisée au niveau de la localisation l	$\forall l \in L$

TABLEAU 4.7 Variables de décision du modèle 3

Fonction-objectif

Seul l'objectif du makespan global (4.15) a été testé du fait de la complexité du problème à résoudre. De plus, les notions de priorités de la production étant déjà incluses dans les relations de précédences entre les chantiers, il est moins pertinent d'utiliser un objectif prenant en compte les indices de priorité dans ce modèle. En effet, en raison de la division possible en parties des activités, le modèle comprend un plus grand nombre de variables et est plus contraint. De plus, cet objectif semble plus pertinent pour la phase de production. Enfin, la flotte de ressources considérées est environ cinq fois plus importante que celle considérée dans les jeux de données pour le développement uniquement.

$$Obj = \min \left\{ \max[EndOf(X_{i,k}) \mid \forall i \in I, \forall k \in K_i] \right\} \quad (4.15)$$

Contraintes du modèle

Les contraintes du modèle 3 correspondent aux contraintes de présence des activités, aux précédences entre les tâches et les parties d'une tâche donnée, aux contraintes d'affectation des ressources (d'un ou de plusieurs équipements en parallèle), aux contraintes de non chevau-

chement (des ressources notamment) ainsi qu'aux contraintes liées aux fenêtres de sautage. Les contraintes 4.16 à 4.29 du modèle sont explicitées ci-dessous.

Les contraintes 4.16 fixant les premières parties de chaque tâche permettent de s'assurer que les variables d'intervalles seront présentes et que toutes les tâches seront, en effet, prises en compte dans la solution.

$$PresenceOf(X_{i,1}), \quad \forall i \in I \quad (4.16)$$

Les contraintes de précédence sont imposées entre deux activités successives (4.18) intra-cycles ou inter-cycles (entre développement et production) et des contraintes de précédence sont aussi ajoutées entre les différentes parties d'une même tâche de sorte à ce que les parties soient ordonnées par ordre croissant (4.17). Les contraintes 4.18 pourraient aussi être exprimées en utilisant la notation "EndBeforeStart", ce qui serait utile pour la résolution de plus gros problèmes mais qui n'a pas été réalisé dans ce modèle du fait du faible nombre de contraintes concernées.

$$IfThen(PresenceOf(X_{i,k+1}), PresenceOf(X_{i,k})), \quad \forall i \in I, \forall k \in [1; |K_i| - 1] \quad (4.17)$$

$$EndOf(X_{p_i, |K_{p_i}|}) \leq StartOf(X_{i,1}), \quad \forall i \in I \quad (4.18)$$

Les contraintes de non-chevauchement (4.19,4.20) sont définies comme vues précédemment pour les deux types de séquences de variables d'intervalle optionnelles.

$$NoOverlap(S_j, T), \quad \forall j \in J \quad (4.19)$$

$$NoOverlap(E_l), \quad \forall l \in L \quad (4.20)$$

L'affectation des ressources aux activités consiste à choisir une variable d'intervalle optionnelle pour chaque variable d'intervalle pour toutes les tâches qui ne doivent être réalisées que par une seule ressource (4.21). Ainsi, chaque partie de chaque tâche peut être affectée à une ressource différente si nécessaire. Cependant, les temps de transition des ressources entre les localisations de travail étant pris en compte dans le modèle (contraintes de non-chevauchement), cela tend à minimiser les déplacements inutiles des ressources entre les parties d'une même tâche si ce n'est pas bénéfique pour le *makespan* qu'on cherche à mini-

miser.

$$\textit{Alternative}(X_{i,k}, Y_{i,k}^j \mid \forall j \in J_{t_i}), \quad \forall i \in I, \forall k \in K_i \quad (4.21)$$

L'affectation pour les tâches de transport du minerai se fait de sorte que trois à quatre camions soient affectés à une tâche de transport du minerai donnée (4.22). Ainsi, entre trois et quatre ressources doivent simultanément être affectées à la réalisation de ce type d'activité. Cela revient à forcer la présence de plusieurs variables d'intervalle optionnelles présentes et à les synchroniser (4.23) avec la variable d'intervalle correspondant à la partie de la tâche considérée de sorte qu'elles soient réalisées en parallèle.

$$3 \leq \sum_{\forall j \in J_{t_i}} \textit{PresenceOf}(Y_{i,k}^j) \leq 4, \quad \forall i \in H, \forall k \in K_i \quad (4.22)$$

$$\textit{Synchronize}(X_{i,k}, [Y_{i,k}^j \mid \forall j \in J_{t_i}]), \quad \forall i \in H, \forall k \in K_i \quad (4.23)$$

Ensuite, lorsqu'une variable d'intervalle optionnelle est présente, il s'agit de forcer les durées des parties à être inférieures à la durée des opérations d'un quart de travail (4.25) ainsi que de limiter la durée minimale d'une partie afin que ces durées soient représentatives de la réalité opérationnelle (4.24).

$$\textit{IfThen}(\textit{PresenceOf}(X_{i,k}), \textit{SizeOf}(X_{i,k}) \geq m), \quad \forall i \in I, \forall k \in K_i \quad (4.24)$$

$$\textit{IfThen}(\textit{PresenceOf}(X_{i,k}), \textit{SizeOf}(X_{i,k}) \leq s), \quad \forall i \in I, \forall k \in K_i \quad (4.25)$$

Les fenêtres de sautage durent environ trois heures (17 unités de temps, i.e. 2h50) et ne permettent à aucune opération nécessitant des machines mobiles d'avoir lieu. Cependant, les activités de remblaiement réalisées à l'aide de remblais en pâte peuvent être menées en tout temps sans interruption. Les contraintes liées aux fenêtres de sautage (4.26 ,4.27) sont identiques à celles développées dans le modèle 1 pour le développement à la différence près que les tâches de remblaiement ne sont pas contraintes. La contrainte (4.26) vise à faire en sorte que les tâches de sautage soient réalisées durant les fenêtres de sautage alors que la contrainte (4.27) vise à forcer les opérations nécessitant des ressources non artificielles à être réalisées de sorte à ne pas chevaucher les fenêtres de sautage.

$$ForbidExtent(X_{i,k}, b) \forall i \in B, \forall k \in K_i \quad (4.26)$$

$$ForbidExtent(X_{i,k}, a), \quad \forall i \in I, \forall k \in K_i \quad (4.27)$$

Pour chaque tâche, la contrainte (4.27) permet de s'assurer que la longueur totale échantillonnée est bien respectée en calculant la somme des durées des parties d'une tâche donnée.

$$d_i = \sum_{\forall k \in K_i} SizeOf(X_{i,k}), \quad \forall i \in I \quad (4.28)$$

Enfin, un temps de cure de 48 heures est nécessaire pour que la première partie du volume remblayé ait le temps de se solidifier avant le remplissage final du chantier exploité (4.29). La notation "EndBeforeStart" aurait aussi pu être employée dans cette contrainte. Etant donné le faible nombre de ses contraintes, l'efficacité de la résolution n'est pas impactée. Les tâches concernées pouvant être réalisées en tout temps de façon continue durant les fenêtres de sautage ou durant les périodes consacrées aux opérations, ces dernières ne sont pas divisées en parties. Les contraintes liées aux séquences de minage entre les chantiers (et notamment entre les chantiers primaires et secondaires) ne sont pas prises en compte dans ce modèle. En effet, du fait des données insuffisantes fournies, on suppose que le choix des tâches à planifier prend en compte ces contraintes liées à la séquence de minage. On se limite donc aux contraintes vues précédemment ci-dessus.

$$StartOf(X_{i,1}) \geq EndOf(X_{p,1}) + c, \quad \forall i \in M \quad (4.29)$$

4.3 Résultats obtenus et analyses

4.3.1 Jeux de données disponibles et contexte de résolution des modèles

Les jeux de données utilisés correspondent à un jeu de données réelles pour le développement et à un jeu de données simulé pour le développement et la production en prenant exemple sur des opérations réelles. Les caractéristiques principales sont résumées dans le Tableau 4.2. Les modèles sont résolus en utilisant l'interface de programmation python de l'IBM Ilog Optimisation Studio (version 12.8.0.0) grâce à la librairie CP Optimizer permettant de modéliser et de résoudre des modèles de PPC. Les résultats sont obtenus avec un ordinateur ASUS VivoBook AMD Ryzen 5 5500U @2.4GHz avec 16.00 GB de RAM et un GPU AMD Radeon RX Vega 7. Les paramètres de résolution des modèles correspondent aux paramètres de réso-

lution par défaut du solveur (CP Optimizer). Un ordinateur plus puissant pourrait permettre d'améliorer l'efficacité de la résolution en termes de temps de résolution lorsque cette dernière peut être réalisée jusqu'à l'optimalité. Dans le cas contraire, les résultats obtenus pourraient être meilleurs avec un ordinateur plus puissant.

4.3.2 Résultats du modèle déterministe pour le développement souterrain

Les données d'entrée relatives aux tâches à planifier pour le développement (données d'entrée des modèles 1 et 2) ont été réalisées en 14 quarts de travail dans la réalité. Les quarts de travail terminant tous par une activité de sautage et les cycles de développement étant tous complets (c'est-à-dire finissant tous par une tâche de sautage), les résultats obtenus peuvent être exprimés en nombre de quarts de travail effectués car ils seront nécessairement arrondis au quart de travail près. Ils peuvent être modélisés sous la forme d'un diagramme de Gant (voir Annexes F et G).

Modèle 1

Pour chaque modèle, une analyse des résultats en fonction de la l'objectif utilisé est réalisée (étude des *makespans* par ordre de priorité pour la deuxième fonction-objectif proposée). Ensuite, l'analyse des solutions obtenus et de la convergence des solutions trouvées sont étudiées.

Le modèle 1 comprend 1125 variables et 1625 contraintes, ce qui correspond à un modèle de petite taille. L'objectif correspondant au *makespan* global permet d'obtenir la solution optimale dans 100% des cas (Tableau ??). La borne inférieure obtenue dans le Tableau ?? représente la meilleure solution réalisable [27] du modèle de PPC considéré. Cet objectif correspond à 11 quarts de travail, soit trois quarts de travail (ou un jour et demi) de moins que la réalité opérationnelle. Les résultats du modèle 1 déterministe permettant de prendre en compte les indices de priorité dans l'objectif (*Obj2*) permettent de mettre en avant le fait que l'objectif moyen est de 12 quarts de travail (Tableau ??), soit un quart de plus qu'en considérant le *makespan* global dans l'objectif (Figure 4.4). Le fait de prioriser certaines activités par rapport à d'autres peut être utile pour une société minière voulant s'assurer que des chantiers à exploiter donnés seront disponibles pour l'exploitation à partir d'une date donnée afin de pouvoir alimenter l'usine en minerai de façon continue. Cela peut être utile afin de s'assurer la production continue et régulière d'un site minier. En effet, l'usine de traitement du minerai est souvent restreinte en termes de débit de minerai (en tonnes par heure, par exemple) mais doit pouvoir fonctionner et avoir accès à des entrants en tout temps. Au niveau des résultats, le fait de prioriser les tâches de plus grande importance (terminant

les premières) mène à une amélioration des *makespans* pour les indices de priorité élevée mais dégrade le *makespan* global (indice de priorité égale à 6) de la solution trouvée (Figure 4.4). Ce modèle permet d'atteindre l'optimalité (Figure ??) en moins de 7 secondes dans la totalité des cas (4.3 secondes en moyenne). Les résultats intermédiaires (*makespans* intermédiaires) ne sont pas mentionnés afin d'uniformiser la présentation des résultats. Cependant, ils ont été étudiés dans la Figure 4.4.

Modèle 2

Le modèle 2 est constitué de 1125 variables et 1383 contraintes. En utilisant l' Obj_1 , c'est-à-dire le *makespan* global, le modèle est résolu à l'optimalité en moins d'une seconde pour tous les tests effectués. Un exemple de rapport de la solution pour ce modèle permettant de minimiser le *makespan* global est illustré à l'Annexe J. L'objectif obtenu est de 550 unités de temps, soit 10 quarts de travail. Par rapport au modèle 1, le modèle 2 permet donc d'améliorer l'objectif d'un quart de travail, soit deux jours (ou 4 quarts) de travail de moins que la réalité. Lorsque l'objectif prenant en compte les priorités des activités est utilisé pour la résolution du modèle (Figure 4.4), le *makespan* global est aussi amélioré d'un quart de travail par rapport à celui obtenu par le modèle 1 (11 quarts de travail contre 12 quarts pour le modèle 1). La flexibilité supplémentaire associée à la compression des fenêtres de sautage (et à la possibilité pour une tâche d'être réalisée en deux parties) permet donc d'améliorer la performance du modèle 2 d'environ 8%. Le Tableau ?? ne mentionne pas les temps de résolution pour chaque pourcentage d'optimalité considéré (ligne "2-Obj2"). En effet, le calcul du pourcentage d'optimalité est réalisé d'une façon différente lorsque le nombre d'objectifs est supérieur ou égal à deux. De plus le temps pour obtenir l'optimalité n'est pas mentionné. En effet, la borne inférieure trouvée est irréalisable (559 unités de temps) et le modèle ne peut donc être résolu à l'optimalité, la borne inférieure issue de la relaxation linéaire du problème ne pouvant être atteinte. La présence des fenêtres de sautage ont pour effet d'arrondir l'objectif au quart de travail près. Or, si le sixième objectif correspondant au *makespan* pour les activités d'indice de priorité égal à 6 ne peut atteindre 10 quarts de travail (alors que la borne inférieure est située entre 10 et 11 quarts de travail), alors il peut seulement atteindre 11 quarts. Cependant, la meilleure solution trouvée est obtenue en moins de 4 secondes dans tous les tests effectués, et non améliorée plusieurs minutes après. Une façon simple de résoudre ce problème consiste à exprimer l'objectif en nombre de quarts de travail. Les temps de résolution demeurent inchangés dans ce dernier cas. La comparaison de la morphologie des résultats sous forme de diagrammes de Gant sont illustrées dans les Annexes H et I.

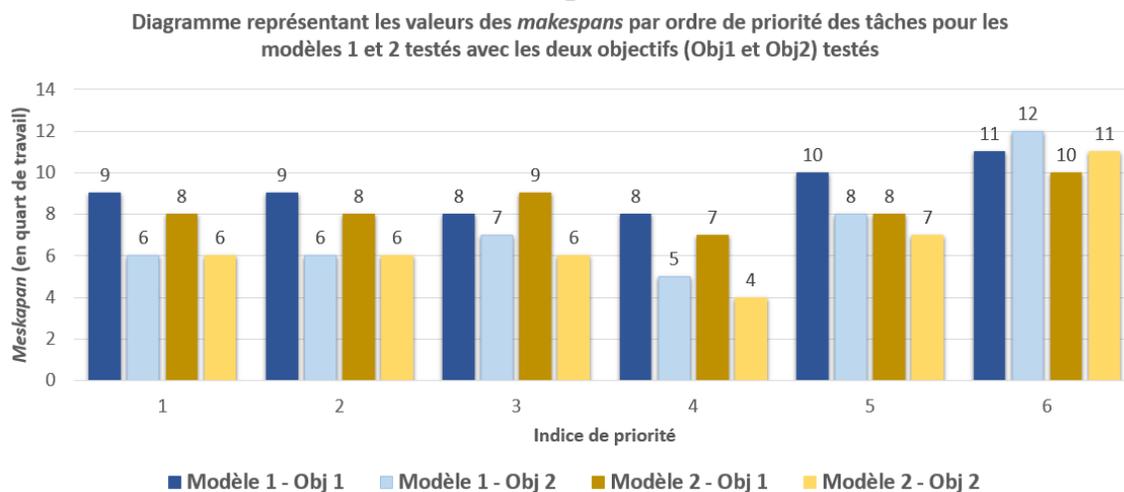


FIGURE 4.4 Diagramme représentant les résultats obtenus pour les deux modèles (modèle 1 et 2) pour le développement avec les deux objectifs considérés par ordre de priorité des activités

Ainsi, le modèle 2 est plus performant pour l'exemplaire testé et sera considéré dans la partie suivante pour réaliser un modèle robuste.

4.3.3 Résultats du modèle déterministe préemptif pour le développement et la production

Le modèle 3 préemptif comprenant le développement et la production permet d'ordonner les activités de production dépendamment des activités de développement, ce qui autorise plus de flexibilité aux opérations actuellement séparées en parties, en pratique, sur le site étudié ainsi qu'une mise en commun des flottes d'équipement pour la production et le développement. On étudie la performance moyenne du modèle en présentant la distribution de l'objectif (durée totale des opérations) en pourcentage d'occurrence en fonction du *makespan* obtenu (Figure 4.5) ainsi que la convergence des solutions trouvées (en pourcentage d'optimalité des solutions réalisables intermédiaires) en fonction du temps de résolution du modèle (Tableau ??). Le modèle est résolu 20 fois avec un temps limite de résolution de 30 minutes. Ce temps désigne le temps qui semble raisonnable pour que le modèle déterministe présenté soit utilisé en pratique. Ce modèle contient en moyenne 6000 variables et 4300 contraintes. Ces nombres peuvent varier en fonction de l'échantillonnage effectué des durées des activités. En termes de résultats, la solution optimale n'est jamais atteinte mais les tests effectués montrent que de bonnes solutions réalisables sont obtenues. La majorité des tests (15 sur 20) effectués permettent d'aboutir à une solution dont le pourcentage du gap d'optimalité est

inférieur à 3%. Les cinq tests qui ne le permettant pas ont un gap d'optimalité inférieur à 6.5%. La Figure 4.5 met en évidence que les *makespans* obtenus ont pour moyenne environ 52 quarts de travail, soit 26 jours de travail. L'unique variation des durées des activités peut aboutir à une variation du nombre de quarts de travail obtenus équivalente à 8 quarts de travail, soit 4 jours. Les modifications des durées des activités peuvent donc avoir un impact significatif sur l'objectif, même au sein d'un modèle déterministe.

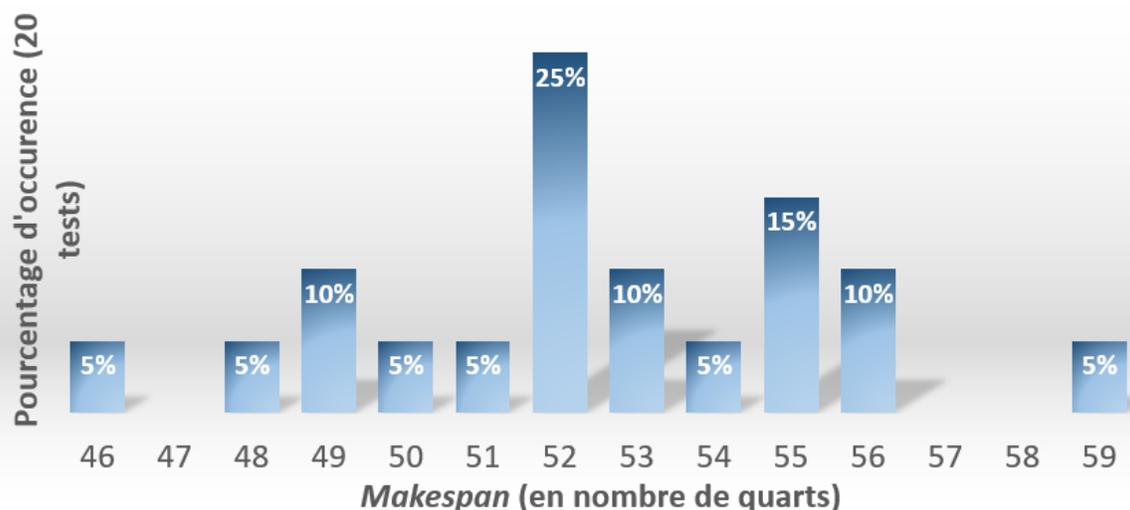


FIGURE 4.5 Diagramme représentant les résultats (*makespans*) obtenus par quart de travail en pourcentage d'occurrence par rapport aux 20 tests de 30 minutes réalisés (chaque execution utilise un jeu de durées des activités différent)

La Figure ?? met notamment en évidence qu'une solution réalisable ayant un gap d'optimalité inférieur à 5% peut être trouvée en moyenne 4 minutes et demi après le début de la résolution, ce qui semble raisonnable pour un modèle de la complexité énoncée (nombreuses ressources et plusieurs milliers de variables). La Figure 4.7 met en évidence la convergence moyenne de l'objectif, en pourcentage d'optimalité, en fonction du temps de résolution (en secondes) incluant l'étude des écart-types calculés sur l'échantillon des tests réalisés. L'écart-type augmente lorsque le pourcentage d'optimalité croît. Cela est lié à l'augmentation de la difficulté pour le solveur de trouver de meilleures solutions réalisables lorsqu'on se rapproche de l'optimalité. On observe (Figure 4.7) qu'on est capable de trouver une solution réalisable à moins de 3% d'optimalité en moyenne en 9 minutes dans la majorité des tests effectués. La Figure 4.7 mentionne les temps de résolution moyens en fonction du pourcentage d'optimalité jusqu'à 3% d'optimalité du fait que trop peu de tests convergent en-dessous de 3% d'optimalité pour être analysés de façon pertinente.

Modèle	Objectif	Borne inf.	Nb. Sol.	$\Delta t : 40\%$ (s)	$\Delta t : 30\%$ (s)	$\Delta t : 15\%$ (s)
1-Obj1	11	11	3	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$
1-Obj2	12	12	16	-	-	-
2-Obj1	10	10	1	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$
2-Obj2	11	11	19	-	-	-
3	$52,2 \pm 3,09$	$50,1 \pm 3,22$	35 ± 14	$26,8 \pm 8,6$	$26,8 \pm 8,6$	$26,8 \pm 8,6$
Modèle	$\Delta t : 10\%$ (s)	$\Delta t : 5\%$ (s)	$\Delta t : 2\%$ (s)	$\Delta t : 1\%$ (s)	$\Delta t : 0.5\%$ (s)	$\Delta t : \text{Optimalité}$
1-Obj1	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$	$0,64 \pm 0,02$
1-Obj2	-	-	-	-	-	$4,3 \pm 1,3$
2-Obj1	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$	$0,81 \pm 0,07$
2-Obj2	-	-	-	-	-	-
3	$30,9 \pm 19,2$	$259,2 \pm 204,2$	$535,5 \pm 512,7$	-	-	-

FIGURE 4.6 Résultats moyens obtenus pour les modèles 1, 2 et 3 à partir de 20 tests effectués pour chaque modèle

Les deux fonction-objectifs développées (voir Figure ??) sont testées pour les modèles 1 et 2. L'objectif moyen est fourni à la colonne 2 et la borne inférieure sont renseignés (colonne 3) en nombre de quarts de travail. Les solutions réalisables (Nb. Sol.) correspondent à l'ensemble des solutions intermédiaires (solution finale incluse) trouvées durant le processus de résolution par le solveur (colonne 4). Les colonnes 5, 6 et 7 correspondent aux temps de résolution moyen (écart-types standards renseignés à la suite du symbole " \pm ") permettant d'obtenir une solution réalisable pour 40%, 30% et 15% d'optimalité respectivement. Les colonnes inférieures permettent d'obtenir les mêmes informations pour les pourcentages d'optimalité mentionnés. La dernière colonne inférieure du tableau donne le temps moyen pour atteindre l'optimalité lorsque cela est possible.

Dans la Figure 4.7, X correspond au temps de résolution moyen en fonction du pourcentage d'optimalité souhaité et s représente l'écart-type standard obtenu pour un poucentage d'optimalité donné à partir des 20 tests effectués.

La Figure 4.8 met en évidence l'évolution exponentielle du temps de calcul lorsque l'objectif se rapproche de l'optimum. La convergence de l'objectif est relativement rapide (environ 15 minutes) jusqu'à obtenir un écart entre l'objectif et l'optimum d'environ un quart de travail et demi. Cependant, aucun test ne permet la résolution à l'optimalité du modèle. Par la suite, un modèle dans lequel les durées des parties des activités sont données dans les paramètres du modèle sera utilisé pour la mise en place d'un modèle robuste permettant de prendre en compte les opérations de développement et de production. Cela permettra d'accélérer la résolution et de réduire la taille du modèle 3. Cependant, la pré-affectation des durées de façon arbitraire aura pour effet une diminution de la performance (augmentation de la durée totale des opérations) pour un scénario donné.

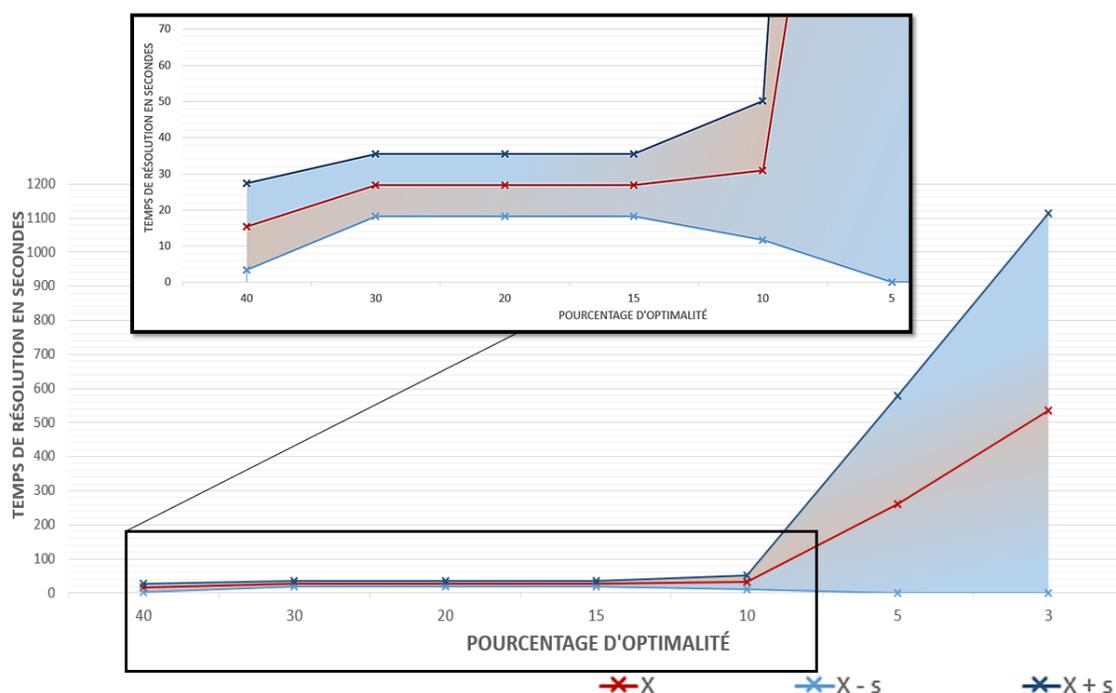


FIGURE 4.7 Graphique représentant le pourcentage du gap d'optimalité obtenu en fonction du temps de résolution moyen calculé à partir de 20 résolutions du modèle 3

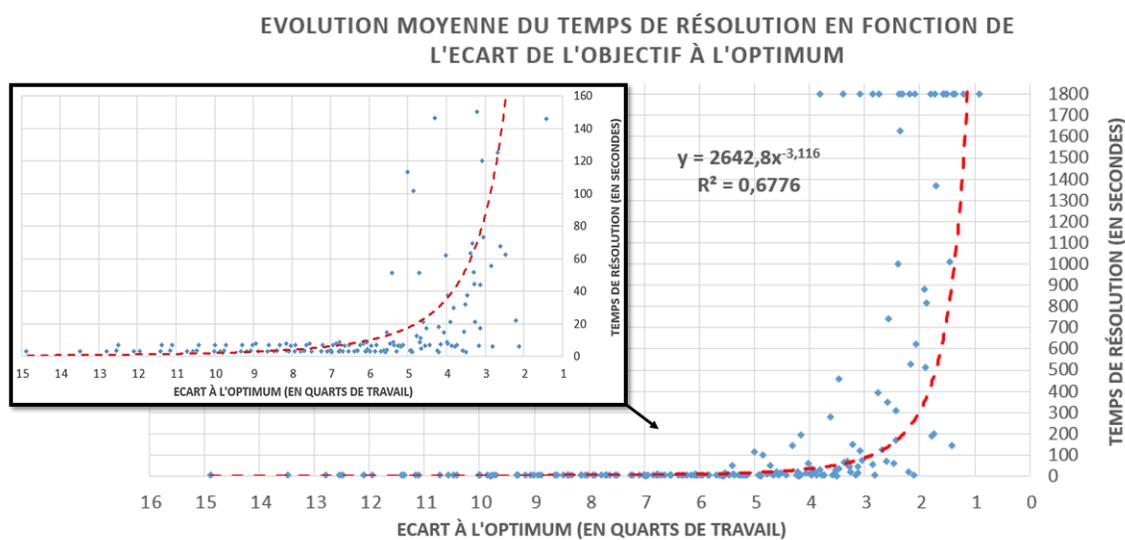


FIGURE 4.8 Graphique représentant l'évolution moyenne l'écart de l'objectif à l'optimum sur les 20 tests effectués en quarts de travail en fonction du temps de résolution en secondes.

CHAPITRE 5 APPROCHE ROBUSTE DE PLANIFICATION MINIÈRE COURT TERME POUR UN ENVIRONNEMENT INCERTAIN ET MODÈLE EN LIGNE

De plus en plus de données relatives aux opérations minières souterraines deviennent disponibles mais restent encore sous-utilisées. Cependant, leur analyse permet de mieux définir l'incertitude sur la durée des activités et d'effectuer des prévisions pertinentes pour les opérations à venir. L'intégration de cette analyse des données historiques aux méthodes proactives d'optimisation pour la planification minière peut augmenter la robustesse des solutions. Dans les modèles suivants, la connaissance de l'incertitude relative aux durées des activités est prise en compte afin de construire des solutions permettant de minimiser l'impact potentiel d'un imprévu (bris de ressource, retard, ...).

5.1 Objectifs et définition du cadre de travail

5.1.1 Démarche et objectifs

Le but d'une telle méthode est d'obtenir un horaire robuste planifié en tenant compte des données historiques du site auquel il est appliqué, c'est-à-dire d'adopter une approche proactive permettant de ne pas avoir à modifier la solution en cas de problème mineur, de délais additionnels ou de bris de ressources. L'optimisation robuste n'a pas de recours possible car elle est intrinsèquement proactive. Cependant, en cas de problème majeur ne permettant plus de conserver l'horaire de travail obtenu, il est possible d'utiliser le dernier modèle développé dans le Chapitre 6 pour réparer des séquences robustes de tâches à réaliser par les ressources durant une période de temps donnée. Cette dernière méthode de réoptimisation étant réalisée pour des cas très particuliers, il ne s'agit pas d'un recours possible mais d'une alternative exceptionnelle pouvant permettre de réagir à un scénario rare. Dans les modèles suivants, l'on se concentre sur la robustesse des solutions à la moyenne, contrairement à l'approche classique consistant à étudier la robustesse au pire cas permettant de se prémunir contre le pire des cas, souvent trop conservateur dans les environnements hautement incertains.

De la même façon que pour les modèles déterministes présentés au Chapitre 3, deux modèles robustes ont été réalisés pour les opérations de développement en premier lieu, puis pour la prise en compte des opérations de développement et de production au sein d'un même modèle dans un second temps. Les jeux de données utilisés pour les deux modèles sont respectivement les mêmes que ceux explicités dans le Chapitre 4.

Le fait de produire des horaires à partir de durées présumées connues des activités (ou en échantillonnant des distributions) présente l'avantage de produire de bonnes solutions (voire des solutions optimales, comme vu au Chapitre 4) mais qui sont souvent trop optimistes dans un environnement incertain. En effet, une modification des durées présumées connues dans la réalité rend obsolète l'horaire produit et conduit à une sous-optimalité de la solution en termes de durée des opérations et de l'atteinte des objectifs fixés au préalable. De plus, étant donné les variations potentielles des durées de chaque type d'activités, il n'est pas possible de connaître parfaitement au préalable la durée d'une activités donnée. La Figure 5.1 met en évidence la dégradation possible de la durée totale des opérations à minimiser dans le cas d'une modification de la durée d'une tâche. Dans cette Figure, le scénario 1 met en évidence la solution initiale trouvée avec les durées présumées connues. Dans le scénario 2, la durée de la tâche 3 est allongée d'une unité de temps et a pour effet d'allonger la durée totale des opérations à 6 unités de temps alors qu'il faudrait que les tâches 4 et 2 soient respectivement réalisées par les équipements *JUM05* et *JUM06*. De la même façon, dans le scénario 3 dans lequel la durée de la tâche 1 est allongée de 3 unités de temps conduit à une dégradation de la durée totale des opérations et doit être ajustée comme dans la Figure 5.1 pour obtenir un *makespan* optimal. Cette figure simple ne prend en compte que quatre activités de forage réalisées par deux ressources (*jumbo*), réduisant l'impact de la modification de la durée d'une activité sur la durée totale des opérations. Or, en pratique, le retard pris par une activité donnée peut rendre obsolète la planification de plusieurs centaines de tâches successives et conduire à une dégradation de l'objectif bien plus importante. La Figure 5.1 permet ainsi de montrer comment les modifications des durées des activités liées au contexte opérationnel peuvent conduire à une sous-optimalité de l'objectif.

Ainsi, afin de minimiser les dégradations possible de l'objectif en cas de modifications nombreuses et/ou significatives des durées des tâches, il convient de réaliser des horaires robustes (c'est-à-dire des séquences de tâches pouvant être suivies quelques soient les durées des activités) à plusieurs éventualités possibles des opérations vis à vis des variations des durées potentielles des activités et des bris/délais mineurs pouvant survenir. Les deux derniers objectifs de cette méthode consistent à développer des paramètres à partir de données réelles du site étudié et à réaliser des modèles pouvant être flexibles vis-à-vis des opérations et pouvant être rapidement adaptés à un autre site minier. L'approche globale mise en place est basée sur la génération de scénarios au sein desquels les durées des activités sont échantillonnées dans les distributions de temps relatives aux durées historiques (quantitatives ou empiriques) des activités.

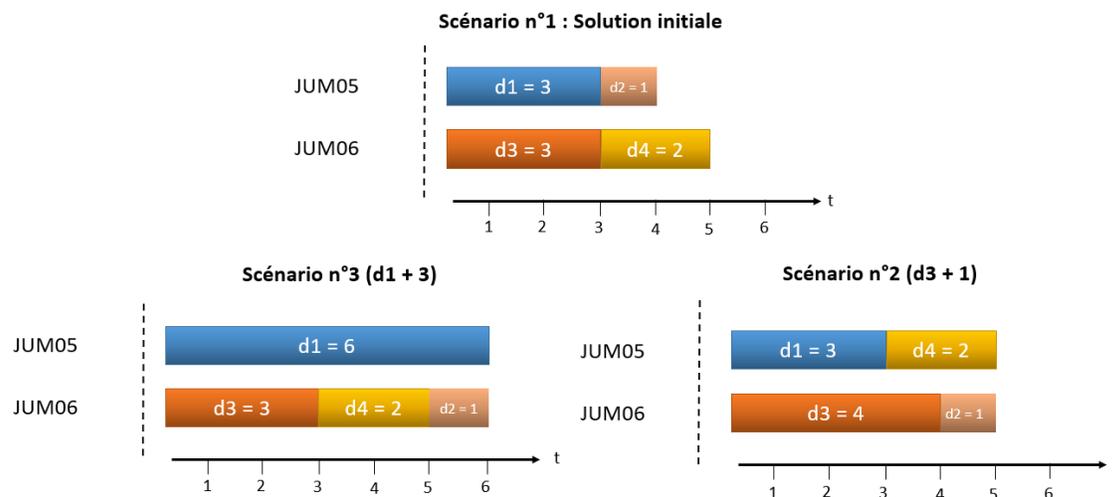


FIGURE 5.1 Illustration mettant en évidence la sous-optimalité d'une solution en cas de modification des durées présumées connues des tâches du fait d'un retard ou d'un bris de ressource (les durées sont illustrées en unités de temps).

Dans les modèles robustes développés, chaque scénario est résolu de façon à tenir compte des contraintes opérationnelles énoncées dans le Chapitre 4 pour le développement minier ainsi que pour l'ensemble des opérations de développement et de production du site. Afin de lier les scénarios entre eux, l'idée majeure est de forcer chaque ressource à réaliser la même séquence ordonnée de tâches dans tous les scénarios modélisés en minimisant le makespan moyen sur tous les scénarios générés [23] ; [22]. Dans cette démarche, chaque scénario généré peut être vu comme une éventualité possible des opérations. L'ensemble des scénarios sont donc inter-dépendants dans le but de construire un ensemble ordonné de tâche à réaliser pour chaque ressource permettant de minimiser le makespan moyen obtenu. Plusieurs objectifs, prenant en compte les indices de priorités des tâches ou non, sont développés et les résultats sont ensuite analysés et comparés afin d'estimer le coût de produire un horaire robuste de planification. En effet, du fait des contraintes supplémentaires liées aux séquences robustes, on s'attend à ce que les *makespans* moyens obtenus sur l'ensemble des scénarios générés soient supérieurs à ceux obtenus par les modèles déterministes du Chapitre 4.

5.1.2 Hypothèses

Une hypothèse forte de l'approche présentée est l'accès à des données sous forme d'activités à réaliser. En effet, en pratique, peu de sites miniers ont des bases de données sous la forme de listes d'activités à réaliser. Les hypothèses des modèles suivants sont aussi liées à l'utilité de l'utilisation des modèles développés. En effet, ces derniers n'ont de sens que dans des

contextes et environnements hautement incertains. Dans ce cadre, les durées possibles des tâches à affecter ainsi que les bris mécaniques qui peuvent ajouter des délais supplémentaires doivent être incertains. Il est cependant nécessaire que les durées possibles des activités soient comprises entre des bornes de temps relativement proches (durées variant au maximum à 4 quarts de travail près) afin que l'approche soit bénéfique, efficace et non pas trop conservatrice. En second lieu, l'accès aux données (empiriques ou jeux de données) liées aux durées historiques des tâches permet de choisir avec pertinence les intervalles des durées des tâches à planifier.

5.2 Méthodologie

Deux modèles sont utilisés de façon complémentaire pour le développement puis pour le développement et la production : le modèle robuste (modèles 4 et 6) qui permet de créer des séquences robustes ordonnées de tâches et le modèle de simulation (modèles 5 et 7) permettant de simuler en temps-réel (modèle 5), par discrétisation temporelle, ou non (modèle 7) la performance des séquences robustes sur de nouveaux jeux de durées pour les activités planifiées. Les modèles 4 et 5 concernant les activités de développement sont donc complémentaires de la même façon que les modèles 6 et 7 le sont pour les activités de développement et de production.

5.2.1 Approche robuste de planification minière court terme

La méthodologie globale de l'approche par scénarios basée sur des données réelles est résumée dans la Figure 5.2.

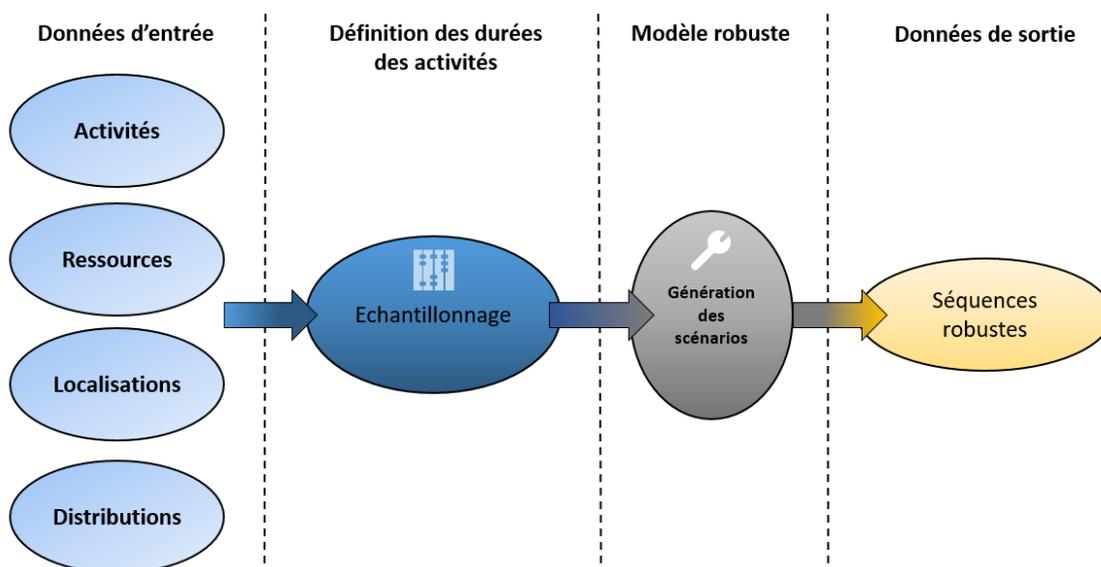


FIGURE 5.2 Illustration de la méthodologie globale utilisée pour implémenter l'approche robuste

Les données d'entrée utilisées correspondent aux trois fichiers (tâches, équipements et localisations) nécessaires ainsi qu'au fichier contenant les distributions statistiques cumulatives des durées des tâches réalisées par un type de ressource particulier. On génère des scénarios correspondant aux opérations au sein desquels on échantillonne les durées des activités à partir des distributions statistiques. Ainsi, une même tâche n'aura pas nécessairement la même durée échantillonnée au sein de tous les scénarios. Chacun des scénarios est soumis aux mêmes contraintes que les modèles déterministes vus précédemment de façon indépendante. L'ensemble des scénarios sont ensuite reliés par des contraintes forçant les ressources (c'est-à-dire les équipements miniers) à réaliser les mêmes suites ordonnées d'activités dans tous les scénarios. L'ensemble des scénarios sont résolus afin de minimiser le *makespan* moyen (en tenant compte des ordres de priorité ou non) ou le *makespan* maximum sur les scénarios générés pour le modèle concernant le développement uniquement. Seule la durée totale des opérations sera minimisée dans le modèle robuste appliqué aux opérations de développement et de production. Ainsi, il s'agit de trouver le meilleur horaire de travail possible en minimisant l'impact que peuvent avoir des modifications de durée des tâches sur l'objectif tout en minimisant la durée totale des opérations. Les données de sortie du modèle correspondent aux séquences ordonnées de tâches produites pour chaque équipement.

La méthodologie d'échantillonnage et le choix des distributions varient en fonction du modèle considéré. Le modèle robuste développé pour le développement seulement (modèle 4) est réalisé à partir de distributions triangulaires empiriques de faible amplitude (Figure 5.3).

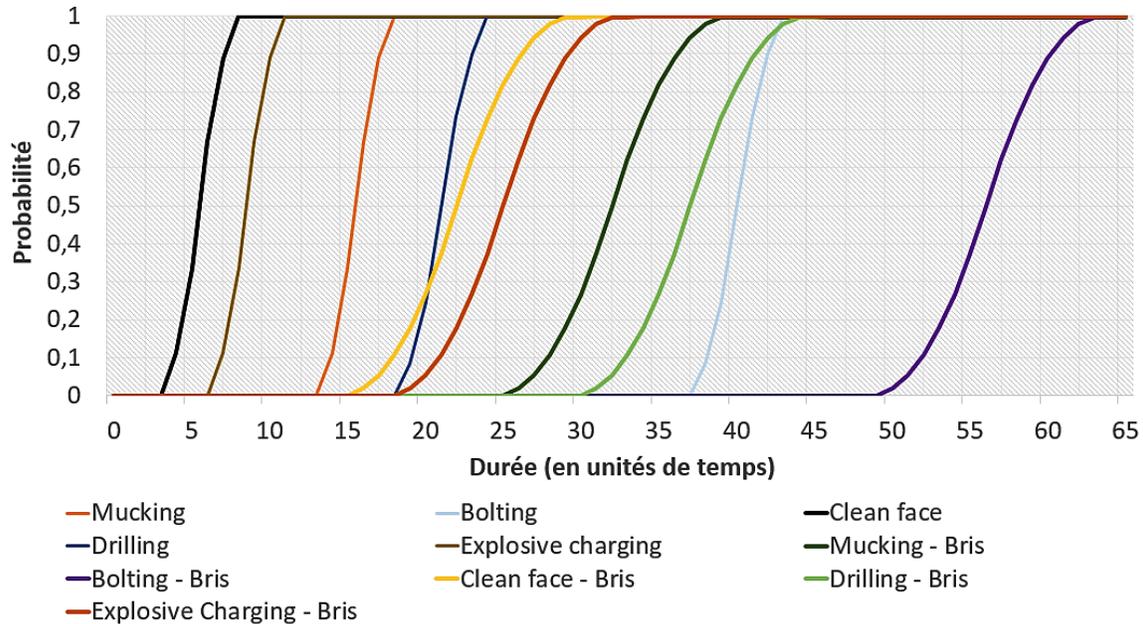


FIGURE 5.3 Graphique représentant les distributions triangulaires cumulatives utilisées (l'abscisse représente des unités de temps) pour l'échantillonnage des activités de développement avec ("- Bris") ou sans délais/bris mécanique mineur additionnel

Processus d'échantillonnage des durées des activités

Soit B^t et D^t les distributions statistiques cumulatives des durées des activités réalisées par le type d'équipement t avec ou sans bris/délais supplémentaires respectivement. Pour une tâche donnée, au plus un délai supplémentaire peut survenir. On définit les probabilités d'occurrence d'un bris par unités de temps pour un type de ressource donné p^t telles que si un bris est simulé, la durée relative à l'activité concernée est échantillonnée dans la distribution statistique associée B^t .

Algorithm 1 Echantillonnage des durées des activités dans les distributions cumulatives en fonction de l'occurrence d'un délai supplémentaire ou non

D^t, B^t, p^t comme définies ci-dessus

Soit r_i un nombre aléatoire permettant l'échantillonnage de la tâche i tel que : $r \in \mathcal{U}(0, 1)$

Soit s_i la durée de la tâche $i \in I$

for $i \in I$ **do**

if $r_i \leq p^t$ où t est le type d'équipement requis par la tâche i **then**

$s_i \leftarrow B^t$

else

$s_i \leftarrow D^t$

L'utilisation des doubles distributions visibles dans la Figure 5.3 pour l'échantillonnage des durées des activités dans le modèle 2 permettant de minimiser le *makespan* global (voir Chapitre 4) a été étudié afin de déterminer les valeurs possibles de l'objectif du modèle 2 en prenant en compte les délais supplémentaires potentiels pouvant survenir. La Figure 5.4 donne la distribution des *makespans* obtenus en résolvant le modèle 2 en incluant le processus d'échantillonnage des durées des activités décrit ci-dessus. On observe une dégradation du *makespan* moyen par rapport aux résultats du modèle 2 liée notamment aux durées moyennes plus longues des activités. En effet, les distributions ont été construites de façon à être conservatrices au regard des durées déterministes empiriques. Entre 10 et 11 quarts de travail sont obtenus dans 90% des tests effectués. Cependant, certains résultats montrent une dégradation de deux quarts de travail par rapport aux résultats du modèle 2 dans le Chapitre 4. Les délais supplémentaires et les distributions des durées conservatrices par rapport aux durées déterministes utilisées dans le Chapitre 4 mènent à une dégradation de l'objectif d'un quart de travail supplémentaire en moyenne. L'impact maximum des nouvelles distributions de temps utilisées est de 2 quarts de travail supplémentaires par rapport aux durées déterministes considérées dans le Chapitre 4.

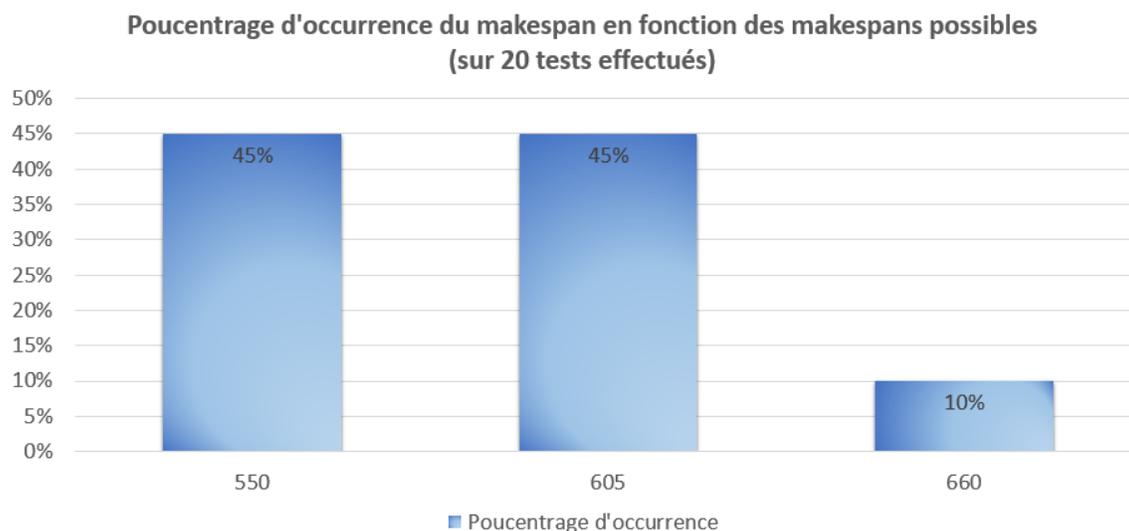


FIGURE 5.4 Diagramme représentant le pourcentage d'occurrence du makespan en fonction des makespans obtenus pour 20 tests effectués avec le modèle 2 minimisant le makespan global (durées des tâches échantillonnées selon le processus d'échantillonnage ci-dessus)

Dans le modèle robuste concernant le développement et la production (modèle 6), les distributions sont construites grâce aux données historiques (environ 18 mois d'opérations) sur les activités incluant les bris mécaniques, les pauses des opérateurs ainsi que les délais supplé-

mentaires potentiels ayant des causes variées. Ces distributions sont visibles à la Figure 4.2 du chapitre précédent. De ce fait, une unique distribution par type de tâche sera utilisée pour ce modèle (modèle 6).

Afin d'accélérer le processus de résolution du modèle 3 pour le développement et la production, une pré-affectation des durées des tâches est mise en place. Les durées échantillonnées des tâches sont divisées en parties pour lesquelles les durées sont affectées selon le même processus global que celui actuellement réalisé en pratique (Figure 5.7). Par rapport au modèle 3, le fait de renseigner a priori les durées des parties des activités permet de simplifier le modèle et d'améliorer l'efficacité de la résolution. Cependant, les durées des parties des activités sont affectées de façon arbitraire. De ce fait, le processus de séparation des activités en parties est sous-optimal et devrait donc avoir pour effet de détériorer l'objectif. L'affectation des activités est réalisée de telle sorte qu'une tâche pouvant être réalisée en un nombre donné minimum de parties est bien divisée en ce même nombre de parties (5.1). Soit n_{ik} le nombre de parties minimum que la tâche i pourra utiliser dans le scénario k et d_{ik} la durée échantillonnée de la tâche i dans le scénario k . La valeur entière s correspond à la durée autorisée des opérations entre deux fenêtres de sautage (soit 55 unités de temps).

$$n_{ik} = \lceil d_{ik}/s \rceil + 1 \quad (5.1)$$

Dans la Figure 5.7, les durées sont exprimées en unités de temps. Le temps total des opérations nécessitant des ressources mobiles par quart de travail est de 55 unités de temps (1 unité de temps vaut 10 minutes dans la réalité). Selon cette même Figure 5.7, les durées des parties pouvant être égales à s le sont si la contrainte sur la durée minimale de 18 unités de temps d'une partie est vérifiée pour l'ensemble des parties d'une même activité. Dans le cas contraire, on affecte une durée de 18 unités de temps pour la dernière partie et une durée inférieure à 55 unités de temps (c'est-à-dire à s) la partie $n_{ik} - 1$ pour une activité i donnée dans un scénario k donné (voir ligne 3 de la Figure 5.7).

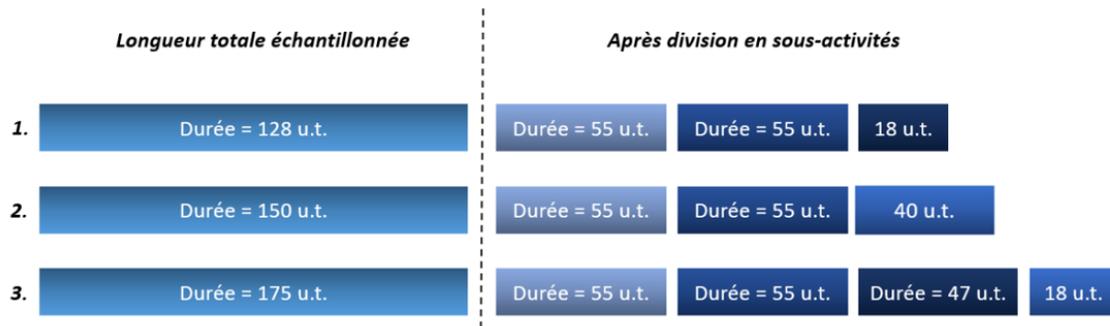


FIGURE 5.5 Illustration de la méthode de division en parties des activités pour le modèle robuste 5 permettant de pré-affecter les durées des parties des tâches en fonction de l'échantillonnage préalable

Cependant, l'approche robuste étant une approche basée sur la génération de scénarios au sein desquels les séquences de tâches à effectuer pour chaque ressource doivent être identiques, cela nécessite que ces dernières aient la même longueur (c'est-à-dire le même nombre de parties). Or, en fonction de l'échantillonnage effectué, une même tâche peut être constituée d'un nombre de parties qui diffère en fonction du scénario étudié. Ainsi, afin de pouvoir appliquer la contrainte liée aux séquences ordonnées de tâches à effectuer pour chaque ressource j , une solution efficace est d'ajouter des parties (des variables d'intervalle supplémentaires dans le modèle) artificiellement avec des durées nulles. De ce fait, le nombre de parties dans tous les scénarios pour une tâche i donnée doit être égal à son nombre maximum de parties générées pour un scénario k donné. L'ensemble des parties définies sont soumises aux mêmes contraintes de développement et de production.

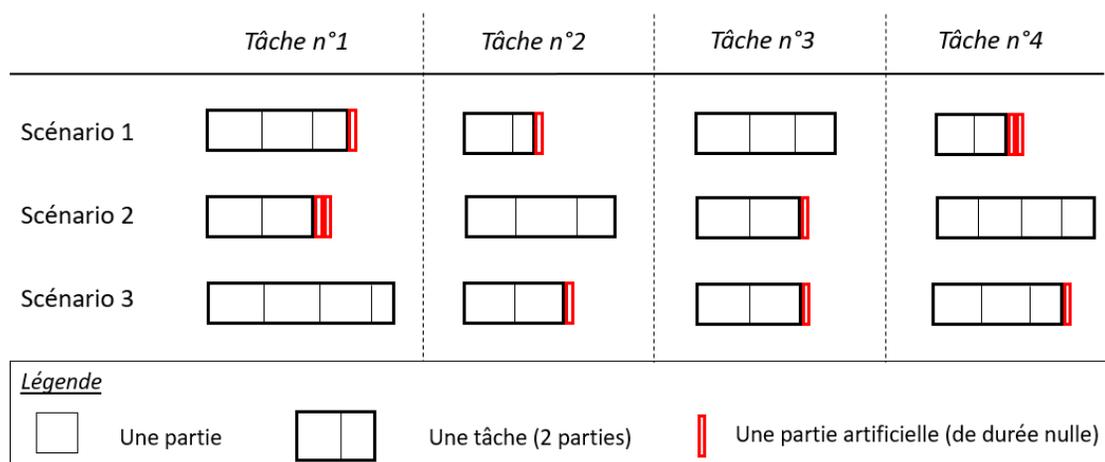


FIGURE 5.6 Illustration du processus d'ajout de parties artificielles (sous forme de variables d'intervalle) pour la construction des séquences robustes pour chaque ressource.

5.2.2 Simulation des séquences robustes (en temps réel ou non)

L'idée générale du modèle de simulation en temps réel est de prendre en compte les séquences robustes trouvées par le modèle robuste (modèles 4 et 6) et de simuler l'effet sur l'objectif d'utiliser les séquences robustes pour de nouveaux jeux de données pour les durées des tâches à planifier. La décomposition en temps réel n'a été réalisée que pour le modèle concernant les activités de développement uniquement. Pour le modèle de simulation concernant les activités de développement et de production, un modèle "simple" d'ordonnement des activités dont les ressources utilisées sont fixées pour chaque tâche est implémenté. Ce dernier sera explicité par la suite dans la partie concernée (modèle 7). Les données d'entrée correspondent aux tâches à réaliser, aux équipements à utiliser, aux distributions des durées des tâches ainsi qu'aux localisations de travail. De plus, un fichier contenant les séquences robustes trouvées par résolution du modèle robuste est fourni.

La première étape consiste à simuler de nouvelles durées des activités, c'est-à-dire un scénario probable des opérations, puis de le résoudre unité de temps par unité de temps en prenant pour acquis le fait que l'on peut avoir accès aux données concernant les temps de début et de fin des activités à chaque unité de temps. Il s'agit donc de décomposer temporellement la résolution du problème et de prendre des décisions sur les temps de début et de fin des activités à chaque itération. Il s'agit de simuler des suites d'opérations ordonnées par les séquences robustes trouvées pour chaque ressource et pour chaque localisation (ces dernières étant fixées par les relations de précédences) afin de pouvoir évaluer la performance opérationnelle des séquences robustes générées par le modèle robuste 4. La notion de compatibilité d'une

activité est abordée dans la Figure 5.7. Une activité est dite compatible si son prédécesseur est entièrement défini (temps de début et de fin fixés). On vérifie ensuite si elle peut débuter au regard du temps de transition entre la localité actuelle de la ressource utilisée et la localisation de l'activité considérée. Au contraire, une activité est dite incompatible si son prédécesseur n'est pas entièrement fixé (c'est-à-dire que le temps de fin n'est pas défini alors que le temps de début l'est).

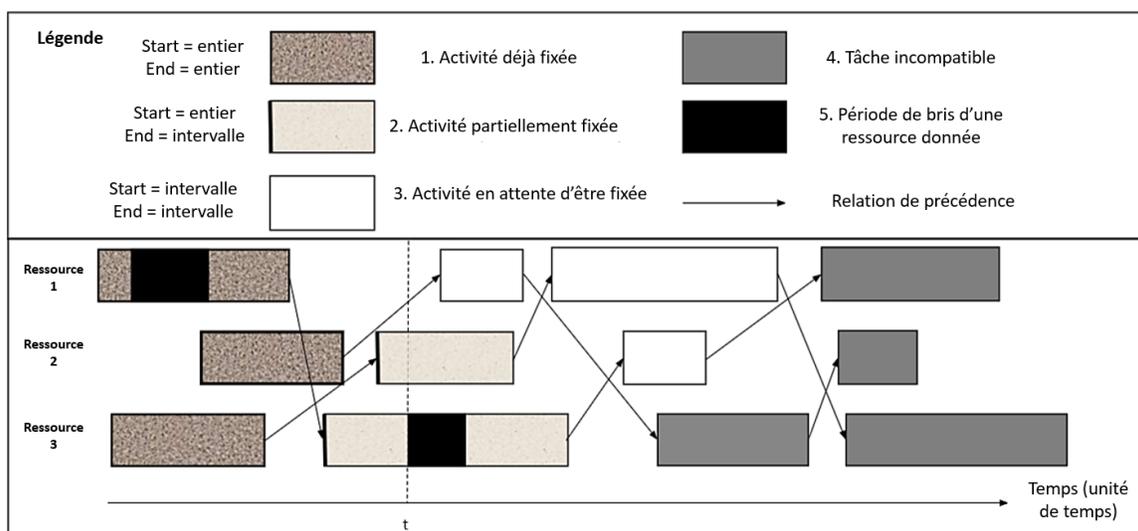


FIGURE 5.7 Illustration de la méthode de planification en temps réel (décomposition temporelle)

Dans la Figure 5.7, les activités partiellement fixées correspondent à des variables dont le temps de début est fixé mais dont le temps de fin n'est pas encore fixé à t . Les activités en attente d'être fixées (c'est-à-dire de débuter) correspondent aux tâches dont le début va être fixé lorsque le temps t rencontrera le domaine réalisable de l'activité considérée si les temps de transitions sont respectés. Les tâches incompatibles correspondent aux activités dont le prédécesseur n'a pas débuté (activité pour laquelle le temps de début n'est pas un nombre entier.)

Les activités sont décomposées en quatre ensembles variables de tâches (voir Figure 5.7) : les tâches entièrement fixées, les tâches fixées partiellement, les activités éligibles pour débuter ainsi que les tâches incompatibles et ne pouvant être débutées. Les bris ou délais additionnels peuvent être simulés (avec le même processus que dans le modèle 5) en temps réel et viennent ajouter une durée supplémentaire à une tâche en cours de réalisation.

Lorsque le temps de début ou de fin d'une activité donnée n'est pas fixé, il prend la forme d'un intervalle de valeurs correspondant au domaine des valeurs réalisables de début (ou de fin).

Ainsi, à une unité de temps t donnée, on teste si les activités ont subi un délai additionnel durant les 10 précédentes minutes ou si elles sont terminées. L'occurrence d'un bris/délai additionnel modifie la durée de la tâche en échantillonnant de nouveau la durée de l'activité dans la distribution statistique concernée et l'activité se poursuit.

5.3 Modèles et algorithmes de résolution

Le modèle robuste est un modèle résolu de façon exacte alors que le modèle en ligne est résolu grâce à une heuristique de résolution (modèle 5). Le modèle robuste sera présenté uniquement pour le développement dans un premier temps (modèle 4), puis pour le développement et la production dans un second temps (modèle 6).

5.3.1 Modèle robuste de planification minière souterraine court terme pour le développement : Modèle 4

Paramètres et variables de décision du modèle

Les paramètres et ensembles considérés (Tableau 5.1) sont les mêmes que ceux considérés pour les modèles 1 et 2 à l'exception de l'ensemble K des scénarios générés et du nombre total n de scénarios.

Ensembles	Description
I	Ensemble des activités
I_k	Ensemble des parties des activités du scénario k
J	Ensemble des équipements réels
J_{t_i}	Ensemble des équipements du type requis par la tâche i
L	Ensemble des localisations de travail
B	Ensemble des activités de sautage
P	Ensemble des indices de priorité
K	Ensemble des scénarios générés
Paramètres	Description
D	Matrice des distances de transition entre les localités
T	Matrice des temps de transition entre les localités ($4,2 \text{ km.h}^{-1}$ plus 10 minutes installation/désinstallation) où $T_{ij} = \frac{D_{ij}}{700+1}, \forall i, j \in [1 : L], i \neq j.$
l_i	Localisation de la tâche i
p_i	Prédécesseur de la tâche i
q_i	Indice de priorité de la tâche i
d_{ik}	Durée de la tâche i dans le scénario k
t_i	Type de ressource requise par la tâche i
n	Nombre de scénarios générés
s	Durée des opérations d'un quart de travail (fenêtre de sautage exclue). Ce paramètre est égal à 55 unités de temps.
q_i	Indice de priorité pour la tâche i

TABLEAU 5.1 Ensembles et paramètres du modèle 4

Les variables de décision du modèle sont présentées dans le Tableau 5.2. Les variables définies tiennent compte du nombre de scénarios générés. Ainsi le nombre de variables et de contraintes sont directement liées au nombre de scénarios générés.

Variabes	Description	Application
X_i^k	Variable d'intervalle représentant la tâche i réalisée dans le scénario k	$\forall i \in I, \forall k \in K$
Y_i^{jk}	Variable d'intervalle optionnelle de la tâche i réalisée par la ressource j au scénario k	$\forall i \in I, \forall j \in J_{t_i}, \forall t \in T, \forall k \in K$
S_j^k	Séquence de variables d'intervalles optionnelles réalisées par la ressource j au scénario k au scénario k	$\forall j \in J, \forall k \in K$
E_l^k	Séquence de variables d'intervalles réalisées au niveau de la localisation l au scénario k	$\forall l \in L, \forall k \in K$

TABLEAU 5.2 Variables de décision du modèle 4

Fonction-objectif du modèle 4

La première fonction-objectif testée permet de minimiser le *makespan* global maximum sur l'ensemble des scénarios générés (5.2). Le second objectif étudié correspond au *makespan* global moyen sur le nombre de scénarios n générés (5.3). Afin de modéliser un objectif du modèle robuste permettant de prendre en compte les indices de priorité dans l'objectif, la fonction objectif visant à minimiser la somme maximale des *makespans* par indice de priorité obtenus (5.4) est enfin testée. À titre de comparaison, la moyenne sur l'ensemble des scénarios de la somme des *makespans* par indice de priorité sera aussi prise en compte dans les objectifs étudiés (5.5).

$$Obj1 = \min\left[\frac{\max[\max[EndOf(X_i^k) \mid \forall i \in I \mid \forall k \in K]}]{n}\right] \quad (5.2)$$

$$Obj2 = \min\left[\frac{\sum_{k \in K} \max[EndOf(X_i^k) \mid \forall i \in I]}{n}\right] \quad (5.3)$$

$$Obj3 = \min\left[\frac{\max[\sum_{j=1}^6 \max[EndOf(X_i^k) \mid q_i = j, \forall i \in I \mid \forall k \in K]}]{n}\right] \quad (5.4)$$

$$Obj4 = \min\left[\frac{\sum_{k \in K} \sum_{j=1}^6 \max[EndOf(X_i^k) \mid q_i = j, \forall i \in I]}{n}\right] \quad (5.5)$$

Contraintes du modèle 4

Les contraintes de ce modèle correspondent aux mêmes grandes familles de contraintes que celles présentées dans les modèles 1 et 2 déterministes du chapitre 4 (précédences, affectation des ressources, respect des fenêtres de sautage et non-chevauchement des activités). Ces dernières s'appliquent au sein de chaque scénario. Des contraintes supplémentaires sont ajoutées pour lier les scénarios entre eux (5.11) de façon à contraindre les ressources à réaliser les mêmes suites de tâches dans tous les scénarios. Pour un scénario k donné et une activité i donnée, une unique ressource j est affectée à cette tâche (5.6). La formulation des contraintes suivantes est directement inspirée du modèle 2 (voir Chapitre 4).

$$Alternative(X_i^k, Y_{i,k}^j \mid \forall j \in J_{t_i}), \quad \forall i \in I, \forall k \in K \quad (5.6)$$

Pour un scénario k donné, les tâches réalisées par une même ressource j ne peuvent être chevauchées (5.7) et les activités réalisées au sein d'une même localisation l ne peuvent être

chevauchées (5.8).

$$NoOverlap(S_j^k, T), \quad \forall j \in J, \forall k \in K \quad (5.7)$$

$$NoOverlap(E_l^k), \quad \forall l \in L, \forall k \in K \quad (5.8)$$

Les contraintes de précédences sont respectées au sein de chaque scénario k (5.9).

$$EndBeforeStart(X_{p_i}^k, X_i^k), \quad \forall i \in I, \forall k \in K \quad (5.9)$$

Pour un scénario k considéré, les contraintes liées aux fenêtres de sautage permettent aux tâches de sautage d'avoir lieu durant les fenêtres de sautage uniquement (5.10). En effet, étant donné que les fenêtres de temps sont compressées, cette contrainte revient à fixer le début des tâches de sautage à la fin de chaque quart de travail. Le symbole $\%$ correspond au reste de la division entière entre les deux membres.

$$StartOf(X_i^k) \% L_s = 0, \quad \forall i \in B, \forall k \in K \quad (5.10)$$

Enfin, afin d'obtenir des séquences ordonnées d'activités permettant de minimiser le *makespan* moyen dans l'ensemble des scénarios générés, il s'agit de forcer chaque ressource j à réaliser la même suite ordonnée d'activités (5.11) dans tous les scénarios. Cela permet d'obtenir un horaire dans lequel les séquences d'activités au niveau de chaque localisation de travail et réalisées par chaque ressource sont fixées. En effet, les séquences d'activités au niveau de chaque localisation de travail sont fixées grâce aux contraintes de précédences.

$$SameSequence(S_j^k, S_j^{k'}), \quad \forall j \in J, \forall (k, k' \mid k \geq k') \in |K| \times |K| \quad (5.11)$$

5.3.2 Modèle robuste court terme pour le développement et la production : Modèle 6

Le modèle robuste 6 pour la planification du développement et de la production est réalisé à partir du modèle 3 (voir le Chapitre 4) dans lequel on modifie le processus de décision quant aux durées des parties des activités (Figure 5.7).

Ensembles, paramètres et variables du modèle 6

Les paramètres et ensembles utilisés sont proches de ceux utilisés par le modèle 3 (voir le chapitre 4).

Ensembles	Description
I	Ensemble des activités
J	Ensemble des ressources
J_{t_i}	Ensemble des ressources du type t
L	Ensemble des localisations de travail
B_k	Ensemble des activités de sautage au scénario k
R_k	Ensemble des activités de remblayage des chantiers au scénario k
M_k	Ensemble des dernières activités de remblayage des chantiers (masse) au scénario k
H_k	Ensemble des activités de transport du minerai par les camions au scénario k
K_{ik}	Ensemble des parties de l'activité i au scénario k
K	Ensemble des scénarios générés
Paramètres	Description
D	Matrice des distances de transition entre les localités
T	Matrice des temps de transition entre les localités ($4,2 \text{ km.h}^{-1}$ plus 10 minutes installation/désinstallation) où $D_{vij} = \frac{D_{ij}}{700+1}, \forall i, j \in [1 : L]^2, i \neq j$.
l_i	Localisation de la tâche i
t_i	Type de ressource requise par la tâche i
c	Temps de cure (nombre entier) égal à 280 unités de temps
p_i	Prédécesseur de la tâche i
n_i	Nombre de parties de la tâche i
d_{ik}	Durée de la tâche i au scénario k
k_i	Nombre maximum de parties que la tâche i peut utiliser (nombre entier fixé pour tous les scénarios)
s	Durée des opérations d'un quart de travail (<i>blast window</i> exclue). Ce paramètre est égal à 55 unités de temps.
w	Durée d'une fenêtre de sautage (<i>blast window</i>). Ce paramètre vaut 17 unités de temps.
m	Durée minimum d'une partie d'une tâche (fixée à 18 unités de temps)
l_0^j	Localisation initiale de l'équipement j
b	<i>Step function</i> correspondant aux fenêtres de sautage
a	<i>Step function</i> donnant les période des opérations minières utilisant des ressources (hors remblais en pâte).

TABLEAU 5.3 Ensembles et paramètres du modèle robuste 6

Les fonctions par paliers a (4.12) et b (4.11) sont définies comme vues au Chapitre 4. Les variables de décision du modèle 6 sont explicités dans le Tableau 4.7. Le paramètre k_i représente le nombre de parties à définir dans le modèle pour l'activité i afin de conserver des longueurs des séquences robustes identiques.

Variable	Description	Application
$X_{i,p}^k$	Variable d'intervalle représentant la partie p de la tâche i dans le scénario k	$\forall i \in I, \forall p \in K_i, \forall k \in K$
$Y_{i,p}^{j,k}$	Variable d'intervalle optionnelle pour la partie p de la tâche i réalisée par l'équipement j au scénario k	$\forall i \in I, \forall p \in K_i, \forall k \in K$ $\forall j \in J_{t_i}$
S_j^k	Séquence de variables d'intervalle optionnelles réalisées par la ressource j au scénario k	$\forall j \in J, \forall k \in K$
E_l^k	Séquence de variables d'intervalles réalisée à la localisation l au scénario k	$\forall l \in L, \forall k \in K$

TABLEAU 5.4 Variables de décision du modèle robuste 6

Fonction-objectif du modèle 6

La fonction-objectif du modèle robuste 6 pour le développement et la production correspond à celle utilisée dans l'équation 5.3 et peut être interprétée comme le *makespan* global moyen obtenu sur l'ensemble des scénarios générés.

Contraintes du modèle 6

Les contraintes du modèle 6 correspondent aux contraintes d'affectation, aux contraintes liées aux fenêtres de sautage, aux précédences ainsi qu'aux contraintes de construction des séquences robustes. Les contraintes de précédence sont définies entre les parties d'une même activité (5.12) ainsi qu'entre tâches successives (5.13) intra-cycles ou inter-cycles (de développement et/ou de production).

$$EndBeforeStart(X_{i,p}^k, X_{i,p+1}^k), \quad \forall i \in I, \forall p \in [1; |i| - 1], \forall k \in K \quad (5.12)$$

$$EndBeforeStart(X_{p_i, n_{p_i}}^k, X_{i,1}^k), \quad \forall i \in I, \forall k \in K \quad (5.13)$$

Les contraintes de non chevauchement sont définies comme dans les modèles précédents (5.14,5.15).

$$NoOverlap(S_j^k, T), \quad \forall j \in J, \forall k \in K \quad (5.14)$$

$$NoOverlap(E_l^k), \quad \forall l \in L, \forall k \in K \quad (5.15)$$

Les contraintes d'affectation 5.16 sont appliquées aux activités nécessitant uniquement une seule ressource et les contraintes 5.17 sont utilisées pour affecter entre 3 et 4 camions aux activités de roulage (transport du minerai) durant les cycles de production.

$$Alternative(X_{i,p}^k, Y_{i,p}^{j,k} \mid \forall j \in J_{t_i}), \quad \forall i \in I, \forall p \in K_i, \forall k \in K \quad (5.16)$$

$$3 \leq \sum_{\forall j \in J_{t_i}} PresenceOf(Y_{i,p}^{j,k}) \leq 4, \quad \forall i \in H, \forall p \in K_i, \forall k \in K \quad (5.17)$$

Les ressources (liées aux variables d'intervalle optionnelles) sélectionnées par le modèle pour une activité de transport du minerai donnée sont synchronisées de façon à ce qu'elles fonctionnent en parallèle (5.18).

$$Synchronize(X_{i,k}, [Y_{i,k}^j \mid \forall j \in J_{t'}]), \quad \forall i \in H, \forall p \in K_i, \text{ tel que } t_i = t', \forall k \in K \quad (5.18)$$

Les contraintes liées aux fenêtres de sautage (5.19 et 5.20) ont les mêmes fonctions que celles présentées dans le modèle 3 (voir le Chapitre 4).

$$ForbidExtent(X_{i,p}^k, b) \quad \forall i \in B, \forall p \in K_i, \forall k \in K \quad (5.19)$$

$$ForbidExtent(X_{i,p}^k, a), \quad \forall i \in I, \forall p \in K_i, \forall k \in K \quad (5.20)$$

Les contraintes liées aux temps de cure entre la seconde étape (la prise) et la troisième étape (la masse) de chaque chantier en cours de remblaiement (5.21). Du fait du faible nombre de contraintes impliquées, la notation "EndBeforeStart" peut être appliquée mais ne permet pas de faire varier significativement l'efficacité de la résolution.

$$StartOf(X_{i,1}^k) \geq EndOf(X_{p_i, n_i}^k) + c, \quad \forall i \in M, \forall k \in K \quad (5.21)$$

La contrainte 5.22 permet de lier les scénarios en construisant des séquences d'activités réalisées pour une ressource j donnée qui sont identiquement ordonnées dans tous les scénarios k générés.

$$SameSequence(X_{i,p}^k, X_{i,p}^k), \forall i \in I, \forall p \in K_i, \forall k \in K \quad (5.22)$$

5.3.3 Modèle temps-réel de planification court terme pour le développement : Modèle 5

Ce modèle fait partie des techniques progressives de planification [9]. Ce modèle est simple en termes de nombre de variables de décision utilisées. En effet, étant donné que les décisions liées aux affectations des ressources ont déjà été effectuées lors de la résolution du modèle robuste et ont été fournies en données d'entrée du modèle 5, seules des variables de type variables d'intervalle (présentes, c'est-à-dire non optionnelles) correspondant aux couples "tâche-équipement" seront définies (Tableau 5.5).

Variables	Description	Application
X_i	Variable d'intervalle représentant la tâche i	$\forall i \in I$
S_j	la tâche i réalisée par l'équipement j Séquence de variables d'intervalle réalisées par la ressource j	$\forall j \in J$
E_l	Séquence de variables d'intervalles réalisée à la localisation l	$\forall l \in L$

TABLEAU 5.5 Variables de décision du modèle 5

Les paramètres et ensembles utilisés dans ce modèle sont identiques à ceux utilisés dans le modèle 1 (Chapitre 4). De plus, afin de restreindre les valeurs réalisables des domaines liés aux temps de début et de fin de chaque activités, des contraintes sont développées. Ces dernières correspondent aux contraintes du modèle 2 sans les contraintes liées aux affectations des ressources aux activités. Du fait du caractère répétitif du détail des contraintes, ces dernières ne sont pas explicitées pour ce modèle, mais peuvent être trouvées dans le modèle 2 du Chapitre 4 en remplaçant les notations par celles présentes dans le Tableau 5.5. Enfin, l'algorithme permettant la décomposition temporelle de la résolution du modèle est présenté ci-dessous (Algorithme 2).

Une variable d'intervalle correspondant à une activité i donnée a pour attributs un temps de début S_i , un temps de fin (E_i) ainsi qu'une longueur ($length_i$). Ces attributs sont des intervalles de valeurs réalisables pour une tâches donnée jusqu'à ce que le modèle prenne une

Algorithm 2 Algorithme du modèle de simulation en ligne (de type glouton)

```

1: Soient  $S_i = [lbs_i, ups_i], \forall i \in I$ 
2: Soient  $E_i = [lbe_i, upe_i], \forall i \in I$ 
3: Soient  $P_b^t, R_j, T_1^t, T_2^t$ 
4: Soient  $L^1, L^2, L^3, time = 0$ 
5: Soient  $d_i \leftarrow T_1^{t_i}, \forall i \in I$ 
6: while  $\text{len}(L^3) \neq |I|$  do
7:   for  $i$  in  $L^2$  do
8:     Délais/Bris potentiels :
9:      $r \leftarrow \mathcal{U}(0, 1)$ 
10:    if  $r \leq P_b^{t_i}$  and  $i$  not in  $B$  then
11:       $d_i \leftarrow T_2^{t_i}$ 
12:    end if
13:    Temps de fin :
14:    if  $time = d_i + S_i$  then
15:       $E_i = time$ 
16:    end if
17:  end for
18:  Propagation
19:  Temps de début :
20:  for  $i$  in  $L^1$  do
21:    if  $p_i$  is fixed and  $i$  is compatible then
22:       $S_i = lbs_i$ 
23:    end if
24:    if  $i$  in  $B$  and  $i$  is a compatible blast then
25:       $S_i = E_i = time$ 
26:    end if
27:  end for
28:  Propagation
29:
30:   $time = time + 1$ 
31: end while
    =0
  
```

décision pour définir le temps de début puis le temps de fin. La longueur d'une tâche est fonction de sa taille (c'est-à-dire de sa durée $size_i$) et de son intensité. Dans le présent mémoire, on considère que chaque ressource fonctionne avec une intensité maximale de sorte que $size_i = length_i = d_i$ (voir [25] pour plus de détails). La durée d_i d'une activité i correspond à sa durée échantillonnée (pouvant varier en fonction de l'occurrence d'un délai mineur sur cette même tâche i durant le processus de résolution. L'algorithme 2 permet donc de prendre des décisions locales en fonction des durées simulées des activités (d_i) fournies durant la résolution (dès qu'une tâche i donnée a débuté et à une durée égale à sa durée simulée d_i). Ce dernier montre l'algorithme heuristique en ligne permettant de construire la solution en temps réel (de façon simulée). En premier lieu (lignes 1 et 2), toutes les variables d'intervalles, lorsqu'elles ne sont pas fixées, sont définies par les intervalles de valeurs potentielles pour les temps de début (S_i) et de fin (E_i) en tenant compte des contraintes énoncées. Chacun de ces deux derniers intervalles est défini par une borne inférieure (lbs_i pour le temps de début ou lbe_i pour le temps de fin) et une borne supérieure (ups_i pour le temps de début ou upe_i pour le temps de fin) pouvant varier au fur et à mesure de la résolution en fonction des événements passés (délai additionnel pour un prédécesseur, par exemple). Les distributions statistiques cumulatives des durées pour chaque type de ressources t (avec bris mineur T_2^t et sans bris T_1^t) ainsi que la probabilité de bris/retard par unité de temps pour chaque type de ressource (P_b^t) sont renseignées par avance dans l'algorithme (ligne 3). De la même façon, les séquences robustes d'activités pour chaque ressource j (R_j). On initialise des listes d'activités en fonction de leur statut (ligne 4) : non débutée, en cours et terminée. Au temps initial (ligne 4), toutes les activités sont dans la liste L^1 étant donné qu'aucune activité n'a débuté et les temps de début et de fin sont sous forme d'intervalles de valeurs possibles. Les deux listes L^2 et L^3 correspondent respectivement aux listes de tâches en cours (temps de début fixé et temps de fin inconnu) et terminées (temps de début et de fin fixés). Afin de générer un nouveau scénario (qui n'a pas été utilisé pour construire les séquences robustes dans le modèle 4), les durées sont échantillonnées dans les distributions sans considérer l'occurrence de bris/délais additionnels (T_1^t) pour obtenir des durées simulées d_i (ligne 5) pour toutes les activités i qui seront révélées au fur et à mesure de la résolution en ligne. Une boucle génère les unités de temps jusqu'à ce que toutes les activités soient terminées (ligne 6). Cette méthode peut être utilisée en temps réel avec des données réelles arrivant toutes les 10 minutes, par exemple.

Ensuite, pour chaque unité de temps, un test est effectué afin de simuler l'appartition de délais additionnels (lignes 7 à 12) pour les activités en cours de réalisation (appartenant à L^2 , c'est-à-dire n'ayant que leur temps de début fixé). Si un bris ou délai apparaît, un nouvel échantillonnage dans la distribution statistique T_2^t utilisée en cas d'un délai additionnel (pour le type de ressource considéré) est réalisé. La tâche se poursuit si la nouvelle durée

échantillonnée est supérieure à l'ancienne. En moyenne, environ 8 délais additionnels sont simulés (par semaine) ce qui peut être ajusté en modifiant les probabilités d'occurrence des bris en fonction de la variabilité liée à la robustesse des ressources et aux contraintes géologiques et humaines du site, par exemple.

Dans ce modèle, pour simplifier le processus de résolution, l'occurrence d'un délai supplémentaire a pour effet d'augmenter la durée de la tâche considérée de sorte que la partie restante de l'activité considérée soit réalisée avec la même ressource. En effet, cela a pour effet de ne pas modifier les séquences robustes d'activités établies par le modèle 4. Les lignes 14 et 15 testent si une activité donnée est terminée ou non à partir de la durée simulée initialement. Si c'est le cas, le temps de fin est fixé, puis on propage les décisions réalisées liées aux temps de fin des activités sur l'ensemble des variables du modèle. De ce fait, les intervalles de valeurs réalisables correspondant aux temps de début et de fin de chaque variable d'intervalle restant à fixer sont réduits durant la résolution jusqu'à être fixés. La propagation des décisions est effectuée en utilisant la fonction *propagate* de *CPO* (ligne 18).

Une fois les décisions sur les temps de fin des activités réalisées, les décisions liées aux temps de début des activités sont prises (lignes 20 à 27). Si une activité est compatible (avec le sens donné à la figure 5.7) et que le temps de transition de la ressource utilisée de sa localité de travail de départ (tâche précédente) jusqu'à la localité de cette même activité a été purgé, alors le début de la tâche peut être fixé à l'unité de temps actuellement considérée. Si la tâche est une activité de sautage compatible et que l'unité de temps considérée correspond à la fin d'un quart de travail, alors les temps de début et de fin peuvent être fixés (lignes 24 et 25), étant donné que les durées des activités de sautage sont nulles et que les fenêtres de sautage sont compressées. De la même façon que dans le modèle 4, les fenêtres de sautage peuvent être décompressées par traitement post-résolution.

5.3.4 Modèle de simulation pour le développement et la production : Modèle 7

Etant donné la complexité et le grand nombre des contraintes opérationnelles liées aux activités de production, seul un modèle de simulation des séquences robustes sans décomposition de la dimension temporelle a été mis en place. Ce modèle, comme le modèle en ligne 5, a pour unique objectif de tester les séquences ordonnées d'activités générées par le modèle 6 (modèle robuste) sur de nouveaux scénarios (nouvelles éventualités des opérations) afin d'évaluer la performance des séquences générées pour chaque ressource au regard des objectifs fixés (minimiser la durée totale des opérations dans le cas présent).

Ensembles, paramètres et variables du modèle 7

Les paramètres de ce modèle correspondent aux mêmes paramètres que ceux utilisés dans le modèle 6 (modèle robuste pour le développement et la production). Les paramètres supplémentaires correspondent aux séquences robustes provenant de la solution du modèle 6. Elles sont fournies comme paramètres en données d'entrée du modèle 7 (Tableau 5.6). Afin de prendre en compte les 3 à 4 ressources affectées pour une même tâche de transport du minerai, chaque tâche de transport du minerai est divisée en 3 ou 4 activités (variables d'intervalle) chacune desservie par une ressource différente. Ces activités n'utilisant ainsi qu'une seule ressource (un seul camion) seront alors synchronisées entre elles afin de modéliser le fonctionnement en parallèle de ces ressources durant les tâches de transport du minerai concernées. On crée donc des ensembles permettant de rassembler les tâches constituées d'une activité (ou d'une partie d'une activité) donnée réalisée par plusieurs ressources différentes (ensembles de 3 à 4 éléments).

Ensemble	Description
R_j	Ensemble ordonné des activités
$H_{i,k}$	Ensemble des mêmes parties k des activités i de transport du minerai réalisées par la ressource j
Paramètre	Description
r_{jn}	Activité réalisée en $n^{\text{ième}}$ position de la séquence d'activité liée à la ressource j

TABLEAU 5.6 Ensembles et paramètres additionnels du modèle 7

Les variables du modèle 7 (Tableau 5.7) correspondent aux variables d'intervalle représentant les activités (pre-affectées aux ressources selon les séquences robustes établies par le modèle 6) à ordonner.

Variable	Description	Application
$X_{i,p}$	Variable d'intervalle représentant la partie p de la tâche i	$\forall i \in I, \forall p \in K_i$
S_j	Séquence des variables d'intervalle réalisées par la ressource j	$\forall j \in J$
E_l	Séquence de variables d'intervalles réalisée à la localisation l	$\forall l \in L$

TABLEAU 5.7 Variables de décision du modèle 7

Fonction-objectif et contraintes du modèle 7

La fonction-objectif du modèle 7 consiste à minimiser le *makespan* global, comme dans le modèle 6. Les contraintes du modèle sont détaillées dans ce qui suit. Ces dernières sont plus simples que dans le modèle 6 du fait de la pré-affectation des ressources aux activités. Les parties des activités sont ordonnées par ordre croissant des numéros des parties (5.23) et les tâches sont ordonnées selon les relations de précédences des données d'entrée (5.24). Des contraintes de précédences sont aussi développées afin que les séquences robustes établies dans le modèle 6 soient respectées (5.25).

$$EndBeforeStart(X_{i,p}, X_{i,p+1}), \quad \forall i \in I, \forall p \in [1; |i| - 1] \quad (5.23)$$

$$EndBeforeStart(X_{p_i, n_{p_i}}, X_{i,1}), \quad \forall i \in I \quad (5.24)$$

$$EndBeforeStart(X_{r_j, n, n_{r_j, n}}, X_{r_j, n+1, n_{r_j, n+1}}), \quad \forall j \in J, \forall n \in [1; |R_j| - 1] \quad (5.25)$$

Les variables d'intervalle réalisées par une même ressource ne doivent pas se chevaucher (5.26) ni les variables d'intervalles représentant des activités réalisées au niveau d'une même localisation (5.27).

$$NoOverlap(S_j, T), \quad \forall j \in J \quad (5.26)$$

$$NoOverlap(E_l), \quad \forall l \in L_i \quad (5.27)$$

Les parties des activités devant être réalisées en parallèle (transport du minerai par les camions) par les activités dupliquées selon le nombre de ressources allouées sont contraintes à être réalisées en parallèle (5.28).

$$Synchronize(X_{i,k}, [X_{i',k} \mid X_{i,k} \neq X_{i',k} \forall i' \in H_{i,k}]), \quad \forall i \in H, \forall p \in K_i \quad (5.28)$$

Les contraintes liées aux fenêtres de sautage sont aussi présentes (5.29 et 5.30).

$$ForbidExtent(X_{i,p}, b) \quad \forall i \in B, \forall p \in K_i \quad (5.29)$$

$$ForbidExtent(X_{i,p}, a), \quad \forall i \in I, \forall p \in K_i \quad (5.30)$$

Les contraintes liées au temps de cure durant le remblaiement des chantiers sont aussi prises en compte (5.31).

$$StartOf(X_{i,1}) \geq EndOf(X_{p_i,n_i}) + c, \quad \forall i \in M \quad (5.31)$$

5.4 Résultats et interprétations

5.4.1 Résultats des modèles robustes 4 et 6

L'ensemble des résultats présentés dans cette section correspondent aux résultats obtenus durant la génération des séquences robustes d'activités pour chaque ressource (modèles 4 et 6). Ils permettent de donner une indication des performances pouvant être espérées des séquences robustes lorsqu'elles seront testées dans la section suivante sur de nouveaux scénarios à partir desquels elles n'ont pas été construites. De plus, afin de prouver l'efficacité d'une telle approche, les séquences d'activités à réaliser par chaque ressource provenant de la résolution du modèle stochastique seront aussi utilisées sur de nouveaux scénarios. Cela permettra de mettre en évidence la valeur de la solution du modèle robuste (aussi appelée "*value of stochastic solution*" dans la littérature). En effet, l'on s'attend à ce que les solutions du modèles déterministes ne soient pas adaptées à des variations des durées des activités durant l'exécution et, ainsi, sous performant les solutions du modèle robuste dans le cas de variations des durées des activités par rapport à leur moyenne.

Modèle robuste 4

Pour le modèle 4, les résultats sont générés pour les quatre objectifs explicités dans la partie précédente. 20 tests ont été effectués pour chacun des quatre objectifs présentés en utilisant (de façon arbitraire) 50 scénarios et un temps maximum de résolution d'une heure. Le nombre élevé de scénarios choisi rend la résolution du modèle plus complexe à résoudre mais permet de générer suffisamment d'éventualités possibles des opérations pour obtenir une solution de qualité. De plus, ce nombre de scénario permet d'obtenir des temps de résolution raisonnables pour atteindre un pourcentage d'optimalité donné. Ces temps de résolution peuvent être vus comme conservateurs dans la mesure où la génération de 30 scénarios suffit pour obtenir de bonnes solutions tout en demandant moins de puissance de calcul. Avec 50 scénarios, le modèle généré comprend 55500 variables et 34735 contraintes. Il s'agit donc d'un problème

de grande taille. D'autres tests, qui ne seront pas présentés dans le présent mémoire, ont aussi été effectués en générant entre 25 et 200 scénarios. Selon ces derniers, la génération de 30 à 50 scénarios permettait d'obtenir un bon compromis entre la qualité des résultats obtenus (pas de différence significative entre 30 et 50 scénarios) et l'efficacité de la résolution du modèle.

En premier lieu, l'étude des résultats porte sur les comparaisons entre les *makespans* globaux moyens obtenus sur les 20 tests effectués pour chaque objectif testé. La figure 5.8 met en avant les durées totales moyennes des opérations obtenues à partir d'une heure de résolution en fonction des différentes expressions testées dans l'objectif.

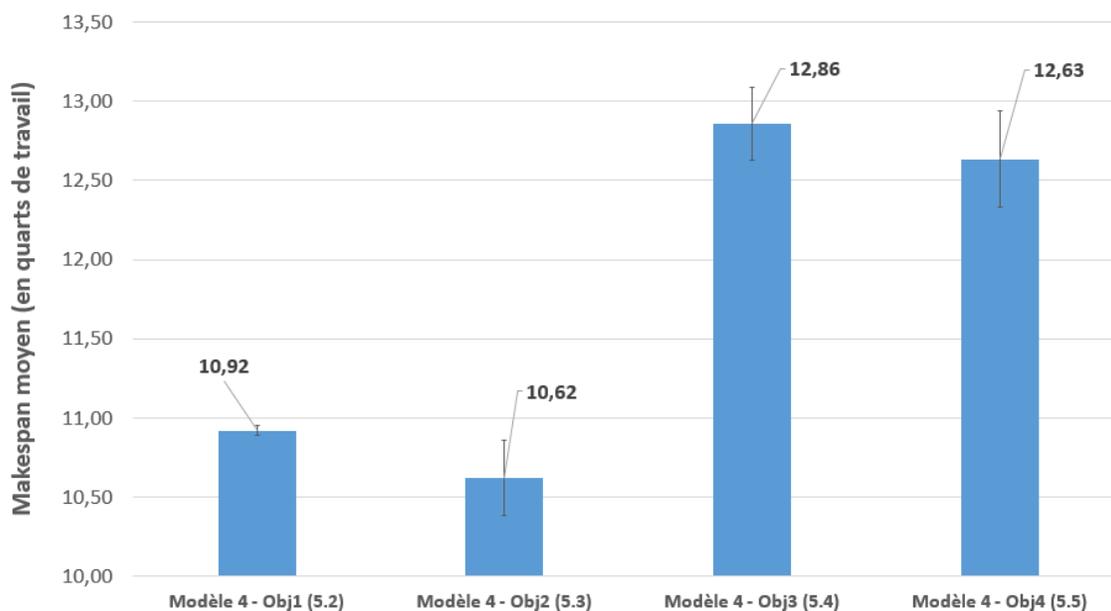


FIGURE 5.8 Diagramme permettant de comparer les *makespans* globaux moyens en quarts de travail (calculés à partir des moyennes des *makespans* moyens sur 50 scénarios obtenus dans les 20 tests effectués) pour les 4 objectifs testés (comportant les écart-types étalis)

Comme dans le chapitre 5, la prise en considération des *makespans* par indice de priorité a pour effet de dégrader le *makespan* global par rapport aux objectifs ne permettant de considérer que le *makespan* global de façon significative (d'environ deux quarts de travail en moyenne). Par rapport au chapitre précédent, les objectifs 5.4 et 5.5 permettant de prendre en compte les indices de priorité dans l'objectif ne priorisent pas les indices de priorité de grande importance, mais seulement la moyenne obtenue. Cela a pour effet d'accentuer la différence de performance avec les objectifs 5.3 et 5.2 prenant en compte le *makespan* global uniquement par rapport aux résultats des tests réalisés pour le modèle déterministe (modèle 2) ou la différence de performance entre les deux types d'objectifs était seulement d'un quart de travail. Ainsi, les objectifs 5.3 et 5.2 permettent d'obtenir des *makespans* moyens

d'environ 11 quarts de travail, alors que les objectifs 5.4 et 5.5 permettent obtenir en moyenne environ 13 quarts de travail pour lier les scénarios et construire des séquences robustes. De plus, les objectifs permettant de considérer les moyennes des *makespans* obtenus (5.3 et 5.5) semblent plus performants que les objectifs de type "MinMax" (5.2 et 5.4). Cette différence de performance est significative lorsque seuls les *makespans* globaux sont considérés. Au final, la moyenne des *makespans* globaux sur l'ensemble des scénarios générés (5.3) est l'objectif permettant d'obtenir les meilleurs résultats. La convergence des solutions du modèle 4 en utilisant cet objectif sera explicité dans la suite.

L'étude des *makespans* par indice de priorité n'est pas explicitée dans le présent mémoire puisque les résultats observés mettent en évidence le fait que ces *makespans* sont améliorés, en moyenne, lorsqu'ils sont considérés dans l'objectif, d'environ un quart de travail par rapport à ceux trouvés en considérant des objectifs globaux.

En second lieu, l'étude du temps de résolution en fonction du pourcentage d'optimalité souhaité (figure 5.9) permet de mettre en évidence les temps de résolution moyens sur 5 tests réalisés (pour chaque point bleu situé sur la figure) avec l'objectif de minimiser le *makespan* moyen (car il s'agit du plus performant) pour obtenir un pourcentage d'optimalité donné.

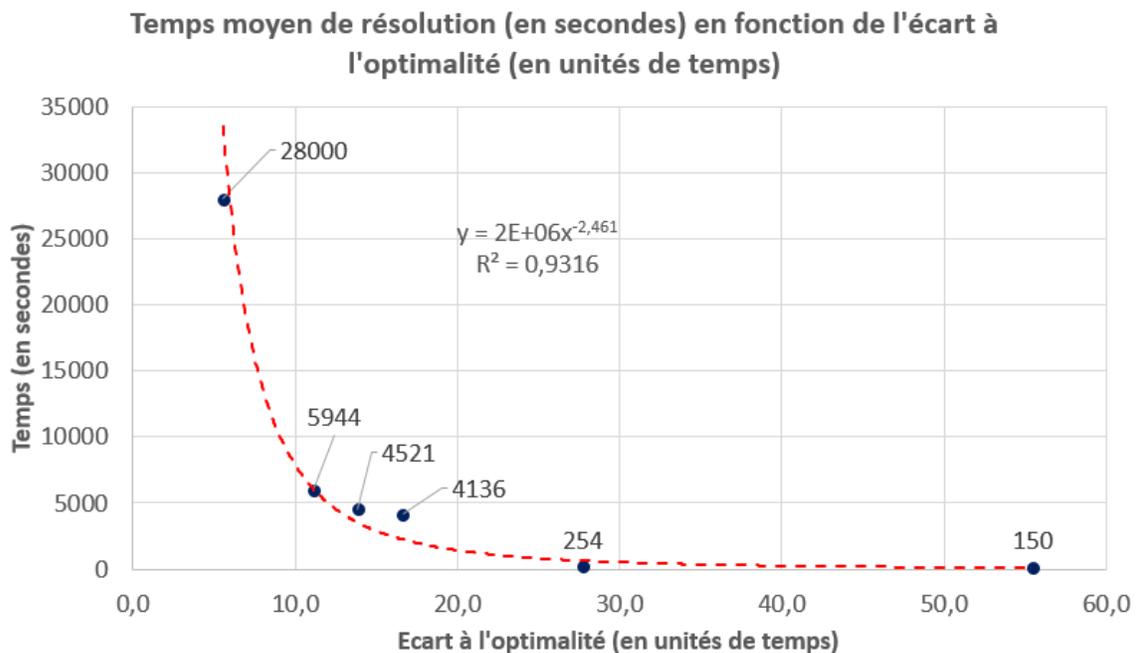


FIGURE 5.9 Graphique représentant le temps moyen de résolution du modèle 4 minimisant le *makespan* moyen (en générant 50 scénarios) en fonction pourcentage d'optimalité obtenu avec une borne inférieure située en moyenne à 555 unités de temps (soit environ 10 quarts de travail).

Les résultats obtenus à la figure 5.8 correspondent sur ce graphique (Figure 5.9) à des optimalités relatives entre 3% et 5% par rapport à l'optimalité (c'est-à-dire des écart à l'optimal allant de 15 à 28 unités de temps environ). On observe que le temps de résolution augmente de façon exponentielle lorsqu'on veut obtenir de meilleurs résultats en dessous de 15 unités de temps (3% d'optimalité). Cependant, de très bonnes solutions sont trouvées en une heure de résolution. De plus, la génération d'un plus petit nombre de scénarios permet de diminuer ces temps de résolution en diminuant la taille du modèle.

Modèle robuste 6

Pour le modèle 6 concernant les opérations de développement et de production, seul l'objectif visant à minimiser la durée totale des opérations est testé. Du fait du plus grand nombre de tâches à planifier par scénario généré, seuls 10 scénarios seront utilisés pour la construction des séquences robustes afin d'obtenir de bonnes solutions réalisables. En effet, au delà de 15 scénarios générés au sein du modèle 6, le temps de résolution augmente de sorte que cela dégrade le *makespan* moyen obtenu pour une durée de résolution fixée. Le modèle comporte en moyenne 61500 variables et 25300 contraintes (nombres variables du fait de l'échantillonnage des durées des activités effectué). Cinq tests (c'est-à-dire cinq ensembles de séquences robustes) sont générés avec un temps de résolution maximum fixé à une heure et les résultats correspondant aux pourcentages d'occurrence du *makespan* global en nombre de quarts de travail dans les 5 fois 10 scénarios générés) sont visibles à la figure 5.10.

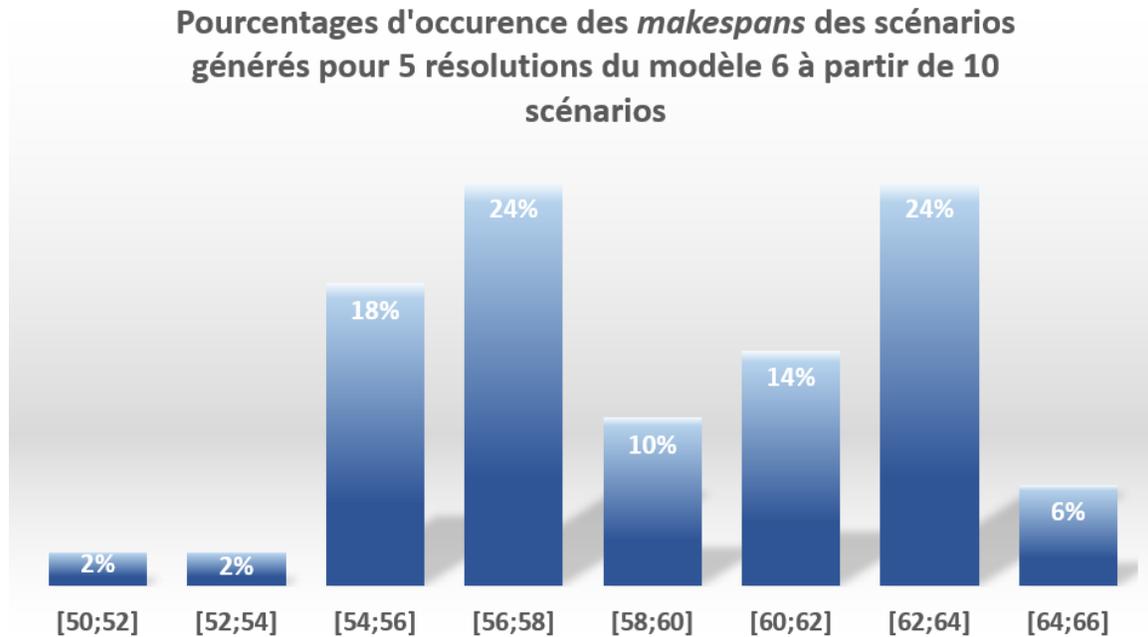


FIGURE 5.10 Diagramme représentant le pourcentage d'occurrence des *makespans* en fonction de l'intervalle de quarts de travail considéré.

Etant donné la variabilité des résultats (liée à l'échantillonnage dans des distributions larges) et que deux quarts de travail ont lieu par jour, les résultats ont été regroupés par jour de travail (Figure 5.10). Par exemple, l'intervalle entre 56 et 58 quarts de travail correspond aux scénarios dont le *makespan* obtenu permet de terminer les opérations en moins de 29 jours (c'est-à-dire durant le 28^{ième} jour) d'opérations. La durée moyenne des opérations dans le modèle déterministe (modèle 3) étant d'environ 54 à 55 quarts de travail, on observe une dégradation de l'objectif liée aux contraintes relatives à la génération des séquences robustes d'activités pour chaque ressource. 70% des résultats obtenus permettent d'effectuer les opérations en moins de 32 jours, c'est-à-dire en moins de 5 jours de travail supplémentaire par rapport aux résultats moyens du modèle déterministe qui est vu comme trop optimiste étant donné que les durées des opérations varient d'une localité à une autre en pratique.

5.4.2 Résultats des modèles de simulation (en ligne ou non)

Modèle en ligne 5

Dans cette partie, on cherche à tester la performance des séquences robustes générées sur de nouveaux scénarios. L'étude sera réalisée en utilisant l'objectif permettant de minimiser le *makespan* moyen sur l'ensemble des scénarios générés. En effet, il s'agit du modèle

permettant d'obtenir les meilleurs résultats. Pour illustrer cela, on génère 10 ensembles de séquences robustes avec le modèle robuste à partir de 30 à 50 scénarios (2 tests pour chaque multiple de 5) avec une durée maximum de résolution fixée à une heure. Ainsi, deux tests sont effectués pour 30 scénarios, deux le sont pour 35 scénarios, etc. On répète ce processus pour chaque pourcentage d'optimalité étudié (2%, 2.5%, 3% et 5%). Au total, 40 ensembles de séquences robustes sont générés. Chacun de ces ensembles est utilisé dans le modèle en ligne pour générer 10 solutions du modèle en ligne 5 (permettant de tester la performance des séquences robustes générées sur de nouvelles éventualités possibles des opérations). Ainsi, dans la figure 5.11, chaque point bleu correspond à la moyenne des 10 *makespans* moyens obtenus pour un pourcentage d'optimalité donné à partir du modèle robuste 4. Les points orange correspondent à la moyenne des *makespans* obtenus par les 100 tests effectués (10 par ensemble de séquences robustes) du modèle en ligne 5.

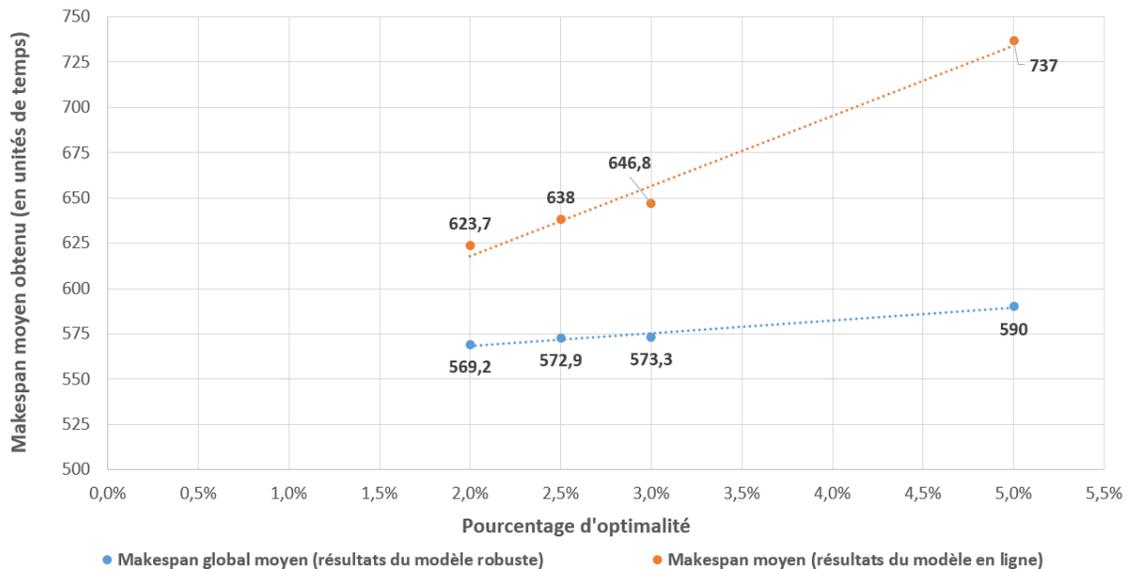


FIGURE 5.11 Graphique représentant les résultats des *makespans* moyens obtenus (en unités de temps) durant la résolution du modèle robuste 4 (bleu) et en résolvant le modèle en ligne (orange) en utilisant les séquences robustes générées par le modèle robuste sur de nouvelles éventualités des opérations en fonction de l'optimalité relative (en pourcentage) utilisée pour résoudre le modèle robuste 4

Les résultats illustrés à la figure 5.11 montrent que la performance du modèle 5 est directement liée à la qualité des solutions obtenues par le modèle robuste 4. L'effet d'obtenir de moins bonnes solutions permettant la construction des séquences robustes avec le modèle 4 duplique la baisse de performance de ces séquences sur de nouveaux scénarios générés avec le modèle en ligne 5. En effet, de 2% à 2.5% de pourcentage d'optimalité, la différence d'objectif

moyen entre les résultats du modèle robuste correspond à environ 4 unités de temps, mais correspond à augmentation moyenne du *makespan* moyen de 15 unités de temps dans les résultats du modèle en ligne. Ainsi, l'enjeu majeur correspond donc à la capacité pour le modèle robuste à produire de bons ensembles de séquences robustes. De plus, on observe que les *makespans* obtenus par l'approche en ligne sur de nouvelles éventualités des opérations sont dégradés de l'ordre d'un à deux quarts de travail sous 3% d'optimalité pour atteindre des performances moyennes entre 11 et 12 quarts de travail. La différence entre ces performances et les performances du modèle robuste vues notamment à la figure 5.11 permettent de mettre en évidence une dégradation moyenne de l'objectif d'un quart de travail pour les résultats modèle robuste 4. Cela correspond au "coût" de construction de résultats robustes. Ces résultats sont très intéressants, car ils permettent tout de même de faire mieux de deux à trois quarts de travail en comparaison des opérations réelles réalisées en 14 quarts. Cependant, il s'agit de résultats théoriques qu'il faudrait tester en pratique pour confirmer l'efficacité des horaires produites. Par opposition, le fait d'utiliser des séquences robustes provenant d'un seul scénario donné, lorsqu'elles sont testées avec de nouveaux scénarios dans le modèle en ligne, un *makespan* moyen de 14.3 quarts de travail (écart-type de 0.39 sur 10 tests effectués), soit 786 unités de temps, ne permettant pas d'améliorer ce qui est fait dans la réalité. Ces derniers résultats permettent de démontrer l'efficacité et la valeur des solutions du modèle robuste. La notion de coût (sur la valeur de l'objectif) associé à la robustesse est plus particulièrement discuté dans Bertsimas et Sim (2004) [7]. En effet, le gain moyen d'utiliser le modèle robuste plutôt que le modèle déterministe dans le présent contexte est d'environ 3 quarts de travail sur un horizon de planification d'une semaine (voir figure 7.1) dans la cas d'une modification des durées des activités par rapport à la moyenne des durées considérées dans le modèle déterministe. En outre, étant donné que les bornes relatives aux durées des activités ne peuvent être modifiées en limitant les durées possibles pour une activité donnée sans omettre des éventualités possibles des opérations, les paramètres choisis minimisent le coût de la robustesse (pour le site étudié).

La définition de la robustesse (donnée dans [9] est utilisée dans la Figure 5.12. Dans cette dernière Figure, les écart-types sont exprimés en unités de temps et les valeurs de epsilon correspondent à un nombre compris entre 0 et 1. Plus ce dernier est proche de 0, plus la robustesse des solutions obtenues est importante. Comme mentionné dans le Chapitre 3, une solution est ϵ -robuste ($\epsilon \in [0; 1]$) si $(1 - \epsilon) \times q_{pred} \leq q_{exec} \leq (1 + \epsilon) \times q_{pred}$. On applique la définition de la robustesse [9] aux moyennes des résultats calculés pour les modèles 4 (q_{pred}) et 5 (q_{exec}). La Figure 5.12 représente la ϵ -robustesse moyenne pour chaque pourcentage d'optimalité considéré pour la construction des séquences robustes. En parallèle, les écarts-types liés aux moyennes des *makespans* obtenues pour chaque pourcentage d'optimalité donné sont

aussi illustrés. Elle met en évidence l'augmentation de l'écart-type non-significative lorsqu'on considère un pourcentage d'optimalité allant de 3% à 2% avec des objectifs moyens non significativement différents. Ainsi, grâce à cette méthode, il n'est pas possible de déterminer un pourcentage d'optimalité relative avec lequel les résultats obtenus sont significativement meilleurs. Cependant, le meilleur ϵ obtenu sur la moyenne des *makespans* obtenus est donc égal à 0.096 pour 2% d'optimalité pour la construction des séquences robustes.

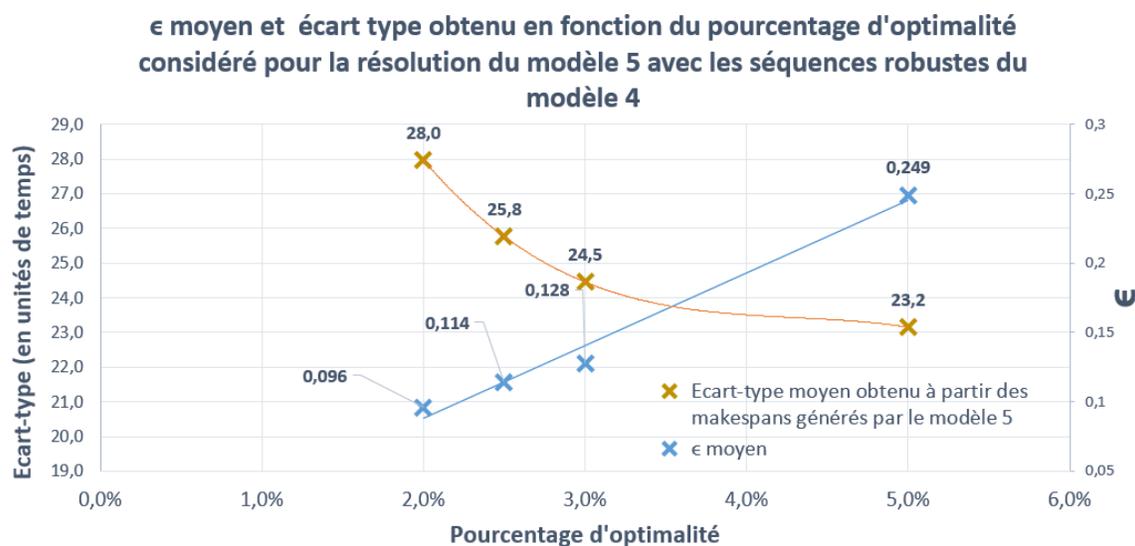


FIGURE 5.12 Graphique représentant l'évolution de l'écart-type standard moyen et de la valeur de epsilon représentant un indicateur de robustesse des solutions moyennes obtenus ([9]) en fonction de l'optimalité relative considérée

Modèle de simulation 7

Dans cette section, le modèle 7 est utilisé pour générer des résultats en utilisant les ensembles de séquences robustes obtenues par la résolution du modèle 6 sur de nouvelles éventualités possibles des opérations. On génère cinq séquences robustes grâce à la résolution du modèle 6 à partir de 10 scénarios pour une durée maximum de résolution d'une heure. On teste ensuite des cinq ensembles de séquences robustes sur 10 nouveaux scénarios pour chaque ensemble. Les résultats sont exprimés la Figure 5.13. La durée maximum de résolution d'un nouveau scénario dans le modèle 7 est d'une heure. En moyenne, on trouve une solution optimale en 800 secondes sur l'ensemble des tests effectués.

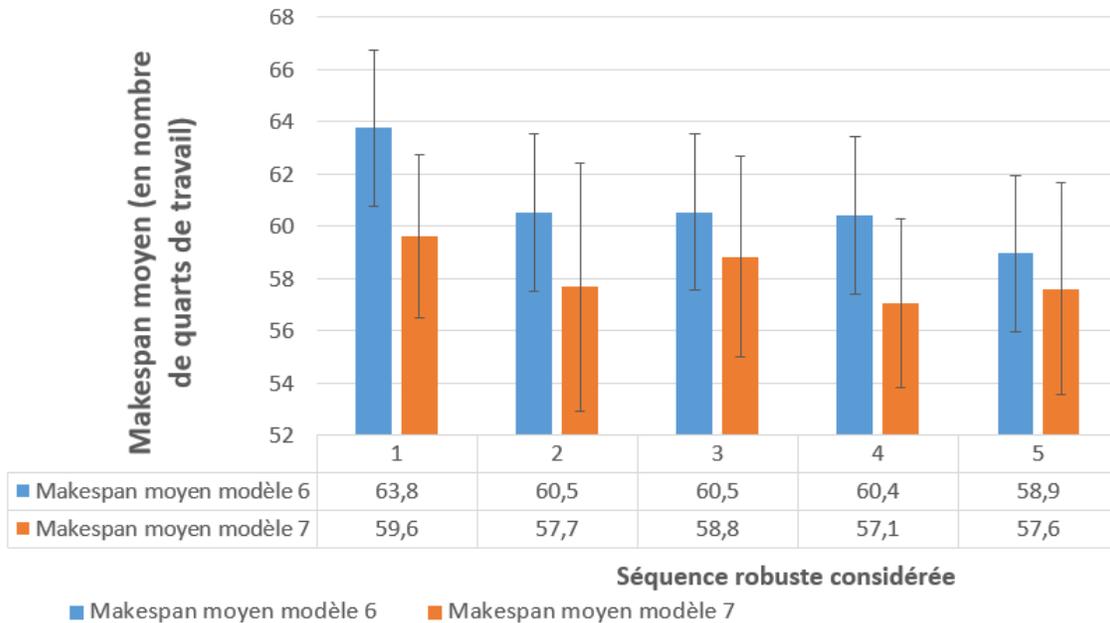


FIGURE 5.13 Diagramme représentant les *makespans* moyens obtenus pour les scénarios permettant de générer les séquences robustes au sein du modèle 6 et provenant des 10 scénarios simulés grâce au modèle 7 avec de nouvelles durées des activités

Le pourcentage d'optimalité moyen obtenu par le modèle robuste 6 est de 33.7% ainsi, la convergence de l'objectif semble peu efficace par rapport aux bornes inférieures. En effet, la complexité du modèle 6 ne permet pas d'obtenir des solutions très proches de l'objectif en une heure de résolution. Il faudrait implémenter une approche heuristique de résolution pour espérer une meilleure convergence de l'objectif, par exemple. De plus, les moyennes des résultats obtenus dans le modèle 6 sur tous les scénarios générés sont plus élevées (non significativement car les barres d'erreur se recoupent) que les moyennes sur 10 tests des performances des séquences robustes sur de nouveaux scénarios effectués en résolvant le modèle 7. Cela peut s'expliquer par le fait que le modèle 7 permet d'atteindre l'optimalité dans 80% des tests effectués par rapport au modèle 6 ne permettant pas d'atteindre l'optimalité. Le modèle est composé en moyenne de 855 variables de décision et de 1500 contraintes. Par rapport au résultat moyen provenant du modèle déterministe (modèle 3, avec une moyenne entre 54 et 55 quarts de travail), l'implémentation des séquences robustes générées permet d'obtenir des résultats allant de 57 à 60 quarts de travail, en moyenne, ce qui semble raisonnable au regard des larges variations des durées des activités. Le modèle déterministe permettait d'obtenir des résultats jusqu'à 59 quarts de travail dans le pire des cas alors que l'utilisation des séquences robustes permet d'obtenir, dans le pire des cas, des résultats de 64 quarts de travail, ce qui représente un coût d'utilisation d'un horaire robuste de 5 quarts de travail,

sachant que les horaires déterministes produits sont sans doute trop optimistes. Par opposition, le fait d'utiliser des séquences robustes provenant d'un seul scénario donné, lorsqu'elles sont testées avec de nouveaux scénarios dans le modèle de simulation, permet d'obtenir un *makespan* moyen de 81 quarts de travail (écart-type de 4.3 quarts de travail pour 10 tests effectués), ne permettant pas d'améliorer ce qui est fait dans la réalité. Ces derniers résultats permettent de démontrer l'efficacité et la valeur des solutions du modèle robuste. En effet, les solutions obtenues par le modèle robuste permettent d'obtenir des résultats présentant de moins bonnes performances que les solutions du modèle déterministe associé. Cependant, dans la cas de modification des durées des activités, la solution du modèle déterministe est significativement meilleure que celle du modèle déterministe durant l'exécution. La notion de coût associé à la robustesse est plus particulièrement discuté dans Bertsimas et Sim (2004) [7]. Les résultats du modèle robuste pour les activités de développement et de production sont analysés non pas à partir de simulations de nouveaux scénarios mais à partir des résultats obtenus des scénarios du modèle robuste. Malgré cela, selon la figure 7.1, il est possible de montrer que les solutions robustes permettent de surperformer d'au plus 20 quarts de travail et demi les solutions du modèle déterministe dans le cas de modifications des durées des activités par rapport à celles estimées, durant l'exécution. Il est raisonnable de supposer que, comme dans les modèles 4 et 6, les séquences robustes soient plus performantes que les séquences provenant du modèle déterministe en cas de modification des durées des activités. Du fait des problèmes de convergence de l'objectif du modèle robuste 6, il ne semble pas pertinent de comparer les performances obtenus avec le modèle robuste 5 car l' ϵ -robustesse [9] n'est pas pertinente dans ce cas.

CHAPITRE 6 MODÈLE EN LIGNE ET MODÈLES RÉACTIFS

Le présent chapitre a pour but de détailler deux approches réactives de planification. La première consiste en une approche progressive (en "temps réel") de planification (décisions locales selon un algorithme glouton) permettant de prendre en compte les données relatives aux opérations et de prendre des décisions sur les activités à réaliser et les ressources à utiliser (Modèle 8). La seconde consiste à réparer la solution d'un horaire de travail pré-établi en fonction du temps auquel un bris majeur ou un délai important est intervenu et de la durée estimée de ce délai afin de planifier de nouveau les opérations compte tenu des modifications opérationnelles (Modèle 9). Ce dernier modèle permet la réparation des séquences robustes produites par le modèle 4 (voir Chapitre 5)

6.1 Modèle en ligne (Modèle 8)

6.1.1 Objectifs et hypothèses

L'objectif principal est de développer une approche permettant de prendre en compte les nouvelles informations relatives aux opérations pour construire, sachant le passé et ne connaissant pas le futur, un bon horaire de travail et prendre les meilleures décisions locales (lors de chaque unité de temps) possibles sans avoir besoin d'utiliser un modèle robuste. Dans un environnement opérationnel dans lequel les durées des activités peuvent aller du simple au triple, dans lequel les bris/délais additionnels mineurs ne sont pas connus à l'avance, difficilement prévisibles et peu traçables dans les données extraites du site, il semble important de développer un algorithme fonctionnant quelques soient les évènements se déroulant sur le site. Le modèle doit permettre une résolution rapide. Le modèle développé ne tient pas compte du futur et se concentre uniquement, à chaque instant considéré, sur les données accessibles ainsi que sur les évènements passés. De plus, il doit s'agir d'une base de travail permettant d'implémenter des algorithmes en ligne plus complexes par la suite permettant de prendre en compte les évènements futurs potentiels. En effet, seuls des algorithmes gloutons seront testés et on cherche à minimiser le *makespan* global.

Dans ce modèle, on suppose qu'aucune ressource ne subit de maintenance planifiée durant l'horizon de temps considéré. L'hypothèse de l'accès aux données en temps-réel demeure une hypothèse forte relative à la mise en place de ce modèle. Le terme "temps-réel" désigne ici à 10 minutes près (on agrège les données collectées durant les dix dernières minutes, puis le modèle prend des décisions quant aux temps de début et de fin des activités). Cependant, le

degré de discrétisation peut être choisi par l'utilisateur en fonction de la précision des données d'entrée renseignées et de la fréquence de retour des informations relatives aux opérations.

6.1.2 Démarche et cadre de travail

Un modèle en ligne est un type de modèle permettant de prendre en compte les sources d'incertitude liées à la planification des opérations considérées. Dans ce type de modèle, on définit, pour un problème de minimisation, c tel que l'équation 6.1 soit vérifiée.

$$c = \min \frac{Obj_{optimal}^I}{Obj_{online}^I} \quad (6.1)$$

Soient $Obj_{optimal}^I$ et Obj_{online}^I les valeurs de l'objectif obtenues en résolvant le modèle de façon "hors ligne" (en supposant connues par avance toutes les durées des activités) et avec l'algorithme en ligne pour le problème I (dans lequel les données arrivent au fur et à mesure du déroulement des opérations), respectivement. La résolution "hors ligne" correspond au fait de résoudre le problème traité avec des durées présumées connues par avance. Dans ce cas, on dit que l'algorithme en ligne est c -compétitif (voir Legrain et al., 2016). Plus c est proche de 1, plus l'algorithme en ligne considéré est compétitif (i.e. est performant au regard de l'objectif testé par rapport au modèle résolu "hors ligne"). Cet indicateur permet d'illustrer et de comparer les performances des algorithmes en ligne testés. Dans les résultats, on effectue plusieurs tests avec des durées échantillonnées fournies au fur et à mesure de la résolution pour l'implémentation en ligne, et comme durées déterministes pour le modèle résolu "hors ligne". Ainsi, on exprime la compétitivité de l'algorithme en ligne en fonction des résultats moyens obtenus de l'objectif pour le modèle "hors ligne" ($E_{Obj_{optimal}}^I$) et l'algorithme en ligne $E_{Obj_{online}}^I$ (6.2).

$$c = \min \frac{E_{Obj_{optimal}}^I}{E_{Obj_{online}}^I} \quad (6.2)$$

L'information relative aux opérations est fournie au fur et à mesure qu'elle devient disponible (de façon simulée), permettant de prendre des décisions locales en temps-réel selon un algorithme de décision donné. Ce type de modèle est particulièrement adapté à l'environnement minier souterrain dans lequel les durées des tâches sont approximatives et très difficiles à connaître par avance. Il s'agit d'une base de travail ayant pour but d'être développée par la suite. Les modèles en ligne sont très rarement utilisés dans le domaine minier mais pourraient avoir un intérêt certain suite au déploiement de systèmes permettant de suivre la réalisation des activités sous terre en collectant des données en temps-réel. Dans ce type de modèle,

les décisions relatives à l'ordonnancement des activités ainsi qu'à l'affectation des ressources aux tâches sont réalisées au fur et à mesure du déroulement des opérations. Dans le présent mémoire, ce modèle est testé sur des données simulées.

L'algorithme en ligne développé peut prendre en compte les activités de développement (similaire à celles prises en compte dans les modèle 4 et 5). Les données d'entrée du modèle correspondent aux activités à planifier, aux ressources disponibles, aux localités de travail comme celles utilisées dans le modèle 4. Durant le processus de résolution, les activités sont séparées par statut (voir la Figure 5.7). La notion de compatibilité d'une activité utilisée dans la description de la démarche mise en place pour l'implémentation du modèle 5 est aussi utilisée dans cette section (Figure 5.7). Seulement, dans l'algorithme en ligne implémenté, les activités en attente d'être fixées sont ordonnées de façon à prioriser certaines activités par rapport à d'autres selon différentes règles de priorité. De plus, l'affectation des ressources est aussi réalisée par l'algorithme en ligne. Ainsi, deux types d'ensembles de ressources sont mis en place : l'ensemble des ressources actives et l'ensemble des ressources en attente d'être affectées à une activité. Les ressources sont affectées aux activités selon différentes règles de priorité (algorithmes gloutons). Comme dans le modèle 5, les décisions prises par l'algorithme en ligne sont réalisées à chaque unité de temps (c'est-à-dire toutes les 10 minutes dans la réalité).

6.1.3 Algorithme en ligne

Paramètres et variables du modèle 8

Les paramètres et les ensembles utilisés dans le modèle 8 correspondent à ceux utilisés dans le modèle 4 du Chapitre 5. Les variables du modèle 8 correspondent aux mêmes variables utilisées dans le modèle 5. Aucune variable d'intervalle optionnelle n'est implémentée du fait que l'affectation des ressources aux activités est réalisée au sein de l'algorithme en ligne directement. Les variables d'intervalles X_i correspondent donc aux activités i à planifier. De plus, les tâches sont non-interruptibles du fait de la compression des fenêtres de sautage (comme réalisé dans le modèle 2).

Algorithme en ligne du modèle 8

Les ressources sont aussi divisées en deux ensembles : les ressources disponibles et les ressources non disponibles. Ainsi, lorsqu'une tâche peut être débutée et que le type de ressource nécessaire est disponible dans l'ensemble des ressources disponibles, alors le début de cette activité peut être fixé. Le début de l'activité n'est pas fixé tant qu'aucune ressource du type

requis n'est disponible.

Pour simplifier la lecture de l'algorithme suivant, les notations utilisées dans l'algorithme du Chapitre 5 (Algorithme 3) sont utilisées de nouveau. Soient D^1 et D^2 les listes correspondant respectivement aux ressources occupées et aux ressources libres. Ces dernières sont dynamiques et varient durant la résolution. Soit r_i^t la ressource du type t utilisée par la tâche i (où $i \in D^1$, c'est-à-dire correspondant à une activité en cours de réalisation). L'algorithme de décision A représente le mécanisme de décision quant aux ressources à prioriser lorsqu'une nouvelle activité peut être débutée.

De la même façon que dans le modèle 5, lors de chaque itération (correspondant à une unité de temps donnée), on teste si un délai additionnel doit être simulé pour une activité en cours de réalisation (lignes 9 à 14) et on vérifie si certaines activités se terminent (lignes 15 à 19). Lorsqu'une tâche se termine, la ressource utilisée pour réaliser cette activité passe de la liste des ressources occupées D^1 à la liste des ressources disponibles D^2 (ligne 18). Ensuite, l'étape de propagation des résultats (ligne 21) permet de filtrer les domaines des variables associées aux activités restantes (en cours et non débutées). Par la suite, les activités pouvant être débutées (compatibles) sont considérées. La ligne 24 permet de s'assurer de la compatibilité de la tâche i . Ensuite, les ressources disponibles sont considérées dans l'ordre construit selon l'algorithme glouton A de sélection. S'il s'agit bien d'une ressource compatible (donc du type requis par l'activité), alors cette ressource est affectée à la tâche i (ligne 27) et cette dernière débutera dès que le temps de transition aura été purgé (ligne 31). La ressource affectée se retrouve alors dans la liste des ressources occupées afin de ne pas pouvoir être affectée à une autre tâche (ligne 28). Ensuite, les tests sur la possibilité pour un sautage d'être effectué (si l'unité de temps actuelle correspond à la fin d'un quart de travail) et la phase de propagation des décisions relatives aux temps de début des activités sont effectués.

6.1.4 Analyses, résultats et limites

Trois algorithmes de décision concernant le choix de l'affectation des ressources aux activités sont testés et comparés (voir Tableau 6.1. Pour chaque algorithme, 15 tests sont réalisés. La résolution des données simulées dure, en moyenne, trois minutes. L'algorithme S-01 vise à considérer les ressources dans l'ordre lexicographique. Les premières ressources disponibles de la liste D^2 sont testées les premières. Les algorithmes S-02 et S-03 visent à se baser sur les temps et les durées de transition entre la tâche précédemment réalisée et la nouvelle activité à effectuer. Dans l'algorithme S-02, étant donné que beaucoup de ressources ont un temps de transition pour se rendre d'une localité à une autre, le critère de sélection lié aux temps de transition (en unités de temps) est très peu sélectif. Ainsi, si plusieurs ressources ont le

Algorithm 3 Algorithme en ligne (de type glouton)

```

1: Soient  $S_i = [lbs_i, ups_i], \forall i \in I$ 
2: Soient  $E_i = [lbe_i, upe_i], \forall i \in I$ 
3: Soient  $P_b^t, R_j, T_1^t, T_2^t$ 
4: Soient  $L^1, L^2, L^3, time = 0$ 
5: Soient  $D^1, D^2, r_i^t, \forall i \in I$ 
6: Soit  $A$  l'algorithme de choix des ressources à utiliser
7:  $d_i \leftarrow T_1^{t_i}, \forall i \in I$ 
8: while  $\text{len}(L^3) \neq |I|$  do
9:   for  $i$  in  $L^2$  do
10:     Délais/Bris potentiels :
11:      $r \leftarrow \mathcal{U}(0, 1)$ 
12:     if  $r \leq P_b^{t_i}$  and  $i$  is not a blast then
13:        $d_i \leftarrow T_2^{t_i}$ 
14:     end if
15:     Temps de fin :
16:     if  $time = d_i + S_i$  then
17:        $E_i = time$ 
18:        $D^2 \leftarrow r_i^{t_i}$ 
19:     end if
20:   end for
21:   Propagation
22:   Temps de début :
23:   for  $i$  in  $L^1$  do
24:     if  $p_i$  is fixed and  $i$  is compatible then
25:       for  $j$  in  $D^1$  selon  $A$  do
26:         if  $j$  is a compatible resource then
27:            $r_i^{t_i} = j$ 
28:            $D^1 \leftarrow r_i^{t_i}$ 
29:         end if
30:       end for
31:        $S_i = lbs_i$ 
32:     end if
33:     if  $i$  in  $B$  and  $i$  is a compatible blast then
34:        $S_i = E_i = time$ 
35:     end if
36:   end for
37:   Propagation
38:    $time = time + 1$ 
39: end while

```

même temps de transition pour aller effectuer une activité compatible et en attente d'être débutée, ces dernières sont considérées par ordre lexicographique dans la liste D^2 . Alors que l'algorithme S-02 permet de sélectionner un groupe de ressources potentielles qui sont ensuite considérées lexicographiquement, l'algorithme S-03 est plus sélectif du fait que les distances entre deux localisations de travail sont toutes différentes. De ce fait, une unique ressource peut être choisie pour chaque activité parmi les ressources disponibles du type requis pour cette dernière.

Algorithme	Description
S-01	Première ressource compatible disponible
S-02	Plus courte durée de transition
S-03	Plus courte distance de transition

TABLEAU 6.1 Algorithmes gloutons testés dans le modèle 8 pour la sélection des ressources

La Figure 6.1 donne la répartition des résultats (pourcentage d'occurrence) en termes de *makespans* obtenus en quarts de travail pour 15 tests effectués par algorithme de sélection des ressources. L'algorithme S-01 permet d'obtenir une moyenne des résultats comprise entre 13 et 14 quarts de travail. Dans plus de 70% des cas, cet algorithme surperforme ou égale la durée réelle des opérations (14 quarts de travail). L'algorithme S-02 permet d'égaliser au minimum la performance réelle dans 80% des cas et de faire mieux que la réalité dans 60% des tests réalisés d'au moins un quart de travail. L'algorithme S-03 montre de moins bonnes performances que les deux précédents à première vue, car il permet de surperformer la réalité dans 40% des cas seulement. Globalement, les résultats présentés sont encourageants car ils permettent, avec des algorithmes gloutons simples, d'égaliser la durée réelle des opérations dans la majorité des cas. L'algorithme S-02, bien que limité en ne prenant en compte que les temps de transition, semble être capable de trouver de meilleures solutions que dans la réalité avec une plus grande fréquence que les deux autres testés. Cependant, de mauvaises solutions extrêmes sont trouvées pour l'algorithme S-02.

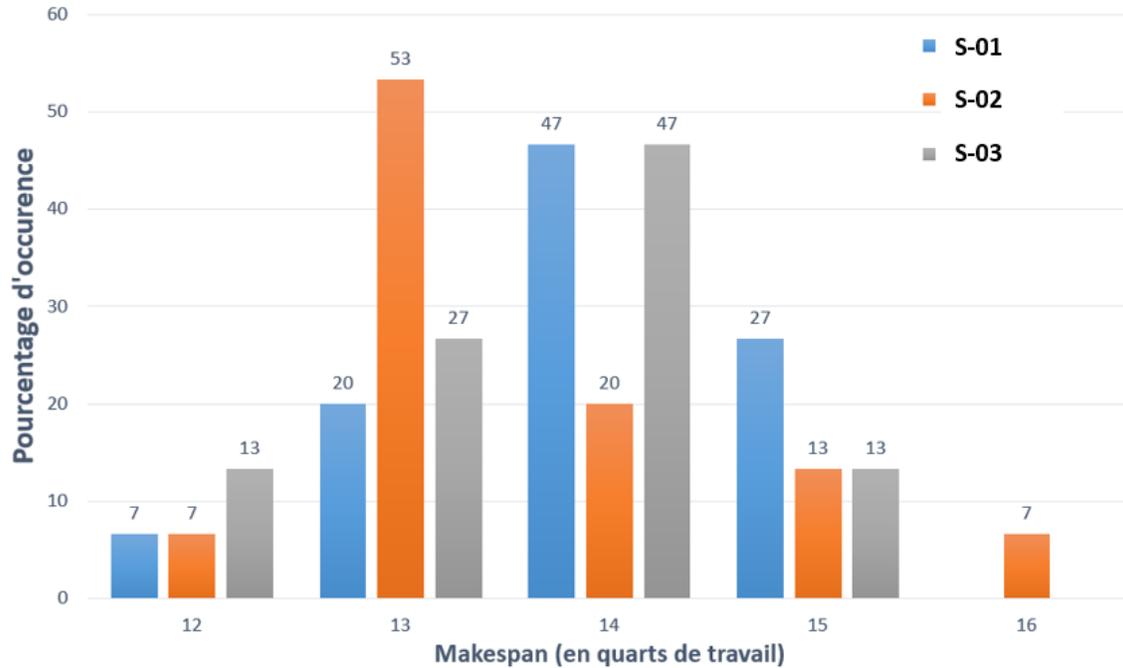


FIGURE 6.1 Diagramme représentant le pourcentage d'occurrence des *makespans* obtenus en quarts de travail pour chacun des trois algorithmes gloutons de décision testés 15 fois

Afin de calculer la c -compétitivité des trois algorithmes S-01, S-02 et S-03, l'on considère comme valeur de $E_{Obj_{optimal}}^I$ (6.2) le *makespan* moyen obtenu par les tests effectués avec la version "hors ligne" du modèle dont les résultats sont visibles dans la Figure 5.4. En effet, ces derniers résultats sont générés dans les mêmes conditions (distributions des durées de temps, bris/délais simulés) que le présent modèle en ligne. Les valeurs de $E_{Obj_{optimal}}^I$ (6.2) correspondent aux *makespans* moyens obtenus par chacun des algorithmes (S-01, S-02 et S-03) testés. Ainsi, l'algorithme S-01 est 0.76-compétitif alors que les algorithmes S-02 et S-03 sont 0.78-compétitifs. En effet, ces deux derniers algorithmes sont plus performants que l'algorithme S-01. L'algorithme S-02 présente l'avantage d'améliorer la durée des opérations d'au moins un quart de travail dans 60% des cas contre 40% des cas pour l'algorithme S-03 seulement. Cependant, la pire solution trouvée (16 quarts) pour l'algorithme S-02 est plus mauvaise d'un quart de travail par rapport à celle trouvée en utilisant l'algorithme S-03 (15 quarts). Dans une étude du "pire des cas", on devrait considérer que l'algorithme S-03 est plus performant que l'algorithme S-02. Cependant, dans une étude de la performance moyenne (en prenant en compte les écart-types), l'algorithme S-03 devrait être choisi comme la meilleure alternative. En fonction de son utilisation et des objectifs fixés, un algorithme en ligne peut être plus ou moins adapté.

6.2 Modèle réactif de réparation des séquences robustes générées par le modèle stochastique robuste n°4 (Modèle 9)

6.2.1 Objectifs et hypothèses

Le modèle 9 de réparation des séquences robustes est complémentaire au modèle robuste 4 pour la planification des opérations de développement. En cas de bris majeur d'une ressource (d'une durée supérieure ou égale à 6 heures), les séquences robustes générées par le modèle robuste 4 peuvent devenir sous-optimales, n'ayant pas été construites pour limiter l'impact d'un bris majeur occasionnel. Dans ce cas, ces séquences doivent pouvoir être réparées afin de prendre en compte le bris majeur survenu. L'objectif majeur est donc d'implémenter un mécanisme permettant la réparation des séquences robustes durant l'exécution des horaires de travail. Ce modèle doit permettre de fixer les activités passées et de réparer les séquences robustes en les modifiant localement dans l'idée de conserver les suites d'activités planifiées autant que possible. Ainsi, après un certain délai après l'occurrence du bris majeur, les séquences robustes modifiées doivent être similaires aux séquences initiales.

Dans le présent modèle (modèle 9), on suppose qu'une estimation conservatrice de la durée du bris majeur peut être donnée dès son occurrence de façon à pouvoir réorganiser les tâches futures. Le temps de début du bris est supposé connu à 10 minutes près. Or, en pratique, il se peut qu'il y ait quelques heures de décalage entre l'occurrence du bris, son diagnostic et sa communication à l'équipe de planification, le temps nécessaire pour faire remonter l'information. On suppose aussi qu'aucune maintenance planifiée n'est prévue durant l'horizon de temps planifié d'une semaine. Pour ce dernier point, un modèle a été développé pour les opérations de développement, mais ce dernier ne sera pas étudié dans le présent mémoire.

6.2.2 Démarche et cadre de travail

Le modèle 9 est un modèle réactif permettant de réparer les séquences robustes obtenues comme solutions du modèle 4 en cas de bris majeur ou de retard lié à un facteur d'importance sur le site étudié. Il s'agit donc d'une alternative que le modèle robuste (Modèle 4) ne permet pas de prendre en compte, mais qui peut survenir occasionnellement. Opérationnellement parlant, ce type de modèle permet de prendre en compte l'inactivité d'une ressource durant un temps donné. Dans ce modèle, les durées des activités sont échantillonnées au préalable dans les distributions triangulaires (excluant les bris mineurs) utilisées dans le Chapitre 5 pour le modèle 4. Les durées des tâches sont donc supposées connues à l'avance et une solution du modèle déterministe résolu en conservant les séquences robustes trouvées par le modèle 4 est fournie. La réparation des séquences robustes durant l'exécution du plan amène

à distinguer trois catégories d'activités : les activités ayant débuté avant l'occurrence du bris majeur (1) à t_1 , celles n'ayant pas débuté avec l'occurrence du bris majeur (2) mais dont le temps de début sera situé entre les temps t_1 et t_2 (temps auquel les séquences robustes initiales doivent être reformées) et les activités débutant après le temps t_2 (3). La Figure 6.2 permet d'illustrer les trois catégories mentionnées. Les activités ayant débuté avant ou au temps occurrence du bris majeur sont figées dans la solution du modèle 9. En effet, cela représente le fait que les opérations ont effectivement eu lieu en réalité ou sont en cours de réalisation mais ne sont pas directement impactées par l'occurrence du bris majeur. La seconde catégorie correspondant aux activités dont le début se situe entre les deux temps t_1 et t_2 permettant la ré-allocation des ressources aux activités sans tenir compte des séquences robustes. La durée entre ces deux temps correspond à la durée durant laquelle la ré-allocation des ressources aux activités en tenant compte du bris (ressource impliquée non disponible) est permise. Enfin, les activités débutant après (strictement) le temps t_2 sont planifiées avec les mêmes allocations aux ressources que celles réalisées dans les séquences robustes obtenues par le modèle 4. Enfin, on suppose que la durée estimée du bris D est strictement inférieure au temps t_2 après lequel on retrouve les séquences robustes initiales fournies grâce à la solution du modèle 4.

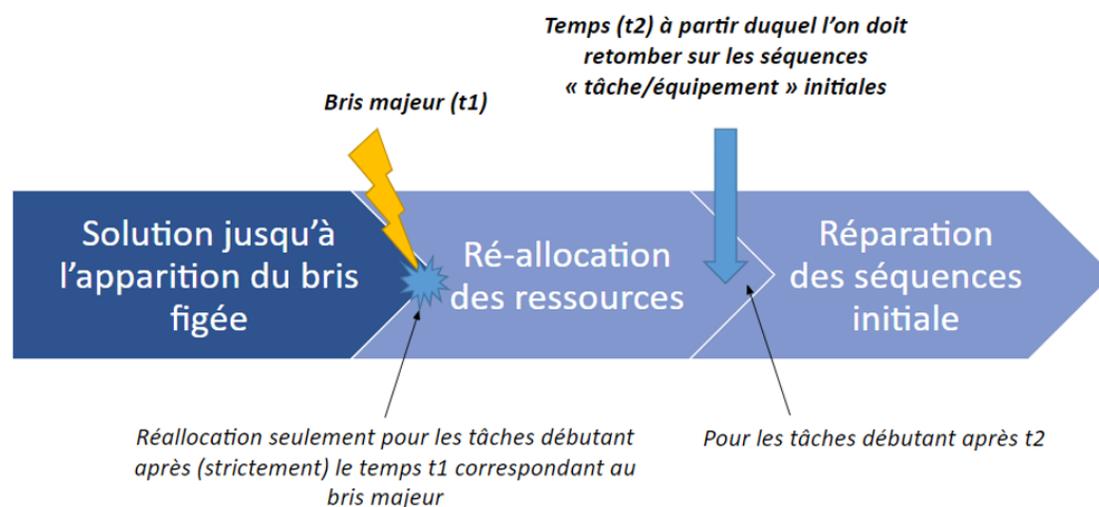


FIGURE 6.2 Illustration du processus réactif de réparation locale des séquences robustes implémenté dans le modèle 9. Le temps t_1 correspond au moment de l'occurrence du bris majeur et le temps t_2 correspond au temps après lequel les séquences robustes doivent être conservées.

Lors de l'occurrence du bris majeur, la première partie effectuée de l'activité concernée est

figée car déjà passée. On définit une nouvelle variable d'intervalle reliée à la partie restante de la tâche interrompue par le bris majeur. Cette dernière peut être effectuée par n'importe quelle ressource du type requis, y compris celle subissant le bris majeur une fois que le délai du bris a été purgé. Pour les activités débutant entre les temps t_1 et t_2 , les séquences robustes peuvent être modifiées pour toutes les ressources de la flotte considérée. Cependant, après le temps t_2 , l'ensemble des activités sont fidèles aux séquences robustes initiales. Les données d'entrée du modèle correspondent aux activités à planifier, aux ressources considérées, aux localisations de travail (et les distances de transition entre les localités) ainsi qu'aux séquences robustes provenant du modèle robuste 4 au sein d'une éventualité possible des opérations. Le fait de fournir une solution complète (un horaire de travail) permet de simuler le fait qu'on connaît, en pratique, l'horaire passé jusqu'à l'occurrence du bris majeur. Le modèle présenté est valable pour un bris majeur unique, mais il est aussi adapté à l'occurrence de plusieurs bris majeurs.

6.2.3 Modèle réactif 9 de réparation des séquences robustes du modèle 4

Paramètres et variables du modèle 9

Les paramètres du modèle 9 sont identiques à ceux utilisés pour le modèle 4 dans le Chapitre 5 (Tableau 4.4). Les paramètres et ensembles additionnels liés au processus de réparation du bris majeur sont renseignés dans le Tableau 6.2. Ces paramètres correspondent aux temps impliqués dans l'occurrence du bris majeur t_1 et dans le délai pour retrouver un plan avec les séquences robustes initiales t_2 . De plus, l'information de la ressource concernée par le bris majeur est renseignée au modèle.

Ensemble	Description
C^1	Ensemble des activités débutant avant ou au temps t_1
C^2	Ensemble des activités débutant après le temps t_1 et avant ou le temps t_2
C^3	Ensemble des activités débutant après le temps t_2
Paramètre	Description
t_1	Temps auquel l'occurrence du bris majeur survient (en unités de temps)
t_2	Temps auquel les séquences robustes initiales doivent être retrouvées (en unités de temps)
r	Ressource impactée par le bris majeur
t_r	Tâche en cours de réalisation durant l'occurrence du bris majeur sur la ressource r
t_{r1}	Première partie de la tâche impliquée dans le bris majeur utilisant la ressource r
t_{r2}	Deuxième partie de la tâche impliquée dans le bris majeur
s_i	Temps de début de l'activité i dans les données d'entrée
e_i	Temps de fin de l'activité i dans les données d'entrée
j_i	La ressource utilisée par l'activité i dans les séquences robustes fournies
v_i	Le prédécesseur de l'activité i dans les séquences robustes fournies
w_i	Ressource utilisée par l'activité i dans les séquences robustes fournies

TABLEAU 6.2 Ensembles et paramètres supplémentaires du modèle 9

Les variables de décision impliquées dans le modèle 9 dépendent du temps auquel elles débutent (voir le Tableau 6.3) dans la solution fournie en données d'entrée. En effet, des variables d'intervalle optionnelles sont définies pour l'ensemble des activités débutant strictement après l'occurrence du bris majeur afin de réaliser l'affectation des ressources aux activités. Le nombre de variables d'intervalle est augmenté d'une unité du fait de la division en deux parties de la variable d'intervalle relative à la tâche impliquée dans le bris majeur.

Variable	Description	Application
X_i	Variable d'intervalle représentant la tâche i	$\forall i \in I \setminus \{t_r\}$
$X_{t_{r1}}$	Variable d'intervalle représentant la première partie de la tâche t_r affectée par le bris majeur utilisant la ressource $r1$	
$X_{t_{r2}}$	Variable d'intervalle représentant la dernière partie de la tâche t_r affectée par le bris majeur	
Y_i^j	Variable d'intervalle optionnelle représentant la tâche i réalisée par l'équipement j	$\forall i \in C^2,$ $\forall j \in J_{t_i} \setminus \{r\}$
S_j	Séquence de variables d'intervalle (optionnelles ou non) réalisées par la ressource j	$\forall j \in J$
E_l	Séquence de variables d'intervalles réalisée au niveau de la localisation l	$\forall l \in L$

TABLEAU 6.3 Variables de décision du modèle 9

Fonction-objectif du modèle 9

L'objectif du modèle 9 consiste à minimiser le *makespan* global de l'horaire planifié (6.3), c'est-à-dire, comme vu précédemment, la durée totale des opérations de sorte que l'impact du bris majeur sur cette dernière soit le plus petit possible.

$$Obj = \min \left\{ \max[EndOf(X_i) \mid \forall i \in I \cup \{t_{r2}\}] \right\} \quad (6.3)$$

Contraintes du modèle 9

Les formulations des contraintes de ce modèle sont multiples du fait des trois catégories de tâches considérées. Cependant, elles s'appliquent à un nombre plus restreint d'activités dont certaines (appartenant à C^1) ont déjà des temps de début et de fin fixés. Ainsi, le temps de résolution n'est pas affecté par ces formulations variées. Les contraintes liées au non-chevauchement des activités réalisées par une même ressource (6.4) et réalisées au sein d'une même localisation de travail (6.5) sont identiques à celles du modèle 2. Il en va de même pour les contraintes liées aux activités de sautage. L'ensemble des activités sont, comme dans le modèle 2 (voir Chapitre 4), interruptibles (c'est-à-dire qu'elles peuvent être divisées entre plusieurs quarts de travail consécutifs si besoin).

$$NoOverlap(S_j, T), \quad \forall j \in J \quad (6.4)$$

$$NoOverlap(E_l), \quad \forall l \in L \quad (6.5)$$

$$StartOf(X_i) \% s = 0; \forall i \in B \quad (6.6)$$

Les contraintes de précédence (6.7) sont aussi maintenues entre les activités et étendues aux deux parties de la tâche impliquée dans le bris tel que $p_{t_{r_2}} = t_{r_1}$ et tel que le successeur de la tâche impliquée dans le bris majeur a pour précédesseur la seconde partie de la tâche impliquée dans le bris t_{r_2} .

$$EndBeforeStart(X_{p_i}, X_i), \forall i \in I \cup t_{r_2} \quad (6.7)$$

L'ensemble des activités dont le temps de début est inférieur ou égal au temps d'occurrence du bris majeur t_1 ont des temps de début (6.8) et de fin (6.9) fixés dans la solution réparée.

$$StartOf(X_i) = s_i, \forall i \in C^1 \quad (6.8)$$

$$EndOf(X_i) = e_i, \forall i \in C^1 \quad (6.9)$$

Pour les tâches débutant après l'occurrence du bris majeur doivent être contraintes à débiter après t_2 si la ressource r impliquée dans le bris majeur entre t_1 et t_2 réalise l'activité considérée (6.10).

$$IfThen(PresenceOf(Y_i^r), StartOf(Y_i^r) \geq t_2), \forall i \in C^2 \cup C^3 \quad (6.10)$$

Les activités appartenant aux ensembles C^2 et C^3 , c'est-à-dire débutant après l'occurrence du bris majeur, doivent débiter strictement après le temps d'occurrence du bris (6.11).

$$StartOf(X_i) > t_1, \forall i \in C^2 \cup C^3 \quad (6.11)$$

Les contraintes d'affectations des ressources appliquées aux activités non fixées (débutant après l'occurrence du bris majeur) sont identiques à celles utilisées dans le modèle 2 (6.12).

$$Alternative(X_i, [Y_i^j \mid \forall j \in J_{t_i}]), \forall i \in C^2 \cup C^3 \quad (6.12)$$

Pour l'ensemble des activités pour lesquelles les temps de début dans la solution déterministe utilisant les séquences robustes produites par le modèle 4 fourni en données d'entrée du modèle 9 sont supérieurs ou égaux à t_2 , les contraintes 6.13 et 6.14 permettent de reconstruire

les séquences robustes après t_2 .

$$IfThen(s_{v_i} \geq t_2, StartOf(Y_{v_i}^{w_{v_i}}) \leq StartOf(Y_i^{w_i})) \forall i \in C^2 \cup C^3 \quad (6.13)$$

$$PresenceOf(Y_i^{w_i}) \forall i \in C^3 \quad (6.14)$$

Enfin, la durée totale de l'activité impliquée dans le bris majeur t_r doit être conservée de sorte que la somme des durées des deux sous-activités t_{r1} et t_{r2} soit égale à la durée prévue de l'activité initiale t_r (6.13).

$$e_{t_r} - s_{t_r} = EndOf(X_{t_{r1}}) - StartOf(X_{t_{r1}}) + EndOf(X_{t_{r2}}) - StartOf(X_{t_{r2}}) \quad (6.15)$$

6.2.4 Analyses et résultats

En premier lieu, l'objectif de la génération des résultats est double. En effet, on cherche à minimiser le *makespan* global de la solution après réparation des séquences en faisant en sorte de minimiser l'impact du bris majeur mais on souhaite aussi modifier le moins possible les séquences robustes initiales trouvées par le modèle robuste 4. Pour cela, on considère la combinaison convexe suivante telle qu'on cherche à minimiser le résultat de cette combinaison (6.16). Soit M le *makespan* de la solution considérée pour un temps égal à t_2 pour la reprise des séquences robustes initiales après l'occurrence du bris majeur.

$$Score = \min \left[RepAfter \times \alpha + M \times (1 - \alpha) \right] \quad (6.16)$$

Pour cela, on considère un exemple de bris majeur survenant à l'unité de temps 100 (durant la fin du 2^{ième} quart de travail) sur le *jumbo* dont le nom est 65JUM07 et dont la durée conservatrice estimée est de 165 unités de temps (3 quarts de travail). On génère plusieurs scénarios (Tableau 6.4) pour différentes valeurs de t_2 auxquelles sont associées les résultats obtenus grâce à la résolution du modèle 9 (*makespan* global). On obtient la solution optimale en moins de deux secondes de résolution dans l'ensemble des tests effectués.

Scénario	t_2 (unités de temps)	Makespan : M (quarts de travail)
1	265	13
2	275	13
3	305	13
4	335	13
5	365	12
6	395	12
7	425	12
8	455	12
9	485	12
10	515	12

TABLEAU 6.4 Résultats obtenus (*makespans*) des scénarios générés avec le modèle 9 pour différentes valeurs de t_2 (en unités de temps)

Les résultats du Tableau 6.4 mettent en évidence le coût associé à l'occurrence d'un seul bris majeur pouvant aller d'un à deux quarts de travail par rapport à la résolution du modèle déterministe dans les durées sont échantillonnées dans les distributions statistiques associées ou non à l'occurrence d'un bris mineur (Figure 5.4). On observe aussi que le fait d'imposer un retour aux séquences robustes initiales 100 unités de temps (moins de 2 quarts de travail) après la fin de l'occurrence du bris majeur permet de diminuer le *makespan* d'un quart de travail. Ainsi, si la priorité est portée sur la conservation des séquences robustes, le scénario 1 permettant de retrouver les séquences robustes dès la fin du bris majeur est la meilleure option. Si la durée totale des opérations est priorisée, le scénario 5 devrait être considéré.

En second lieu, on calcule maintenant le score associé en fonction du *makespan* et du temps t_2 pour deux valeurs de α extrêmes afin d'analyser les résultats et de montrer que la valeur de α peut être ajustée en fonction de l'objectif fixé en pratique. On considère arbitrairement 0.1 et 0.9 comme valeurs de α et on compare les "scores" obtenus dans la Figure 6.3.

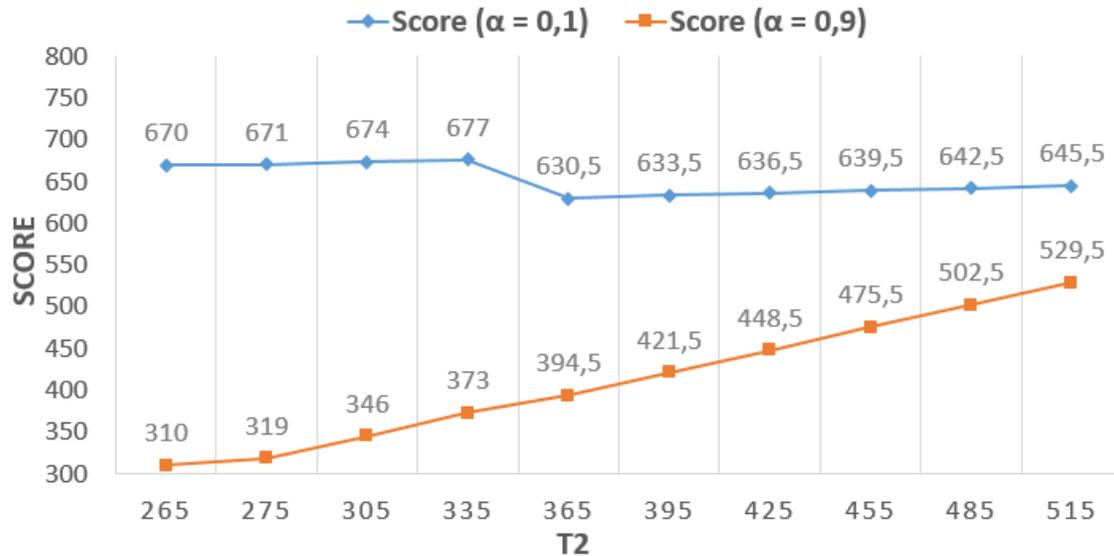


FIGURE 6.3 Graphique représentant l'évolution du score obtenu selon l'équation 6.16 en fonction du temps t_2 auquel les séquences robustes initiales sont retrouvées pour des valeurs de α de 0.1 et de 0.9

De la même façon que dans le Tableau 6.4, la Figure 6.3 corrobore le fait qu'un α faible permettra de prioriser (minimisant le "Score" obtenu) la durée totale des opérations au recouvrement rapide des séquences robustes initiales, contrairement à une valeur de α proche de 1 qui priorisera le recouvrement rapide des séquences robustes à la durée totale des opérations. Ce dernier cas peut, en pratique, correspondre au fait que la communication des nouveaux horaires de travail ne pourra être réalisée assez rapidement.

En dernier lieu, on compare les performances, pour ce même bris majeur, des séquences robustes initiales du modèle robuste 4 avec le modèle 9 permettant de réparer les séquences robustes. En effet, on tente de mettre en évidence l'impact du bris majeur sur l'objectif sans modifier les séquences robustes initiales. On produit un ensemble de séquences robustes en réalisant un test d'une heure avec le modèle 4 en minimisant le *makespan* global moyen sur 50 scénarios. Les séquences robustes produites sont testées sur 10 nouveaux scénarios dans lesquels le bris majeur considéré est généré sans aucun autre bris/délai mineur (modèle 5). En utilisant les mêmes séquences, on génère le même bris majeur considéré et on répare les séquences robustes grâce au modèle 9. Le résultat du modèle 9 est obtenu en quelques secondes à l'optimalité. On considère que les séquences robustes doivent être retrouvées après 365 unités de temps (soit après environ 5 quarts de travail), comme étudié dans la Figure 6.3. Les derniers tests ont été effectués en utilisant les mêmes ensembles de séquences robustes provenant du modèle 4. Seulement, les 10 solutions du modèle 5 utilisant ces séquences

robustes ont été obtenues en générant un bris majeur aléatoire dans l'horizon de temps étudié sans génération de bris/délais mineurs.

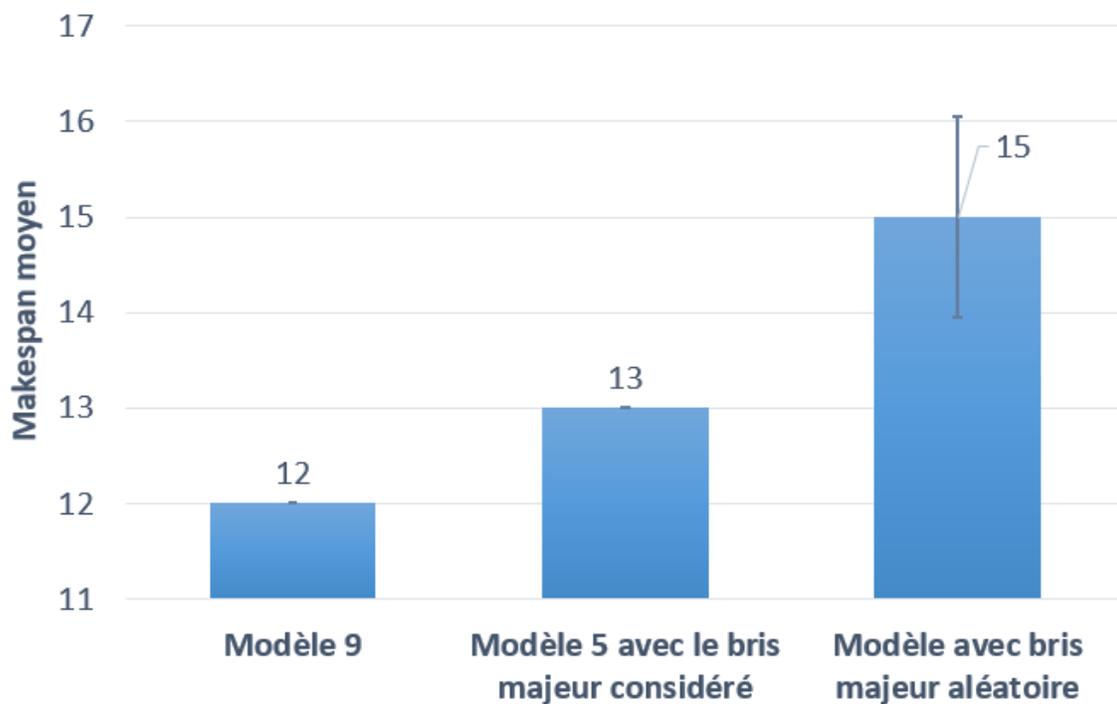


FIGURE 6.4 Diagramme représentant les moyennes des *makespans* globaux (en nombre de quarts de travail) obtenus pour les trois catégories de tests effectués. Le modèle

La Figure 6.4 met en évidence le fait que le modèle réactif 9 permet de minimiser l'impact du bris majeur d'un quart de travail par rapport au fait de conserver les séquences robustes initiales trouvées par le modèle robuste 4 avec le même bris majeur. Lorsqu'on considère un bris majeur aléatoire, on observe qu'en moyenne le fait de conserver les séquences robustes initiales peut drastiquement diminuer l'efficacité des opérations sur un horizon d'une semaine (jusqu'à 2 quarts de travail de plus que la réalité des opérations). Cependant, cette baisse de performance est sans doute surestimée du fait qu'aucun bris majeur n'a eu lieu dans la réalité durant la semaine de travail considérée. Cependant, le fait d'utiliser un modèle réactif comme le modèle 9 peut permettre d'augmenter la productivité potentielle des opérations par rapport au fait de conserver les horaires robustes initiaux. Le fait de choisir une durée de bris supérieure au moment de recouvrement des séquences robustes amènerait à repousser certaines activités dans le temps pour la ressource affectée par le bris majeur. De ce fait, l'on pourrait s'attendre à ce que les performances obtenues soient plus faibles.

CHAPITRE 7 DISCUSSIONS, CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS

7.1 Synthèse des travaux

Les travaux effectués ont permis l'implémentation de nouvelles méthodes de planification robustes proactives (modèles 4 et 6) adaptées aux contraintes opérationnelles du site étudié en utilisant des données réelles. Des modèles associés aux activités de développement dans un premier temps (modèles 1,2,4,5,8 et 9) ainsi qu'aux activités de développement et de production dans un second temps (modèles 3,6 et 7) ont été développés. Les modèles robustes permettent de mettre en évidence le "coût" en termes de performance moyenne pour obtenir des performances stables pour plusieurs éventualités possibles des opérations quelque soient les durées des opérations par rapport à des modèles déterministes développés et trop optimistes. Les études réalisées à partir des résultats obtenus sur de nouveaux scénarios (modèles 5 et 7) ont permis de souligner la pertinence de l'utilisation de modèles robustes dans un contexte minier souterrain. La modélisation d'activités non-interruptibles (modèles 2, 4, 5, 7 et 9) s'est avérée plus efficace que l'utilisation de tâches interruptibles (modèle 1) pour les activités de développement. Cependant, il est important de s'assurer que le site étudié peut opérationnellement suivre les horaires de travail réalisés. Les résultats obtenus pour les activités de développement ont permis de mettre en évidence un gain potentiel de productivité d'environ 10% par rapport à la réalité opérationnelle. Afin de valider ces résultats, il faudrait ensuite les implémenter dans la réalité. La figure 7.1 met en évidence l'ensemble des résultats obtenus dans les principaux modèles développés.

Opérations	Approche	Exécution (réelle ou simulée)	Déterministe		Robuste		Simulation à partir des séquences du modèle déterministe	En ligne
		Makespan global	Makespan global	Makespan par ordre de priorité	Makespan global	Makespan par ordre de priorité	Makespan global	
Développement	Modèle(s) concerné(s)	-	Modèle 2	Modèle 2	Modèles 4 et 6	Modèles 4 et 6	Modèle 6	Modèle 8
	Objectif (en quarts)	14	10	11	$11,3 \pm 0,28$	$12,86 \pm 0,34$	$14,3 \pm 0,39$	13,75
	Borne inférieure (en quarts)	-	10	11	$10,3 \pm 0,15$	-	-	-
	Temps de résolution (en secondes)	-	$0,81 \pm 0,07$	≤ 4	3600	3600	-	300
Développement et production	Modèle(s) concerné(s)	-	Modèle 3	-	Modèles 5 et 7	-	Modèle 7	-
	Objectif (en quarts)	67	$52,45 \pm 3,12$	-	$60,5 \pm 2,85$	-	$81 \pm 4,3$	-
	Borne inférieure (en quarts)	-	46	-	50	-	-	-
	Temps de résolution (en secondes)	-	1800	-	1800	-	-	-

FIGURE 7.1 Tableau représentant l'ensemble des résultats obtenus à partir des modèles développés dans la présent mémoire.

Dans la figure 7.1, les *makespans* globaux pour l'exécution, les modèles déterministes, les modèles robustes ainsi que le modèle en ligne sont résumés en quarts de travail. De plus, la colonne représentant la simulation à partir des séquences des tâches à réaliser par chaque ressource provenant de la résolution du modèle stochastique (équivalent au modèle robuste en utilisant un seul scénario) et testées sur 10 nouveaux scénarios sont aussi renseignées. Ces résultats mettent en évidence l'importance et la pertinence d'utiliser un modèle robuste basé sur de multiples scénarios des opérations pour obtenir des séquences d'activités à réaliser par chaque ressource qui soient pertinentes durant l'exécution des opérations. De plus, l'on remarque aussi le coût, en termes de performances, d'utiliser un modèle robuste par rapport à un modèle déterministe lié à la prise en compte de l'incertitude quant aux durées des activités. Pour résumer, l'utilisation d'un modèle robuste permet d'obtenir de moins bons résultats que le modèle déterministe sur les moyennes des durées. Cependant, en cas de variations des durées des activités durant l'exécution, l'utilisation des solutions du modèle robuste permet de surperformer significativement les performances des solutions des modèles déterministes. Comme mentionné dans Bertsimas et Sim (2004) [7], il s'agit de "*prix de la robustesse*".

De plus, l'implémentation de modèles préemptifs (modèles 3, 6 et 7) est plus exigeante en termes de temps de calcul lors de la résolution que les modèles non-préemptifs, notamment lorsque les activités planifiées sont longues et peuvent comporter plusieurs parties. De plus,

la prise en compte des activités de production et des contraintes opérationnelles associées posent un défi important du fait de la complexité du problème à traiter et des contraintes variées à prendre en considération dans les modèles implémentés. La résolution exacte de ce type de problème par programmation par contraintes semble encore très difficile. De ce fait, pour ce type de problème, le développement d'heuristiques de résolution pourraient permettre d'améliorer la convergence de l'objectif pour les modèles développés permettant la prise en compte des activités de développement et de production.

Enfin, deux modèles "alternatifs" réactifs ont été réalisés. Le modèle 8 (en ligne) permet d'obtenir des résultats plus performants en moyenne que les opérations réelles et met en évidence le coût d'opportunité lié à l'accès aux données en "temps-réel" pour le site étudié (gain de 1 à 2 quarts de travail, en moyenne). En pratique, l'implémentation de ce type de modèle reste difficile du fait de la difficulté de l'accès aux données nécessaires en temps-réel. Le modèle 9 réactif de réparation des séquences robustes consiste en une alternative permettant de minimiser l'impact d'un évènement majeur non pris en compte dans la construction des séquences robustes. Ce modèle est donc complémentaire à l'approche proactive robuste mise en place dans les modèles 4 et 6. Ainsi, modèles proactifs et réactifs sont complémentaires et permettent de minimiser l'impact sur l'objectif fixé d'imprévu, qu'ils soient mineurs ou majeurs.

7.2 Améliorations futures

Dans un premier temps, les durées des activités dépendent majoritairement de plusieurs critères tels que la localisation de travail, le type de ressource permettant de l'effectuer ainsi que d'autres critères liés aux volumes de minerai à manipuler, à la dimension des galeries, à l'expérience des travailleurs ainsi qu'au contexte géologique de la zone considérée. Dans ce cadre, sachant que ces renseignements sont disponibles au sein des données historiques du site étudié, il serait préférable de réaliser des distributions de longueur des activités plus sélectives (pour une localisation et un type d'équipement donnés, par exemple) dépendamment des facteurs ayant un impact significatif sur la longueur d'une activité.

De plus, les activités de développement sont souvent réalisées quelques mois à deux ans avant les activités de production dans une localisation de travail donnée. Du fait de cette différence et comme les ressources allouées aux activités de développement et de production sont souvent séparées en deux flottes spécialisées, il sera plus pertinent de considérer les activités de développement et de production dans deux modèles distincts. Ainsi, les activités de production devraient être rassemblées au sein d'un unique modèle, pour les activités à court terme. Ce dernier point permettra aussi de diminuer la taille du problème liée à la production et au

développement menant ainsi à une résolution qui, sans doute, sera plus efficace. Cependant, le fait de prendre en compte l'ensemble des activités dans un même modèle permettant plus de flexibilité devrait permettre une meilleure performance des modèles développés.

Enfin, le modèle en ligne 8 correspond à une base de travail qui pourrait être améliorée, notamment au niveau des décisions prises quant aux affectations des ressources aux activités. En effet, les décisions actuelles sont prises de façon lexicographique pour les tâches (les premières activités compatibles rencontrées dans la listes des activités restant à planifier) et les affectations des ressources aux activités sont réalisées grâce aux algorithmes S-01, S-02 et S-03 en fonction des nouvelles données entrantes (relatives aux durées des activités). Lors de chaque étape de résolution (à chaque unité de temps), ces algorithmes tiennent compte du présent (nouvelles données disponibles) seulement (sachant l'ensemble de décisions passées). Cependant, il serait pertinent d'évaluer l'impact potentiel d'une décision à l'étape de résolution actuelle sur le futur afin de prendre de meilleures décisions au regard des événements futurs potentiels. Legrain et al. (2020) [30] ont appliqué ce type d'approche à un problème de planification des horaires de travail dans le domaine hospitalier.

Les algorithmes stochastiques en ligne [29] permettent de générer plusieurs scénarios probables des activités futures pour chaque décision pouvant être prise à l'étape de résolution actuelle. Il est donc possible d'évaluer, pour chaque décision pouvant être prise à l'étape de résolution considérée, l'impact sur le futur d'une décision donnée (choix d'une activité à débiter et/ou affectation d'une ressource donnée à l'activité considérée). Ainsi, ce type d'approche a pour but d'échantillonner des scénarios futurs selon chaque décision pouvant être prise, de les résoudre tous, puis de déduire la meilleure décision à prendre selon une fonction à optimiser (fonction de regret, par exemple). Le choix lié au début d'une activité donnée à l'étape de résolution considérée peut donc être décidé à partir des résultats obtenus pour les scénarios futurs considérés sachant que l'activité (et/ou l'affectation d'une ressource) considérée est choisie, et ce pour toutes les activités candidates. La réalisation de ce type d'approche est conditionnelle à la connaissance des distributions de temps des durées des activités au préalable, ce qui est le cas dans le présent mémoire.

Dans le cadre du problème traité dans ce mémoire, une telle approche pourrait permettre de prendre une décision (choix d'une activité et/ou de la ressource à lui affecter) lors de chaque étape de résolution permettant de minimiser le *makespan* global moyen obtenu des scénarios générés pour chaque candidat.

RÉFÉRENCES

- [1] A. Moradi Afrapoli and H. Askari-Nasab. Simulation and optimization framework for evaluating the mining operations. Mining Goes Digital - Proceedings of the 39th international symposium on Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry, APCOM 2019, pages 393–401. CRC Press/Balkema, 2019.
- [2] A.B. Andrade and P.C.B. Rampazzo. Understanding plans priorities : Short term scheduling optimization. Mining Goes Digital - Proceedings of the 39th international symposium on Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry, APCOM 2019, pages 386–392. CRC Press/Balkema, 2019.
- [3] Max Astrand, Mikael Johansson, and Alessandro Zanarini. Fleet scheduling in underground mines using constraint programming. volume 10848 LNCS of *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, pages 605–613. Springer Verlag, 2018.
- [4] Max Astrand, Mikael Johansson, and Alessandro Zanarini. Underground mine scheduling of mobile machines using constraint programming and large neighborhood search. *Computers and Operations Research*, 123, 2020. Publisher : Elsevier Ltd.
- [5] P. Baptiste, Philippe Laborie, C. Le Pape, and W. Nuijten. Baptiste, p., laborie, p., le pape, c., nuijten, w., 2006. constraint-based scheduling and planning. in : , elsevier vol. 2, pp. 761– 799.. *Foundations of Artificial Intelligence*, Elsevier vol. 2(761), 2006.
- [6] Mathieu Beaulieu and Michel Gamache. An enumeration algorithm for solving the fleet management problem in underground mines. *Computers and Operations Research*, 33(6) :1606–1624, 2006. Publisher : Elsevier Ltd.
- [7] Dimitris Bertsimas and Melvyn Sim. The price of robustness. *Operations Research*, 52(1) :35 – 53, 2004. Data uncertainty ;Linear optimization ;Robust approach for solving LP/MIP with data uncertainties ;.
- [8] Julien Bidot, Philippe Laborie, J. Christopher Beck, and Thierry Vidal. Using constraint programming and simulation for execution monitoring and progressive scheduling. In *12th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, INCOM 2006, and Associated Industrial Meetings : EMM’2006, BPM’2006, JT’2006*, volume 12 of *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*. IFAC Secretariat, 2006. Issue : PART 1.

- [9] Julien Bidot, Thierry Vidal, Philippe Laborie, and J. Christopher Beck. A theoretic and practical framework for scheduling in a stochastic environment. *Journal of Scheduling*, 12(3) :315, 2009.
- [10] Michelle Blom, Adrian R. Pearce, and Peter J. Stuckey. Multi-objective short-term production scheduling for open-pit mines : a hierarchical decomposition-based algorithm. *Engineering Optimization*, 50(12) :2143–2160, 2018. Publisher : Taylor and Francis Ltd.
- [11] C. Both and R. Dimitrakopoulos. Joint stochastic short-term production scheduling and fleet management optimization for mining complexes. *Optimization and Engineering*, 21(4) :1717–43, 2020. Place : Germany Publisher : Springer.
- [12] Andrea Brickey, Akshay Chowdu, Alexandra Newman, Marcos Goycoolea, and Raphael Godard. Barrick’s turquoise ridge gold mine optimizes underground production scheduling operations. *INFORMS Journal on Applied Analytics*, 2020.
- [13] Louis-Pierre Campeau and Michel Gamache. Short- and medium-term optimization of underground mine planning using constraints programming. *Cahier du GERAD*, page 14, 2018.
- [14] Louis-Pierre Campeau and Michel Gamache. Short-term planning optimization model for underground mines. *Computers and Operations Research*, 115, 2020. Publisher : Elsevier Ltd.
- [15] S. Carpentier, M. Gamache, and R. Dimitrakopoulos. Underground long-term mine production scheduling with integrated geological risk management. *Transactions of the Institutions of Mining and Metallurgy, Section A : Mining Technology*, 125(2) :93–102, 2016. Publisher : Taylor and Francis Ltd.
- [16] Zhi Chen, Erik Demeulemeester, Sijun Bai, and Yuntao Guo. Efficient priority rules for the stochastic resource-constrained project scheduling problem. *European journal of operational research*. 270. 10.1016/j.ejor.2018.04.025. 2018.
- [17] Michel Gamache, Renaud Grimard, and Paul Cohen. A shortest-path algorithm for solving the fleet management problem in underground mines. *European Journal of Operational Research*, 166(2) :497–506, 2005. Publisher : Elsevier.
- [18] D. Gupta, C.T. Maravelias, and J.M. Wassick. From rescheduling to online scheduling. *Chemical Engineering Research and Design*, 116 :83–97, 2016. Place : Netherlands Publisher : Elsevier B.V.
- [19] A. Gustafson, M. Lipsett, H. Schunnesson, D. Galar, and U. Kumar. Development of a markov model for production performance optimisation. application for semi-automatic and manual LHD machines in underground mines. *International Journal of Mining*,

- Reclamation and Environment*, 28(5) :342–55, 2014. Place : UK Publisher : Taylor & Francis.
- [20] J. N. Hooker. Planning and scheduling to minimize tardiness. pages 314–327. Springer Berlin Heidelberg, 2005.
- [21] Jie Hou, Guoqing Li, Hao Wang, and Nailian Hu. Genetic algorithm to simultaneously optimise stope sequencing and equipment dispatching in underground short-term mine planning under time uncertainty. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 34(5) :307–325, 2020. Publisher : Taylor & Francis.
- [22] IBM ILOG CPLEX Optimization Studio. Ibm ilog cplex optimization studio cp optimizer extensions user’s manual, 2017.
- [23] IBM ILOG CPLEX Optimization Studio. Ibm ilog cplex optimization studio cp optimizer user’s manual, 2017.
- [24] M. Kuchta, A. Newman, and E. Topal. Production scheduling at LKAB’s kiruna mine using mixed-integer programming. *Mining Engineering*, 55(4) :35–40, 2003. Publisher : Society for Mining, Metallurgy and Exploration.
- [25] P. Laborie, J. Rogerie, P. Shaw, and P. Vilim. IBM ILOG CP optimizer for scheduling : 20+ years of scheduling with constraints at IBM/ILOG. *Constraints*, 23(2) :210–50, 2018. Place : Germany Publisher : Springer.
- [26] Philippe Laborie. An update on the comparison of MIP, CP and hybrid approaches for mixed resource allocation and scheduling. volume 10848 LNCS of *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, pages 403–411. Springer Verlag, 2018.
- [27] Philippe Laborie and Jérôme Rogerie. Temporal linear relaxation in ibm ilog cp optimizer. *J. of Scheduling*, 19(4) :391–400, aug 2016.
- [28] Patricio Lamas and Erik Demeulemeester. A purely proactive scheduling procedure for the resource-constrained project scheduling problem with stochastic activity durations. *Journal of Scheduling*, 19(4) :409–428, 2016. Publisher : Springer New York LLC.
- [29] Antoine Legrain and Patrick Jaillet. A stochastic algorithm for online bipartite resource allocation problems. *Computers and Operations Research*, 75 :28–37.
- [30] Antoine Legrain, Jeremy Omer, and Samuel Rosat. An online stochastic algorithm for a dynamic nurse scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 285(1) :196–210.
- [31] Bergevin Lucas. Optimisation de la planification à court terme avec contraintes de trafic dans les mines souterraines. 2020.

- [32] F. Manriacutierrez, J. Peacuterez, and N. Morales. A simulation-optimization framework for short-term underground mine production scheduling. *Optimization and Engineering*, 21(3) :939–71, 2020. Place : Germany Publisher : Springer.
- [33] MERN. Vision stratégique du développement minier au québec. 2016.
- [34] Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles du Québec. Les 4 phases du processus de développement minier, 2016.
- [35] Ali Moradi Afrapoli and Hooman Askari-Nasab. Mining fleet management systems : a review of models and algorithms. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 33(1) :42–60, 2019. Publisher : Taylor and Francis Ltd.
- [36] Ali Moradi Afrapoli, Mohammad Tabesh, and Hooman Askari-Nasab. A multiple objective transportation problem approach to dynamic truck dispatching in surface mines. *European Journal of Operational Research*, 276(1) :331–342, 2019. Publisher : Elsevier B.V.
- [37] Pierre Nancel-Penard, Nelson Morales, Valentina Rojas, and Tomas Gonzalez. A heuristic approach for scheduling activities with OR-precedence constraints at an underground mine. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 34(10) :748–762, 2020. Publisher : Taylor and Francis Ltd.
- [38] M. Nehring, E. Topal, M. Kizil, and P. Knights. Integrated short- and medium-term underground mine production scheduling. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 112(5) :365–378, 2012. Publisher : South African Institute of Mining and Metallurgy.
- [39] M. Nehring, E. Topal, and J. Little. A new mathematical programming model for production schedule optimization in underground mining operations. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 110(8) :437–446, 2010. Publisher : South African Institute of Mining and Metallurgy.
- [40] Alexandra M. Newman and Mark Kuchta. Using aggregation to optimize long-term production planning at an underground mine. *European Journal of Operational Research*, 176(2) :1205–1218, 2007.
- [41] Alexandra M. Newman, Mark Kuchta, and Michael Martinez. Long- and short-term production scheduling at Ikab's kiruna mine. pages 579–593. Springer US, 2007.
- [42] Rafael Campos Rosado, Joao Felipe C.L. Costa, and Artur Almgren Saldanha. Incorporation of mineralisation risk into underground mine planning. Mining Goes Digital - Proceedings of the 39th international symposium on Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry, APCOM 2019, pages 286–291. CRC Press/Balkema, 2019.

- [43] P. Saayman, I.K. Craig, and F.R. Camisani-Calzolari. Optimization of an autonomous vehicle dispatch system in an underground mine. *Journal of The South African Institute of Mining and Metallurgy*, 106(2) :77–85, 2006. Publisher : South African Institute of Mining and Metallurgy.
- [44] Y.A. Sari and M. Kumral. Incorporating grade uncertainty into sublevel stope sequencing. Mining Goes Digital - Proceedings of the 39th international symposium on Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry, APCOM 2019, pages 323–327. CRC Press/Balkema, 2019.
- [45] M. Schulze, J. Rieck, C. Seifi, and J. Zimmermann. Machine scheduling in underground mining : an application in the potash industry. *OR Spectrum*, 38(2) :365–403, 2016. Place : Germany Publisher : Springer.
- [46] Marco Schulze and Jurgen Zimmermann. Staff and machine shift scheduling in a german potash mine. *Journal of Scheduling*, 20(6) :635–656, 2017. Publisher : Springer Science and Business Media, LLC.
- [47] Cinna Seifi, Marco Schulze, and Jurgen Zimmermann. A two-stage solution approach for a shift scheduling problem with a simultaneous assignment of machines and workers. Mining Goes Digital - Proceedings of the 39th international symposium on Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry, APCOM 2019, pages 377–385. CRC Press/Balkema, 2019.
- [48] Yashar Pourrahimian Shahrokh Paravarzar and Hooman Askari-Nasab. Short-term underground mine planning : A review. *Mining Optimization Laboratory (MOL)*, 309-1 :305, 2018.
- [49] Zhen Song, Håkan Schunnesson, Mikael Rinne, and John Sturgul. Intelligent scheduling for underground mobile mining equipment. *PLOS ONE*, 10(6) :e0131003, 2015. Publisher : Public Library of Science.
- [50] E. Topal. Early start and late start algorithms to improve the solution time for long-term underground mine production scheduling. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 108(2) :99–107, 2008. Publisher : South African Institute of Mining and Metallurgy.
- [51] Shiv Prakash Upadhyay and Hooman Askari-Nasab. Dynamic shovel allocation approach to short-term production planning in open-pit mines. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 33(1) :1–20, 2019. Publisher : Taylor & Francis.
- [52] Mattias Wahde, Mauro Bellone, and Sina Torabi. A method for real-time dynamic fleet mission planning for autonomous mining. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 33(5) :564–590, 2019. Publisher : Springer Science and Business Media, LLC.

- [53] Hongliang Henry Wang. Underground mine planning optimization process to improve values and reduce risks. Mining Goes Digital - Proceedings of the 39th international symposium on Application of Computers and Operations Research in the Mineral Industry, APCOM 2019, pages 335–343. CRC Press/Balkema, 2019.
- [54] Yunfei Chu and Fengqi You. Integration of scheduling and control with online closed-loop implementation : Fast computational strategy and large-scale global optimization algorithm. *Computers & Chemical Engineering*, 47 :248–68, 2012. Place : UK Publisher : Elsevier Science Ltd.

ANNEXE A PROCESSUS D'IMPLÉMENTATION D'UN MODÈLE D'OPTIMISATION (1)

L'annexe A représente le processus d'implémentation des modèles d'optimisation utilisé pour réaliser les modèles développés depuis la définition du sujet (planification minière à court terme) jusqu'au moment d'implémentation du modèle. La première étape consiste à rassembler l'ensemble des données disponibles, puis à déterminer les données utiles pour être utilisées en tant que paramètres du modèle réalisé. Enfin, l'établissement de l'objectif et l'énumération littérales des contraintes à prendre en compte dans le modèle à partir des données disponibles sont réalisés. Des boucles rétroactives peuvent intervenir durant le processus au fur et à mesure de la réalisation des étapes mentionnées.

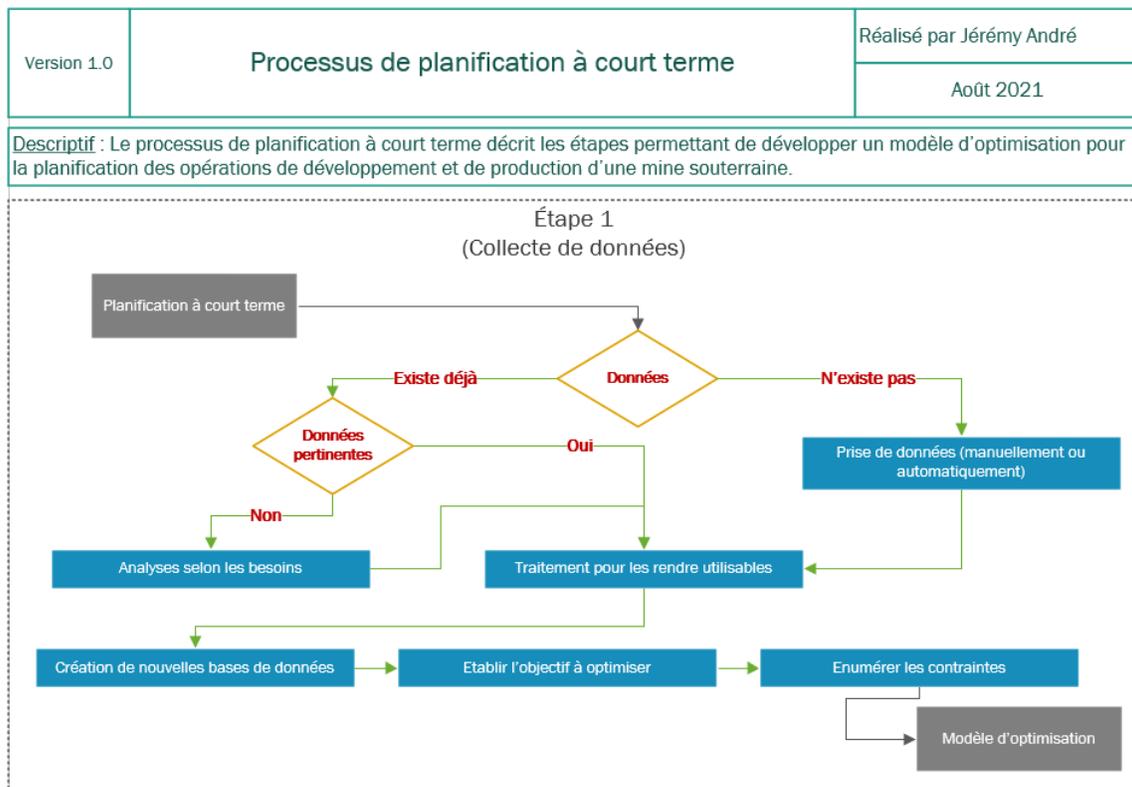


FIGURE A.1 Suite logique du processus de planification utilisé

ANNEXE B PROCESSUS D'IMPLÉMENTATION D'UN MODÈLE D'OPTIMISATION (2)

L'annexe B correspond à la seconde partie de la méthodologie utilisée pour implémenter les modèles mis en place. Cela commence par la définition détaillée du problème en fonction des objectifs et contraintes à prendre en compte. Les variables de décisions à développer sont détaillées en fonction du paradigme de modélisation et du solveur choisi. Enfin, il s'agit d'implémenter le modèle sur l'API choisie, de collecter les résultats jusqu'à obtenir un modèle performant. Des boucles rétroactives peuvent intervenir durant le processus au fur et à mesure de la réalisation des étapes mentionnées.

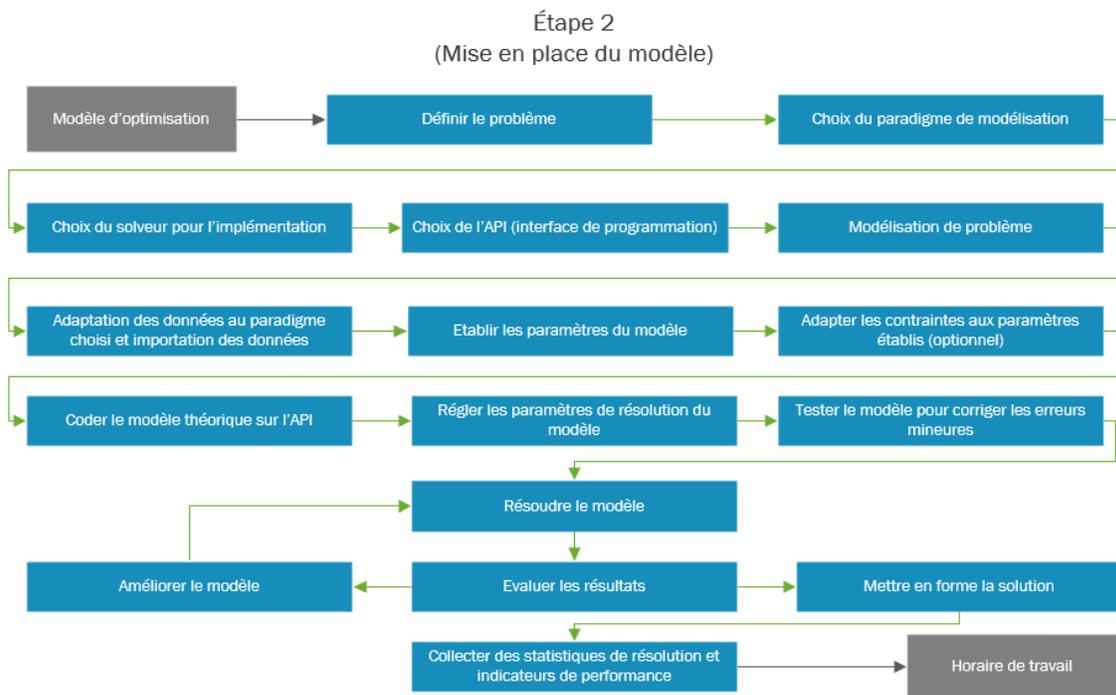


FIGURE B.1 Suite logique du processus de planification utilisé

ANNEXE C DONNÉES D'ENTRÉE RELATIVES AUX ACTIVITÉS À PLANIFIER

L'annexe C détaille le contenu du fichier csv. d'entrée relatif aux activités de développement à planifier. Le nom, le type d'équipement requis, la localisation, la durée, le prédecesseur ainsi que l'indice de priorité sont renseignés pour chacune des tâche.

Name	Equipment type	Location	Time	Predecessor	Completion	Priority
Mucking_DP1-150-163_0	Scooptram	DP1-150-163	15,,6			
Bolting_DP1-150-163_0	Bolter	DP1-150-163	39	Mucking_DP1-150-163_0	6	
Clean face_DP1-150-163_0	Scooptram_Cleanface	DP1-150-163	5	Bolting_DP1-150-163_0	6	
Drilling_DP1-150-163_0	Jumbo	DP1-150-163	20	Clean face_DP1-150-163_0	6	
Explosive Charging_DP1-150-163_0	Anfo loader	DP1-150-163	8	Drilling_DP1-150-163_0	6	
__Blast__DP1-150-163_0	DP1-150-163,,	Explosive Charging_DP1-150-163_0	6			
Mucking_DP1-150-163_1	Scooptram	DP1-150-163	15	__Blast__DP1-150-163_0	6	
Bolting_DP1-150-163_1	Bolter	DP1-150-163	39	Mucking_DP1-150-163_1	6	
Clean face_DP1-150-163_1	Scooptram_Cleanface	DP1-150-163	5	Bolting_DP1-150-163_1	6	
Drilling_DP1-150-163_1	Jumbo	DP1-150-163	20	Clean face_DP1-150-163_1	6	
Explosive Charging_DP1-150-163_1	Anfo loader	DP1-150-163	8	Drilling_DP1-150-163_1	6	
__Blast__DP1-150-163_1	DP1-150-163,,	Explosive Charging_DP1-150-163_1	6			
Mucking_DP1-150-163_2	Scooptram	DP1-150-163	15	__Blast__DP1-150-163_1	6	
Bolting_DP1-150-163_2	Bolter	DP1-150-163	39	Mucking_DP1-150-163_2	6	
Clean face_DP1-150-163_2	Scooptram_Cleanface	DP1-150-163	5	Bolting_DP1-150-163_2	6	
Drilling_DP1-150-163_2	Jumbo	DP1-150-163	20	Clean face_DP1-150-163_2	6	
Explosive Charging_DP1-150-163_2	Anfo loader	DP1-150-163	8	Drilling_DP1-150-163_2	6	
__Blast__DP1-150-163_2	DP1-150-163,,	Explosive Charging_DP1-150-163_2	6			
Mucking_DP1-150-163_3	Scooptram	DP1-150-163	15	__Blast__DP1-150-163_2	6	
Bolting_DP1-150-163_3	Bolter	DP1-150-163	39	Mucking_DP1-150-163_3	6	
Clean face_DP1-150-163_3	Scooptram_Cleanface	DP1-150-163	5	Bolting_DP1-150-163_3	6	
Drilling_DP1-150-163_3	Jumbo	DP1-150-163	20	Clean face_DP1-150-163_3	6	
Explosive Charging_DP1-150-163_3	Anfo loader	DP1-150-163	8	Drilling_DP1-150-163_3	6	
__Blast__DP1-150-163_3	DP1-150-163,,	Explosive Charging_DP1-150-163_3	6			
Mucking_DP1-150-163_4	Scooptram	DP1-150-163	15	__Blast__DP1-150-163_3	6	
Bolting_DP1-150-163_4	Bolter	DP1-150-163	39	Mucking_DP1-150-163_4	6	
Clean face_DP1-150-163_4	Scooptram_Cleanface	DP1-150-163	5	Bolting_DP1-150-163_4	6	

FIGURE C.1 Exemple de données d'entrée relatives aux activités à planifier

ANNEXE D DONNÉES D'ENTRÉE RELATIVES AUX ÉQUIPEMENTS

L'annexe D représente le fichier csv. relatif aux ressources à affecter aux activités (flotte pour les activités de développement seulement). Le nom, le type d'équipement, la localisation initiale ainsi qu'un indice d'efficacité (non utilisé) sont renseignés pour chaque ressource.

1	Name,Type,Location,Rate modifier	
2	None,None,DP1-150-163,1	
3	65BOL03,Bolter,DP1-150-162,1	
4	65BOL04,Bolter,DP1-175-158,1	
5	65BOL06,Bolter,DP1-175-160,1	
6	65BOL07,Bolter,DP1-175-167,1	
7	65BOL08,Bolter,DP2-300-150,1	
8	65BOL09,Bolter,DP1-275-149,1	
9	65JUM05,Jumbo,DP2-300-149,1	
10	65JUM06,Jumbo,DP1-325-145,1	
11	65JUM07,Jumbo,DP1-325-152,1	
12	65SCO04,Scooptram_Cleanface,DP2-350-141,1	
13	65SCO06,Scooptram,DP2-350-143,1	
14	65SCO07,Scooptram,DP2-375-137,1	
15	65VSE13,Anfo loader,DP2-400-136,1	
16	65VSE28,Anfo loader,DP2-400-139,1	
17	65VSE29,Anfo loader,DP2-400-131,1	

FIGURE D.1 Exemple de données d'entrée relatives aux ressources à utiliser

ANNEXE E DONNÉES D'ENTRÉE RELATIVES AUX LOCATIONS

L'annexe E met en évidence le contenu du fichier csv. donné en entrée de tous les modèles et relatif aux localisations étudiées. La première colonne correspond au nom de la localisation. Les colonnes suivantes correspondent à la matrice des distances de transition entre deux localisations données. Par exemple, la colonne 4 de la ligne 1 correspond à la distance de transition (en mètres) entre la localisation dont le nom est mentionné à la première ligne et la second localisation dont le nom est mentionné à la troisième ligne.

DP1-150-163,0,19,98,62,80,295,294,311,384,273,467,434,546,713,574,523,660,722
DP1-150-162,19,0,80,45,98,279,277,295,367,258,450,417,529,695,557,507,643,705
DP1-175-158,98,80,0,38,171,206,198,220,289,188,372,340,450,616,478,430,563,625
DP1-175-160,62,45,38,0,133,235,232,251,322,214,406,372,484,651,512,462,598,660
DP1-175-167,80,98,171,133,0,352,356,369,444,322,528,492,607,777,633,581,723,784
DP2-300-150,295,279,206,235,352,0,68,19,115,75,178,142,258,430,284,232,375,436
DP1-275-149,294,277,198,232,356,68,0,65,91,76,180,149,256,422,283,235,369,430
DP2-300-149,311,295,220,251,369,19,65,0,100,86,160,124,240,411,266,215,356,418
DP1-325-145,384,367,289,322,444,115,91,100,0,133,100,75,171,337,196,149,283,343
DP1-325-152,273,258,188,214,322,75,76,86,133,0,219,183,296,466,319,265,410,471
DP2-350-141,467,450,372,406,528,178,180,160,100,219,0,38,80,252,107,63,196,258
DP2-350-143,434,417,340,372,492,142,149,124,75,183,38,0,117,289,142,91,233,295
DP2-375-137,546,529,450,484,607,258,256,240,171,296,80,117,0,173,31,45,117,178
DP2-400-128,713,695,616,651,777,430,422,411,337,466,252,289,173,0,152,209,57,25
DP2-400-136,574,557,478,512,633,284,283,266,196,319,107,142,31,152,0,57,95,154
DP2-400-139,523,507,430,462,581,232,235,215,149,265,63,91,45,209,57,0,152,210
DP2-400-131,660,643,563,598,723,375,369,356,283,410,196,233,117,57,95,152,0,62
DP2-425-128,722,705,625,660,784,436,430,418,343,471,258,295,178,25,154,210,62,0

FIGURE E.1 Exemple de données d'entrée relatives aux localisations de travail

ANNEXE F DIAGRAMME DE GANTT DU MODÈLE 2 DÉTERMINISTE

L'annexe F correspond au diagramme de Gantt représentant la solution du modèle déterministe 2 en fonction des localisations de travail. Chaque type de ressources a une couleur différente. Les tâches sont représentées par les rectangles de couleur. La transition entre deux quarts de travail successifs est réalisée toutes les 55 unités de temps, soit environ 10h. Les fenêtres de sautage sont compressées ce cette figure.

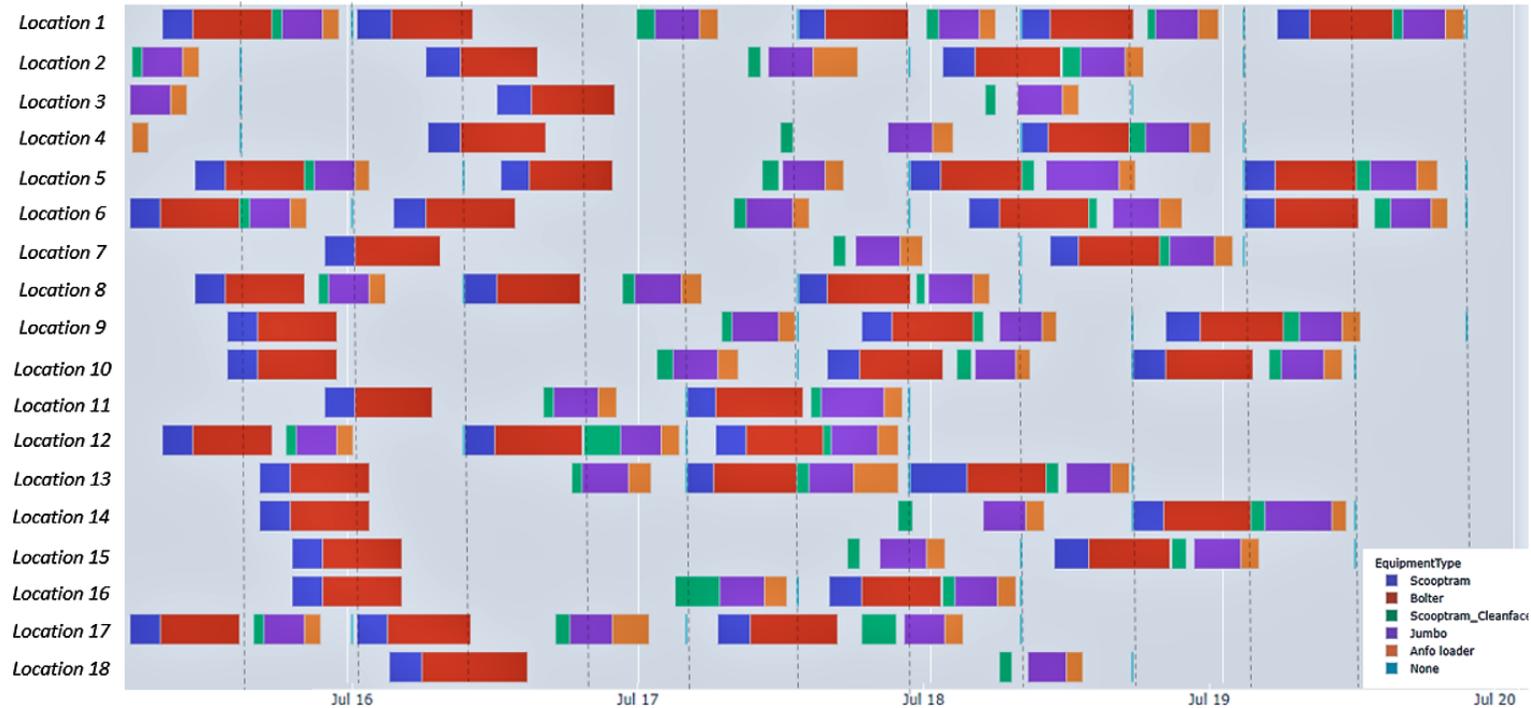


FIGURE F.1 Exemple de solution obtenue sous la forme d'un diagramme de GANTT.

ANNEXE G DIAGRAMME DE GANT DU MODÈLE 3 DÉTERMINISTE

L'annexe G représente diagramme de GANT (en fonction des localisations de travail) pour les activités de développement et de production. L'axe temporel des abscisses représente le temps (en unités de temps). Les couleurs sont définies aléatoirement. Les dernières activités correspondent aux activités de remblaiement (la prise, puis la masse séparée d'environ 280 unités de temps de la prise, pour des raisons géomécaniques). Un quart de travail correspond à 72 unités de temps.

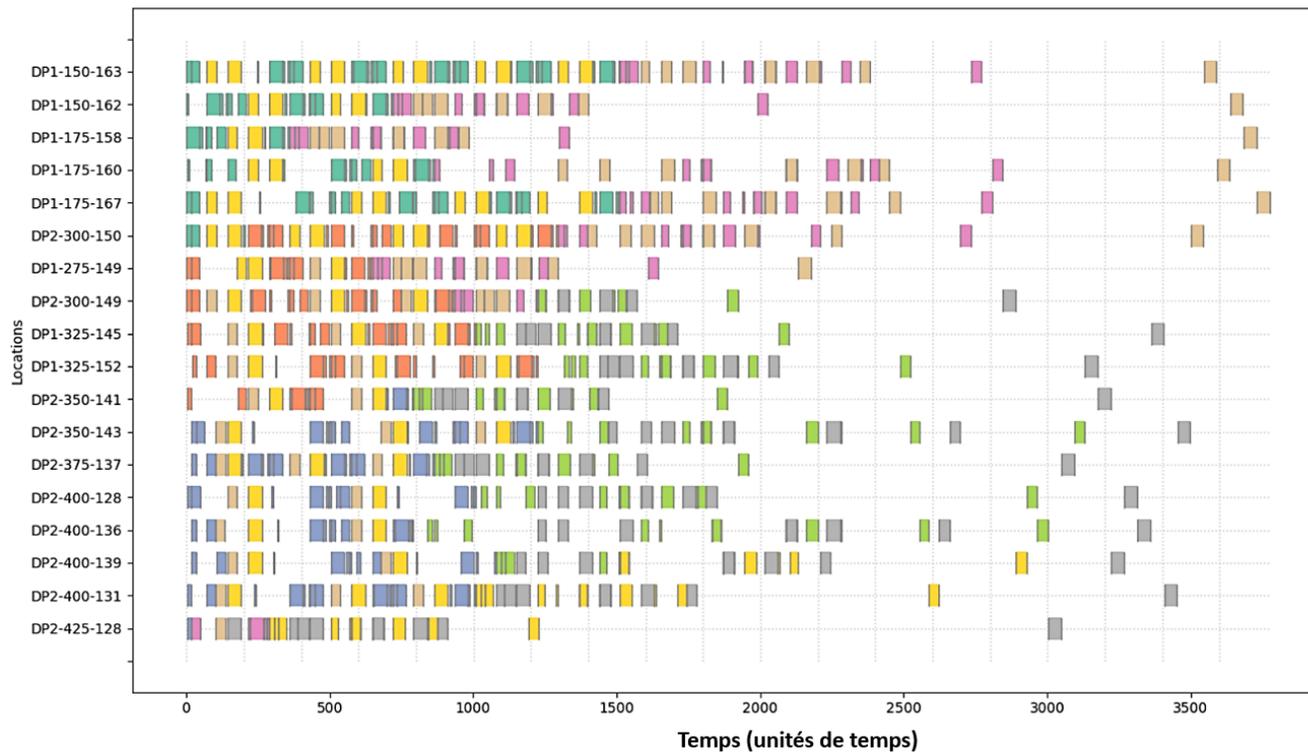


FIGURE G.1 Exemple de solutions obtenues sous la forme de diagrammes de GANT pour le modèle 3

ANNEXE H COMPARAISON DES DIAGRAMMES DE GANT ENTRE LES OBJECTIFS OBJ1 (4.1) [A] ET OBJ2 (4.2) [B] POUR LE MODÈLE 2 EN FONCTION DES LOCALISATIONS DE TRAVAIL

L'annexe H représente la comparaison des diagrammes de GANT obtenus pour les objectifs (4.1) à gauche [A] et (4.2) à droite [B] en fonction de la localisation de travail. Les couleurs correspondent aux ressources utilisées (voir correspondances à l'Annexe I). Les lignes pointillées verticales représentent les frontières entre les quarts de travail. L'axe temporel est exprimé en unités de temps. Les fenêtres de sautage sont compressées dans cette figure.

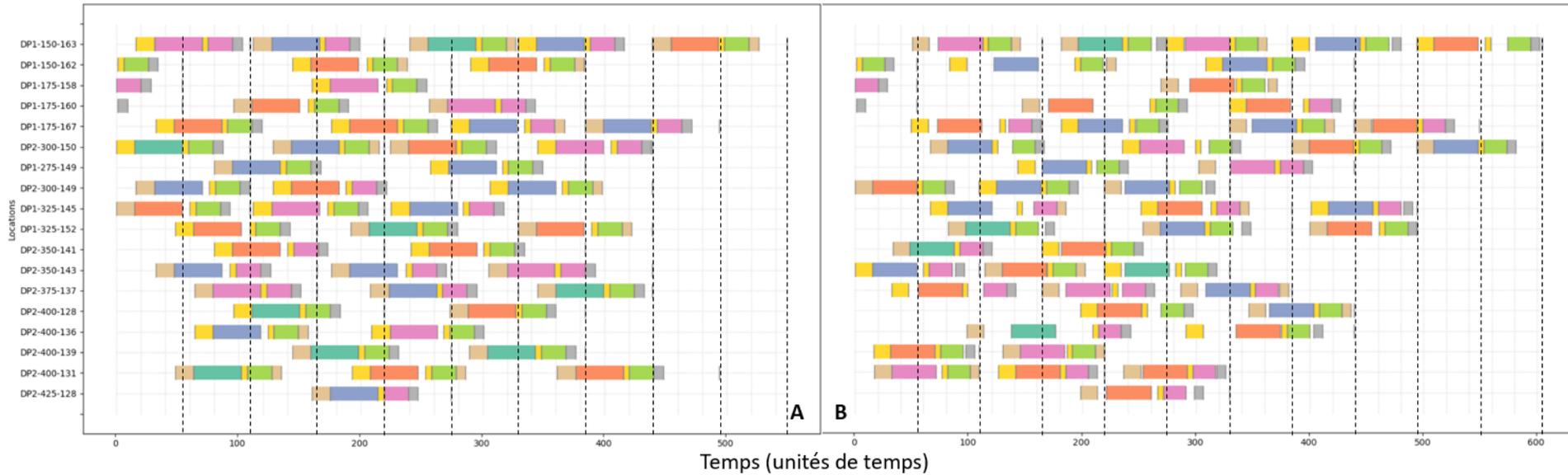


FIGURE H.1 Exemple de solutions obtenues sous la forme de diagrammes de GANT pour le modèle 2

ANNEXE I COMPARAISON DES DIAGRAMMES DE GANT ENTRE LES OBJECTIFS OBJ1 (4.1) [A] ET OBJ2 (4.2) [B] POUR LE MODÈLE 2 EN FONCTION DES RESSOURCES UTILISÉES

L'annexe I représente la comparaison des diagrammes de GANT obtenus pour les objectifs (4.1) à gauche [A] et (4.2) à droite [B] en fonction des ressources utilisées. Les couleurs correspondent aux ressources utilisées. L'axe temporel est exprimé en unités de temps.

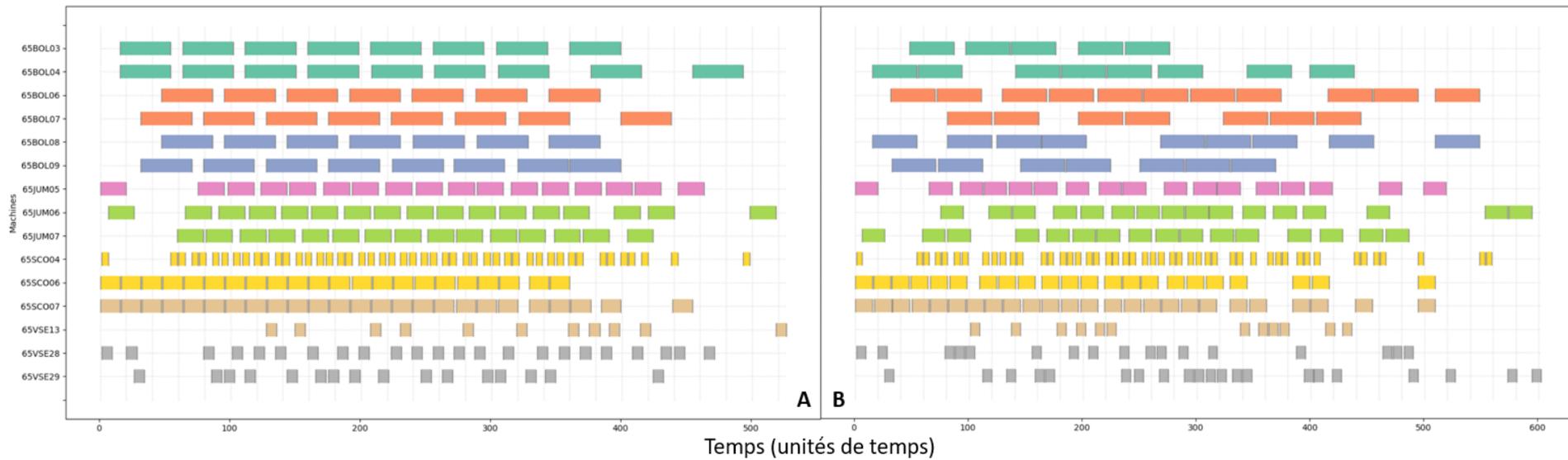


FIGURE I.1 Exemple de solutions obtenues sous la forme de diagrammes de GANT pour le modèle 2 en fonction de l'objectif considéré

ANNEXE J ILLUSTRATION DU FORMAT DU RAPPORT DES RÉSULTATS GÉNÉRÉS PAR LE MODÈLE 2

L'annexe J met en évidence le contenu du fichier excel généré après chaque résolution pour tous les modèles implémentés et permettant de renseigner les temps de début, de fin et la durée de chaque tâche (en unités de temps). Les ressources affectées ainsi que les localisations de travail sont aussi renseignées.

Task Name	Start Time	End Time	Size	Resource
Mucking_DP1-150-163_0--Scooptram	17	32	15	65SCO06
Bolting_DP1-150-163_0--Bolter	32	71	39	65BOL09
Clean face_DP1-150-163_0--Scooptram_Cleanface	71	76	5	65SCO04
Drilling_DP1-150-163_0--Jumbo	76	96	20	65JUM05
Explosive Charging_DP1-150-163_0--Anfo loader	96	104	8	65VSE29
__Blast__DP1-150-163_0--None	110	110	0	None
Mucking_DP1-150-163_1--Scooptram	113	128	15	65SCO07
Bolting_DP1-150-163_1--Bolter	128	167	39	65BOL07
Clean face_DP1-150-163_1--Scooptram_Cleanface	167	172	5	65SCO04
Drilling_DP1-150-163_1--Jumbo	172	192	20	65JUM05
Explosive Charging_DP1-150-163_1--Anfo loader	192	200	8	65VSE29
__Blast__DP1-150-163_1--None	220	220	0	None
Mucking_DP1-150-163_2--Scooptram	241	256	15	65SCO07
Bolting_DP1-150-163_2--Bolter	256	295	39	65BOL03
Clean face_DP1-150-163_2--Scooptram_Cleanface	295	300	5	65SCO04
Drilling_DP1-150-163_2--Jumbo	300	320	20	65JUM07
Explosive Charging_DP1-150-163_2--Anfo loader	320	328	8	65VSE13
__Blast__DP1-150-163_2--None	330	330	0	None
Mucking_DP1-150-163_3--Scooptram	330	345	15	65SCO06
Bolting_DP1-150-163_3--Bolter	345	384	39	65BOL08
Clean face_DP1-150-163_3--Scooptram_Cleanface	384	389	5	65SCO04
Drilling_DP1-150-163_3--Jumbo	389	409	20	65JUM05
Explosive Charging_DP1-150-163_3--Anfo loader	409	417	8	65VSE28
__Blast__DP1-150-163_3--None	440	440	0	None
Mucking_DP1-150-163_4--Scooptram	440	455	15	65SCO07
Bolting_DP1-150-163_4--Bolter	455	494	39	65BOL04
Clean face_DP1-150-163_4--Scooptram_Cleanface	494	499	5	65SCO04

FIGURE J.1 Exemple de solutions obtenues sous la forme d'un tableau Excel