

N d'ordre : 40/2012-M/MT

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENNE
FACULTÉ DES MATHÉMATIQUES



MÉMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de MAGISTER

En MATHÉMATIQUES

Spécialité : Recherche Operationnelle (Mathématiques de gestion) .

Par : RAGGAS Amina

Sujet

*L'EVALUATION ET LA COMPARAISON DES
METHODES DE RESOLUTIONS DES NSP*

Soutenu publiquement, le 7/5/2012, devant le jury composé de :

M^r. MOULAI Mustapha

Professeur à L'U.S.T.H.B.

Président

M^r. ABBAS Moncef

Professeur à L'U.S.T.H.B.

Directeur de mémoire

M^r. CHERGUI Mohamed El-Amine

Maitre de conférence/A à L'U.S.T.H.B.

Examineur

Table des matières

Introduction Générale	6
1 Problème de la planification du personnel	9
1.1 Introduction	9
1.2 Définition du problème de la planification du personnel	10
1.3 Situation du problème dans le monde réel	11
1.4 Difficulté de la modélisation	13
1.5 Différentes catégories de problèmes de planification du personnel	14
1.6 Domaines d'application de la planification du personnel	18
1.7 Complexité du problème	21
1.8 Conclusion	23
2 Problème de la planification des infirmiers (NSP)	25
2.1 Introduction	25
2.2 Aperçu sur les décisions stratégiques et les critères d'évaluation dans la planification des infirmiers	26
2.3 Etapes du problème de la planification du personnel infirmier	28
2.4 Modes de fonctionnement classiques	30
2.5 Dimensions du problème	32
2.5.1 Espace de recherche	32
2.5.2 Types d'Affectation (de planning)	38
2.5.3 Contraintes	39
2.5.4 Objectifs	44
2.6 Modélisation du problème	46
2.6.1 Variables de décision, paramètres et domaines	46

2.6.2	Contraintes	48
2.6.3	Fonctions Objectif	49
2.6.4	Types de problèmes	50
2.6.5	Exemples de modèle NSP	52
2.6.6	La représentation graphique de la planification des infirmiers	58
2.7	Conclusion	59
3	Approches de résolution du NSP	60
3.1	Introduction	60
3.2	Les approches de résolution	62
3.2.1	Les approches d'optimisation - programmation mathématique	62
3.2.2	Les méthodes d'Intelligence Artificielle (AI)	73
3.2.3	Les Heuristiques :	77
3.3	Conclusion	96
4	Outils d'évaluation et de comparaison des approches de NSP	98
4.1	Introduction	98
4.2	Motivation de l'évaluation et de la comparaison	99
4.3	Outils de comparaison et d'évaluation	100
4.3.1	Classification du problème de planification des infirmiers (la notation $\alpha \beta \gamma$)	100
4.3.2	Bibliothèque de référence du NSP	108
4.3.3	Caractérisation et génération des instances de la bibliothèque	116
4.4	Mécanismes d'évaluation et de comparaison	132
4.4.1	Evaluation d'une approche de résolution d'un NSP particulier	132
4.4.2	Comparaison entre les approches de résolution d'un NSP particulier	139
4.5	Conclusion	143
5	Implémentation du logiciel NSPGen 2011	144
5.1	Introduction	144
5.2	Description du logiciel NSPGen2011	144
5.3	Exemples illustratifs	154
	Conclusion Générale	157

Bibliographie

160

Remerciements

En premier lieu l'hommage à Allah le tout puissant qui m'a donnée la santé, le courage et la volante pour achever ce modeste travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude au Professeur ABBAS Moncef, mon encadreur, d'avoir accepté de m'encadrer dans ce travail et pour ces précieux conseils, ainsi que pour la confiance et la liberté qu'il m'a accordé durant la réalisation de ce mémoire.

Mes remerciements iront ensuite au Professeur Mustapha MOULAI, Professeur à la Faculté des Mathématiques de l'USTHB, qui m'a fait l'honneur d'accepter d'être président du jury de mon mémoire.

Je suis très honoré par la présence dans le jury de Dr. CHERGUI Mohamed El-Amine, Maîtres de Conférences à la Faculté des Mathématiques de l'USTHB, qui a bien voulu être juge de ce mémoire.

Je leur adresse toute ma reconnaissance et, par l'occasion d'avance, je leur remercie pour leurs critiques et suggestions constructives.

Enfin, que tous ceux qui n'ont pas été mentionnés et qui ont contribué à la réalisation de ce travail reçoivent les remerciements qui méritent.

Introduction Générale

Introduction Générale

*D*ans la vie réelle, beaucoup de services et organisations sont confrontés à des problèmes de planification du personnel connus comme longs et difficiles. C'est pour cette raison que les chercheurs opérationnels ont proposé une grande variété de méthodes de résolution depuis les années 50 du vingtième siècle.

Pour les unités de soins médicaux, la planification adéquate du personnel hospitalier est très importante, en particulier les infirmiers dont leur gestion efficace est essentielle à la réussite globale de l'organisation hospitalière du fait que les coûts de soins infirmiers représentent généralement plus de 40% du budget total d'un hôpital [79].

Cette planification représente un principal défi pour les gestionnaires car la performance et la qualité du système de soin dépendront, en définitif, de la qualité et la motivation des ressources humaines. Il est donc nécessaire de disposer d'un personnel infirmier qualifié en service au bon moment puisque c'est un déterminant important de l'efficacité organisationnelle des services et de la satisfaction des exigences des clients en assurant la continuité des soins, le confort et la motivation des infirmiers.

Les plannings peu attrayants et les charges de travail élevées sont deux facteurs importants menant à un mécontentement et une haute rotation du personnel infirmier. De plus en plus, les hôpitaux adoptent des politiques de planification qui tiennent compte des préférences et des demandes de leur personnel infirmier et abandonnent la planification traditionnelle cyclique. En dépit de récents progrès technologiques, il est évident que les gestionnaires de santé sont face à des défis importants que toutes ces questions se rassemblent, à un moment où ils sont sous la pression croissante de contrôler les coûts tout en assurant la prestation des soins de haute qualité.

L'une des façons d'atténuer cette pression est de développer de meilleurs systèmes d'aide à la décision pour la planification des infirmiers qui peuvent aider à produire des plannings utilisant les ressources le plus efficacement.

Résoudre le problème de planification des infirmiers (NSP) a bien un impact positif sur les conditions de travail des infirmiers, qui sont étroitement liées au niveau de qualité des soins de santé et à la planification du personnel qualifié [35].

Ce compromis entre la qualité de planning, le coût, le moral et la performance d'une part, et la difficulté de modéliser, quantifier et paramétrer correctement tous les facteurs compromettant d'une autre part, explique le grand intérêt dans la littérature pour les processus de planification des infirmiers. Cette littérature englobe une grande variété de méthodes de résolutions ainsi que divers formulations et modèles de problèmes avec leurs propres fonctions objectif et leurs contraintes imposées qui peuvent généralement être traitées comme des contraintes dures ou molles avec différents paramètres et coûts de réparation.

Depuis les années 1960 de nombreux travaux ont été publiés sur divers aspects de planification du personnel des soins de santé informatisée. Les premiers documents dans leur ensemble proposent des approches mathématiques qui utilisent une fonction objectif optimisée sous réserve de certaines contraintes. Mais quand il s'agit d'applications dans la pratique, les algorithmes mathématiques traditionnels tels que la programmation linéaire, programmation en nombres entiers et les réseaux ont rarement été appliqués puisqu'ils sont incapables de faire face à la nature complexe et difficile des problèmes NSP. Par la suite, vu les besoins des administrations à une génération rapide des plannings de haute qualité, des méthodes heuristiques ont été développées. De plus, des techniques d'intelligence artificielle (AI) et des approches méta-heuristiques (MH) ont été développées récemment (consulter pour cela l'état de l'art de NSP fait par Burke et al., 2004 [35]).

Même si la littérature a été submergée par cette quantité importante de méthodes, les utilisateurs (gestionnaires de santé, les praticiens ou les décideurs) ne sont pas capables de distinguer la meilleure procédure pour les caractéristiques spécifiques du problème de planification à l'étude. Les différentes réalisations sous forme d'une diversité de modèle, de types de problème et des procédures de résolution qui sont souvent des cas spécifiques pour un hôpital particulier et, par conséquent, ne peuvent pas être comparées les unes aux autres, en plus la complexité du problème et la littérature large, tout cela empêche l'étude comparative systématique des modèles NSP et ces approches de résolution.

Le manque de données et les nombreuses interprétations de la façon d'évaluer les procédures de résolution ont contribué à la quantité infinie de procédures nouvellement élaborées sans aucun effort de les comparer dans la littérature, ce qu'exprime le besoin d'une librairie ou base de données de référence pour faciliter la comparaison équitable entre les différents algorithmes et de motiver les futurs chercheurs à développer de meilleures procédures de résolution pour le NSP, comme l'ont indiqué Burke et al. (2004) [35] et Cheang et al. (2003) [42] dans leurs documents.

Cela peut être traité en développant un système intelligent d'aide à la décision qui sélectionne à priori la meilleure procédure de résolution pour le problème spécifique à l'étude. Ceci fera l'objet de ce mémoire, qui est constituée de cinq chapitres :

Dans le premier chapitre, nous allons aborder la forme générale des problèmes de planification du personnel, sa définition, les difficultés de sa modélisation ainsi que les différents types et domaines d'application et enfin la complexité du problème.

Le second chapitre sera consacré particulièrement aux problèmes de la planification des infirmiers (NSP) sujet de notre mémoire. Nous allons définir le problème et présenter les étapes de son processus, ses dimensions ainsi que sa modélisation.

Nous allons présenter dans le troisième chapitre les différentes approches de résolutions du NSP. Nous allons essayer d'aborder tout ce qui est utilisé comme méthodes dans la littérature depuis les premières publications jusqu'à aujourd'hui.

Le quatrième chapitre sera consacré à la présentation des méthodes d'aide à décision qui permettent la comparaison et l'évaluation des différentes méthodes de résolution du NSP. On élabore un mécanisme simple et dans le même contexte on essaye de développer un programme de génération des instances NSP à la base de la méthode de Vanhoucke et Maenhout (2009) [125].

Le dernier chapitre va contenir l'implémentation du logiciel qu'on a élaboré :
NSPGen 2011 "Générateur d'instance NSP ".

Chapitre 1

Problème de la planification du personnel

1.1 Introduction

Beaucoup de services et organisations industrielles sont confrontés à des problèmes de planification du personnel qui sont à la fois longs et difficiles. Pour la plupart de ces organisations, il est d'une importance critique de disposer d'un personnel qualifié en service au bon moment puisque c'est un déterminant important pour l'efficacité des services de l'organisation et pour la satisfaction des exigences des clients [125]. Par conséquent, les directeurs du personnel passent un grand pourcentage de leur temps pour construire des plannings mais malheureusement ne parviennent pas à produire des plannings qui satisfont à la fois les besoins opérationnels et les préférences du personnel [19].

Les méthodes de calcul pour la planification du personnel ont fait l'objet de recherches continues et des intérêts commerciaux depuis les années 1950. L'ancien travail étant une discussion de (Eadie, 1954) [54] concernant l'utilisation de la théorie des probabilités pour calculer le nombre de cabines de péage « toll booths », et donc le nombre d'opérateurs nécessaire pour fournir un bon de service à différents moments de la journée, ainsi qu'une lettre de (Dantzig, 1954) [46] décrivant l'utilisation de la programmation linéaire pour planifier des opérateurs de cabines de péage « toll booths ».

Une large attention a été donnée dans la littérature à une grande variété d'applications de la planification du personnel (voir l'article de Ernst et al., 2004 [57]).

Ainsi, de nombreuses approches ont été développées pour la résolution de ce problème en utilisant les méthodes de satisfaction des contraintes (méthodes exactes) ou les techniques d'heuristiques et de méta-heuristiques telles que la recherche tabou, recuit simulé et algorithmes évolutionnaires. Le

recours à de telles méthodes est du à la nature complexe du problème. En effet, Garey et Johnson (1979) [60] ont prouvé que ce dernier est de complexité \mathcal{NP} -*difficiles*.

Dans ce chapitre nous allons aborder la définition, les différentes catégories et les domaines d'application de ce problème, ainsi que la difficulté de sa modélisation et sa complexité algorithmique.

1.2 Définition du problème de la planification du personnel

La planification du personnel peut être définie comme étant le problème d'affecter des ressources (membres du personnel) à des horaires dans un modèle soumis à des contraintes, où le modèle représente un ensemble de postes d'ordre juridique définis en terme de travail qui doit être réalisé [19].

Ces problèmes sont souvent représentés comme des problèmes sous contraintes dont l'objectif est de minimiser la violation globale des contraintes. Cependant, les contraintes imposées au problème ne peuvent pas être complètement satisfaites dans la majorité des cas, et le but serait de trouver la solution violant le moins possible ces contraintes.

Le conflit juridique, la gestion et les exigences du personnel doivent être pris en considération lors des décisions de la planification. Par exemple, les exigences de gestion pour la couverture et les compétences mixtes nécessaires pour une tâche particulière sont souvent en conflit avec le nombre maximum d'heures de travail permises (par la loi et le contrat) ainsi que les préférences du personnel.

D'une manière global,

La planification du personnel est définie par le processus de construire les horaires de travail optimisés pour le personnel ([57]). Elle consiste à affecter un personnel suffisamment qualifié pour répondre à une demande qui dépend du temps pour les différents services tout en respectant les accords spécifiques d'organisation [125] et en essayant de satisfaire les préférences individuelles de travail.

Selon Thompson (1999) [121], le problème de planification du personnel se définit à travers quatre principaux composants (T1-T4) :

T1. Estimation de la demande en production ou en service. Le but est de caractériser les fluctuations temporelles de la demande.

T2. Traduction des prévisions de la demande en besoins du personnel : leur nombre et leurs profils de compétences.

T3. Elaboration d'un plan de planification et d'affectation des employés en prenant en considération les disponibilités, les compétences et les expériences de chacun d'eux. Ce plan doit spécifier les employés affectés, les machines sur lesquelles chaque employé doit opérer, l'intervalle du temps dans lequel il doit intervenir et les périodes de pause.

T4. Gestion et contrôle de l'exécution du plan de planification.

Il est question de proposer une approche qui permet d'une part, une planification quotidienne d'employés hétérogènes et d'autre part, un ajustement en temps réel des plans d'affectation des employés en cas de perturbations [110].

1.3 Situation du problème dans le monde réel

Problème de ressources humaines

Les problèmes de planification du personnel dans le monde réel sont des problèmes d'allocation de ressources de fortes contraintes qui sont difficiles à résoudre manuellement [19]. Ce sont des problèmes d'optimisation complexes [57].

Les ressources humaines sont parmi les ressources les plus cruciales et les plus coûteuses pour la majorité des organisations. Dans le même ordre d'idées, Wright et McMahan (1992) [133] ont identifié les ressources humaines comme une source d'avantage concurrentiel durable dans les organisations. Par conséquent, il est capital que chaque entreprise élabore une stratégie efficace de planification de ses ressources. Dans cette perspective, une planification efficace du personnel permet de générer des réductions des coûts, d'améliorer la qualité des services ou des produits offerts et de maximiser la satisfaction des employés [110].

Application dans différents secteurs

Ainsi définis, les problèmes de planification du personnel peuvent être observés dans plusieurs types d'entreprises manufacturières ou de services. Ce sont des problèmes récurrents dans des domaines tels que : le transport ; l'enseignement ; la production manufacturière ; les centres d'appel ; la restauration ; les services de protection et d'urgence ou la santé (le secteur visé par notre travail) [110].

Les problèmes de planification peuvent être retrouvés dans presque tous les environnements de travail, mais les problèmes les plus intéressants et plus difficiles se localisent dans des organisations qui emploient un grand nombre d'employés ayant des compétences multiples [19].

Les caractéristiques et les exigences particulières des différents secteurs entraînent divers modèles de planification qui, à leur tour conduisent à l'application de différentes techniques de résolution, dans le but de fournir ce qui est considéré comme des solutions bonnes et réalistes ([125] ; [57]).

Méthodes automatisées et gestionnaires prudents

Tandis que le monde du travail semble être devenu plus compliqué, la complexité des problèmes réels de planification n'a probablement pas augmenté de manière sensible au cours du dernier demi-siècle. Toutefois, le progrès des méthodes d'optimisation exactes et heuristiques, associé à la disponibilité accrue des ordinateurs puissants, a vu un développement de plusieurs modèles réalistes et de techniques de résolution. Dans la plupart des cas, ces avancées concernent le processus d'élaboration des plannings prévues pour une période donnée, et plus récemment une certaine attention a été concentrée sur la perturbation de gestion dans laquelle le redéploiement rapide du personnel est nécessaire pour couvrir les circonstances de changement [57].

Malgré ce développement pendant des décennies de recherche sur les méthodes automatisées, et certains succès "académique" significatifs, de nombreuses organisations ont encore recours à des pratiques manuelles. Les gestionnaires sont réticents à utiliser des outils automatisés de planification parce qu'ils ne peuvent pas les utiliser pour modéliser facilement et avec précision leurs problèmes.

Qualité de planning

Une grande variété de contraintes peut être imposée sur les plannings en fonction du cadre juridique, la gestion et les besoins du personnel des différentes organisations. La mesure de la qualité des plannings est également très dépendante de l'organisation pour laquelle ils sont créés. Dans la plupart des problèmes de la vie réelle, cette mesure doit représenter une grande variété de facteurs. La qualité des plannings produits par ces organisations peuvent avoir un impact énorme sur leur survie.

Les plannings mal construits peuvent avoir un certain nombre d'effets néfastes sur les performances d'une organisation. Le sureffectif entraîne des coûts d'emploi élevés, mais il est souvent nécessaire pour les organisations ayant des demandes de service imprévisibles. Inversement, le manque du personnel peut entraîner des pertes de revenus ou de mauvaises prestations de service. Les plannings qui sont perçues par les employés à être inflexibles ou injuste peuvent influencer considérablement sur le moral du personnel et conduire à un absentéisme accru et à un roulement du personnel (changement).

En général, les gestionnaires mesurent la qualité de planning à l'aide des fonctions objectif, qui représentent la violation des contraintes de plannings, généralement pondérées en fonction de l'importance relative perçue de chaque type de contrainte [19].

1.4 Difficulté de la modélisation

Du point de vue de la modélisation mathématique, les problèmes de planification du personnel sont difficiles pour certain nombre de raisons comme elles sont indiquées par [19] :

L'espace de solutions combinatoires

Le nombre de solutions possibles pour les problèmes de planification augmente généralement d'une manière exponentielle avec le nombre d'employés, les types de poste, et avec la taille de l'horizon de planification (période de planification). Par conséquent, les méthodes de force brute « brute-force » (c'est-à-dire en testant toutes les solutions possibles) deviennent inefficaces pour la résolution de la majorité des problèmes.

les fortes contraintes

Les exigences opérationnelles, les lois complexes du travail, et les demandes du personnel, tous se traduisent par un grand nombre de contraintes. Pour la plupart des problèmes, il est impossible de satisfaire toutes les contraintes et donc les solutions qui doivent être trouvées sont celles qui répondent à un ensemble de base d'exigences strictes, et autrement violent les contraintes qui subsistent le plus possible.

les dépendances d'une organisation

Les définitions des compétences du personnel, les types de poste, les périodes de planification et les contraintes multiples " myriade de contraintes " varient considérablement entre et au sein des organisations. Les méthodes adéquates pour un problème ne sont pas facilement transférables à d'autres problèmes, et fréquemment l'approche " *changer le problème pour l'adapter à la méthode* " est employée, aboutissant à de mauvais résultats. Le processus de modélisation souffre également de l'acquisition de connaissances en raison des difficultés dans l'interprétation des informations opérationnelles aux modèles mathématiques.

La subjectivité

Egalement liée aux problèmes d'acquisition des connaissances on retrouve la notion de la subjectivité. Un bon nombre de décisions prises par les experts de planification (par exemple les gestionnaires des infirmiers) sont d'une nature personnelle, subjective et sont donc difficiles à modéliser systématiquement. Cela est particulièrement vrai lorsqu'on considère le traitement des demandes et de préférences du personnel, qui peuvent avoir besoin d'être traités au cas par cas.

1.5 Différentes catégories de problèmes de planification du personnel

Dans les travaux recensés, on rencontre plusieurs catégories de problèmes de planification du personnel. La classification fournie par Ernst et al. (2004) [57] présente le processus de planification comme un certain nombre d'étapes en commençant par la détermination des besoins du personnel et en terminant par spécifier les travaux à effectuer, sur une certaine période, par chaque individu dans l'effectif. L'élaboration d'un planning particulier peut exiger que certaines étapes et dans

de nombreuses implémentations pratiques plusieurs étapes peuvent être combinées en une seule procédure. Ernst et al. dans leur article [57] ont indiqué les étapes suivantes :

1. ***La planification des jours de repos (Days off scheduling problem)***

Celle-ci porte sur l'affectation à chaque employé d'un ensemble de jours de repos au cours de la période de planification, tout en respectant les normes de travail en vigueur et en satisfaisant la demande. Ce type de problème existe dans les secteurs d'activités où la présence des employés est nécessaire en permanence. Par exemple, dans les domaines hospitalier, policier ou des transports. Une autre occurrence de ce problème consiste en une affectation d'un nombre consécutif de jours de repos pour chaque employé [110].

2. ***La planification des postes de travail (Shift scheduling problem)***

Elle porte sur la conception des horaires quotidiens du personnel. Il s'agit d'élaborer des postes de travail auxquels seront affectés les employés. Un poste de travail a généralement une durée de 8 à 9 heures, réparties en plusieurs intervalles de temps appelés « intervalles de planification ». L'élaboration des postes de travail consiste à sélectionner un ensemble de meilleurs postes d'un large groupe « pool » de postes candidats sur une seule journée (de manière à satisfaire la demande en personnel pour chaque intervalle de planification) [110].

3. ***La planification de patrons de travail (Tour scheduling problem)***

C'est la combinaison des deux problèmes ci-dessus. Ce problème consiste en une définition, à la fois, des postes de travail et des jours de repos à affecter à chaque employé le long de la période de planification qui a souvent une durée d'une semaine [110].

4. ***La modélisation de la demande (demand modelling)***

La modélisation de la demande est le processus de traduction de certains modèles prédits des incidents dans les tâches associées puis l'utilisation des exigences de la tâche pour établir une demande pour le personnel. Il ya trois catégories d'incidents généraux sur lesquels la demande du personnel peut être basée : la demande en fonction de la tâche, la demande flexible et la demande en fonction du poste. Dans de nombreuses études, les besoins du personnel sont supposés être obtenus. Cependant la modélisation de la demande n'est pas souvent une

tâche triviale.

5. ***La planification des équipages*** (*crew scheduling*)

La planification des équipages, généralement appliquées dans les systèmes de transport, implique la sélection du meilleur ensemble de missions. Les missions sont parfois appelées paires ou alternatives (roundtrips). La construction des missions est souvent une tâche assez compliquée, car de nombreuses règles de l'industrie et de l'organisation doivent être respectées. La planification des équipages est l'un des secteurs dominants de la planification du personnel.

6. ***La demande flexible*** (*Flexible demand*)

En l'absence des plannings de tâches connus, la probabilité de futur incidents, telles que les fluctuations d'arrivées des demandes des clients au centre d'appel, doivent être modélisés en utilisant les techniques de prévision. La conversion d'une prévision d'incident en besoins d'effectifs « staffing » est réalisée en utilisant des techniques telles que la théorie de files d'attente ou de simulation. Le résultat d'une telle conversion est le nombre du personnel requis à chaque niveau de compétence au cours de chaque période, par exemple l'heure, l'horizon de la planification du planning.

7. ***La planification des effectifs*** (*workforce planning*)

La planification des effectifs est beaucoup plus sur les décisions stratégiques que celles opérationnelle. Il s'agit de déterminer les niveaux du personnel requis, si une organisation atteint ses objectifs. Par exemple un problème de planification des effectifs pour les compagnies aériennes qui doivent décider combien de pilotes seront employés.

8. ***L'attribution des tâches*** (*task assignment*)

L'attribution des tâches est le processus d'attribuer un ensemble de tâches, tout en spécifiant le temps de début et de fin et les compétences requises, entre un groupe de travailleurs à qui on a généralement déjà attribué une série de postes.

9. ***L'attribution de planning*** (*roster assignment*)

L'attribution de planning est le processus d'attribuer des lignes de travail pour le personnel.

Une ligne de travail définit le planning complet de travail pour une personne à l'horizon de planification.

10. ***La demande en fonction de poste*** (*shift based demand*)

Dans ce cas, la demande est obtenue directement à partir d'une spécification du nombre du personnel nécessaire pour être en service à différents postes. Un poste est souvent défini comme une journée de travail pour un travailleur. La demande basée sur un poste est souvent la base pour la planification de l'infirmier.

11. ***La demande en fonction de tâche*** (*task based demand*)

Ici, la demande du personnel est obtenue à partir des plannings de tâches individuels à effectuer. Les tâches sont définies en termes du temps de départ au plus tôt, temps de fin au plus tard, une durée, et éventuellement les compétences requises pour accomplir la tâche. Dans de nombreuses situations, les tâches peuvent être associées à un lieu. Les applications typiques de la demande en fonction de tâche sont les planifications des équipages des compagnies aériennes, chemins de fer, autobus et transport en commun, et autres systèmes de transport.

12. ***Le tableau de service de l'équipage*** (*crew rostering*)

Le tableau de service de l'équipage est largement appliqué dans les systèmes de transport. Les fonctions optimales obtenues à partir de la planification des équipages sont ordonnées, d'une façon optimale, pour former des lignes de travail possible. Le tableau de service de l'équipage est alors le processus de choisir l'ensemble des meilleures lignes de travail pour tous les employés.

13. ***Le planning cyclique*** (*cyclic roster*)

Dans un planning cyclique tous les employés de la même classe exercent exactement la même ligne de travail, mais avec des temps de départ pour le premier poste. Ce type de planning est le plus applicable pour les situations de modèles de demande répétitifs.

14. *La gestion des perturbations (disruption management)*

La plupart des approches existantes en matière de planification du personnel ne prennent pas les perturbations et les retards en compte. Les perturbations peuvent causer de nombreux problèmes et augmentent les coûts d'exploitation de façon extraordinaire si les plannings prévus sont très rigides. L'objectif de la gestion des perturbations est de créer des plannings robustes pour minimiser l'impact de la perturbation possible.

Sabar (2008) [110] a ajouté à cette classification de base d'autres paramètres contextuels qui permettent de mieux décrire un problème spécifique de la planification du personnel rattaché à un domaine d'activité particulier. Généralement, ces paramètres reflètent les spécificités organisationnelles, temporelles ou spatiales qui sont nécessaires au bon fonctionnement des opérations. Ainsi, on doit tenir en compte des paramètres incluant :

1. la nature de la demande en personnel (demande déterministe ou stochastique) ;
2. l'horizon de planification (cyclique ou acyclique) ;
3. les préférences des employés ;
4. les règles d'ancienneté ;
5. la composition des équipes de travail exprimée en terme de pourcentage des employés à temps partiel par rapport à ceux à temps plein ;
6. la flexibilité des durées et du nombre de postes de travail et des pauses.

Ce dernier paramètre fait l'objet d'une attention particulière dans la littérature. Plusieurs travaux soulignent les avantages et l'intérêt de l'intégration du concept de la flexibilité dans la planification du personnel.

1.6 Domaines d'application de la planification du personnel

La planification du personnel couvre plusieurs domaines dans le monde du travail qui semble être devenue plus compliquée, cette complexité croissante a poussé les organisations à optimiser leurs problèmes et satisfaire leurs demandes tout en respectant les préférences et les objectifs conflictuels des différents acteurs de l'organisation, en utilisant pour ce fait les techniques de calcul

classiques ou celles informatisées.

Ce problème est récurrent dans plusieurs domaines tels que :

Les compagnies aériennes (Airlines)

En raison de son ampleur et impact économique, la planification de l'équipage d'avion a attiré beaucoup d'attention par les chercheurs. Presque toutes les compagnies aériennes importantes utilisent maintenant un logiciel de la planification de l'équipage pour la création des plannings d'équipage pour les pilotes et / ou agents de l'équipage. Certaines grandes compagnies aériennes ont des départements consacrés à la gestion de l'équipage.

Les autobus (buses)

La planification des chauffeurs des bus est l'un des domaines les plus populaires dans la planification de l'équipage. Plusieurs systèmes de planification de chauffeurs de bus ont été développés dans un certain nombre de pays tels que le Royaume-Uni, l'Allemagne, le Canada et l'USA. Une grande quantité de recherche a été présentée dans les séminaires et les rapports relatifs à la planification informatisée dans le transport de passagers.

Les chemins de fer (railways)

La planification des équipages et des conducteurs de trains est un domaine plus récent des recherches dans les systèmes de transport public.

Le transport en commun (mass transit)

Les autobus, trains, avions et traversiers transportent un grand nombre de personnes et constituent ainsi des formes de transport en commun. Nous utilisons les transports en commun pour se référer aussi aux systèmes métropolitains tels que les rails de métro. La planification des équipages dans les systèmes de transport en commun implique souvent au même temps les chauffeurs et les gardes de sécurité.

Centres d'appels (call center)

Il y a un intérêt croissant pour la planification du personnel dans les centres d'appels. Compte tenu de la nature fluctuante de la charge de travail, la prévision des incidences et la demande de modélisation sont des étapes essentielles dans le développement des plannings de centre d'appels.

La planification des infirmiers (Nurse scheduling)

Compte tenu de l'importance des soins de santé, et la difficulté du travail, il y a un large éventail de travaux relatifs à la planification d'infirmier. De nombreuses approches heuristiques sophistiquées ont été développées pour faire face aux préférences du travail individuelles complexes qui sont un aspect très important dans le développement de bons plannings pour les infirmiers. Ce domaine représente l'objectif de notre travail et il sera abordé avec plus de détails dans le deuxième chapitre.

Les systèmes de soins de santé (Health care systems)

Ce domaine concernent les différents secteurs de santé qui ont besoin de la planification des professionnels de santé autres que les infirmiers, tels que les équipes d'urgence, les anesthésistes, etc.

La fabrication (Manufacturing)

La demande dynamique pour différents produits oblige les fabricants à réviser leurs niveaux de production, de temps en temps afin de maintenir un équilibre adéquat entre l'offre, la demande et les stocks. En conséquence, les exigences dynamiques de la main-d'œuvre doivent être réussies à exploiter des lignes de production de manière efficace.

Les services de protection et d'urgence (Protection and emergency services)

Ce domaine couvre la police, les ambulances, les pompiers, la sécurité et les services d'urgence de pannes routières. Un objectif important dans ces domaines est de traiter les incidences dans un délai de réponse spécifié. La demande de services est dynamique, et n'est pas connue d'avance. En conséquence, la prévision des incidences et la modélisation de la demande sont généralement requises pour faire partie du processus de planification globale. Tandis que la variabilité de la demande est similaire à celle vécue dans les centres d'appels, l'aspect géographique des appels en service doit être pris en compte lorsqu'il s'agit de ces systèmes.

Les services municipaux et les services publics (Civic services and utilities)

Les gouvernements nationaux, étatiques et locaux exploitent un grand nombre de services intenses tels que les bibliothèques, les post offices, les universités et les services publics d'alimentation (power supply utilities). Dans certains de ces domaines, les services sont offerts 24 heures par jour et la demande de service varie avec le temps de la journée. Le personnel efficace est important pour la perspective du client et aussi pour fournir un service rentable.

1.7 Complexité du problème

La *théorie de la complexité* a, depuis longtemps, permis d'identifier une classe de problèmes "difficiles" pour lesquels on conjecture qu'il n'existe pas de méthode de résolution efficace. Il est très important de déterminer si un problème rentre ou non dans ce cas de figure. Malheureusement, il s'avère que la plupart des problèmes réels y compris la planification du personnel sont "difficiles". On verra par la suite la classe de ce type de problème en définissant tout d'abord quelques notions relatives à cette théorie de complexité.

L'Optimisation Combinatoire

L'optimisation combinatoire regroupe une large classe de problèmes ayant des applications dans de nombreux domaines applicatifs. Un problème d'optimisation combinatoire est défini par un ensemble fini de solutions discrètes \mathcal{D} et une fonction objectif f associant à chaque solution de l'espace de recherche un coût. Cet ensemble de valeurs constitue l'espace objectif (\mathcal{Y} , donc $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathcal{Y}$). Une solution réalisable x peut être donc décrite par un vecteur de décision (x_1, x_2, \dots, x_n) à laquelle une valeur objectif $f(x)$ est associée. Résoudre un problème d'optimisation combinatoire revient à trouver la ou les solutions réalisables de coût maximal (minimal) de \mathcal{D} .

Définition. $x^* \in \mathcal{D}$ est une solution optimale de coût minimal si et seulement si :

$$\forall x \in \mathcal{D} \quad f(x) \geq f(x^*).$$

La variété des problèmes d'optimisation combinatoire est en particulier due au large spectre de ses applications. Notons que la plupart des problèmes d'optimisation combinatoire sont *\mathcal{NP} -difficiles* ; sauf quelques problèmes qui ont une structure particulière.

La complexité algorithmique

Comme pour tout algorithme, une manière de comparer les méthodes de résolutions est de considérer leur complexité algorithmique.

La complexité d'un algorithme est une fonction de la taille du problème qui fournit une borne supérieure sur le temps d'exécution de l'algorithme. Ainsi, on parlera d'un algorithme de complexité :

- Polynomiale (algorithme *efficace*) lorsque son temps de calcul est borné par un polynôme de la taille du problème (c.-à-d. que la complexité de l'algorithme est en $O(n^p m^q)$ avec p et q constants).
- Exponentielle lorsque son temps de calcul ne peut pas être borné par un polynôme de la taille du problème (c.-à-d. que la complexité de l'algorithme est par exemple en $O(p^n)$ ou en $O(p^m)$ avec p constant).

Par extension, la théorie de la complexité s'intéresse à la complexité des modèles de programmation linéaire. Celle-ci se détermine en fonction de la complexité des algorithmes susceptibles de le résoudre exactement. Ces modèles peuvent ainsi être classés en deux catégories :

- Ceux pour lesquels un algorithme de résolution exacte en temps polynomial est connu. On parlera alors de problèmes faciles ou encore de problèmes de classe \mathcal{P} .
- Ceux pour lesquels on ne connaît pas d'algorithme de résolution exacte en temps polynomial. On parlera alors de problèmes difficiles.

Parmi cette deuxième catégorie, les problèmes pour lesquels il ne peut pas exister d'algorithme de résolution exacte en temps polynomial, à moins que la conjecture $\mathcal{P} \neq \mathcal{NP}$ ne soit fausse, sont appelés \mathcal{NP} -difficiles.

Enfin, le choix de la méthode de résolution à mettre en œuvre dépendra souvent de la complexité du problème. En effet, suivant sa complexité, le problème pourra ou non être résolu de façon optimale. Dans le cas de problèmes classés dans la classe \mathcal{P} , un algorithme polynomial a été mis

en évidence. Il suffit donc de l'utiliser. Dans le cas de problèmes \mathcal{NP} -*difficiles*, si le problème est de petite taille, alors un algorithme exact permettant de trouver la solution optimale peut être utilisé (procédure de séparation et évaluation (Branch & Bound), programmation dynamique...). Malheureusement, ces algorithmes par nature énumératifs, souffrent de l'explosion combinatoire et ne peuvent s'appliquer à des problèmes de grandes tailles (même si en pratique la taille n'est pas le seul critère limitant).

Il existe dans \mathcal{NP} des problèmes qui peuvent être *réduit polynomialement* à tous les autres problèmes de \mathcal{NP} , il s'agit des problèmes \mathcal{NP} -*difficiles*.

La complexité du problème de la planification du personnel

Les problèmes de planification constituent une discipline bien établie de l'optimisation combinatoire. En raison de cette nature combinatoire, il est souvent difficile de trouver des plannings optimisés, en particulier dans un temps de calcul restreint [126].

Garey et Johnson. (1979) [60] ont prouvé que le problème de planification du personnel est de complexité \mathcal{NP} -*difficiles*. Dans ce cas, les méthodes exactes garantissant l'obtention de la solution optimale deviennent souvent inapplicables étant donné le temps de calcul très élevé qu'elles requièrent [60]. Par conséquent, l'utilisation de ce type de méthodes se limite, le plus souvent, à la résolution des cas les plus simples ou de petites tailles en termes de nombre de variables utilisées [40]. Pour des problèmes plus complexes ou de grande taille, ces méthodes atteignent rapidement leurs limites [17]. Dans ces cas, on privilégie les méthodes heuristiques [44] ou encore les méta-heuristiques telles que le recuit simulé [31], la recherche tabou [24] ou les algorithmes génétiques [87], [78]. Ces méthodes fournissent à moindres coûts, en termes de temps de calcul et de mémoire utilisée, des solutions satisfaisantes, mais ne garantissent pas pour autant leur optimalité.

1.8 Conclusion

Dans ce premier chapitre nous avons abordé le problème de la planification du personnel par sa définition, sa complexité algorithmique, sa situation dans le monde réel et la difficulté de modélisation, ainsi que la classification du problème adoptée par Ernst et al. (2004) [57] et les différents domaines d'application.

En tenant compte, que parmi tous les domaines d'application cités dans ce chapitre, la planification

du personnel hospitalier (infirmier surtout) est particulièrement difficile en raison des différents besoins en personnel sur plusieurs jours et postes. Contrairement à beaucoup d'autres organisations, les institutions de soins de santé travaillent jour et nuit (les 24h). Le travail par poste irréguliers a ses conséquences sur la satisfaction du bien-être et de l'emploi des infirmiers. La mesure dans laquelle le planning satisfait le personnel peut influencer sur l'environnement de travail. Bien que le principal objectif de la planification du personnel de l'hôpital est le même que d'autres domaines d'application, les problèmes et leurs approches de résolution diffèrent souvent de manière considérable [35].

Dans ce mémoire, nous nous intéresserons en particulier sur la planification des infirmiers. Un aperçu sur les différentes notions et méthodes sera présenté dans les chapitres qui suivent.

Chapitre 2

Problème de la planification des infirmiers (NSP)

2.1 Introduction

Dans la vie quotidienne des unités médicales hospitalières, l'organisation du service des infirmiers occupe une place critique. En effet, de sa qualité dépend l'adéquation des compétences des infirmiers aux besoins et donc l'efficacité des soins, le confort des infirmiers et par là, même leur motivation, mais également la capacité d'optimiser les ressources humaines infirmiers. Organiser le travail des infirmiers d'une ou plusieurs unités médicales, c'est mettre en regard des besoins précis (période concernée, compétences requises, types d'horaires attendus, nombre de personnes, etc...), les ressources humaines adéquates (c.à.d. les infirmiers) de façon que les contraintes réglementaires de service soient respectées (droit de congés, modalités d'enchaînement des horaires, indisponibilités) et que les vœux des infirmiers soient satisfaits au mieux.

Le problème de la planification des infirmiers (NSP) offre la possibilité d'organiser des plannings des infirmiers d'un service qui visent à distribuer dans le temps les ressources que constituent les infirmiers du service en tenant compte d'un certain nombre de règles [131]. Ces plannings sont mis à jour par les chefs infirmiers chaque mois et prennent beaucoup de temps et d'efforts, d'où vient le besoin croissant de mise au point des systèmes de planification automatique.

Le problème de la planification des infirmiers (NSP) est un problème d'optimisation combinatoire bien connu dans la littérature et a attiré de nombreux chercheurs à développer des procédures

exactes et (méta-) heuristiques. Le problème est connu pour être \mathcal{NP} -*difficiles* [100]. Malgré ses nombreux types qui ont été traités dans la littérature (voir l'excellente revue de la littérature par Burke et al. (2004) [35]), l'essentiel dans toutes ces versions est que les postes doivent être affectés à des infirmiers pour un certain horizon de planification (généralement un mois), de telle sorte que la demande proposée et un grand nombre de contraintes juridiques, ministériels et organisationnels soient remplis.

Comme a été souligné par Burke et al. (2004) [35], le NSP en milieu hospitalier présente une série d'objectifs et d'exigences. Il est soumis à une variété de contraintes qui peuvent être divisées en deux classes en général : contraintes dures et contraintes molles.

Ces notions ainsi que d'autres se rapportant au NSP, seront discutées avec plus de détails dans ce chapitre.

2.2 Aperçu sur les décisions stratégiques et les critères d'évaluation dans la planification des infirmiers

Les investigations dans les systèmes de soins de santé peuvent être classées en quatre décisions interdépendantes des ressources humaines infirmières [11].

- *décisions du personnel*, qui spécifient durant le temps complet le nombre du personnel infirmier équivalent à chaque classe de compétences à remplir pour chaque unité de soins infirmiers.
- *décisions de planification*, qui précisent quand chaque infirmier sera en service et hors service dans la période de planification et le nombre minimal d'infirmiers de chaque classe de compétences requises pour chaque poste de travail chaque jour.
- *décisions d'attribution (d'allocation)*, qui attribuent un ensemble d'infirmiers flotteurs (floating nurses) disponibles pour accueillir les demandes fluctuantes des soins infirmiers et de l'absentéisme.
- *décisions d'affectation*, qui affectent les infirmiers aux postes individuels.

Parmi ces classes de décision, le terme «planification» est utilisé dans la littérature pour manipuler différents niveaux de décision. L'adoption des méthodes de planification manuelles ou automatiques, ou s'il faut employer la planification cyclique ou non cyclique sont des décisions importantes qui conduisent à des solutions complètement différentes [35].

Dans ce chapitre, nous allons cibler les décisions stratégiques.

Les objectifs dans la planification des infirmiers sont multiples. Il s'agit notamment d'élaborer une procédure systématique pour l'attribution des infirmiers à travailler des postes et journées de travail de manière à assurer un service continu et approprié des soins aux patients, et de satisfaire les politiques de planification de l'organisation, tels que les exigences de travail spécifiques qui utilise le minimum de personnel pour éviter le gaspillage de la main-d'œuvre [11].

Pour mesurer la réalisation de ces objectifs, Warner (1976b) [128] a défini cinq critères d'évaluation :

- **la couverture** : exprimée par le nombre requis et le nombre prévus d'employés pour une tâche.
- **la qualité** : exprimée par la façon dont les plannings sont adéquats, et la durée de la période de travail associée. Dans le but d'évaluer la qualité du planning, Azaiez et al., (2005) [11] ont indiqué cinq facteurs d'évaluation décrits ci-dessous :
 - a) facteurs d'optimalité : représente le degré de répartition des compétences d'infirmier sur les différents postes de travail.
 - b) facteur de l'exhaustivité : représente le degré de satisfaction des demandes quantitatives pour l'occupation par poste de travail.
 - c) facteur de proportionnalité : représente le degré d'équilibre dans la répartition de postes de nuit, postes de soir et week-ends où chaque infirmier prend la même quantité.
 - d) facteur de salubrité : représente le degré de pris en charge du bien-être et de la santé du personnel infirmier.
 - e) facteur de continuité : représente le degré de la continuité dans l'équipage d'infirmier de soins dans les différents postes de travail.

- **la stabilité** : exprimée par la façon dont les infirmiers perçoivent les plannings (jours de travail/repos cohérent, prévisible et le week-end).
- **La flexibilité** : exprimée par la façon dont le système peut s'adapter aux changements dans l'environnement.
- **Le coût** : exprimé par la quantité de ressources consommées dans la décision : par exemple, le temps de calcul.

Il est très intéressant de combiner ces critères pour évaluer les plannings car ils abordent plus que les normes calculables. Toutefois, il serait également judicieux d'ajouter d'autres critères au planning pour obtenir une meilleure planification. Presque tous les critères sont très difficiles à mesurer. Warner (1976b) [128] compare trois approches de planification contre ces 5 critères :

- Dans *l'approche traditionnelle*, les plannings sont générés à la main. Cette politique est flexible, c'est le seul avantage par rapport aux critères.
- *La planification cyclique* fournit généralement des bons plannings, mais il n'est pas facile de répondre aux demandes personnelles.
- *La planification traditionnelle assistée par ordinateur* (Computer Aided Traditional Scheduling) permet une recherche rapide et plus complète pour les bons plannings. Les avantages de cette approche sont élevés par rapport à tous les critères pris en compte.

L'aperçu de Warner est orienté vers les techniques qui déterminent les niveaux désirés / nécessaires d'effectifs [35].

2.3 Etapes du problème de la planification du personnel infirmier

Tien et Kamiyama (1982) [120] subdivisent le problème de la planification du personnel hospitalier et infirmier en particulier dans un cadre de cinq étapes. Ils identifient différentes clés dans

les approches de la planification, y compris la distinction entre les plannings cycliques et non-cycliques, la longueur de la période de planification, et la nature des contraintes appliquées. Ils définissent les contraintes en deux catégories : ceux qui sont «inhérentes à la structure du problème de la planification du personnel» (y compris les exigences de couverture et des heures légales du travail), et les contraintes qui sont spécifiques à l'application du modèle de problème.

Les cinq étapes du cadre sont les suivantes :

1. *Les exigences temporaires du personnel* : les exigences de couverture pour chaque poste, sont déterminées en fonction du profil de la demande, chaque jour.
2. *Les exigences totales du personnel* : le nombre total de personnes (de chaque type) qui est nécessaire pour répondre à la fois aux exigences de couverture et aux autres contraintes temporelles est déterminé.
3. *L'identification des blocs de loisirs (recreation blocks)* : l'identification des périodes au cours desquelles les employés ne sont pas affectés aux postes, y compris l'identification de jours et de week-ends, et le nombre maximum et minimum de jours consécutifs qui peuvent être enlevés.
4. *La planification des blocs de loisirs* : les blocs identifiés à l'étape 3 sont affectés à des infirmiers spécifiques individuellement ou dans le cadre d'un planning de rotation cyclique.
5. *L'attribution des postes* : les postes spécifiques attribuées aux infirmiers sur leurs jours de travail sont déterminés.

Les auteurs présentent un certain nombre de modèles qui sont utilisés par diverses approches pour résoudre chacune de ces étapes. Ils notent également que certaines étapes sont résolues simultanément. Les étapes 1 et 2 sont des décisions de gestion (également appelé le «problème d'affectation des ressources humaines»), qui appartiennent à la partie d'effectifs du problème. Les deux étapes envisagent de définir les exigences de l'hôpital et la sélection de ressources. Tien et Kamiyama (1982) [120] ont pu classer de nombreux articles dans leur modèle de 5 étapes, certains de ces articles couvrent quelques d'étapes simultanément. Cependant, cette division est souvent

trop simplifiée pour capter toutes les caractéristiques spécifiques des problèmes modernes de planification des infirmiers.

Sitompul et Randhawa (1990) [115] se concentrent sur le coût financier. L'objectif est de réduire le coût du personnel. Les caractéristiques de la planification des effectifs dans les hôpitaux sont les demandes fluctuantes, l'effort humain (qui ne peut être inventorié), et le confort critique des clients, tandis que les plannings sont sujets à différents types de contraintes.

Sitompul et Randhawa [115] ont défini quatre étapes de la planification des infirmiers :

- Déterminer un ensemble de plannings possibles qui satisfont les contraintes.
- Sélectionner le meilleur planning en termes de coût, la couverture et / ou d'autres critères.
- Affiner pour s'adapter aux changements.
- Faire les affectations des postes de travail spécifiques.

Dowland et Thompson (2000) [50] ont proposé de décomposer le problème en trois étapes indépendantes. La première étape assure qu'il y a suffisamment d'infirmiers pour fournir une couverture adéquate. La deuxième étape est la plus difficile, elle consiste à affecter les infirmiers au bon nombre de postes de jour ou de nuit. Une étape finale attribue des postes de matin (early shift) et postes de soir (late shift) parallèles aux postes de jour arrangés à la deuxième étape. Les étapes 1 et 3 peuvent être résolues en utilisant des modèles classiques d'optimisation. On peut adopter un modèle de sac à dos pour la première, modèle de recherche taboue (TS) pour la deuxième et enfin un modèle de flot pour la troisième, par exemple.

2.4 Modes de fonctionnement classiques

Différents hôpitaux à travers le monde ont diverses procédures administratives qui conduisent aux différents types de problèmes de la planification des infirmiers. Dans cette section nous allons aborder brièvement quelques principaux modes de fonctionnement [35].

- a) **Planification par unité** (*Departmental scheduling*) : Lorsque les chefs infirmiers ou les gestionnaires d'unité ont la responsabilité de produire les planifications locales, c.à.d. le planning pour toute l'unité.

- b) Planification centralisée :** c'est un terme qui est parfois utilisé pour décrire la situation où un service administratif dans un hôpital réalise la planification de tout le personnel. Il soulage les infirmiers chef de la tâche fastidieuse de la construction de plannings sur une base très régulière. L'avantage majeur de cette approche est l'occasion pour la maîtrise des coûts par une meilleure utilisation des ressources.
- c) Auto-planification :** c'est un terme parfois utilisé pour décrire la situation lorsque le planning du personnel est généré manuellement par le personnel lui-même (souvent avec peu ou pas de soutien informatique). La planification manuelle a été généralement adoptée dans les services hospitaliers, elle est plus lente que la planification automatique.

Silvestro et Silvestro (2000) [114] ont aussi discuté ces types auprès les planifications des infirmiers dans les hôpitaux britanniques, ils définissent ces politiques comme : planification départementale, planification par équipe (Team rostering) et auto-planification.

Ces trois approches se situent sur une continuité où l'auto-planification et la planification départementale aux deux extrêmes et la planification par équipe au centre.

La planification départementale a été perçue comme autocratique de la part des membres du personnel. Elle a également été ouverte sur les risques de favoritisme et de l'absentéisme en cas de production de plannings insatisfaisants.

La satisfaction du personnel augmente vers la fin d'auto-planification de la continuité, C'est une procédure très intensive dans laquelle les infirmiers indiquent leurs préférences et négocient pendant les pauses et avant et après un poste. Certaines études montrent que l'auto-planification présente des inconvénients importants, le processus peut facilement conduire à des sur-ou sous-effectifs, le planning est fait que pour le confort du personnel, et il n'y a pas de procédures formelles pour dépasser les conflits [19].

Ils sont donc incapables de faire face à des problèmes plus complexes de la planification, ce qui présente le besoin aux processus de planification automatiques non classiques.

2.5 Dimensions du problème

2.5.1 Espace de recherche

a) les Employés (infirmiers)

L'ensemble des infirmiers est un paramètre défini par l'utilisateur. La définition de l'infirmier est générique dans le modèle afin de permettre à l'utilisateur de représenter les propriétés de chaque infirmier précisément [20].

Il y a un certain nombre de façons que les employés peuvent être modélisés dans les systèmes automatisés de planification. Souvent, le choix de leur représentation reflète sur l'approche de résolution utilisée. Les principales différences entre les employés sont les suivantes :

La taille du personnel

De nombreux auteurs distinguent entre deux problèmes de planification des employés : problème du personnel et d'affectation.

Les problèmes du personnel (staffing problems) comprennent la détermination du nombre du personnel à employer selon certaines prévisions de la demande sur une période, la combinaison des compétences qui sont nécessaires dans une unité particulière, la conception des postes (c'est à dire l'heure de début et la durée) qui couvrent bien les profils particuliers de la demande, et la génération de règlements de travail pour tout le personnel et pour les différents sous-ensembles du personnel.

Les problèmes d'affectation incluent la génération de modes de travail et de congé (décider quand le personnel aura des jours de congé) et la répartition de certains postes à certains employés. Bien qu'il existe un degré élevé d'interdépendance entre ces questions, la plupart des recherches publiées se concentrent sur un problème ou sur l'autre.

Certaines méthodes résolvent les deux problèmes du personnel et de l'affectation simultanément. La plupart des méthodes décrites dans la littérature construisent des plannings pour des unités uniques à une période, bien que certaines, considèrent l'ensemble des organisations. Dans les problèmes d'affectation pour les hôpitaux, la taille du personnel par service est typiquement dans la région de **5 - 50** infirmiers (par exemple **6** dans un service au Canada, environ **20** dans certains

services des hôpitaux belges, **30** dans un service d'hôpital du Royaume-Uni. Cependant, la plupart des méthodes sont conçues pour permettre des niveaux du personnel variables (à condition des évidentes implications de calcul pour les approches mathématiques) [19].

Représentation

La représentation des employés dans les problèmes de planification a évolué au fil des années. Dans les problèmes du personnel il n'est généralement pas nécessaire de modéliser de véritables employés, car l'objectif est de déterminer la taille du personnel. L'accent mis sur les règlements du travail flexibles et favorables pour le personnel ces dernières années a imposé «l'individualité» sur les problèmes de la planification des infirmiers. Dans cet esprit, les méthodes de planification peuvent être classées comme suit :

- *Anonyme* : Les employés ne sont pas modélisés en tant qu'individus dans le problème. La méthode la plus cyclique de planification, par nature, doit traiter les employés de cette manière. Warner et Prawda (1972) [127] ont identifié les modèles du personnel pour des services individuels qui permettront de minimiser certains objectifs, et ont suggéré d'utiliser ces modèles en tant qu'entrées à un planificateur de tâche.
- *Personnel* : les employés sont modélisés de façon explicite dans le système. Cette approche a l'avantage que les préférences et les demandes individuelles peuvent être modélisés au lieu de compter simplement la demande généralisée pour tous les infirmiers ou des groupes d'infirmiers. La plupart des algorithmes utilisent cette approche car elle a été reconnue très tôt et puisque les facteurs personnels sont essentiels à la réussite de l'emploi. Warner (1976a) [129] a développé une méthodologie basée sur des formulaires pour susciter les informations de la préférence et la demande auprès des employés individuels et introduit la notion d'équité «fairness» en ce qui concerne l'influence des infirmiers sur les décisions de la planification. Les systèmes commerciaux modernes tels que ANROM, ORBIS et INTERDIP permettent des représentations de style individuels des infirmiers.

b) Les compétences et les qualifications

Certaines décisions les plus importantes qui doivent être prises au cours de la planification sont celles concernant le type de personnel. Dans les hôpitaux, les tâches sont réparties entre le personnel infirmier en fonction de certain nombre de facteurs, y compris leur base de qualifications, les compétences et la formation, l'expérience, et même la personnalité, le sexe et la nationalité. Les gestionnaires doivent prendre des décisions de planification concernant la substituabilité du personnel, qui est la capacité des membres du personnel d'une catégorie à reprendre les rôles et les responsabilités de ceux des autres catégories. Beddoe (2004) [19] a identifié les catégories suivantes :

- *Classe de compétence unique* : les membres du personnel sont «identiques» du point de vue de planificateur.
- *Classes de compétence disjointes* : le personnel peut être divisé en classes selon un critère unique. Ces problèmes peuvent être subdivisés en fonction de la spécification des besoins globaux pour les niveaux minimaux du personnel (indépendamment de la classe). Quand il n'y a pas de telles exigences alors chaque classe peut être listée séparément.
- *Multi-compétences* : les membres du personnel ont un ensemble de compétences qui leur sont associés. Ce scénario est typique pour les problèmes qui ont une approche de *tâche-orientée*, où un membre particulier du personnel affecté à une tâche dépend de leurs compétences. En vertu d'un modèle multi-compétences les membres du personnel ne peuvent être divisés facilement en classes et c'est ce qui peut avoir des conséquences sur la traçabilité des approches de résolution.
- *Hiérarchique* : les membres du personnel sont organisées en une structure hiérarchique. Cette structure peut représenter l'ancienneté ou la substituabilité (membres du personnel plus élevé dans la hiérarchie peut être utilisé en l'absence du personnel de niveau inférieur, ou vice versa), et souvent une combinaison des deux. Les structures hiérarchiques peuvent également être utilisées pour représenter les rôles de surveillance, par exemple entre un personnel qualifié et stagiaires.
- *Mixte* : les approches les plus flexibles dans la littérature adoptent une approche qui mêle les modèles multi-compétence et hiérarchiques.

c) Les types de poste

Les affectations quotidiennes sont faites en termes de poste. Un poste est une période prédéfinie avec un temps spécifié de départ et de fin où les membres du personnel peuvent être en service ou non. La définition et le nombre de types de poste sont pris en tant que paramètres, ce qui rend le problème plus complexe que les définitions usuelles de problème avec un nombre fixe et des définitions prédéterminées de types de poste [20]. Différents contrats à temps partiel nécessitent une grande variation dans les heures de début et de fin et dans la durée. Le tableau 2.1 [36] présente un exemple simplifié d'un ensemble de types de poste. Il est fréquent que les planificateurs d'hôpital définissent des types de poste en fonction de leurs besoins.

Ce tableau contient la plupart des types de poste. Dans les problèmes courants traités par les opérationnels on trouve souvent une partie de cet ensemble :

Type de poste	Heure de départ	Heure de fin
Matin de courte durée	7 :00	13 :00
Matin	7 :00	15 :00
Jour	8 :00	17 :00
Soir	13 :00	21 :00
Soir de courte durée	15 :00	21 :00
Nuit	21 :00	7 :00

Tableau.2.1 - Les types de poste et leurs temps de départ et de fin

Souvent les planificateurs désignent les types de postes par des abréviations tels que : Un poste du matin (**E**= Early), un poste de l'après-midi (**L**=Late), et un poste de nuit (**N** = Night).

Comme on peut trouver d'autres types pour des situations ou services particuliers tels que le service d'anesthésie où il y a un type *salle de surveillance post-interventionnelle* (SSPI) et la *Journée anesthésie d'urgence* (JU). Ce type d'organisation du travail se retrouve dans la plupart des blocs opératoires, assurant une part d'activité programmée et une part d'activité d'urgences. Ce sont les types de poste en service, et il y a d'autres qui sont appelés postes libres (free shift), ils incluent : Les jours de repos (O), compensation-off (CO), jours fériés (PH), les congés annuels

(VL), journées d'étude (SD), un congé de maternité (ML), un congé impayée (UL), etc. [42].

d) La période de planification

La grande variété des problèmes de planification du monde réel pouvant être rencontrés dans les organisations a conduit à un certain nombre d'approches de représentation différentes. Les questions de représentation sont inévitablement un compromis entre le désir de modéliser de façon réalisable des situations du monde réel et les exigences des méthodes de planification employés (y compris la disponibilité des ressources de calcul). Dans cette section, les différences entre le planning cyclique et non cyclique, les types d'affectation de postes, et la longueur de la période de planification seront discutés.

Cyclique vs non-cycliques

La planification cyclique concerne les organisations dans lesquelles chaque personne travaille un cycle de λ semaines. Le personnel connaît le planning à l'avance et les mêmes modèles de planning sont utilisés encore, le modèle de planning est répétée tant que les contraintes restent inchangées sur une période définie. Elle est également nommée la planification «fixe» ([35], [38]).

Un planning cyclique est un modèle commun suivi sur une base rotative (défini par Tien et Kamiyama (1982) [120] comme le planning attribué à un membre du personnel qui est, au fil du temps identique à celui de ses co-travailleurs; au contraire le planning individuel est défini comme celui attribué à un membre du personnel et qui est différent de celui de ses co-travailleurs). Beaucoup de méthodes de planification automatisées ont produit des plannings cycliques (tel que [114]).

Les plannings cycliques ont un certain nombre d'avantages pour les administrateurs et les membres du personnel. Ces plannings doivent être reproduits seulement quand il y a un changement dans l'exigence de la planification et donc leur coût de maintenance est réduit. En outre, les plannings cycliques sont prévisibles et permettent au personnel de planifier leur vie sociale ou familiale autour de modèles de travail qui seront certains dans l'avenir. Ils sont également perçus comme «équitable» parce que tous les membres du personnel occupent les postes impopulaires et les périodes de travail (work-stretches) également. D'un point de vue mathématique la formulation des

problèmes est simple et de nombreux algorithmes exacts existent pour les problèmes simples. Cette planification a de sérieux inconvénients pour les applications pratiques, l'inconvénient le plus important est le manque de flexibilité. Les préférences individuelles sont difficiles à intégrer et les événements perturbateurs tels que la formation du personnel, les congés de maladie et les congés annuels ont tendance à altérer les modèles cycliques. Il est très difficile aux fluctuations de modéliser l'offre et la demande en utilisant les approches cycliques. Les approches cycliques sont appropriées pour les organisations ayant un petit nombre de personnel peu qualifié et elles sont encore utilisées aujourd'hui pour de tels environnements. Elles ne font plus partie du champ de la recherche moderne de la planification en raison de la focalisation sur les problèmes de planification les plus vastes et les plus difficiles du monde réel.

En revanche, les plannings non-cycliques (ou encore «flexibles» [35]), où un nouveau planning est généré pour chaque période de planification, permettent plus de flexibilité à un coût de régularité et de prévisibilité réduit. Malgré le manque de régularité et de prévisibilité dans les plannings non cycliques, les employés semblent préférer leur nature *ad hoc*. Les plannings non-cycliques peuvent plus facilement gérer les préférences et les demandes du personnel, la fluctuation de la demande et les perturbations dues à l'absence du personnel.

La longueur de la période de planification

La longueur (durée) de la période de planification a des implications de calcul évidentes. De nombreuses anciennes méthodes ont été strictement restreintes par la puissance de calcul limitée. En 1972 Warner et Prawda [127] ont limité cette période à 4 jours bien que cela a été imputé à la prévision de la demande limitée. Les approches de planification cyclique ont surmonté cela dans une certaine mesure parce que les modèles de travail n'ont pas besoin d'être établis pour chaque individu. En général, les méthodes de planification non-cycliques abordent les problèmes de plus de quatre semaines (ou un mois). Autres périodes de planification utilisées comprennent une semaine, deux semaines, trois semaines, six semaines, vingt-et-une semaines, et jusqu'à un an. Une caractéristique des systèmes modernes est la possibilité de spécifier la période de planification d'une manière dynamique.

2.5.2 Types d'Affectation (de planning)

La méthode traditionnelle représente les plannings de la planification manuelle des infirmiers comme une grille à deux dimensions dont chaque ligne représente le planning, sur la période de planification, pour un seul infirmier. Les colonnes représentent une subdivision de la période de planification (habituellement) pour la même durée de temps (par exemple un jour). Dans d'autres applications, les colonnes pourraient représenter les tâches. Pour la planification automatisée des infirmiers Cheang et al. (2003) [42] distinguent trois «vues» :

1. vues *infirmier-jour* : représentent directement la grille à deux dimensions utilisée dans le manuel de planification où à chaque variable est affectée une valeur qui décrit le poste attribué à un infirmier à un jour particulier. Pour les modèles simples les variables binaires sont utilisées pour décrire *on(1)* et *off (0)* affectations. Des modèles plus réalisables attribuent différentes valeurs en fonction du temps au jour où le membre du personnel est au travail.
2. vues *tâche-infirmier* (ou temps-infirmier) : sont des généralisations de vues infirmier-jours. Chaque variable représente l'affectation d'un infirmier à une tâche particulière ou à une période-temps dans la période de planification.
3. vues *modèle de poste- infirmier* : utilisent des variables pour affecter un infirmier à des modèles de postes prédéfinis. Les modèles-poste sont conçus pour être réalisable à l'égard de certaines contraintes dures et peut être pré-évalués ce qui concerne leur satisfaction des contraintes molles.

Dans la littérature la vue *infirmier-jour* est fréquemment utilisée, Le tableau suivant est inspiré des travaux de Cheang et al. (2003) [42] nous montre un exemple :

infirmier	Sam	Dim	Lun	Mar	Mer	Jeu	Ven
I-1	E	L	N	L	E	O	O
I-2	L	E	N	E	L	O	O
I-3	N	N	N	E	O	O	O

Tableau.2.2 - La vue infirmier-jour de la planification des infirmiers

En général, il est difficile d'attribuer des avantages et des inconvénients pour le choix de la représentation car elle est fortement dépendante de la nature du domaine de problème.

La longueur des modèles de postes utilisés dépend de l'organisation impliquée. Les postes peuvent être classés comme suit :

- *jour de travail / jour libre (On-Day/Off-day)* : le personnel soit en travail ou en congé. Pour les opérations non continues, ceci représente la définition d'un type de poste unique (single shift). Pour les opérations continues instituant des jours de travail et de congé ça peut être une tâche de gestion qui est résolue avant les postes individuels ou des tâches qui sont assignées [120] .
- *poste fixe* : le jour de travail est subdivisé en postes disjoints ou de chevauchement (overlapping shifts) avec un temps fixe de départ et une durée. Les hôpitaux fonctionnent sur un système de trois postes ou plus (voir la section 2.5.1).
- *postes variables* : Dans les systèmes très flexibles le temps de départ et de fin concernant les postes ne sont pas définis à priori, mais sont établis dans le cadre du processus de planification.
- *Tâches* : les modèles d'affectation de tâches sont utilisés pour la planification du personnel ayant des compétences et des qualifications spécialisées. Ces modèles spécifient souvent le temps de travail implicitement par le temps de départ et de fin des tâches assignées.

2.5.3 Contraintes

Les problèmes de planification dans le monde réel sont particulièrement difficiles à résoudre en raison de grands ensembles de contraintes qui leur sont imposées. Ces contraintes sont généralement contradictoires. Satisfaire une contrainte peut conduire à une autre contrainte violée par tout, mais aussi peut aboutir à un ensemble de solutions. Pour la plupart des problèmes du monde réel la satisfaction de toutes les contraintes est impossible et donc les méthodes de contraintes relâchées ou pondérées doivent être considérées [19].

Dans cette section, l'accent sera mis sur les contraintes avec pertinence opérationnelle importante.

Les contraintes utilisées par les méthodes individuelles pour des raisons de modélisation mathématique, comme celles qui précisent qu'un membre du personnel ne peut pas être à deux endroits différents en même temps, ne seront pas décrites ici.

La couverture et la demande

D'une perspective gestionnaire, assurer qu'un nombre suffisant d'employés disponibles pour répondre aux demandes de l'organisation est peut-être l'exigence la plus fondamentale des algorithmes de planification. Outre les coûts d'emploi, qui sont généralement mesurés comme objectifs à minimiser s'ils sont inclus, répondre à la demande temporelle des employés est l'élément clé utilisé pour mesurer la performance de la politique du personnel.

Les contraintes de couverture définissent le nombre du personnel nécessaire pour certaines périodes, ou pour certaines tâches, et l'éventail des compétences que les membres du personnel doivent posséder. Établir des contraintes de couverture pour un problème de planification consiste à déterminer la demande de temps et des compétences des employés. Pour les problèmes de planification des infirmiers cela peut être mesuré en termes de nombre de patients et de gravité des affections à traiter [115].

On suppose que pour la majorité d'algorithmes de planification du personnel, ces exigences de couverture sont fixées.

Les contraintes de couverture définissent généralement au moins un des niveaux suivants :

- *Minimum Exigence* : Le plus petit nombre du personnel ou le plus bas éventail de «qualité» du personnel possible pour le fonctionnement de l'unité. Pour la plupart des méthodes ce niveau doit être atteint par le planning produit pour être considéré comme réalisable.
- *Idéal Exigence* : Le niveau du personnel (d'effectifs) qui permet à l'unité de fonctionner confortablement. Ce niveau indique le nombre d'effectifs désirés pour les périodes de la demande moyenne et ne peuvent pas être remplis dans des circonstances telles que les pénuries de personnel.
- *La limite maximale* : Le plus grand nombre d'employés qui peuvent travailler sur des temps spécifiés. Cette contrainte est rarement indiquée explicitement et pour les unités avec des

niveaux du personnel statiques peut être ignorée (souvent parce qu'elle est satisfaite en raison des contraintes temporelles). Dans certains modèles, cette contrainte est traitée comme un objectif, à savoir réduire les coûts du personnel grâce au surplus.

Contraintes de cas spécifiques

D'après Beddoe [19] et Burke et al. ([35], [33]) les contraintes de cas spécifiques, ou dites liées au temps « time-related constraints », sont déterminées à partir de plusieurs sources de décision, dont les trois principales sources sont les suivantes :

- 1- Les exigences légales ou réglementaires (législation nationale) : Il existe certaines règles qui tiennent pour l'ensemble de l'hôpital. Sous ces règles mondiales, chaque service peut définir ses règles locales.
- 2- Les pratiques de travail : Fruit d'un contrat entre l'infirmier-chef (ou directeur du personnel) et les infirmiers à titre individuel. Cela leur permet de formuler des contraintes personnelles, telles que «Travail d'un week-end toutes les deux semaines», etc., lors de la définition de la réglementation du travail.
- 3- Ad-hoc préférences personnelles : Lorsque les membres individuels du personnel ont un accord avec l'infirmier-chef ou directeur du personnel, etc.

A partir de ces sources de contraintes et d'autres, vient un grand nombre de contraintes temporelles qui peuvent être appliquées aux problèmes de planification. Ces contraintes sont mesurées sur différentes périodes de temps et sont détaillées pour certains problèmes du monde réel. Les principaux types de contraintes de cas spécifiques sont énumérés ici :

a) Contraintes de capacité

Toutes les contraintes limitant la quantité de travail que les infirmiers accomplissent sont prises en compte : le nombre minimum / maximum d'heures ou de postes, le nombre maximum d'affectation, les heures supplémentaires, etc. Quelques modèles incluent toutes les contraintes énumérées.

b) Contraintes de consécution

La Consécution est une contrainte typique dans la planification du personnel. On définit des contraintes qui limitent le nombre de jours/ postes consécutifs. Certaines qui sont flexibles permettent de définir une fourchette comprise entre le minimum et le maximum, et d'autres définissent un nombre fixé par le développeur. Aussi des contraintes concernant les jours libres consécutifs sont définies. Il doit y avoir du temps libre entre deux affectations consécutives (périodes de repos). Le temps libre est défini par l'utilisateur et il peut varier selon le type de poste. Il existe d'autres contraintes de consécution.

c) Les préférences du personnel

Le moral bas du personnel peut avoir des conséquences très négatives pour une organisation. Dans les institutions de soins de santé il peut avoir des répercussions énormes sur la qualité des soins aux patients. Les plannings mal conçus peuvent causer de considérable insatisfaction du personnel et conduisent à un absentéisme accru et à une rotation du personnel. Les demandes des jours de congé individuels ou des postes spécifiques à certains jours par les membres du personnel sont permises dans la plupart des méthodes de planification décrites dans la littérature. Le traitement de ces demandes varie considérablement entre les approches.

Certaines méthodes comprennent des contraintes supplémentaires qui précisent les modèles de poste dont le personnel préfère ne pas être affecté et qui sont ensuite appliquées sur une base régulière. Warner (1976a) [129] a introduit un système à base de questionnaires qui a permis aux infirmiers de pondérer certaines caractéristiques de planning possible, en fonction de leur «aversion» à eux. Arthur et Ravindran (1981) [9] ont décrit une approche similaire qui implique les caractéristiques du classement des infirmiers sur une échelle de 1 à 5.

Le problème de planification décrit par Dowsland (1998) [49] a évalué un grand nombre de modèles de poste possible en fonction de leur degré de satisfaction d'un certain nombre de contraintes, y compris les préférences et les demandes des infirmiers.

d) Week-ends

Les contraintes de Week-end ne peuvent pas être ignorées dans la planification du personnel. Elles concernent généralement le nombre minimum / maximum de week-ends consécutifs, week-end complet et week-ends prolongé et d'autres contraintes. Certains problèmes pré-

cisent que les membres du personnel doivent travailler les deux jours du week-end de sorte que la scission du week-end ne se produit pas.

Il est à noter que la perception des week-ends bien organisés semble être relativement plus importante pour les infirmiers que la satisfaction de tout autre type de contrainte relative au temps.

e) Contraintes d'équilibre

Ce type de contrainte introduit l'équilibre de la charge de travail entre les membres du personnel, elles permettent l'équilibre du travail aux weekends, aux jours de repos et aux jours fériés par mois et par année en prenant compte du temps de travail, la distribution uniforme des postes de jour/nuit et des postes indésirables entre les infirmiers, etc.

f) Vacances :

Jours fériés, congés annuels, périodes d'études, et d'autres formes d'indisponibilité prévisible

g) Modèles de Poste

Les modèles de type de poste qui ne devraient pas être affectés. Il pourrait s'agir de paires de postes illégales ou des modèles de postes indésirables de plus longue durée.

h) Historique de travail

Les contraintes qui sont spécifiées sur des périodes plus longues que la période de planification actuelle telles que les contraintes des heures de travail annuel ou les contraintes de week-end en cours.

i) Autres

Certaines contraintes qui ne correspondent à aucun types de contraintes décrites auparavant, telles que celles qui déterminent des aspects contractuels (par exemple, toujours libre mercredi après-midi) ou des conditions de travail (par exemple, le travail ensemble ou non), , etc.

Une liste plus détaillée de contraintes communément inspirées de ces types est présentée dans la partie de modélisation qui vient par la suite.

Contraintes dures (Hard) et molles (Soft)

Il est fréquent dans la littérature de décrire les contraintes comme étant dures ou molles. Les contraintes dures (hard) sont strictement appliquées et doivent être remplies pour un planning afin d'être considérées comme réalisables, aucune violation n'est possible que ce soit pour ce type de contraintes. Les contraintes molles (Soft) sont plus flexibles et n'ont pas à être satisfaites, elles peuvent être violées à un certain coût de pénalité. Elles sont fréquemment utilisées pour décrire la qualité du planning à travers l'inclusion de poids de pénalité dans les fonctions objectif [19].

La définition des contraintes comme dures ou molles varie considérablement entre les problèmes et les méthodes. Les contraintes de couverture sont généralement considérées comme dures, spécialement quand elles définissent les exigences minimales de couverture. Toutefois, certaines méthodes les traitent comme des contraintes molles. Certaines contraintes temporelles, telles que les heures de travail qui sont définies par la loi, sont décrites comme des contraintes dures, mais le plus souvent, le grand nombre de contraintes temporelles définies pour la plupart des planifications très souples des problèmes du monde réel sont traitées comme molles [19]. Le but, dit Cheang et al. (2003) [42], est toujours de prévoir des ressources pour répondre aux contraintes dures tout en visant un résultat de haute qualité à l'égard des contraintes souples.

Pour plus de détails sur les types de contraintes tels qu'ils apparaissent fréquemment dans la littérature, voir les articles de Burke et al. (2004) [35] et Cheang et al. (2003) [42].

2.5.4 Objectifs

Presque toutes les méthodes automatisées traitent la planification comme un problème d'optimisation et utilisent une fonction objectif pour définir la qualité du planning [42].

Les premières méthodes de programmation mathématique sont formulées afin de garantir l'optimalité de ces fonctions objectif et une grande variété de différents objectifs a été définie pour chaque problème à résoudre. Les méthodes heuristiques ont également limité la définition des ob-

jectifs. Les Meta-heuristiques et les méthodes de satisfaction de contraintes sont généralement plus flexibles et définissent la qualité du planning en agrégeant les pénalités associées aux contraintes violées.

Certaines caractéristiques de planning utilisées pour définir les fonctions objectif ou de pénalités qui varient d'une approche à une autre sont :

- *Minimiser l'écart entre les infirmiers planifiés et la demande* : Dans cette approche à la fois les sur- et sous-couverture sont autorisées mais non pas voulues (peut être définie comme l'écart positif ou négatif ou les deux), l'écart des contraintes de couverture doit être minimisé.
- *Minimiser l'écart entre les personnes planifiées et la capacité totale de travail pour les règlements du travail* : Le but de cet objectif est de satisfaire le mieux les exigences contractuelles et donc réduire le surplus ou le manque de temps (over and under-time).
- *Minimiser le nombre d'employés* : Le nombre d'employés n'est pas fixe et cet objectif appartient plus au domaine du personnel (staffing). (les méthodes qui planifient des niveaux du personnel).
- *Minimiser les coûts du personnel* Les coûts de la main-d'œuvre (labour) peuvent être réduits en minimisant le nombre d'heures supplémentaires (overtime) mais aussi en réduisant le nombre du personnel coûteux.
- *La distribution uniforme de pénuries et de surplus sur tous les jours de semaine* : Les violations des contraintes de couverture doivent être uniformément réparties sur les jours de la période de planification.
- *Minimiser la violation des contraintes molles* le plus souvent en utilisant une fonction de pénalité, qui pourra être l'une parmi les suivantes :
 - ◇ Minimiser les violations de contraintes de cas spécifiques .
 - ◇ Minimiser les violations de la couverture et les contraintes de cas spécifiques.
 - ◇ Minimiser les violations des contraintes de couverture.
 - ◇ Minimiser les sous couverture. Les contraintes de couverture sont des contraintes molles.

Dans la partie modélisation on va discuter avec plus de souplesse la forme probable des objectifs ou pénalités.

2.6 Modélisation du problème

Cheang et al., (2003) [42] ont fourni une étude bibliographique des problèmes de la planification des infirmiers. Ils ont décrit quelques diverses formulations qui peuvent être utilisées pour représenter les problèmes de planification mathématiquement. Leur méthode de classification pour la représentation des variables de décision dans les problèmes de la planification des infirmiers est décrite dans cette partie de chapitre. Les auteurs décrivent également de nombreux types de contraintes qui se trouvent dans les problèmes de planification. nous allons présenter quelques exemples de modèles NSP de la littérature à la fin de cette section.

2.6.1 Variables de décision, paramètres et domaines

Comme on a vu précédemment, le NSP est généralement décrit par la vue *infirmier-jour*, la vue *infirmier-tâche* ou la vue *infirmier-intervalle* de temps et une vue *infirmier-modèle de poste*.

Une vue *infirmier-jour* est une représentation directe d'une planification bidimensionnelle. Par conséquent, les variables de décision peuvent être définies pour chaque infirmier chaque jour comme ν_{ij} où $1 \leq i \leq N$ indique l'ensemble des infirmiers et $1 \leq j \leq P$ indique les jours dans une période de planification.

Les domaines de ces variables comprennent les postes en service et les postes libres. Les postes en service peuvent inclure n'importe quel nombre de postes par jour, mais il est fréquent d'utiliser seulement les postes qui sont bien décrits au tableau 2.1. Les postes libres sont aussi exprimés juste après le tableau 2.1. Ainsi, les variables de décision peuvent généralement prendre 10 valeurs ou plus, ce qui augmente les efforts de calcul. Heus et Weil (1996) [70] utilisent une réduction de domaines de variables. L'idée est de mettre toutes les valeurs des postes libres à 0. Dans la situation générale, quand il ya Z poste par jour, ν_{ij} peut prendre $Z + 1$ valeurs possibles :

$$\nu_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{l'infirmier } i \text{ est hors service le jour } j \\ 1 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le poste 1 le jour } j \\ \vdots & \\ Z & \text{l'infirmier } i \text{ est hors service le jour } j \end{cases}$$

Leur document donne un exemple avec trois postes par jour. Les valeurs des postes libres sont réduites à une valeur (O). Il est seulement le poste du matin (E), le poste après-midi (L) et le poste de nuit (N), de sorte que la variable de décision aura quatre valeurs possibles :

$$\nu_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{l'infirmier } i \text{ est hors service (O) le jour } j \\ 1 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le poste de matin (E) le jour } j \\ 2 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le poste de soir (L) le jour } j \\ 3 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le poste de soir (N) le jour } j \end{cases}$$

Pour les modèles binaires (en 0-1), les variables de décision peuvent être personnalisées pour être ν_{ijk} où ij sont les mêmes indices que pour ν_{ij} , et $1 \leq k \leq Z$ indique les Z postes possibles en un jour. Dans l'exemple ci-dessus, pour $Z = 3$, ν_{ijk} est binaire :

$$\nu_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le poste } k \text{ le jour } j \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases}$$

Millar et Kiragu (1992) [95], par exemple, utilisent cette représentation. Les ν_{ij} et ν_{ijk} sont les deux représentations de vue *infirmier-jour* et peuvent être utilisées comme des variables de décision pour modéliser le problème NSP. Une vue *infirmier-tâche* est une variante proche de la vue *infirmier-jour*. La variable de décision peut être définie pour chaque infirmier dans chaque poste comme ν_{is} , où $1 \leq i \leq N$ indique les infirmiers et $1 \leq s \leq Z$ indique les tâches dans la période de planification. La seule différence entre la vue *infirmier-tâche* et la vue *infirmier-jour* est que le poste défini dans la vue *infirmiers-tâche* ne correspondent pas nécessairement à un "jour". Jaumard et al. (1998) [76] ont proposé des modèles binaires avec :

$$\nu_{is} = \begin{cases} 1 & \text{l'infirmier } i \text{ reçoit la tâche } s, \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases}$$

Une vue *infirmier-modèle de poste* est différente de ces deux vues. Comme le personnel peut préférer d'avoir des plannings de poste simple, il est souhaitable d'avoir moins de modèles de poste. Aickelin (1999) [3] promulgue son problème comme un **IP** (programme en nombre entier) et définit les variables de décision comme ν_{ip} , où $1 \leq i \leq N$ indique les infirmiers et $1 \leq p \leq M$ indique les modèles de poste où :

$$\nu_{ip} = \begin{cases} 1 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le modèle poste } p \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases}$$

Typiquement, les paramètres dans le NSP seraient notamment les suivants, par exemple : postes de travail par semaine si les postes de nuit sont effectués, coûts de préférence des infirmiers particuliers travaillant un modèle de poste particulier, travaillant des postes par planning si les postes de jour sont effectués, travaillant des postes par planning si les deux postes de jour et de nuit sont effectués, demande pour certains grades des infirmiers pour les postes de jour et de nuit.

2.6.2 Contraintes

On a vu dans les dimensions du problème les différents types de contraintes et les sources de décision qui les produisent. Par la suite on représente un planning de contraintes qui surviennent couramment avec le NSP énumérés par différents chercheurs, particulièrement celles énumérées par Cheang et al. (2003) [42] dans le contexte d'une étude faite sur la littérature :

1. Charge de travail des infirmiers (minimum / maximum).
2. Poste de travail identique consécutif (minimum / maximum / nombre exact).
3. Poste / jour de travail consécutif (minimum / maximum / nombre exact).
4. Niveaux de compétences et catégories des infirmiers.
5. Préférences ou exigences des infirmiers.

6. Jours libres des infirmiers (minimum / maximum / jours libre consécutifs).
7. Temps libre entre les postes de travail (minimum).
8. Affectations de type (s) de poste (maximum type de poste, les exigences pour chaque type de poste).
9. Congés et vacances (prévisible), par exemple, jours fériés, les congés annuels.
10. Week-end de travail (actif), par exemple, week-end complet.
11. Contraintes entre groupes / types d'infirmiers, par exemple, infirmiers non autorisés à travailler ensemble ou infirmiers qui doivent travailler ensemble.
12. Modèles de poste.
13. Record historique, par exemple, les affectations antérieures.
14. Autres exigences dans une période de temps plus courte ou plus longue, autres que la période de planification, par exemple tous les jours dans un poste qui doit être attribué.
15. Contraintes entre les postes, par exemple les postes ne pouvant pas être attribués à une personne en même temps.
16. Exigences (de différents types) d'infirmiers ou la demande du personnel pour chaque poste (minimum / maximum / nombre exact).

2.6.3 Fonctions Objectif

Généralement, avec des problèmes d'optimisation (OPs), nous trouvons des modèles qui utilisent les fonctions objectives standards, telles que celles des modèles de la programmation mathématique (MP). Dans d'autres modèles, on trouve les fonctions objectifs ou d'évaluation (target or evaluation functions) qui sont utilisées pour guider la génération de résultats ou d'évaluer les résultats.

Dans [3] et [49], par exemple, on trouve l'objectif $\sum_{i=1}^n \sum_{j \in F(i)} p_{ij} x_{ij} \rightarrow Min!$, où p_{ij} est le coût de pénalité de l'infirmier i qui travaille sur le modèle de poste j , x_{ij} est la variable de décision pour la vue *infirmier-modèle de poste* et $F(i)$ est l'ensemble des modèles de poste réalisable pour l'infirmier i , où le but est de minimiser les coûts totaux des pénalités pour tous les infirmiers. Ceci est soumis à des contraintes où chaque infirmier travaille exactement un seul modèle de poste réalisable et une demande pour les infirmiers est remplie pour chaque catégorie chaque jour et nuit.

Dans d'autres situations, une approche de fonction de pénalité peut être utilisée lorsque la faisabilité ne peut pas être garantie. Dans [3], nous trouvons une telle fonction où la pénalité est proportionnelle au nombre de poste à découvert pour le problème, et est utilisée pour évaluer l'aptitude des solutions dans un contexte de l'algorithme génétique (GA). Dans [95], on trouve par exemple une fonction qui minimise le coût des plannings et la pénalité pour violer l'équilibre de poste.

La complexité de ces fonctions varie dépendamment du problème à portée de la main.

2.6.4 Types de problèmes

En général, selon les modèles et les contraintes, un NSP peut être considéré comme un problème d'optimisation (OP) ou un problème de décision.

a) *Les problèmes de type Optimisation*

Dans la plupart des premiers travaux, le NSP a été traité comme un OP. Utilisant la programmation Mathématique (MP), le problème a été formulé pour minimiser ou maximiser une fonction objectif. Dans le cas où il y avait des objectifs multiples avec priorités, la programmation par but (GP) et d'autres outils ont été utilisés. Les méthodes traditionnelles de la programmation linéaire, programmation en nombres entiers, GP, les réseaux ont été utilisés pour résoudre le NSP (voir, le chapitre 3). Dans de nombreux cas, le NSP, comme beaucoup d'autres problèmes, peut avoir trop de contraintes pour permettre une formulation MP.

b) *Les problèmes de type Décision*

Dans les situations où il existe un grand nombre de contraintes à traiter, il peut être plus approprié de modéliser le NSP comme un problème de satisfaction de contraintes (CSP). Un CSP peut être défini comme un triplet (V, D, C) , où, V est un ensemble de n variables ν_i , $i = 1, \dots, n$; D est un ensemble de n domaines D_i , $i = 1, \dots, n$ de telle sorte que chaque D_i est l'ensemble fini de valeurs possibles pour chaque ν_i ; C est un ensemble fini de contraintes, dont chacune agit sur un sous-ensemble de variables V restreignant les combinaisons possibles de valeurs que ces variables

peuvent prendre.

Les solutions réalisables pour le CSP sont les affectations des valeurs aux variables satisfaisant toutes les contraintes. Des Méthodologies pour résoudre les CSP ont été largement étudiées. Les Solutions de CSP peuvent être trouvés par l'arbre de recherche systématique comme back-tracking (BT). Toutefois, BT a des inconvénients inhérents de contrôles des contraintes redondantes, et qui peuvent être évités en utilisant des stratégies telles que back-jumping (BJ). Back-marking (BM). Ainsi, dans la pratique, une plus grande attention est accordée aux combinaisons de BT et propagation de contraintes pour la résolution des CSP.

Au cours des dernières années, textit la programmation par contraintes (CP) a reçu une grande attention en raison de son potentiel pour résoudre les problèmes difficiles. Il y a une variété de langages et de paquets de programmation, tels que Prolog III , CLP (R) , CHIP , et le paquet SOLVER ILG pour C + +, qui sont fournis pour la spécification expressive et souple du problème, permettant un développement rapide des programmations difficiles. Malgré sa courte histoire, le CP a été largement appliquée pour résoudre des problèmes difficiles, y compris les CSPs.

D'autres approches pour résoudre les CSP incluent les heuristiques et les méta-heuristiques telles que hill climbing (HC), recherche tabou (TS), les algorithmes Génétiques (GA) et le recuit simulé (SA) (voir en détail le chapitre 3).

c) *Problèmes d'optimisation par contraintes*

Dans de nombreuses applications de la vie réelle, nous ne cherchons généralement pas une solution, mais plutôt une bonne solution. La qualité des solutions est mesurée par un seul ou multiples critères, qui sont généralement intégrés dans une fonction objectif. Le but est de trouver une solution qui maximise ou minimise la valeur de la fonction objectif. Un problème modélisé de cette manière est considéré comme un textit problème d'optimisation de satisfaction de contraintes (CSOP), qui est un problème qui se compose d'un CSP standard avec une fonction objectif.

Pour un CSOP, les algorithmes de Branch and Bound (B & B) bien connus peuvent être utilisés pour trouver des solutions optimales. L'efficacité de B & B est déterminée par la qualité de

la fonction d'évaluation. La combinaison de B & B avec le CP peut améliorer la vitesse de recherche.

Plusieurs NSPs ont un grand nombre de contraintes, de sorte que pour trouver des affectations à des variables de décision sans violer les contraintes est généralement impossible.

Par conséquent, la spécification du problème doit fournir l'importance relative des contraintes afin qu'une solution à un tel problème soit autorisée à violer quelques contraintes selon un ordre de priorité des contraintes. Naturellement, un tel NSP peut être modélisé comme un problème de satisfaction de contraintes partielles (PCSP) (voir [59]) qui se compose d'un CSP standard et d'une fonction objectif, comme pour le CSOP. Toutefois, le PCSP diffère du CSP du fait que le PCSP n'exige pas que toutes les contraintes soient satisfaites. Dans ce sens, le PCSP peut être considéré comme une généralisation des CSOP.

Les hiérarchies de contraintes (CH) [27] est une autre approche pour le traitement des problèmes avec trop de contraintes (over-constrained problems). En CH, les contraintes sont affaiblies explicitement en spécifiant leur niveau hiérarchique. Pour les contraintes avec le même niveau hiérarchique, l'importance des contraintes est précisée par des facteurs de poids. La structure hiérarchique des contraintes ne permet pas aux plus faibles contraintes d'influencer sur le résultat au dépend de l'insatisfaction de contraintes plus fortes. Dans ce sens, CH est une classe spéciale du PCSP. Le problème de satisfaction de contrainte hiérarchique (HCSP) [91] a été calculé à partir de CH. Les Algorithmes CSP, les algorithmes de B & B, et des combinaisons des approches AI avec des algorithmes de B & B peuvent être personnalisés pour résoudre le PCSP et le CH / HCSP.

Nous représenterons par la suite quelques exemples de modèles NSP comme se trouvent dans la littérature.

2.6.5 Exemples de modèle NSP

* Modèle de programmation entière

le problème NSP peut être formulé comme le programme linéaire entier suivant [83] :

Indice

$i = 1 \cdots n$ indices d'infirmier ;

$j = 1 \cdots m$ indices de modèle de poste ;

$k = 1 \cdots 14$ indices de jour et nuit ($1 \cdots 7$ sont des jours et $8 \cdots 14$ sont des nuits) ;

$s = 1 \cdots p$ indices de grades.

Variables de décision

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{l'infirmier } i \text{ travaille le model de poste } j, \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Paramètres

m = Nombre de modèles de postes ;

n = Nombre d'infirmiers ;

p = Nombre de grades.

$$a_{jk} = \begin{cases} 1 & \text{le model de poste } j \text{ couvre le jour/nuit } k, \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

$$q_{is} = \begin{cases} 1 & \text{l'infirmier } i \text{ est de grade } s \text{ ou superieur,,} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

p_{ij} = Coût de préférence pour que l'infirmier i travaille le odèle de poste j ;

D_i = Les postes de travail par semaine de l'infirmier i si les postes de jour sont travaillés ;

N_i = Les postes de travail par semaine de l'infirmier i si les postes de nuit sont travaillés ;

B_i = Les postes de travail par semaine de l'infirmier i si les postes de jour et de nuit sont travaillés ;

R_{ks} = Demande des infirmiers grade s le jour/nuit k .

$F(i)$ = Ensemble de modèle de poste possibles pour l'infirmier i , où $F(i)$ est défini par :

$$F(i) = \left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^7 a_{jk} = D_i, \quad \forall j \in \text{postes de jour} \\ \sum_{k=8}^{14} a_{jk} = N_i, \quad \forall j \in \text{postes de nuit} \\ \sum_{k=1}^{14} a_{jk} = B_i, \quad \forall j \in \text{postes combinés} \end{array} \right\}, \quad \forall i$$

Fonction Objectif

Minimiser le coût total de tous les infirmiers, noté par

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j \in F(i)}^m p_{ij} x_{ij} \rightarrow Min!$$

Contraintes

$$\sum_{j \in F(i)} x_{ij} = 1, \quad \forall i,$$

$$\sum_{j \in F(i)} \sum_{i=1}^n q_{is} a_{jk} x_{ij} \geq R_{ks}, \quad \forall k, s.$$

*** Modèle de programmation stochastique**

Dans le but de résoudre le problème NSP consistant à affecter les infirmiers aux patients, Behan et al.[22], ont développé un modèle de programmation stochastique avec les paramètres suivants :

Paramètres

P : Ensemble de patients p ;

N : Ensemble d'infirmiers n ;

$N(p)$: Ensemble d'infirmiers qui peuvent être affectés au patient p ;

$P(n)$: Ensemble de patients qui peuvent être affectés à l'infirmier n ;

T : Ensemble de périodes de temps ;

Ξ : Ensemble de scénarios aléatoires ξ ;

ϕ^ξ : la probabilité que le scénario ξ se produit ;

$A_{\tau ni}^\xi$: La quantité de la charge de travail affectée à l'infirmier n entre $m_{\tau ni}$ et $m_{\tau n(i+1)}$ pour le scénario $\xi \in \Xi$;

α_{rni} : La pénalité marginale de $A_{\tau ni}$ pour $1 \leq i \leq k$;

d_{tp}^ξ : La quantité de soins directs requis par le patient p en période de temps t ;

e_{tp}^ξ : La quantité de soins indirects requis par le patient p du début de la période t jusqu'à la fin du poste ;

$E_{t\tau n}^\xi$: Variable de la charge de travail indirecte : Le total des soins indirects qui peuvent être réalisés pendant ou après la période t et réalisé dans la période τ par l'infirmier n .

Variables de décision

$$X_{pn} = \begin{cases} 1 & \text{si le patient } p \in P \text{ est affecté à l'infirmier } n \in N(p), \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Le modèle a été formulé comme suit

$$\begin{aligned} \text{Min } & \sum_{\xi \in \Xi} \sum_{n \in N} \sum_{\tau \in T} \sum_{i=1}^k \phi^\xi \alpha_{\tau ni} A_{\tau ni}^\xi \\ & \sum_{n \in N(p)} X_{pn} = 1 && \forall p \in P, \\ & \sum_{p \in P(n)} e_{tpn}^\xi X_{pn} = \sum_{\tau=t}^{|T|} E_{t\tau n}^\xi && \forall t \in T, n \in N, \xi \in \Xi, \\ & \sum_{p \in P(n)} d_{\tau pn}^\xi X_{pn} + \sum_{t=1}^{\tau} E_{t\tau n}^\xi = \sum_{i=1}^k A_{\tau ni}^\xi && \forall \tau \in T, n \in N, \xi \in \Xi, \\ & X_{pn} \in \{0, 1\} && \forall p \in P(n), n \in N, \\ & E_{t\tau n}^\xi \geq 0 && \forall t, \tau \in T, t \leq \tau, n \in N, \xi \in \Xi, \\ & m_{\tau n(i+1)} - m_{\tau ni} \geq A_{\tau ni}^\xi \geq 0 && \forall \tau \in T, 1 \leq i \leq k, n \in N, \xi \in \Xi, \end{aligned}$$

*** Modèle de 0-1 programmation par but**

Le problème NSP a été abordé par Azaiez et Al Sharif [11] comme un 0-1 programme par but linéaire. Il a été adapté au programme de l'hôpital de " Al-Kharj " en Arabie Saoudite.

Notation

n : Nombre de jours dans un planning ($n = 28$);

m : Nombre d'infirmiers disponibles pour l'unité d'intérêt;

i : Indice de jours, $i = 1, 2, \dots, n$;

k : Indice d'infirmiers, $k = 1, 2, \dots, m$;

D_i : Besoins en personnel pour les postes du jour le jour i , $i = 1, 2, \dots, n$;

N_i : Besoins en personnel pour les poste de nuit le jour i , $i = 1, 2, \dots, n$;

Variables de décision

$$XD_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si l'infirmier } k \text{ est affecté au poste du jour le jour } i, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

$$XN_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si l'infirmier } k \text{ est affecté au poste de nuit le jour } i, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

$$XR_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{si l'infirmier } k \text{ est affecté au poste de repos le jour } i, i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

Contraintes :

Contraintes dures

$$\sum_{k=1}^m XD_{ik} \geq D_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\sum_{k=1}^m XN_{ik} \geq N_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$XD_{ik} + XN_{ik} + XR_{ik} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m$$

$$XD_{(i+1)k} + XN_{ik} \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n-1, k = 1, 2, \dots, m$$

$$XR_{ik} + XR_{(i+1)k} + XR_{(i+2)k} + XR_{(i+3)k} + XR_{(i+4)k} \leq 1 \quad i = 1, 2, \dots, n-4, k = 1, 2, \dots, m$$

$$XR_{6k} + XR_{7k} + XR_{13k} + XR_{14k} + XR_{20k} + XR_{21k} + XR_{27k} + XR_{28k} \leq 4 \quad k = 1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^n (XD_{ik} + XN_{ik}) \geq 14, \quad k = 1, 2, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^n (XD_{ik} + XN_{ik}) \leq 16, \quad k = 1, 2, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^n XN_{ik} \geq 4, \quad k = 1, 2, \dots, m$$

Formulation de buts

Pour incorporer les contraintes molles (soft constraints) dans le modèle de planification, ils ont posé les buts suivants :

$$\begin{aligned}
 \left\{ \sum_{i=1}^n (XD_{ik} + XN_{ik}) \right\} - (d1_k^+ - d1_k^-) &= 15, & k = 1, 2, \dots, m \\
 \sum_{i=1}^n XD_{ik} + \sum_{i=1}^n XN_{ik} - (d2_k^+ - d2_k^-) &= 1, & k = 1, 2, \dots, m \\
 XD_{ik} + XN_{(i+1)k} - (d3_{ik}^+ - d3_{ik}^-) &= 1, & i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, m \\
 XR_{ik} + XD_{(i+1)k} + XN_{(i+1)k} + XR_{(i+2)k} - (d4_{ik}^+ - d4_{ik}^-) &= 2, & i = 1, \dots, n-2, k = 1, 2, \dots, m \\
 XD_{ik} + XN_{ik} + XR_{(i+1)k} + XD_{(i+2)k} + XN_{(i+2)k} - (d5_{ik}^+ - d5_{ik}^-) &= 2, & i = 1, \dots, n-2, k = 1, 2, \dots, m
 \end{aligned}$$

Paramètres

$d1_k^-$ (resp. $d1_k^+$) : Quantité de la déviation négative (resp. positive) pour le but 1,

$d2_k^-$ (resp $d2_k^+$) : Quantité de la déviation négative (resp. positive) pour le but 2,

$d3_k^-$ (resp $d3_k^+$) : Quantité de la déviation négative (resp. positive) pour le but 3,

$d4_k^-$ (resp $d4_k^+$) : Quantité de la déviation négative (resp. positive) pour le but 4,

$d5_k^-$ (resp $d5_k^+$) : Quantité de la déviation négative (resp. positive) pour le but 5,

Fonction Objectif

La fonction objectif consiste à minimiser la somme des écarts pondérés des buts correspondants.

$$Z = P_1 \sum_{k=1}^m d1_k^+ + P_2 \sum_{k=1}^m d2_k^- + P_3 \left[\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{k=1}^m d3_{ik}^+ \right] + P_4 \left[\sum_{i=1}^{n-2} \sum_{k=1}^m d4_{ik}^+ \right] + P_5 \left[\sum_{i=1}^{n-2} \sum_{k=1}^m d5_{ik}^+ \right]$$

Les poids de l'importance sont attribués à chaque but pour refléter l'importance relative de cet objectif par rapport aux autres. Les niveaux de pénalité pour violer les objectifs correspondants expriment ces poids de l'importance. Ces niveaux sont désignés respectivement par P_1, P_2, P_3, P_4, P_5 .

2.6.6 La représentation graphique de la planification des infirmiers

La figure 2.1 montre une représentation graphique de la structure de résolution du problème NSP. Cette représentation qui est sous forme d'un graphe orienté acyclique hiérarchique était utilisée par Li et Aickelin (2004) [83] dans le but de résoudre leur problème NSP.

Le nœud N_{ij} ($i \in \{1, 2, \dots, n\}; j \in \{1, 2, \dots, r\}$) dans le graphe indique que l'infirmier i est affecté en utilisant la règle j , où n est le nombre d'infirmiers à être planifié et r est le nombre de règles à être utilisées dans le processus de construction. L'arc orienté (flèche) à partir du nœud N_{ij} au nœud $N_{i+1j'}$ indique une relation causale (causal relationship) de « N_{ij} suivant $N_{i+1j'}$ » c'est à dire une sous-chaîne règle de l'infirmier i où la règle précédente est j et la règle actuelle est j' . Dans ce graphique, une solution possible (une chaîne de règle complète) est représentée comme un chemin orienté par l'infirmier 1 à l'infirmier n reliant n nœuds.

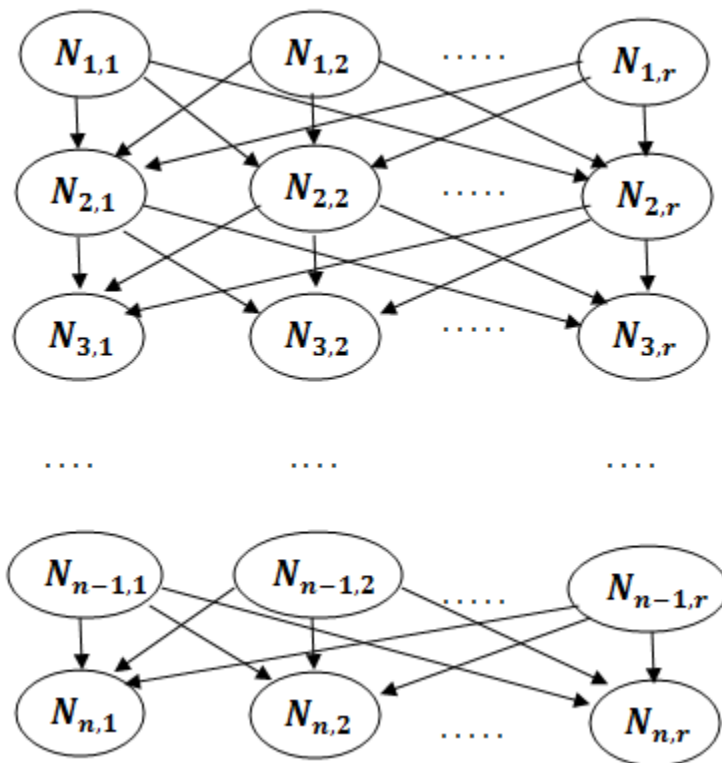


FIGURE 2.1 – Le graphe orienté de la planification des infirmiers

2.7 Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif de présenter les dimensions du problème de planification des infirmiers nécessaires à sa représentation et sa modélisation, après avoir donné un aperçu sur les différentes décisions stratégiques, les étapes et les modes de fonctionnements concernant ce problème.

Suite à cela, nous pourrions connaître l'importance d'une approche systématique pour créer de bons plannings dans le domaine de santé où il est inacceptable de ne pas soutenir pleinement les besoins des patients en soins et les besoins en personnel.

Jusqu'à récemment, la plupart des problèmes de planification des infirmiers étaient résolus manuellement. La planification à la main ou «l'auto-planification» était une tâche très coûteuse en terme de temps et les planificateurs qui ont utilisé des contraintes très simples dans le processus récurrents n'avaient pas d'outil automatique pour tester la qualité d'un planning de construction. En revanche, la plupart des hôpitaux menés des systèmes de planification informatiques n'ont pas encore exploité la gamme complète des capacités informatiques.

Les approches automatisées (telles que les approches mathématiques ou heuristiques) offrent un potentiel considérable pour améliorer le processus de planification des infirmiers et peuvent générer des plannings de haute qualité conduisant à des améliorations dans l'efficacité des ressources hospitalières, et la satisfaction des patients, du personnel et de l'administration. L'un des plus grands avantages de l'automatisation du processus de planification est le gain de temps très important pour le personnel administratif impliqué.

Vu cette importance, on présentera dans le chapitre suivant, les principales approches automatisées.

Chapitre 3

Approches de résolution du NSP

3.1 Introduction

Depuis les années 1960 de nombreux travaux ont été publiés sur divers aspects de la planification informatisée du personnel de santé, particulièrement celles proposées pour résoudre le NSP tels qu'ils se manifestent dans les différents modèles et pour les deux types de base de planification : cycliques ou non-cycliques. Les années 1970 ont été le début des planifications cycliques connues par leur temps de calcul faible et la possibilité de trouver la solution manuellement.

Les premiers documents [55] dans leur ensemble proposent des algorithmes pour optimiser la planification. La plupart des approches mathématiques utilisent une fonction objectif qui est optimisée sous réserve de certaines contraintes. Les chercheurs ont tenté de développer des modèles linéaires pour le problème. Mais quand il s'agit d'applications dans la pratique, les algorithmes mathématiques traditionnels tels que la programmation linéaire, la programmation en nombres entiers et les réseaux ont rarement été appliqués puisqu'ils sont incapables de faire face à la nature extrêmement complexe et difficile de la plupart des problèmes NSP. Tien et Kamiyama (1982) [120] par exemple, disent que la planification des infirmiers est plus complexe que le problème du voyageur de commerce.

Pour la plupart des problèmes du monde réel, le but de trouver la solution «optimale» n'est pas complètement impossible, mais aussi n'est pas compté important pour les administrateurs d'hôpitaux qui veulent générer rapidement un planning de haute qualité satisfaisant toutes les contraintes dures et autant de contraintes molles. Pour cette raison, des méthodes heuristiques ont été développées.

Depuis les années 1980, les techniques d'intelligence artificielle pour la planification des infirmiers (les approches déclaratives, la programmation par contraintes, les systèmes experts) ont été examinées avec un certain succès. Beaucoup de documents plus récents (1990 et plus tard) abordent le problème avec des approches méta-heuristiques.

Dans ce chapitre, les méthodes les plus importantes qui ont été publiées dans la littérature scientifique seront présentées. On peut citer dans ce contexte deux démarches principales, une démarche d'optimisation basée sur les techniques de programmation mathématique (MP), et une autre décisionnelle qui comporte habituellement les heuristiques, les méta-heuristiques et les outils d'intelligence artificielle (AI).

Les documents décrits ici ne représentent qu'une fraction de ceux qui ont été écrits dans la littérature.

Dans l'étude réalisée par Ernst et al. (2004) [57], plus de 700 articles publiés sur une large gamme d'applications ont été référencés. Cet auteur note qu'il existe un haut degré de publication des approches de résolution.

Cheang et al. (2003) [42] ont fourni une étude bibliographique se rapportant aux problèmes de la planification des infirmiers. Ils ont décrit diverses formulations qui peuvent être utilisées pour représenter les problèmes de planification mathématiquement et un certain nombre de techniques de résolution et ont discuté des questions telles que l'initialisation du problème et le traitement de post/ pré-planification.

Un état de l'art de NSP été fait par Burke et al. (2004) [35]. Après l'examen des approches globales, ils ont présenté des comparaisons de mesures qui déterminent la complexité des problèmes et ont discuté des approches de résolutions qui couvrent le spectre interdisciplinaire des techniques de RO en s'appuyant sur les points forts et les points faibles de la littérature pour décrire les questions clés qui doivent être abordées dans le futur.

3.2 Les approches de résolution

3.2.1 Les approches d'optimisation - programmation mathématique

Les méthodes de programmation mathématique ont été parmi les premières à être utilisées pour résoudre les problèmes de planification du personnel. Elles sont capables de trouver des solutions optimales. Cependant, leur principale limitation est qu'elles ne sont pas appropriées pour les espaces de recherche énorme et complexe qui sont représentés par les problèmes modernes de planification des infirmiers [35]. En conséquence, elles ont tendance à être inflexibles et incapables de résoudre des problèmes réels [19]. Leur complexité combinatoire signifie aussi qu'elles ont tendance à être lentes pour les résoudre complètement, sauf les petits problèmes. Néanmoins, elles ont été appliquées avec succès à des problèmes spécifiques et ont été utilisées dans un certain nombre de produits commerciaux.

En général elles ont besoin de modèles restrictifs pour satisfaire l'ensemble d'hypothèses de base et pour simplifier leur prise dans une moderne et réelle situation de l'hôpital.

Les approches basées sur l'optimisation à l'aide du MP peuvent être classées en trois catégories : MP mono-objectif (un seul objectif en utilisant la programmation entière ou linéaire.), MP multi-objectifs (en utilisant des méthodes de programmation par but), et MP-fondé sur des approches quasi-optimales [42].

a) MP à objectif unique - La programmation linéaire et entière

En général, ces modèles ou méthodes peuvent être caractérisés par l'optimisation d'un objectif particulier qui doit être maximisé ou minimisé. La plupart de ces méthodes utilisent des techniques de décomposition du problème et / ou des règles d'affectation heuristiques afin de réduire leur complexité, et donc accroître leur applicabilité aux problèmes de dimension réelle. On cite :

La programmation stochastique

Abernathy et al., (1973) [2], utilisent un modèle de programmation stochastique pour résoudre au même temps le problème de planification d'effectifs en fonction de la fluctuation de la demande et la conception des plannings à période fixe. Ils représentent la demande des infirmiers pour un jour donné et le lieu comme une variable aléatoire. Deux types de décisions sont pris par l'algorithme. Les décisions politiques dictent le nombre d'infirmiers nécessaires dans le service au cours de la période de planification. Les décisions d'attribution utilisent les exigences de couverture prévues par la politique établie comme des contraintes pour la génération de plannings d'infirmiers. Un algorithme itératif compliqué est développé pour minimiser le coût de l'emploi des infirmiers en fonction des décisions politiques et minimiser l'écart entre les niveaux de la demande quotidienne en fonction des allocations de postes. Les auteurs suggèrent que leur algorithme est particulièrement utile pour les problèmes à grandes et incertaines variations de la demande du personnel.

La programmation quadratique en nombre entier

Warner et Prawda (1972) [127], présente une formulation de programmation mixte quadratique en nombres entier pour déterminer les modèles de poste qui minimisent les coûts de pénurie en soins infirmiers sur une période de planification sur un certain nombre de services (La fonction objectif vise à minimiser la différence entre la limite inférieure et les variables du nombre d'infirmiers). Il calcule également le nombre de chaque catégorie de compétences qui seront affectées à chaque service pour chaque poste.

Le problème est soumis aux contraintes du nombre total d'infirmiers de chaque catégorie de compétences qui sont employées par l'hôpital et des exigences de couverture minimale pour les services pendant les postes. Le modèle est généralement appliqué à des périodes de planification de quatre jours ou moins. La méthode est anonyme dans le sens où aucune information personnelle sur les infirmiers n'est utilisée et, par conséquent, aucune demande ou préférence individuelle n'est considérée.

La méthode de Branch and Bound (B&B)

Cette méthode est généralement utilisée pour résoudre des programmes linéaires en nombre entiers [42].

Trivedi et Warner (1976) [122] présente un algorithme de Branch and Bound pour organiser l'affectation à court terme d'une équipe d'infirmiers à différentes unités (appelé infirmiers flotteurs 'float nurses') chaque fois qu'il y a une pénurie de personnel. Une mesure de la gravité est utilisée afin de déterminer le niveau d'exigence de chaque service selon les pénuries qui existent (en raison de l'absence du personnel, augmentation de la charge des patients, etc.) La méthode de Branch and Bound recherche alors les répartitions de service qui minimisent la gravité de la pénurie de tout l'hôpital, et aussi de minimiser la variance de la gravité de pénurie sur l'ensemble des services (unités). L'algorithme est testé dans un hôpital de plus de 5 unités de soins. Toutefois, c'est l'un des premiers travaux pour discuter spécifiquement la notion du personnel flotteur (floating staff). L'emploi du personnel flotteur joue encore un rôle majeur dans les hôpitaux modernes.

Des régimes de Branch and Bound personnalisés en collaboration avec des plans de coupe ce qu'on appelle la méthode de Branch and Cut étaient appliqués par certains chercheurs tels que **Aykin**, (1998) [10], **Ernst et al.**, (1999b) [56], **Johnson et al.**, (1997) [77] et d'autres.

Branch and Price qui est une autre méthode spécialisée de Branch and Bound liée à la génération de colonnes qui est employée à tous les nœuds de l'arbre de Branch and Bound était utilisée par **Barnhart et al.**, (1994) [15], **(Eitzen et al.**, 2004) [55]; **Yan and Chang**, (2002) [134] et d'autres chercheurs avec des règles de branchement pour résoudre efficacement les sous-problèmes à chaque nœud de l'arbre de recherche [57].

La génération de colonnes

La génération de colonnes « *Column Generation* » est une technique de calcul pour résoudre des problèmes de programmation linéaire en nombre entier à grande taille ou des problèmes de programmation linéaire. Les formulations de la génération de colonnes ont normalement des relaxations de programmation linéaire plus serrées que les autres formulations plus compactes pour le

même problème. Ceci est utilisé pour réduire la charge de calcul effectué pour explorer l'arborescence de Branch and Bound lors de la résolution des programmes linéaires en nombre entiers. Seuls les documents en utilisant la génération de colonnes pour une programmation linéaire sont listés ici [57].

Bard et Purnomo (2005) [13] ont développé un modèle pour la planification de préférence, ce qui signifie que les préférences individuelles sont prises en compte lors de la construction des plannings. Le problème est modélisé comme un programme en nombre entier et résolu par une technique de génération de colonnes qui repose sur des heuristiques intelligentes pour identifier les bons plannings. L'approche commence pour une seule catégorie d'infirmiers, puis se prolonge pour permettre une dégradation (downgrading). L'objectif est de minimiser la somme pondérée des coûts associés aux horaires affectés et le coût d'utilisation assistante des infirmiers à l'extérieur pour couvrir les lacunes. Les contraintes correspondent aux exigences de la demande pour chaque période. Ils ont utilisé pour la résolution le « *Preference Scheduling Algorithm* » ainsi que deux autres procédures appelées respectivement textitsequential downgrading et combined downgrading.

Jaumard et al., (1998) [76], ont présenté un modèle généralisé de (0-1) génération de colonnes avec un problème auxiliaire du plus court chemin avec contraintes de ressource pour la planification des infirmiers. Le problème maître cherche une configuration des plannings individuelles pour satisfaire les contraintes de couverture de la demande tout en minimisant les coûts salariaux et maximisant à la fois les préférences des infirmiers et l'équilibre de l'équipe. Une solution possible du problème auxiliaire est un planning acceptable pour un infirmier donné, par rapport aux exigences du contrat collectif. L'approche est parmi les rares qui permettent de formuler les contraintes de couverture en termes des intervalles de temps. L'algorithme a été testé sur des données d'un hôpital au Canada.

L'algorithme a été testé sur des données d'un hôpital au Canada.

Les réseaux

Dans certains cas, la planification du personnel peut être naturellement exprimée comme un modèle de réseau « *Network Model* » et les méthodes de flux de réseau sont utilisés pour résoudre des problèmes complets ou sous-problèmes qui découlent de cette approche. Les modèles de

réseaux sont également utilisés pour résoudre les sous-problèmes qui se posent dans les méthodes de génération de colonnes [57].

Li et Aicklin (2003)[82] ont formulé le NSP comme un programme en nombre entier et ont présenté un algorithme d'optimisation bayésienne pour identifier des solutions partielles et ont construit pour les compléter un réseau bayésien de la distribution conjointe de solutions. Un réseau bayésien est un graphe orienté acyclique où chaque nud correspond à une variable, et chaque variable correspond à la règle individuelle par laquelle un planning sera construit étape par étape. La relation entre deux variables est représentée par une arête orientée entre les deux nœuds correspondants.

Pearl (1988) [105], **Pelikan et Goldberg, (2000)** [106], ont aussi travaillé sur les graphes bayésiens.

Millar et Kiragu (1992) [95] utilisé un modèle de réseau pour la planification cycliques et non-cyclique des infirmiers avec deux types de postes de travail sur une période de 4 jours, qui est en fait un problème du plus court chemin où chaque nud représente un modèle possible et ils ont utilisé pour le résoudre le logiciel d'optimisation entière-mixte CPLEX. Cependant, la plupart des exigences qui sont nécessaires dans les grands hôpitaux ne sont pas traitées par les modèles proposés.

Bartholdi et al., (1980) [16], modélisent le NSP comme un problème de programmation entière avec une matrice de contraintes de structure binaire (0-1) et avec un mode cyclique. Le problème a été résolu paramétriquement comme une série bornée de problèmes de réseau.

Set Couvring et Set Partitioning

En planification, Set Covering se rapporte aux modèles dont l'objectif est de couvrir la demande du personnel. Dans la plupart des cas, les modèles de Set Covering sont résolus en utilisant des méthodes de la programmation entière, et peut-être la génération de colonnes. Set Partitioning est une variation de Set Covering et utilise des méthodes de résolution similaires, mais elle peut être utilisée avec plus de souplesse en permettant la sous ou sur-couverture pénalisée.

Les modèles Set Couvring et Set Partitioning sont largement utilisés dans la planification du

personnel, en particulier dans les problèmes de planification des équipages.

Yan et Chang (2002) [134] ont développé une méthode de Set Partitionning qui minimise les coûts d'équipage et qui prévoit les paires convenables des membres de l'équipage.

Autres méthodes

Warner, (1976a) [129], propose un modèle de programmation à choix multiples qui vise à maximiser les préférences des infirmiers, en tenant compte de la durée d'un travail étendu, des modèles de rotation, des demandes de jours de congé, et de nombre minimum du personnel infirmier de chaque catégorie de compétences à attribuer à chaque jour et une période de planification de 4 à 6 semaines. Le problème est résolu par un algorithme inspiré de celui de Balintfy et Blackburn, il est composé de deux phases, la **Phase I** non linéaire pour trouver une solution réalisable pour satisfaire différentes contraintes. La **Phase II** vise à améliorer la solution de la **Phase I** en maximisant les préférences individuelles pour les divers modèles de planning tout en maintenant la solution de la **Phase I**.

Warner et al., (1990) [130], présente un système de planification des infirmiers appelé ANSOS. Le système se compose de quatre modules importants :

- *Le module de contrôle* : maintient les informations essentielles de la planification pour chaque employé (par exemple, les compétences, les types de postes, les week-ends off / on, la durée maximale de travail et le départ des heures supplémentaires).
- *Le module de planification* utilise les informations telles que les demandes de vacances et les préférences personnelles, mais aussi les règles de l'hôpital, de l'unité, et de l'employé afin de générer des plannings. Le module est basé sur un modèle de programmation mathématique et il produit des plannings dans quelques minutes. La planification interactive est réalisée en adaptant le poids et en redémarrant de nouveau le planificateur.
- *Le module d'effectifs* calcule les niveaux du personnel requis pour chaque unité, en fonction des besoins des patients par exemple. Les résultats sont comparés aux niveaux du personnel

planifié. Les changements d'affectation inter-unité peuvent résoudre les problèmes de sur- et sous-effectifs.

– *Le module des rapports de gestion* offre un grand nombre de rapports, ce qui est essentiel pour l'applicabilité dans la pratique.

ANSOS prend un grand nombre de contraintes et de préférences individuelles en compte et il est appliqué pour résoudre des problèmes réels dans différents hôpitaux (plus de 750 hôpitaux au moment de la publication (1990)).

Miller et al., (1976) [94], ont formulé le problème de minimiser une fonction objectif qui tient compte des compromis entre la couverture du personnel et les préférences des infirmiers, sous réserve de certaines contraintes sur les plannings des infirmiers. Les contraintes sont divisées en contraintes dures (appelées ensemble de faisabilité') et molles (appelées non-obligatoire'). Les contraintes dures imposent les niveaux minimale du personnel, les restrictions sur les durées de travail, et le nombre maximum / minimum de jours que les infirmiers devrait travailler. Les contraintes molles représentent des exigences plus strictes qui doivent être respectées si possible.

Les contraintes dures définissent des ensembles de plannings possibles, tout en violant les contraintes molles dans un coût de pénalité qui apparaît dans la fonction objectif. Un algorithme de « descente cyclique » est utilisé pour trouver des solutions quasi-optimales à la convergence des garanties.

Rosenbloom et Goertzen, (1987) [109], ont développé un algorithme de programmation entière pour la planification cyclique. L'approche se compose de 3 étapes. Un ensemble de programmes possibles est généré dans la première étape. Les plannings résultants sont évalués par rapport à la réglementation et les modèles de travail. Dans la deuxième étape, le minimum de contraintes de couverture quotidienne sont résolues avec un programme en nombre entier. La troisième étape convertit la solution aux modèles de travail pour chaque infirmier. Même si des solutions optimales sont générées, l'approche ne tient compte que des périodes de travail et des jours de congé.

Kostreva et Jennings, (1991) [81], utilisent un MP pour minimiser l'aversion totale de tout le personnel à leurs plannings. Les algorithmes, basés sur la décomposition de Bender, utilisent deux sous-problèmes alternants : la génération des ensembles possibles d'horaires et la répartition

optimale de ces horaires.

La formulation des problèmes de planification sous forme de MP a l'avantage que des logiciels solveur commerciaux LP / IP tels que CPLEX ou Microsoft Excel Solver peuvent être utilisés pour trouver des solutions. Ces méthodes sont capables de trouver des solutions optimales à l'égard d'un seul objectif. Des objectifs multiples sont abordés en utilisant des méthodes de programmation par but. Ces méthodes tentent de trouver des solutions qui satisfont un ensemble d'objectifs en fonction des niveaux cibles et des relations prioritaires. Elles offrent un degré de flexibilité dont les méthodes à un seul objectif le manque [19].

b) MP à objectifs multiples - La programmation par but

Les Techniques de programmation mathématique ne sont pas toujours suffisamment souples pour s'adapter avec le classement attribué à différents objectifs. Elles sont souvent limitées à l'optimisation d'un seul objectif ou critère. La programmation par but permet aux décideurs d'inclure des objectifs multiples puis les classer selon leur préférence. Elle définit un niveau cible pour chaque critère et des priorités relatives pour atteindre ces objectifs.

La méthode vise à trouver une solution qui satisfait tous les objectifs, ou si cela n'est pas possible, alors dans l'ordre de priorité fixé par le décideur. Ces méthodes sont aussi appelées « multi-critères » et ont tendance à fournir de bons outils de prise de décision, car ils permettent aux utilisateurs de manipuler les variables d'entrée d'une façon intuitive et naturelle ([19] ; [35]).

La plupart des documents présentés dans la littérature appliquent la programmation mathématique, mais quelques dernières recherches modernes comme celles entreprises par **Berrada et al.** (1996) [25], **Burke et al.**, (2002) [34], et **Jaszkiewicz**, (1997) [75] , abordent les méta-heuristiques dans un cadre multi-objectif.

Arthur et Ravindran, (1981) [9], proposent un modèle de planification des infirmiers à objectifs multiples.

Elles visent simultanément à réduire au minimum (par ordre de priorité) la taille du personnel, le

nombre d'employés avec des demandes ou des préférences non concédées, l'insatisfaction du personnel, et l'écart entre les niveaux d'effectifs prévus et désirés. Une approche de (0-1) programmation par but est utilisée pour affecter le jour en service et le jour de repos aux infirmiers. Les postes sont heuristiquement affectés aux membres du personnel à la fin du processus de planification. Ils permettent au décideur d'exprimer l'ordre de priorité de ces objectifs en fonction de leur perception du problème. Un ensemble de formulaires est mis en place pour obtenir des informations à la fois des gestionnaires de service et chaque membre du personnel. Ils demandent au personnel infirmier d'indiquer leur niveau d'aversion pour certains motifs de caractéristiques (comme la répartition de week-end) et de mentionner toute demande de poste spécifique qu'ils pourraient avoir.

Ozkarahan et Bailey, (1988) [103], présentent une approche de programmation par but de modèle Set Covering. Leur méthode vise à optimiser trois objectifs. Le premier est de minimiser l'écart entre le nombre d'infirmiers prévus et la demande pour chaque jour. Le deuxième est de minimiser l'écart entre la somme de jours sur les modèles de travail et la taille du personnel actif. Avec cet objectif, le système essaie de programmer les gens en fonction de leur contrat ou réglementation de travail. Le troisième objectif combine les deux précédents. Comme la taille de calcul des problèmes étudiés est très grande, ils suggèrent de diviser le travail en deux phases : une pour établir les plannings des jours de la semaine (day-of-week) et les plannings de temps du jour (time-of-day) et l'autre pour assigner les gens aux plannings proposées. En utilisant une heuristique d'affectation des plannings, l'algorithme permet de résoudre le plus important temps de poste et jours pour les infirmiers.

Berrada et al., (1996) [25], ont développé un modèle multi-objectif pour les problèmes de planification des infirmiers dans le monde réel. Dans ce modèle, les contraintes dures doivent être satisfaites, tels que les modes spécifiques de travail de week-end et le nombre maximal de jours de travail par semaine. Tandis que les contraintes molles sont traitées comme des objectifs à atteindre. Ces objectifs sont de limiter le nombre de jours de travail consécutifs (afin d'éviter une longue durée de travail), empêcher les infirmiers à travailler un jour unique isolément (situations off-on-off), satisfaire les demandes spéciales des infirmiers, et les jours de repos du groupe (les regrouper avec les week-ends, si c'est possible). Les différentes techniques, à savoir la technique séquentielle et la technique de poids équivalents, ont été utilisées pour générer une solution efficace ayant la propriété qu'il n'y a aucune autre solution possible qui améliore l'un des objectifs sans

aggraver un autre.

Azaiez et Sharif (2005) [11] présente un modèle de (0-1) programmation par but linéaire pour la planification des infirmiers dans les hôpitaux saoudiens.

Le modèle développé pris en compte à la fois les objectifs de l'hôpital, en assurant un service continu avec des compétences d'infirmiers et taille d'effectifs appropriées tout en évitant les coûts supplémentaires, et les préférences des infirmiers déduites à partir d'une enquête. Ce modèle intègre un grand nombre de contraintes qui sont spécifiques aux hôpitaux et cliniques qui ont été interrogés, et une fonction objectif qui consiste à minimiser la somme des écarts pondérés pour les buts correspondants. La méthode subdivise les infirmiers dans un certain nombre de sous-groupes et produit les plannings pour chacun séparément. Le modèle est appliqué dans une phase expérimentale de 6 mois en utilisant LINGO.

Musa et Saxena, (1984) [99], ont utilisé une formulation de (0-1) programmation par but pour la planification des infirmiers dans une unité d'un hôpital avec une période de deux semaines. Les objectifs avec différents niveaux de priorité représentent les politiques de l'hôpital et les préférences des infirmiers.

Moores et al., (1978) [96], ont formulé le problème de la répartition des élèves infirmiers en utilisant également un (0-1) GP. Le problème était de produire un planning de 3 ans pour les élèves infirmiers pour se conformer aux normes théoriques et pratiques minimales dans le cadre de la force de travail à l'hôpital.

Burke et al., (2002) [34], présentent une nouvelle approche multicritères, après avoir mis en œuvre des méta-heuristiques avec une fonction de coût pour la planification des infirmiers dans les hôpitaux belges.

Gason et al., (2000) [61] ont abordé la planification des infirmiers travaillant à l'équipe volante (flying squad) d'un hôpital (ceux qui remplacent les postes temporairement dépourvus de leur titulaire ou en cas de surcharge de travail). Le problème était formulé comme un problème de programmation multi-objectifs avec des variables binaires, où la fonction objectif est consistée d'un vecteur de huit objectifs et de variables de pénalité (mesures de déviation) fournies par les

contraintes molles. Deux approches étaient considérées pour résoudre le problème : la méthode de pondération et la méthode séquentielle. Le meilleur résultat est obtenu par la concaténation des deux méthodes.

L'avantage majeur des méthodes multicritères est qu'elles permettent une meilleure manipulation des contraintes en prenant les différents critères en considération. La méthode doit être davantage développée avant d'être appliquée dans une unité de l'hôpital.

c) MP à base quasi-optimale (MP-based near-optimal methods)

Inspiré de Glover et McMillan [64], (1986), Valouxis et Housos, (2000) [123], visent à combiner la puissance des approches MP et AI. Le problème a été formulé comme un modèle approximatif de IP, où le problème IP est premièrement résolu et sa solution est encore améliorée en utilisant la recherche taboue (TS).

Balakrishnan et Wong, (1990) [12], ont utilisé le modèle de réseau pour résoudre le problème des plannings du personnel. Dans le modèle, un graphe non-cyclique est défini, où les nœuds représentent les postes de travail ou les jours de congé, tandis que les arcs entre les nœuds définissent la séquence de poste de travail qui forme la durée de travail légale. Une approche en deux phases a été utilisée pour obtenir des plannings finals.

la **Phase I** a appliqué un algorithme à base dual Lagrangienne (a Lagrangian dual-based algorithm) pour déterminer une bonne borne inférieure pour le problème, alors que la **phase II** a utilisé une approche de k -plus court chemin pour effectuer l'énumération partielle des chemins dans le modèle de réseau et donc pour identifier les chemins solutions.

La plupart des approches mathématiques appliquent les méthodes exactes pour trouver un ensemble réalisable de plannings. Toutefois, le problème du monde réel est si complexe que les modèles exactes, ce qu'exprime le besoin d'autres méthodes de résolution plus flexible par rapport aux demandes du personnel et de l'hôpital, tels que les heuristiques et les AI.

3.2.2 Les méthodes d'Intelligence Artificielle (AI)

L'Intelligence Artificielle (AI) est la simulation de l'intelligence humaine de certains procédés utilisant des machines, notamment les ordinateurs. Ces processus comprennent l'apprentissage (l'acquisition d'informations et de règles d'utilisation de l'information), le raisonnement (en utilisant ces règles pour tirer des conclusions approximatives ou définitives), et l'auto-correction [57].

Les Techniques d'intelligence artificielle ont été utilisées pour résoudre le NSP modélisé comme un CSP [42]. On va citer par la suite les importantes applications de AI.

a) Les méthodes de programmation par contraintes

Les Méthodes de programmation par contraintes sont des techniques puissantes d'intelligence artificielle qui ont été utilisées pour de nombreux problèmes d'optimisation combinatoire. Ces techniques ont été utilisées pour résoudre le NSP modélisé comme un CSP [42]. Les données qui représentent le problème sont décrites par des variables, où chaque variable a un domaine associé qui est l'ensemble de ses valeurs potentiellement réalisables. Le problème de satisfaction de contraintes (CSP) ou encore (Constraint Logic Programming CLP) est donc le problème d'affecter les valeurs aux variables de manière à satisfaire toutes les contraintes qui décrivent les différentes relations qui doivent être remplies par l'ensemble de variables [57].

Les Méthodes à base de contraintes peuvent être programmées en utilisant divers outils de langages de programmation générique tel que C++ ou Prolog ainsi que des bibliothèques spécialisées pour les méthodes de satisfaction de contraintes telles que le Solveur ILOG et CHIP. Leur plus grand avantage est la façon simple dont l'information de contrainte est modélisée. Ceci facilite la génération des systèmes intuitifs avec des interfaces qui peuvent manipuler directement toutes les difficultés qui peuvent exister avec une formulation simplifiée. Un bon nombre de méthodes ont été intégrées avec succès dans des logiciels commerciaux de planification [19].

Abdennadher et Schlenker, (1999) [1], adoptent un modèle interactif de PCSP (a partial constraint satisfaction problem) qui repose sur la programmation par contraintes. INTERDIP, qui est

leur prototype de système, soutient la création semi-automatique des plannings et imite certains aspects de planification manuelle afin d'améliorer la complexité théorique du problème, en utilisant un ensemble de contraintes basées sur CHIP. L'ensemble comprend des équations linéaires, des contraintes sur des domaines finis et des contraintes booléennes.

Cheng et al., (1997) [45], ont développé un système de NSP pour résoudre un problème particulier de l'hôpital. Ils utilisent le solveur ILOG pour générer un planning qui satisfait un grand nombre de règles. Les règles sont divisées en contraintes dures et molles. Les solutions sont générées avec une procédure de 4 étapes, qui est spécifiquement orientée vers la résolution du problème particulier.

Meisels et al., (1995) [88], combinent les réseaux de contraintes et les règles à base de connaissance (knowledge-based rules). Les réseaux de contraintes n'ont pas la flexibilité pour représenter l'information des contraintes du monde réel. La partie règle de base (rule-based) du système est utilisée pour spécifier des informations de préférence y compris les demandes individuelles de postes ainsi que les règles de la substituabilité des employés de différentes classes de compétence. L'approche décrite est implémentée dans un logiciel commercial, appelé TORANIT. Dans un article ultérieur, **Meisels et al.**, (1997) [89], décrivent une approche encore plus souple, qui est implémentée dans le logiciel « Easy Staff ».

Meyer auf'm Hofe, (1997) [91], a rapporté un système commercial ORBIS qui modélise le NSP comme HCSP (hierarchical constraint satisfaction Problem). Son approche est parmi les approches les plus détaillées et flexibles dans la littérature. Le système fournit une *bibliothèque* de différents types de contraintes qui peuvent être choisis par l'utilisateur. Une grande variété de types de poste peut aussi être spécifiée par l'utilisateur. Les Types de contraintes contiennent :

- *Equipages Minimaux et privilégiés* : le système permet à l'utilisateur de spécifier le nombre minimal préféré d'infirmiers nécessaires pour chaque type de poste.
- *Equilibre des heures* : ceux-ci fournissent une grande variété de contraintes temporelles et veillent s'il y a une déviation minimale du temps de travail spécifié dans les contrats des membres du personnel.

- *Temps de repos* : dicte les temps de repos minimaux et privilégiés entre les postes.
- *Modèle de temps de travail* : Une base de données de séquences de poste de travail préféré est stockée.
- *Séquences de postes indésirables* : les séquences de poste spécifiées qui seront pénalisées si elles apparaissent dans le planning.

Le système intègre la méthode de Branch and Bound traditionnelle pour résoudre les problèmes de satisfaction de contraintes avec des approches de recherche locales. Ce travail est prolongé pour rectifier certains problèmes de faisabilité dans le modèle existant.

b) les systèmes d'aide à la décision et system expert

Les techniques d'aide à la décision sont caractérisées par leur capacité à aider les utilisateurs (à savoir les décideurs) à prendre des décisions opérationnelles en fournissant des outils interactifs pour manipuler les variables de décision. Elles fournissent souvent un moyen pour tester les scénarios " **what-if** " et peuvent fournir d'autres décisions et analyses pour les conséquences possibles [19].

Un système expert est un programme informatique qui simule le jugement et le comportement d'un être humain, ou de l'organisation, ayant une expertise et une expérience dans un domaine particulier.

Typiquement, un tel système contient une base de connaissances pour stocker les expériences accumulées et un ensemble de règles pour l'application de la base de connaissances à une situation particulière quand elle est décrite dans le système expert. Dans le contexte de la planification du personnel, ces règles sont utilisées pour construire des plannings [57] .

Smith et al., (1979) [118], ont développé un système d'aide à la décision « what-if » qui permet aux utilisateurs de modifier des plannings par l'attribution et le changement du poids (pondérations) aux différents objectifs. Cette fonctionnalité permet aux utilisateurs de "régler" les solutions produites en fonction de leur perception de l'importance de différents objectifs et préférences du personnel.

Bell et al., (1986) [23], ont développé un système visuel interactif d'aide à la décision pour la planification de main-d'œuvre. C'est une solution assez basique, mais elle est intéressante en raison des niveaux d'interaction.

Le système aide à la décision mis en place par **Ozkarahan**, (1991) [104], utilise un modèle de programmation par but. Les dimensions du problème sont toujours très petites. **Ozkarahan et Bailey**, (1988) [103], décrivent trois objectifs dans l'approche de programmation par but.

Beddoe et al., (2002) [18], présentent une approche de raisonnement à base de cas pour les problèmes de planification des infirmiers. Ils tentent d'automatiser l'auto-planification. Les règles qui doivent être prises en compte durant la construction du planning sont les suivantes : fournir les compétences appropriées, percevoir la couverture, le ratio personnel-patient, et un ensemble de contraintes de cas spécifiques. Les planificateurs de l'hôpital combinent et réparent des plannings partiels qui ont été construits à partir des préférences et demandes personnelles. Ce document fournit des résultats des tests effectués sur des données réelles et est utilisé dans un hôpital moderne.

Scott et Simpson, (1998) [113], ont développé un algorithme qui combine le raisonnement à base de cas avec des techniques de contrainte. Ils tentent de trouver des solutions de bonne qualité dans un délai limité en imitant les approches manuelles des planificateurs. Une base de cas pour les modèles de poste est utilisée pour fournir des solutions initiales. Ces solutions sont ensuite corrigées au moyen des méthodes de satisfaction de contraintes.

Scott et Simpson ont identifié les étapes suivantes :

- Mettre en place une base de cas des ensembles de modèles de poste efficace.
- Analyser le problème (partiellement) et trouver le meilleur cas.
- Affecter les modèles de poste à partir du cas sélectionné aux infirmiers en utilisant une règle de classement.
- Analyser les affectations de postes pour trouver les problèmes de couverture.
- Corriger, si possible les problèmes de couverture, par des échanges juridique des postes.
- Conserver la solution comme un cas généralisé si elle est suffisamment différenciée en termes de cas existants.

Chen et Yeung, (1993) [43], planifient les infirmiers avec un système expert hybride. Le système gère les contraintes telles que les jours de repos demandés, maximum de jours de travail consécutifs (limité à 6), minimum de jours libres consécutifs, etc. Certaines mesures d'équité sont également prises en considération. Le programme tente de répondre aux niveaux minimum du personnel en appliquant un module de programmation par but. Contrairement à beaucoup d'autres approches, où la couverture minimum est une contrainte dure, Chen et Yeung définissent des niveaux d'aspiration pour chaque but (objectif).

Meisels et Kaplansky, (2002) [90], ont proposé pour résoudre le NSP un système à base d'agent distribué combiné avec des méthodes de satisfaction de contraintes avec le paradigme agent.

Li et Aicklin (2003) [82] ont présenté un algorithme d'optimisation bayésienne pour mettre en œuvre l'apprentissage explicite de solutions générées dans le passé.

L'approche bayésienne proposée atteint cet objectif en choisissant une règle appropriée, pour l'affectation de chaque infirmier. L'algorithme d'optimisation bayésienne est appliqué pour identifier les bonnes solutions partielles et les compléter par la construction d'un réseau bayésien avec 4 nœuds par infirmier, représentant les 4 règles de planification qui pourraient être utilisées pour déterminer les modèles des infirmiers. Les résultats de calcul utilisent des données de 52 instances collectées d'un hôpital du Royaume-Uni. Ils ont rajouté par la suite un system de classification adapté (2004).

3.2.3 Les Heuristiques :

Dans la pratique, la taille des problèmes de planification des infirmiers, et le manque de connaissances sur la structure de la plupart d'entre eux, font obstacle à l'applicabilité de méthodes d'optimisation exacte qui exigent généralement un grand temps de calcul pour produire des solutions optimales. En revanche, les approches heuristiques peuvent produire des plannings de haute qualité pour les problèmes du monde réel dans un temps de calcul acceptable, sans un modèle mathématique explicite.

Une heuristique est une «règle empirique» (rule of thumb) utilisée pour résoudre un problème et est

définie par Reeves (1993) [108] comme une méthode qui produit une solution de qualité acceptable et des coûts de calcul non important [108]. Les Solutions heuristiques ne peuvent jamais garantir l'optimalité de la manière que les méthodes mathématiques et les méthodes de programmation par contraintes peuvent garantir.

On distingue entre deux types d'heuristiques, les heuristiques constructives et les méta-heuristiques. Les heuristiques constructives fournissent des outils très rapides pour générer des solutions d'une façon systématique, mais nécessitent une formulation relativement simple du problème à mettre en place. Les méthodes Méta-heuristiques fonctionnent sur les solutions existantes pour essayer de faire mieux et de fournir des outils très flexibles et adaptables. Ils ont été un domaine de recherche très populaire ces dernières années et ont été mis en œuvre avec succès dans plusieurs produits commerciaux de planification.

a) Heuristiques constructives

Les heuristiques constructives tentent de construire ou manipuler des solutions en utilisant des règles ou des procédures simples. Ces méthodes peuvent, dans certains cas, être prouvées pour résoudre les problèmes à optimalité (ou dans certaines limites acceptables) en utilisant l'analyse mathématique (en particulier pour des problèmes simples).

De nombreuses approches heuristiques sont des problèmes très spécifiques ; elles sont conçues pour résoudre des problèmes ayant des caractéristiques particulières et sont donc souvent pas adaptées aux applications plus générales. Néanmoins, le faible coût de calcul de plusieurs méthodes heuristiques est très attractif. Ces méthodes sont également intéressantes pour les chercheurs car elles peuvent donner des informations sur le succès ou l'échec des méthodes qui sont souvent utilisées au cours du raisonnement manuel de l'homme [19].

L'applicabilité des algorithmes heuristiques de planification exige une formulation claire des exigences de l'hôpital. Il est nécessaire de quantifier la qualité des différents plannings de façon non ambiguë. Les planificateurs d'heuristiques définissent un certain nombre de mesures afin de générer un planning qui respecte les contraintes (par exemple [107]).

La plupart des heuristiques sont développées pour générer des plannings cycliques et elles imitent souvent la manière d'essais et d'erreurs par lesquels le planificateur construit le planning à la main [35].

Smith, (1976) [116] a développé un algorithme interactif pour le développement des plannings cycliques d'infirmiers. Cette méthode prend les contraintes de couverture et les contraintes temporelles en compte et détermine le nombre de membres du personnel. Les contraintes temporelles qu'elle considère sont simples et les préférences individuelles ou les contraintes de demande ne sont pas autorisées. Trois types de postes étaient prévus, les postes de jour, de soir et de nuit.

Smith and Wiggins, (1977) [117], ont mis au point un système, en utilisant des techniques de traitement de liste (list-processing Techniques) qui génèrent des plannings mensuels non-cyclique pour plusieurs catégories de compétences. Le modèle intègre un nombre considérable de contraintes telles que celles des jours de repos. Les utilisateurs peuvent faire des modifications manuelles aux plannings générés.

Burns et Carter, (1985) [39], ont introduit une méthode heuristique pour la construction de plannings cycliques et pour calculer la taille de la main-d'œuvre pour des problèmes de poste unique. Leur méthode permet la demande variable et un certain nombre de contraintes temporelles simples (y compris les contraintes de week-end). Les auteurs présentent une preuve que leur algorithme est optimal en temps linéaire.

Blau et Sear,(1983) [21], ont généré tous les modèles de poste possibles dans une période de deux semaines. Un algorithme cyclique est utilisé dans la deuxième étape afin de trouver un planning global optimal parmi l'un des 60 meilleurs modèles pour chaque infirmier. L'approche est développée avec trois catégories de compétences.

Anzai et Miura, (1987) [8], présentent un algorithme de descente cyclique pour un service dans lequel les membres du personnel sont identiques (en ce qui concerne les compétences et la réglementation du travail). Anzai et Miura déclarent que leur modèle est trop simplifié pour les applications pratiques.

Schaerf et Meisels, (1999) [112], présentent une définition générale des problèmes de planification des employés. C'est le problème d'affecter des tâches à des employés dans des postes. Les postes sont des périodes prédéfinis qui peuvent résider n'importe où sur l'axe du temps. Le modèle

inclut les contraintes de couverture strictes, mais il permet une certaine flexibilité en ce qui concerne les contraintes de cas spécifiques. Le problème consiste exactement à répondre à l'ensemble de ces contraintes, tout en essayant de répondre aux préférences dans les affectations.

Une recherche locale générale est introduite pour permettre les affectations partielles et ainsi l'utilisation d'un plus grand espace de recherche.

Dans l'approche, les fonctions de voisinage peuvent inclure les opérations 'insérer', 'supprimer', et 'remplacer'. L'approche a été testée dans des environnements théoriques : un hôpital et un environnement de production.

Kostreva et Jennings, (1991) [81], résolvent le problème de planification des infirmiers en deux phases. La première phase génère des groupes de plannings possibles qui respectent les exigences minimales du personnel et chaque planning individuel remplit toutes les contraintes de travail importantes. Dans la deuxième phase, le meilleur « profil d'aversion » possible, qui est basé sur les préférences des infirmiers à titre individuel est calculé. Les problèmes abordés ne sont pas complexes.

b) Les Meta-heuristique

Nous croyons que les méta-heuristiques sont généralement mieux adaptées que d'autres approches pour générer une solution acceptable dans les cas où la charge de contrainte est extrêmement élevée et même dans les cas où les solutions réalisables sont très difficiles (voire impossible) à trouver [35].

Par rapport aux heuristiques constructives, les méta-heuristiques démontrent l'indépendance relative des caractéristiques spécifiques des problèmes qu'ils visent à résoudre [108]. Ce sont des heuristiques plus populaires, et également plus efficaces, ce sont des techniques générales qu'il s'agit d'adapter à chaque problème particulier. Parmi ces techniques générales, nous nous pencherons ici sur deux approches ayant clairement démontré leur utilité dans la planification des infirmiers. La première de ces approches est appelée *Recherche Locale*, elle comprend, entre autres, la technique du Recuit Simulé [80] et la Recherche Taboue [65] .

La deuxième approche, appelée *Méthode Evolutive*, est plus récente puisqu'elle date du début des années 90. L'Algorithme évolutionnaire est un terme générique utilisé pour décrire cette classe de

méthode qui s'est particulièrement faite connaître par l'intermédiaire des algorithmes génétiques dont l'origine remonte aux travaux de Holland (1975) [71].

b.1) La Recherche Locale

Les techniques de Recherche Locale associent un voisinage $N(s)$ à chaque solution $s \in S$, et construisent une séquence s_0, s_1, \dots de solutions où s_0 est une solution initiale généralement produite par un algorithme constructif simple, et où chaque s_i fait partie du voisinage $N(s_{i-1})$ de s_{i-1} . Toute solution dans le voisinage $N(s)$ de s est dite *voisine* à s .

Divers critères d'arrêt peuvent être considérés, tel qu'un temps limite imposé ou un écart par rapport à une borne inférieure jugé suffisant. Une description générale des techniques de Recherche Locale est donnée ci-dessous :

RECHERCHE LOCALE

Générer une solution initiale s et poser $s^* = s$

Tant qu'aucun critère d'arrêt n'est satisfait faire

- Générer une solution s' dans le voisinage $N(s)$ de s .
- Poser $s = s'$ et mettre à jour s^* si $f(s) < f(s^*)$

Deux techniques principales de recherche locale ont été proposées pour résoudre le NSP, la technique du *Recuit Simulé* et *La Recherche Taboue* [7] .

Le Recuit simulé

La technique du Recuit Simulé [80], choisit s' au hasard dans $N(s)$. Cette solution voisine à s est acceptée comme nouvelle solution courante si elle est meilleure que s . Dans le cas contraire, s' n'est acceptée comme nouvelle solution courante qu'avec une certaine probabilité. Si s' est refusée, une nouvelle solution est tirée au hasard dans $N(s)$, et ainsi de suite. Le processus s'arrête lorsque la solution s n'a plus été modifiée depuis un certain temps. La probabilité d'accepter une solution voisine s' avec $f(s) > f(s')$ comme nouvelle solution courante diminue avec le temps [7].

Isken et Hancock[73], (1990), formulent le problème de planification des infirmiers, qui est plutôt simplifié, comme un programme en nombre entier. Les sous- et sur-effectifs sont autorisés mais pénalisés. Ainsi, ils résolvent un problème différent que nombreux autres problèmes de planification des infirmiers en raison de la flexibilité dans la couverture du personnel.

Le modèle a été un modèle tactique de la planification de patrons de travail (tour scheduling) pour aborder les questions de politique de planification en amont du problème de planning à court terme.

Brusco et Jacobs [30], (1995), mélangent le recuit simulé et une simple heuristique de recherche locale pour générer des plannings cycliques pour les organisations de fonctionnement continu.

Le travail se concentre sur le problème du personnel (staffing) en comparant le coût des options alternatives de planification du personnel. Brusco et Jacobs ont appelé leur problème : le problème de planification de patrons de travail, il détermine les plannings de postes quotidiens et les affectations de jours de repos hebdomadaires pour les employés dans un horizon de planification spécifiée.

Une telle approche implique une réduction qui interdit l'utilisation des plannings de postes quotidiens qui doivent couvrir une période de 24 heures par la suite. La formulation mathématique associée à cette réduction est appelée la planification discontinue de patrons (discontinuous tour-scheduling).

Bien que l'article soit plus orienté vers le problème du personnel, l'approche peut aborder différents types de problèmes réels qui ne doivent pas être résolus à optimalité.

La Recherche taboue

La Recherche Taboue [65] est similaire à la méthode de descente, en ce sens que la solution s' choisie dans $N(s)$ est la meilleure possible. Cependant, l'algorithme ne s'arrête pas si $f(s') \geq f(s)$, le principe sous-jacent étant qu'il se peut que l'on doive détériorer la solution courante pour pouvoir atteindre un optimum global. Ce fait est illustré dans la figure 3.1.

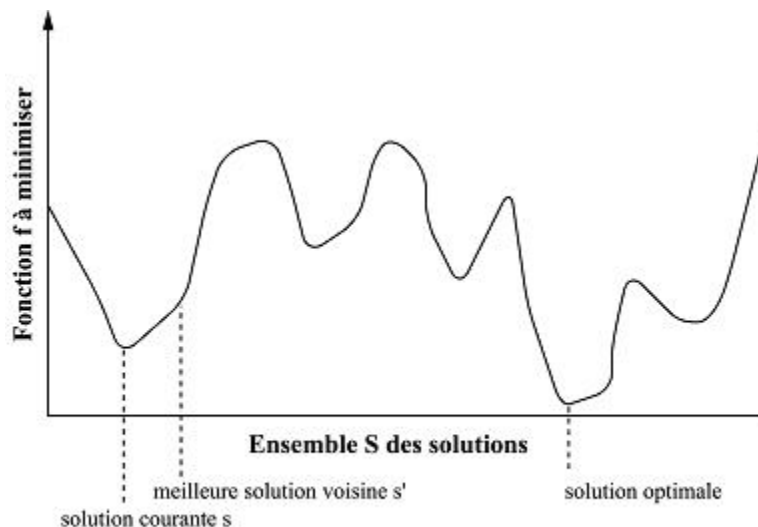


FIGURE 3.1 – La recherche de la solution optimale peut nécessiter une détérioration de la solution courante

Lorsque la meilleure solution $s' \in N(s)$, s est telle que $f(s') > f(s)$, il est possible que s soit la meilleure solution dans $N(s')$ et l'algorithme risque alors de boucler autour des solutions s et s' . Pour contourner cette difficulté, la Recherche Taboue considère une liste de solutions dites 'taboues', en ce sens qu'il est interdit de se rendre vers une solution faisant partie de cette liste pendant un certain nombre d'itérations. Ainsi, lorsque la Recherche Taboue se déplace d'une solution s vers une solution voisine s' , la solution s est introduite dans la liste taboue, empêchant le retour immédiat vers s [7].

Berrada et al., (1996) [25], combinent la recherche taboue avec une approche multi-objectifs (voir programmation par but). Afin d'obtenir une solution réalisable, un ensemble de contraintes dures, liées aux spécifications du contrat administratif, doivent être satisfaites. Une liste détaillée des contraintes molles est traitée comme une liste d'objectifs à atteindre et l'objectif global est de se rapprocher autant que possible de ces objectifs. L'approche a produit des résultats satisfaisants après quelques tests sur quelques problèmes réels.

Burke et al.[32], (1999), proposent une approche hybride de recherche taboue avec des algorithmes basés sur des techniques d'amélioration inspirées de l'homme (human-inspired improvement techniques). Les utilisateurs du logiciel peuvent définir leurs exigences telles que leurs propres types de

poste, la réglementation du travail et les catégories de compétences afin de répondre aux exigences de l'hôpital. La couverture (définie comme une couverture minimum et de préférences) est traitée comme une contrainte dure. Tout en restant dans la partie réalisable de l'espace de solution, les algorithmes tentent de modifier le planning afin de réduire le nombre de violations des contraintes de cas spécifiques des plannings personnels.

En outre, le modèle et les algorithmes sont mis en œuvre dans un système qui a été utilisé dans plus de 40 hôpitaux belges.

Valouxis et Housos, (2000) [123], proposent des techniques hybrides d'optimisation pour les plannings de trois postes.

Ils intègrent la recherche taboue dans un modèle de programmation linéaire (modèle approché pour améliorer la performance). De meilleures solutions sont ensuite générées à l'aide de techniques de recherche locale. Dans les voisinages définis par les procédures de recherche locale, un algorithme de recherche taboue est effectué pour trouver des solutions de haute qualité.

Bellanti et al. [24], (2004), présentent des algorithmes pour résoudre un problème particulier dans un hôpital italien. Ils traitent ce problème du monde réel avec un grand nombre de contraintes divisées en contraintes de couverture et autres des exigences contractuelles et opérationnelles. Une méthode de recherche taboue et une approche itérative de recherche locale ont été développées pour générer différentes solutions initiales. Les résultats du logiciel élaboré améliorent la planification manuelle dans l'hôpital et le temps de calcul est réduit de manière satisfaisante.

Ikegami and Niwa [72], (2003) ont utilisé une recherche taboue pour générer des résultats de bonne qualité pour le problème à 2 postes. Aussi, **Dowland** [49], (1998), a exploité différentes stratégies de recherche par voisinage dans un algorithme de recherche taboue.

b.2) Les Méthodes Evolutives (à base de population)

Ces méthodes sont des algorithmes de recherche heuristique adaptatifs imitant les idées évolutionnistes de la sélection naturelle et les processus génétiques [86].

Les Méthodes Evolutives [69] sont une autre famille de méta-heuristique. Contrairement à la Recherche Locale qui tente d'améliorer itérativement une solution courante, les Méthodes Evo-

lutives travaillent sur une *population* de solutions en appliquant un processus cyclique composé d'une phase de *coopération* (croisement) et d'une phase *d'adaptation individuelle* (de sélection) qui se succèdent à tour de rôle. Dans la phase de coopération, les solutions de la population courante sont comparées entre elles, puis combinées, dans le but de produire de nouvelles solutions qui héritent des bons aspects de chaque membre de la population.

Dans la phase d'adaptation individuelle, chaque solution dans la population peut évoluer de manière indépendante. On peut utiliser le même type de critère d'arrêt que dans la Recherche Locale, ou alors on peut décider de stopper une Méthode Evolutive dès que les solutions dans la population sont jugées trop similaires. Une description générale des Méthodes Evolutives est donnée ci-dessous [7].

METHODE EVOLUTIVE

Générer un ensemble P de solutions dans S

Tant qu'aucun critère d'arrêt n'est satisfait faire

- Appliquer un opérateur d'adaptation individuelle à chaque solution dans P .
- Appliquer un opérateur de coopération afin d'effectuer des échanges d'information parmi les solutions de P et ainsi mettre à jour P .

Les algorithmes évolutionnaires sont utilisés pour résoudre des problèmes d'optimisation en imitant des modèles biologiques de l'évolution naturelle. Habituellement, ils sont appliqués à des problèmes de planification autant que des algorithmes génétiques.

Les algorithmes génétiques

L'Algorithme Génétique (GA), établie par Holland (1975) [71] et par d'autres auteurs, est un cas particulier de la méthode évolutive. Le concept de base consiste à simuler les processus évolutionnaires et au principe de la survie du plus apte. Comme tels, ils représentent une exploitation intelligente d'une recherche aléatoire dans un espace de recherche définis pour résoudre le problème à l'étude. Ainsi, les GAs ont attiré beaucoup d'attention dans la résolution de divers problèmes de planification dans de nombreux domaines. Selon Michalewicz (1995) [93], l'application et le succès de l'exploitation du GA dépend de l'intégration des informations du problème spécifique.

Dans un GA, un individu (chromosome) représente une solution candidate pour un problème donné. Chaque gène qui compose un individu reçoit une valeur allèle d'un ensemble de valeurs. Par exemple, dans une représentation binaire, un gène allèle obtient une valeur de l'ensemble 0,1. Dans un cycle itératif, une population d'individus générée aléatoirement évolue vers une solution optimale en subissant un ensemble d'opérateurs génétiques, à savoir le croisement, la mutation et la sélection [102].

L'organigramme de l'algorithme génétique générique est de la forme suivante :

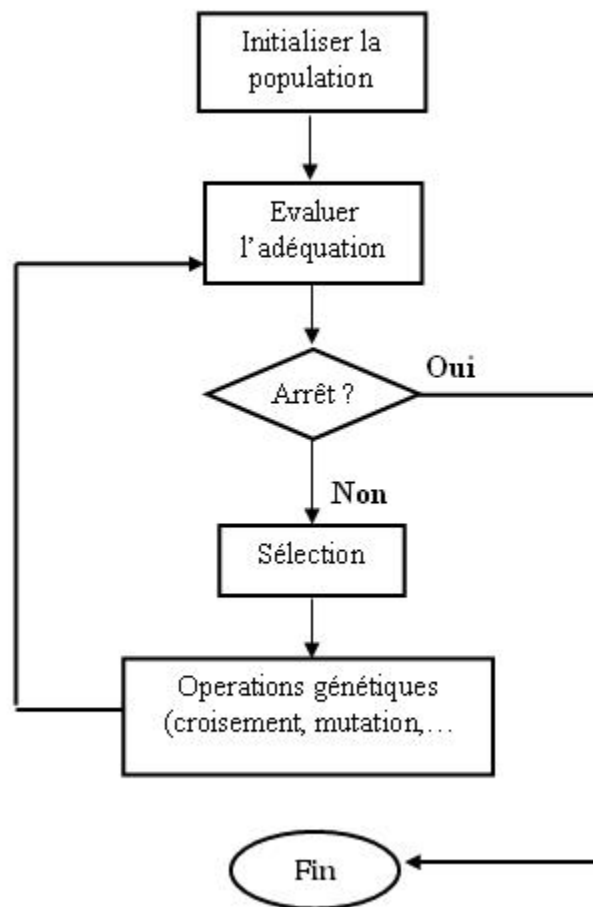


FIGURE 3.2 – Organigramme évolutionnaire classique des algorithmes génétiques

L'adaptation individuelle dans cet algorithme est réalisée à l'aide de l'opérateur dit de *mutation*, alors que l'échange d'information est gouverné par un opérateur de *croisement* (crossover). Il est de plus en plus courant de nos jours d'appliquer brièvement une Recherche Locale à chaque membre de la population à titre d'adaptation individuelle, et on parle alors généralement d'*algorithme hybride*[7].

Dans la littérature, plusieurs algorithmes génétiques ont été proposés pour résoudre le NSP en vertu de diverses hypothèses.

Maenhout et Vanhoucke (2011) [87] ont présenté un algorithme génétique hybride pour le problème de planification des infirmiers (NSP). Le pseudo-code du cadre générique de l'évolution de chaque étape de leur algorithme génétique est décrit ci-dessous.

```
Algorithme GA NSP
Initialiser une Population d'individus
Evaluer l'Adéquation de chaque individu
    Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint
        Selection des individus à combiner
        Application de l'opération de Croisement
        Application de l'opération de Mutation
        Application des heuristiques de Recherche Locale
        Evaluation de l'Adéquation de nouveaux individus créés
    Mettre à jour la Population
    Fin Tant que
```

Pour résoudre le NSP, l'algorithme génétique commence par l'initialisation d'une population d'individus. Les solutions sont habituellement générées de manière aléatoire au moyen d'une heuristique constructive simple et efficace. L'heuristique planifie les infirmiers dans un ordre aléatoire en prenant les coûts de préférence et les coûts de pénalité de violer les contraintes de couverture en compte. Chaque solution individuelle générée est codée dans une structure de données, appelée chromosome. L'ensemble de chromosomes peuvent servir comme entrée pour une fonction d'*adaptation* (fitness function) qui évalue la qualité de la solution. Chaque paires de chromosomes,

appelés chromosomes parents, est choisit au hasard (étape de *selection*) et l'échange d'informations de manière qu'un nouveau individu est créé avec les attributs des deux chromosomes parent (crossover). Chaque nouveau chromosome peut subir une autre transformation par l'affectation des plannings aléatoires aux infirmiers, appelée une *mutation*.

La stratégie de sélection des chromosomes des parents ainsi que la recombinaison et les opérations de mutation tous impliquent des choix aléatoires. Les heuristiques de *recherche locale* explorent des points de solutions voisines des nouveaux points de solutions générées afin d'améliorer à la fois le coût de préférence total et la couverture.

Aickelin et Dowsland , (2000) [4], ont abordé le problème NSP, où l'approche évolutive est un complexe « algorithme génétique coopératif ». La connaissance spécifique du problème est utilisé à la fois pour guider l'opérateur de combinaison (crossover) et un opérateur de hill-climbing de l'algorithme évolutionnaire. Aickelin et Dowsland déterminent la valeur de la pénalité des plannings hebdomadaires à l'avance.

C'est une contribution importante qui fonctionne très bien pour le problème de planification personnel pour un hôpital particulier. Toutefois, elle n'est pas applicable à la situation de tous les hôpitaux.

Dans une différente approche de GA, une stratégie d'encodage indirecte a été utilisée par les mêmes auteurs. Une fonction d'heuristique décodeur a été utilisée pour convertir les classements de bonne qualité d'infirmiers dans les plannings possibles.

Cette approche a été capable de produire des plannings qui ont été aussi bonnes que celles produites en utilisant l'approche de recherche taboue.

Le problème abordé par **Aickelin et White** [5], (2004), est exactement le même que le problème décrit dans [4]. Deux différents algorithmes sont introduits : un algorithme génétique avec un codage qui est basé sur une formulation de la programmation en nombre entier, et un GA « indirect » avec une fonction heuristique décodeur séparée.

Aickelin et white proposent une méthode statistique pour comparer les algorithmes.

Easton et Mansour[53], (1993), développent un algorithme génétique distribué pour un personnel d'employés et un problème de planification appelé «tour scheduling » ou problème de plan-

ification de patrons de travail. L'algorithme vise à minimiser le nombre de membres du personnel pour répondre aux exigences.

Kawanaka et al. [78], (2001), proposent un algorithme génétique pour la planification des infirmiers sous diverses contraintes. Une distinction est faite entre les contraintes « absolues » et « souhaitables ». Parmi les contraintes absolues on trouve la couverture minimum par catégorie de qualification. La fonction objectif considère des poids pour les critères souhaitables : la balance des postes, l'attribution de congés demandés, etc. Les opérations de croisements utilisés dans l'approche sont autorisées à produire des résultats irréalisables et un certain nombre d'outils sont utilisés pour réimposer la faisabilité. L'algorithme était comparé à d'autres approches de GA.

Tanomaru [119], (1995), présente un algorithme génétique pour résoudre un problème de planification du personnel. L'objectif est de minimiser le coût salarial total dans une situation où le nombre du personnel n'est pas fixé. Les solutions doivent répondre aux exigences de main-d'œuvre, tout en respectant le nombre maximal de postes de travail individuels.

D'autres approches d'algorithme génétique pour le NSP ont été présentées. **Duenas et al.** [51], (2003). ont proposé une approche qui utilise un modèle multi-objectifs de NSP. **Jan et al.** [74], (2000) ont développé une approche d'« algorithme génétique de population moins coopérative » pour résoudre un NSP multi-objectifs aussi.

Les algorithmes mémétiques

Le terme « Algorithme Mémétique », ou « Memetic Algorithm » en anglais, a été introduit dans la fin des années 80 pour désigner une famille de méta-heuristiques qui ont pour thème l'hybridation de différentes approches algorithmiques pour un problème donné. L'adjectif « memetic » vient du terme « meme », inventée par R. Dawkins pour désigner un analogue du gène dans le contexte de l'évolution culturelle [97].

Ils ont été développés pour résoudre la recherche difficile et les problèmes d'optimisation, y compris les problèmes de planification dans le monde réel [102]. Ces algorithmes représentent un ensemble d'algorithmes hybrides, généralement constitués d'un algorithme génétique combiné à une approche

de recherche locale qui améliore la capacité d'exploitation de GA [19]. Dans un MA traditionnel, une méthode « hill climbing » (une technique qui appartient à la famille de recherche locale) unique est appliquée au cours du processus de recherche après que la mutation se produise [58].

Notez que dans le cas où il existe un ensemble de techniques hill climbing, un mécanisme peut être utilisé pour sélectionner une technique parmi cet ensemble au cours de l'étape d'amélioration sans modifier le cadre original de MA [58].

Burke et al. [33], (2001) ont présenté une approche d'algorithme mémétique pour le NSP. L'algorithme mémétique est combiné avec l'approche de recherche taboue dans un algorithme hybride. Les auteurs signalent que l'algorithme mémétique seul produit des solutions qui rivalisent avec ceux de l'approche de recherche taboue, mais prend beaucoup plus de temps pour le faire. L'approche hybride mémétique/ taboue produit des solutions meilleures que la recherche taboue et il est recommandé que cette méthode soit utilisée lorsque les planificateurs n'ont pas besoin de résultats rapides.

Özcan, (2005) [101] a proposé de résoudre le problème de planification des infirmiers par des algorithmes mémétiques basés sur une méthode auto adaptative VDHC (a violation directed hierarchical hill climbing) et différents types d'opérateurs génétiques. Dans la plupart des instances du problème de planification, les variables sont hiérarchisées. Soit un classificateur est un sous-ensemble de variables, à chaque niveau dans la hiérarchie un ensemble de classificateurs, représentant des groupements logiques, peut être formé. Un arrangement statique est utilisé lors des expériences. Dans cette approche :

- la fonction d'adéquation (Fitness) accumule chaque pénalité de violation pondérée par rapport à son type de contrainte.
- la mutation peut être appliquée sur tous les classificateurs au même niveau, de manière indépendante.
- le croisement traditionnels (IPTX) et le croisement uniforme (UX) sont utilisés pour concevoir un ensemble d'opérateurs de croisement modifié.
- une méthode hill climbing est appliquée dans le cadre d'un algorithme hybride ce qui est coûteux en terme de temps de calcul pour les problèmes de planification. Pourtant, si la qualité de solution augmente, l'approche de hill climbing pourrait être préférée.

Scatter Search

Scatter Search est une méta-heuristique à base de population dans laquelle les solutions sont combinées pour obtenir de meilleures solutions en utilisant des combinaisons convexes linéaires ou non-linéaires pour résoudre des problèmes d'optimisation combinatoire.

La forme originale de Scatter search était établie par Glover en (1977) [63]. Sur la base de formulations initialement proposé dans les années 1960 pour combiner des règles de décision et des contraintes du problème, ces méthodes utilisent des stratégies pour combiner des vecteurs de solution qui ont prouvé leur efficacité pour la planification et beaucoup d'autre domaines d'application [67]. Cette méta-heuristique évolutionnaire diffère donc des autres approches évolutionnaires, tels que les algorithmes génétiques, par l'utilisation des conceptions stratégiques qui fournissent des principes unificateurs pour joindre les solutions, tandis que d'autres approches ont recours à la randomisation [85].

Les mécanismes au sein de Scatter Search ne se limitent pas à une conception unique et uniforme qui permet d'explorer les possibilités stratégiques qui peuvent s'avérer efficaces dans une implémentation particulière. Ces observations et principes conduisent au modèle suivant pour implémenter le Scatter Search [67] :

1. *Méthode de diversification de la génération* (Diversification Generation method) pour générer une collection de diverses solutions d'essais, en utilisant une solution d'essai arbitraire comme une entrée.
2. *Méthode d'amélioration* (Improvement Method) pour transformer une solution d'essais dans une ou plusieurs solutions d'essai améliorées.
3. *Méthode de mise à jour de l'ensemble de références* (Reference Set Update Method) pour construire et maintenir un ensemble de références composé des b "meilleures" solutions trouvées (où la valeur de b est généralement faible), organisé pour fournir l'accès efficace par d'autres parties de la méthode.
4. *Méthode de génération de sous-ensemble* (Subset Generation Method) pour fonctionner sur l'ensemble de références, pour produire un sous-ensemble de ses solutions comme base pour la création de solutions combinées.

5. *Méthode de combinaison de solutions* (Solution Combination Method) pour transformer un sous-ensemble donné de solutions produites par la méthode Subset Generation dans un ou plusieurs vecteurs de solutions combinées.

Plus de détail sur le fonctionnement de ces processus est décrit dans l'article [66].

Le modèle de Scatter Search a été appliqué avec succès dans plusieurs domaines d'application. Cependant, d'après une modeste recherche dans la littérature, nous pouvons dire que la technique de Scatter Search n'a pas été appliquée largement sur la planification du personnel, particulièrement le personnel infirmier.

Casado et al [41], (2005), ont abordé un problème de planification de main-d'œuvre « scheduling labor » pour optimiser les flux des passagers à l'aéroport. Dans leur article, ils décrivent le développement et la mise en uvre d'un système d'aide à la décision pour l'optimisation du flux de voyageurs se basant sur la qualité de repos et les coûts du travail dans un aéroport.

Pour le NSP en particulier, nous n'avons trouvé qu'une seule recherche publiée par Maenhout et Vanhoucke qui le traite à l'aide du Scatter Search.

Maenhout et Vanhoucke [85] (2006), ont décrit leur implémentation de l'approche de Scatter Search au problème de planification des infirmiers (NSP). En outre, ils ont discuté et illustré les principes sous-jacents et la mise en œuvre de la technique de Scatter Search indiquées auparavant, pour le NSP.

Le pseudo-code de leur modèle de Scatter Search générique pour résoudre le NSP est le suivant :

```
Algorithme Scatter Search NSP
Méthode de la Diversification de la Génération
    Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint
Méthode de Génération de sous-ensemble
Méthode de Combinaison de sous-ensemble
Méthode d'Amélioration
Méthode de mise à jour de l'ensemble de références
    Fin Tant que
```

Ils ont étudié deux types de méthode de combinaison de solutions dans le cadre de Scatter Search, tout dépend du mouvement du voisinage : soit un mouvement de voisinage d'infirmier (a nurse neighbourhood move) ou un mouvement de voisinage de jour (a day neighbourhood move). Ceci en basant sur quatre éléments de coût, dans les deux cas :

- Les coûts de préférences.
- Les informations sur la couverture.
- Les postes critiques de la solution initialisée.
- L'orientation de la solution guidée (guiding solution).

Enfin, ils ont présenté des résultats de calcul pour leurs procédures testées sur les instances du problème NSPLib sous différentes hypothèses.

L'algorithme Electromagnétique

L'électromagnétisme est une méta-heuristique à base de population qui opère dans un espace de solution multi-dimensionnelle [84].

L'algorithme de Mécanisme Electromagnétique (EM) commence avec une population de plannings possibles générés de manière aléatoire. La méthode utilise un mécanisme d'attraction-répulsion pour déplacer une population de plannings vers l'optimalité. L'idée principale de l'algorithme EM a été introduite par Birbil et Fang (2003) [26] et est basée sur la connaissance des forces d'attraction ou de répulsion mutuelle en fonction de leur pénalité individuelle. La force d'attraction / répulsion est directement proportionnelle au produit de leurs charges et inversement proportionnelle au carré de la distance entre eux. Chaque particule (planning) représente une solution et la charge de chaque particule représente sa qualité de solution qui détermine l'ampleur d'un effet d'attraction et de répulsion dans la population. En outre, la force électrostatique entre deux charges ponctuelles est directement proportionnelle à la magnitude de chaque charge et inversement proportionnelle au carré de la distance entre les charges [26].

La charge fixe du planning i se présente comme suit [111] ;

$$q^i = \exp \left(-T \frac{f(x^i) - f(x^{best})}{\sum_{k=1}^m (f(x^k) - f(x^{best}))} \right)$$

Avec :

q^i : la charge du planning i

$f(x^i)$: pénalité du planning i

$f(x^k)$: pénalité du planning k

$f(x^{best})$: pénalité du meilleur planning

m : taille de la population

T : nombre d'intervalles de temps

Une meilleure solution encourage d'autres particules à converger vers les régions attrayantes. Ces particules se déplacent avec la force totale et donc des solutions diversifiées sont générés. La formulation suivante est la force totale de la particule i .

$$F^i = \sum_{j=1}^m \begin{cases} (f(x^j) - f(x^i)) \frac{q^i q^j}{\|f(x^j) - f(x^i)\|^2} & \text{si } f(x^j) < f(x^i) \\ (f(x^i) - f(x^j)) \frac{q^i q^j}{\|f(x^j) - f(x^i)\|^2} & \text{si } f(x^i) \geq f(x^j) \end{cases} \quad \forall i$$

EM a également été appliquée avec succès par **Debels et Vanhoucke**, (2006) [47], pour un problème de planification du projet.

Maenhout et Vanhoucke, (2005) [84], ont présenté une nouvelle technique pour affronter le problème de planification des infirmiers (NSP). L'approche EM pour le NSP suit la même approche générique de l'algorithme EM original de Birbil et Fang (2003) [26] et peut être affiché en pseudo-code comme suit :

```
Algorithme EM NSP
Modèles de classe (C, L)
Population initiale (m)
  Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint
Recherche Locale
Calculer les forces
Appliquer les forces
  Fin Tant que
```

La procédure EM commence par une fonction d'initialisation « modèles de classe » (Rank Patterns) pour générer l'ensemble des modèles de poste pour chaque infirmier, en prenant l'ensemble spécifique de contraintes dures C en compte. Une population initiale est construite de façon aléatoire contenant m éléments de population. Chaque élément de la population, ou point solution, représente un planning en tant que vecteur de modèle de poste pour chaque infirmier.

La fonction « Recherche Locale » est appliquée avant qu'une nouvelle population est créée et explore l'immédiat *euclidien voisinage* de points individuels. La force totale exercée sur chaque point par les autres points est calculée par la fonction « calcul de forces » (compute force), et dépend de la charge du point considéré ainsi que les points qui exercent la force. Dans l'algorithme EM, chaque point dans une population exerce une force sur tous les autres points.

La fonction « appliquer les force » (apply forces) génère une nouvelle population en fonction des forces résultantes. La force imposée identifie seulement le sens du déplacement.

La figure 3.3 représente un schéma illustratif de ces forces

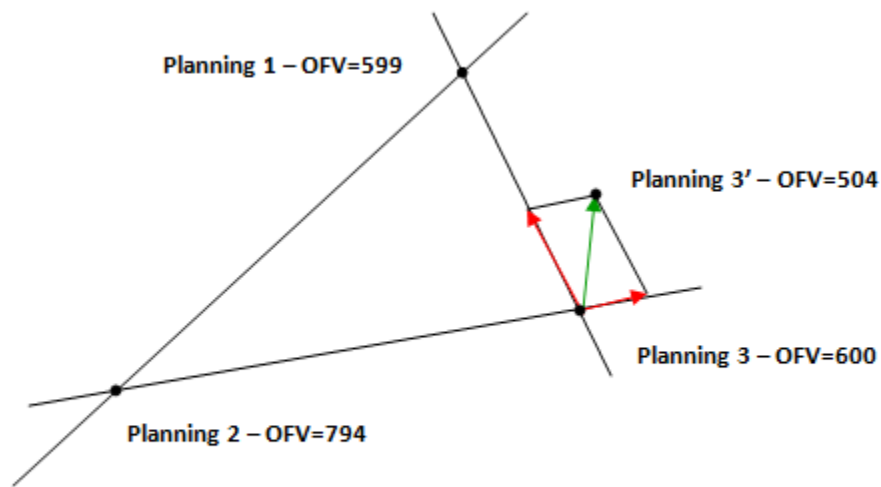


Figure 3.3. Forces et charges de l'algorithme EM

3.3 Conclusion

Ce chapitre a décrit le développement des méthodes automatisées de planification des infirmiers au cours des 50 dernières années.

En particulier, l'attention a été accordée à la grande variété de formulations qui peuvent découler des problèmes de planification des infirmiers dans le monde réel. De nombreux articles suggérant des méthodes pour générer des plannings et certains principaux résultats ont été présentés dans ce chapitre.

Les premières méthodes qui ont été développées en utilisant des techniques mathématiques telles que la programmation en nombre entier et généralement portées sur la satisfaction d'une gamme limitée de contraintes et d'objectifs, manquaient de flexibilité. Elles ont été incapables de résoudre les problèmes d'une taille réaliste et de prendre les divers objectifs en considérations, et par conséquent elles n'ont pas été largement utilisées dans des contextes réels.

Néanmoins, les chercheurs ont introduit quelques concepts clés qui ont été combinés et améliorés dans les méthodes utilisées par la suite. Par exemple, les notions de préférence, les demandes de poste introduit par Warner (1976a) [129] ont été utilisés dans les méthodes les plus modernes. Des

méthodes de programmation par but ont été élaborées pour dépasser l'obstacle de diversité d'objectifs, des méthodes de AI telle que la programmation par contraintes, des approches heuristiques, méta-heuristiques et hybrides ont été utilisées avec succès afin de résoudre les problèmes du monde réel.

Des systèmes de planifications des infirmiers qui sont à la fois des méthodologies théoriquement réussies et des produits commerciaux viables, tels que ANROM, ORBIS ont été produits. Ces méthodes sont efficaces surtout en raison de leur capacité à gérer de nombreuses contraintes configurables par l'utilisateur.

Tout cela reste insuffisant, et la principale critique est que les auteurs ne font guère de généraliser leurs méthodes au-delà de l'instance du problème particulier qu'ils tentaient de résoudre, et par conséquent, la difficulté de réaliser une analyse systématique permettant l'évaluation et la comparaison des différentes méthodes, dans le but de sélectionner la meilleure.

C'est pour cette raison qu'il nous a semblé intéressant de traiter ce point dans le chapitre suivant et de le cibler comme objectif de notre présent mémoire.

Chapitre 4

Outils d'évaluation et de comparaison des approches de NSP

4.1 Introduction

La complexité du problème NSP qui est connu comme \mathcal{NP} -*difficiles* et sa pertinence dans la pratique ont donné lieu à l'élaboration de différentes approches de résolution, c'est ce que nous avons abordé dans le chapitre précédent.

Même si la littérature de recherche opérationnelle a été submergée par cette quantité de méthodes, dans la majorité des cas, les utilisateurs (gestionnaires de santé, les praticiens ou les décideurs) ne sont pas capables de distinguer quelle est la meilleure procédure pour les caractéristiques spécifiques du problème de planification à l'étude.

Dans leurs documents de synthèse, Burke et al., (2004) [35], et Cheang et al., (2003) [42], expriment le besoin d'une base de données de référence pour faciliter une comparaison équitable entre les différents algorithmes et pour motiver les futurs chercheurs à développer de meilleures procédures de résolution pour le NSP. Par ailleurs, Ernst et al., (2004) [57], exprime le besoin des algorithmes robustes pour la planification du personnel en mesure de faire face à différentes conditions et situations. Cela peut être archivé en développant un système intelligent d'aide à la décision qui sélectionne à priori la meilleure procédure de résolution pour le problème spécifique à l'étude.

Dans ce chapitre, nous présenterons quelques outils de comparaison qui puissent soutenir la sélection de la meilleure approche se basant sur l'usage d'une série d'indicateurs de complexité et des notions de classification tel que la notion $\alpha|\beta|\gamma$ dans le but prédit. A la fin, nous élaborerons des mécanismes d'évaluation et de comparaison partant de ces notions et prenant en considération l'effet de l'environnement des différentes applications.

4.2 Motivation de l'évaluation et de la comparaison

Le NSP comprend la construction de la planification pour le personnel infirmier, il permet d'assigner les infirmiers aux postes, en prenant à la fois des contraintes dures et molles en compte. L'objectif est de maximiser les préférences des infirmiers et minimiser le coût de pénalité total encouru par violation des contraintes molles.

Toutefois, les descriptions et les modèles du problème dépendent des besoins de l'hôpital en particulier. Ces exigences relatives à la nature du champ d'application et aux acteurs participant à la planification sont désignées par une variété énorme des contraintes dures et molles et des possibilités diverses de fonctions objectif. Par conséquent, la multitude de représentations conduit effectivement à une grande variété de procédures de résolution qui a bouleversé la littérature d'optimisation. Ces conclusions ont été bien exprimées dans les chapitres précédents.

Même après de nombreuses années de recherche et de production scientifique qui a enrichi la littérature, une définition claire et précise du problème NSP reste encore à émerger, pour les raisons déjà exprimées.

La littérature de NSP englobe aussi des types de problèmes très différents (des problèmes d'affectation ([6], [86]), beaucoup d'autres traités avec des contraintes ergonomiques [[100], [132]).Récemment, des publications sur le NSP du monde réel [20]. Les problèmes traité dans [14] pour la planification des infirmiers supplémentaires et dans [98] concernant la re-planification des infirmiers pourraient être dénommés « problèmes dynamiques de planification »).

Toutefois, les différentes réalisations qui révèlent l'utilisation incompatible ou confuse du terme « **problème de planification des infirmiers** » sous forme d'une diversité de modèle, de types de problème et des procédures de résolution qui sont souvent des cas spécifiques pour un hôpital particulier et, par conséquent, ne peuvent pas être comparées les unes aux autres, ajoutant à ces facteurs de difficulté la complexité du problème et une large littérature, tout cela empêche l'étude

comparative systématique des modèles et des approches de résolution.

Dans le but de dépasser ces obstacles, les chercheurs ont orienté leur effort à introduire quelques outils aidant à faire l'évaluation et la comparaison. Une notation systématique et un système de catégorisation peuvent être nécessaires à ce fait, puisque l'applicabilité ou la réussite des approches d'optimisation dépend fortement du problème considéré et, par conséquent, les observations devraient être liées aux caractéristiques du problème ou de sa complexité [48]. Aussi la comparaison sera souple et possible en restreignant la comparaison à une catégorie précise de problème.

Le manque de données et les nombreuses interprétations de la façon d'évaluer les procédures de résolution ont contribué à une grande quantité de procédures nouvellement élaborées sans aucun effort de les comparer avec les méthodes rapportées dans la littérature, ce qu'exprime le besoin à une bibliothèque ou base de données de référence [124].

L'évaluation et la comparaison aident les chercheurs à sélectionner à priori la meilleure procédure pour un problème particulier de planification. L'usage d'un ensemble d'indicateurs de complexité (prédictifs) dans un système d'aide à la décision permettra aussi d'obtenir cet objectif.

Par la suite, on verra une description plus détaillée sur les principaux outils avec quelques initiatives récentes qui permettent l'étude systématique et qui offrent un cadre pour la classification et la formalisation des problèmes de planification des infirmiers.

4.3 Outils de comparaison et d'évaluation

4.3.1 Classification du problème de planification des infirmiers (la notation $\alpha|\beta|\gamma$)

L'objectif principal de la catégorisation des problèmes de planification des infirmiers est de créer une ligne directrice pour l'analyse de la complexité. Elle permet d'identifier et de différencier les cas faciles et difficiles dans des catégories spécifiques et elle devrait permettre aux auteurs de positionner sans ambiguïté les instances ou le problème qu'ils étudient parmi d'autres signalés. De ce fait, ils pourront comparer leurs résultats avec ceux publiés d'une manière pertinente pour la théorie, ainsi que pour la pratique. Les développeurs auront un meilleur catalogue structuré de méthodes de résolution conduisant à des applications plus efficaces.

De Causmaecker et Berghe (2011) [48] ont proposé une telle catégorisation. Ils se sont basés sur les travaux des dernières décennies pour produire un système de classification pour les problèmes NSP. Ils ont suivi une notation $\alpha|\beta|\gamma$ similaire à celle qui a été introduite par Graham et al., (1979) [68], pour classer les problèmes de planification de la production en reformulant ses catégories pour répondre aux besoins du domaine de planification du personnel. Ce système de classification permet de classer les problèmes spécifiques en fonction d'un ensemble de catégories. Cet ensemble est conçu pour être aussi souple que possible et devrait permettre des extensions motivées par les caractéristiques du problème nouvellement découvert.

Une telle typologie a été récemment élaborée et améliorée pour le problème de découpe et d'emballage (cutting and packing problems) [52]. Elle a été utilisée également par Brucker et al.,(1999) [29], pour un classement des ressources limitées des problèmes de planification du projet (A classification for the resource constrained project scheduling problems).

Burke et al. (2004) [35] ont mis dans leur recherche une terminologie générale et ont classifié un grand nombre de documents en fonction des caractéristiques des problèmes qu'ils décrivent. Celles-ci peuvent aider les chercheurs à positionner leurs instances ou problèmes particuliers et les comparer également avec les autres.

Les critères de classification

La classification fournit certains critères pour regrouper les types de problème particulier. Des exemples de tels critères sont les suivants :

1. **Les caractéristiques générales du problème** : la quantité de détails dans laquelle les types de poste, les compétences, la couverture, etc. sont définis, la souplesse ou la définition des paramètres du problème, le type de planning qui est cyclique ou non.

Les problèmes abordant les mêmes contraintes, mais les traitant différemment (dures / molles) sont considérés comme tout à fait différents. On détermine la capacité d'adapter le modèle à traiter divers sortes de problèmes dans différents environnements de santé.

2. **Les objectifs** : problèmes d'optimisation ou problèmes de décision, objectifs d'optimisation tels que minimiser les violations des contraintes, minimiser le nombre du personnel, etc. et toutes sortes de combinaisons de critères.

La nature des objectifs et le nombre d'objectifs combinés influent fortement sur les exigences de l'approche de résolution.

3. **Les contraintes** : le nombre de contraintes, le type de contraintes, si elles sont dures ou molles, et si elles sont définies ou configurables.

Souvent, les instances du problème du monde réel traitent des contraintes contradictoires et / ou redondantes et il n'y a pas de relation directe entre le nombre de contraintes et la complexité du problème. En conséquence, le nombre de contraintes n'est pas toujours en question, plutôt que le genre de contraintes et la présence de combinaisons de contraintes qui déterminent les approches les plus appropriées.

4. **Les dimensions du problème** : l'horizon de planification, le nombre d'infirmiers, le nombre de types de poste.

La notation $\alpha|\beta|\gamma$

Si nous voulons étudier systématiquement la performance des algorithmes ainsi que la dureté de problèmes, nous avons besoin d'une notation pour distinguer sans ambiguïté entre les problèmes de planification des infirmiers. Une telle notation devrait permettre de déterminer exactement le problème étudié et d'offrir un outil de comparaison des modèles, des résultats d'optimisation et de la performance des algorithmes.

De Causmaecker et Vanden Berghe (2011) [48] ont développé un système de catégorisation des problèmes de planification. Des motivations similaires comme celles développées par leurs recherches a conduit Graham et al, (1979) [68] dans les années soixante à l'adoption du système de classification $\alpha|\beta|\gamma$ pour des problèmes de planification. Un aperçu sur ce système de classification est donné dans le tableau suivant :

4.3. Outils de comparaison et d'évaluation

α : Environnement du personnel	Contraintes du personnel		Interactions de compétences	
	A	Disponibilité	2,3,...	Nombre fixe
	S	Séquences	N	Nombre variable
	B	Equilibre	I	Définition de compétences individuelles
	C	Chaperonage		
β : Caractéristiques du travail	Contraintes de couverture		Types de poste	
	R	Gamme de couverture	2,3,...	Nombre fixe
	T	Intervalles du temps	N	Nombre variable
	V	Fluctuation	O	Recouvrement
γ : Objectifs d'optimisation	Objectifs		Modes	
	P	Contraintes du personnel	M	Multi-objectifs
	L	Contraintes de couverture e		
	X	Nombre du personnel		
	R	Robustesse		
	G	Général		

Tableau.4.1 - Classification des problèmes de planification des infirmiers

Comme on peut le voir dans le tableau, la description d'un problème de planification des infirmiers est décomposée en trois parties ou catégories principales.

Ces catégories se réfèrent souvent à des contraintes, mais aussi à la description des propriétés structurelles et les objectifs d'optimisation.

Le modèle du tableau (4.1) n'est pas censé être un modèle fixe et rigide. Les catégories ont été définies après une analyse approfondie de la littérature. Elles peuvent être plus précises si des nouvelles propriétés surviennent.

La catégorisation permet une définition claire d'un problème spécifique et peut donc être utilisée pour comparer ou recommander les approches. Des résultats plus fiables seront obtenus avec une recherche limitée aux approches correspondant à des problèmes dans la même catégorie. Nous discuterons chacune des catégories.

Catégorie α : Contraintes applicables au personnel

La catégorie α se réfère à la description de l'environnement personnel avec des informations sur le nombre d'employés, leurs compétences et leurs disponibilités. Diverses contraintes sur la charge de travail individuelle et l'organisation du travail sur des périodes de temps, comme les nuits et week-end, peuvent être définies. Dans la définition détaillée de la classe du problème, le nombre du personnel est un paramètre de taille et n'est pas explicitement présent dans la catégorisation.

- Catégories $\alpha : A$ et $\alpha : S$ contraintes applicables aux membres individuels du personnel.

$\alpha : A$

Nous appelons $\alpha : A$: la catégorie des contraintes liées aux disponibilités minimales et maximales des infirmiers.

a : *les disponibilités générales*

Cette contrainte exprime la disponibilité d'un infirmier à certains points dans le temps.

b : *Nombre d'affectations*

Le nombre total des affectations pour le planning doit être compris entre certaines marges, c'est-à-dire les affectations durant des périodes de référence tels que : un jours, weekends, ou toutes horizon de planification .

c : *Nombre de types de poste particuliers .*

Cette contrainte contrôle le nombre d'affectations à des types de postes particuliers au cours des périodes de référence définie à $\alpha : A$ b.

d : *Nombre d'heures*

exprime le nombre d'heures travaillées sur une période de référence.

e : *Préférences*

exprime les préférences individuelles de travailler sur un poste /jour particulier ou être en repos sur un poste / jour/ période particulier (ère).

$\alpha : S$

Catégorie $\alpha : S$ groupes des contraintes de manipulation des séquences.

a : *Nombre maximal ou un minimal d'affectations consécutives.*

b : *Temps maximal ou minimal des pauses entre les périodes de travail.*

La contrainte empêche les pauses qui sont trop courtes pour être en bonne santé ainsi que des pauses très longues.

c : *les contraintes de compatibilité des types de poste.*

La législation ne permet pas de planifier certains types de poste directement après certains d'autres.

d : *Autres*

Nous nous référons à des contraintes de séquence particulières telles que les modèles cycliques, le travail de week-end, etc.

- Catégories $\alpha : B$ et $\alpha : C$ contraintes applicables aux groupes de personnes.

$\alpha : B$

Catégorie $\alpha : B$ l'ensemble des contraintes d'équilibre.

Les contraintes d'équilibre contrôlent l'affectation explicite de plusieurs personnes en même temps.

$\alpha : C$

Catégorie $\alpha : C$ l'ensemble des contraintes de chaperonnage (accompagnement).

La contrainte de chaperonnage exige toujours un infirmier spécifiques, ou à certaines unités de temps d'être accompagné par un autre, et elle permet aussi d'exprimer que certains infirmiers ne devraient pas travailler en même temps.

- Catégories $\alpha : 2, 3, \dots, N$ et I : La définition des compétences

Nous distinguons les NSP dans lesquels les gens sont strictement divisés en groupes homogènes par rapport à leurs compétences où la charge de travail est exprimée séparément. Parfois la hiérarchie

substitution entre les différentes catégories de compétences est tolérée. Dans ce cas, le nombre des classes de compétences est de 2, 3 pour un nombre fixe de classes ou N pour un nombre variable, et le personnel d'une classe supérieure de compétences pourrait couvrir la classe inférieure des compétences en cas de pénurie de personnel.

Un autre groupe de problèmes permet la définition d'une liste des compétences individuelles (Catégorie : I), dans le cas où la substitution entre les catégories de compétences dépend uniquement des individus.

Catégorie β : Contraintes concernant la charge de travail

Catégorie β se réfère aux caractéristiques du travail décrivant les services actuels à être livrés et la structure temporelle. Cette dernière structure est un ingrédient essentiel pour les NSP, elle a un impact à la fois sur la façon dont la demande de services peut être spécifiée et sur les conditions de travail pour le personnel.

- Catégories β : R, T et V Contraintes décrivant la couverture

R Gamme de couverture

La couverture nécessaire est limitée par une borne supérieure et / ou une borne inférieure à chaque unité de temps.

T Intervalles de temps

Par défaut, les contraintes de couverture sont exprimées selon le type de poste. Cela peut ne pas être approprié, dans ce cas des intervalles de temps peuvent être utilisés.

V Fluctuation

Par défaut, les contraintes de couverture sont constantes au fil de temps. Si ce n'est pas le cas, la notation V avec une description détaillée sont proposées.

- Catégories β : 2, 3, N et O contraintes décrivant la structure de poste.

Généralement, les auteurs étudient un ensemble de problèmes avec un nombre de postes fixe et petit, ou avec un nombre de postes variable et plus grand.

Catégorie γ : Objectifs d'optimisation

Catégorie γ se réfère à des objectifs d'optimisation et permet la distinction entre les différents modes de prise de décision.

Bien que les contraintes molles sont réellement définies dans α , l'objectif de minimiser leurs violations appartient à la catégorie γ .

- Catégories γ : P,L,X,R et G :

γ : P et γ : L désignent qu'au moins certaines violations des contraintes du personnel (catégorie α) et des contraintes de couverture (catégorie β) devraient être réduites au minimum.

Les problèmes de planification des infirmiers qui tentent de minimiser le nombre de personnes appartiennent à la catégorie γ : X.

L'objectif γ : R indique que les critères de robustesse s'appliquent à l'évaluation d'un planning et/ou que les opérations de re-planification (rescheduling) tentent de minimiser le nombre de perturbations dans un planning existant.

En γ : G, on retrouve les objectifs qui s'appliquent à certains plannings et qui ne sont pas couverts par l'un des autres notations.

- Catégorie γ : M :

Bien que la plupart des NSP soient des problèmes multi-objectifs par nature, ils sont souvent modélisés par une fonction de coût pondéré qui traite tous les objectifs en un seul. Dans ce dernier cas, la qualité d'une solution est exprimée par un nombre unique. Dans certains contextes, ce n'est pas suffisant. L'utilisateur peut demander à voir l'effet sur d'autres objectifs dans une direction spécifique. Dans ce cas, le problème lui-même est un multi-objectif et il sera marqué γ : M.

L'article de Bourdais et al., (2003) [28], présente un autre point de vue sur les catégories. Leur règle de catégorisation (qui est basée sur la littérature, ainsi que des données réelles) peuvent être liés à la notation $\alpha|\beta|\gamma$ comme suit :

- DEM : les contraintes de couverture minimal (β),
- AVA : contraintes de disponibilité y compris les demandes de vacances (α),
- DIS : répartition équitable du travail entre les personnes (α),
- ERG : une catégorie hétérogène de contraintes liées au rythme de travail, des séquences de décalage, etc (α).

4.3.2 Bibliothèque de référence du NSP

On parle d'un ensemble de données qui représente une collection de problèmes de planification du personnel, principalement la planification des infirmiers, qui permet aux chercheurs de télécharger une grande variété de problèmes [48].

Au lieu de tester un nouvel algorithme sur une instance de NSP du monde réel (qui a une grande importance pratique), le chercheur peut, en outre, tester sa procédure sur cet ensemble de données et rapporter en conséquence les résultats.

Une des applications les plus importantes d'une bibliothèque est de fournir un ensemble commun d'instances du problème qui sera partagé entre la communauté des chercheurs ce qui facilite l'évaluation systématique et la comparaison des performances des différents algorithmes. Ce faisant, la bibliothèque offre un environnement compétitif pour les chercheurs, stimule le progrès dans le développement d'algorithmes et contribue à mieux comprendre la performance de ces algorithmes [124].

On cite dans ce contexte trois titres de base :

- **Burke et al.**, (2007) [37], ont fourni une base où la plupart des données, qui ont été tirées des problèmes du monde réel, sont disponible en format XML. L'auteur propose l'outil de modélisation « Roster Booster » qui comporte une interface utilisateur graphique, un analyseur et un ensemble de solveurs qui utilise les algorithmes de littérature pour résoudre le problème. Il assure l'arrivé aux meilleurs résultats pour chaque instance du problème. La base est disponible à la page web suivante : <http://www.asap.cs.nott.ac.uk/projects/nmhpr/data>.
- **Bilgin et al.** [20], (2008), présentent également un ensemble d'instances de problèmes réels complexes et les différents scénarios associés à chaque ensemble. Les scénarios constituent des

questions traitées par les services à partir desquelles les données ont été prises. Le travail est présenté au site web suivant : <http://allserv.kahosl.be/> / site web project.html.

– **Vanhoucke et Maenhout**, (2007) [124] ont construit la bibliothèque « NSPLib », une initiative complémentaire en ce qui concerne un générateur d'instances pour le problème de planification des infirmiers. Contrairement aux autres bases de référence, les problèmes dans NSPLib ne proviennent pas de ceux de la vie réelle, mais ils ont été construits avec ce générateur de problèmes. Un ensemble d'indicateurs de complexité appliqués pour créer des instances qui sont aussi diverses que possible. L'avantage de NSPLib est que, en raison de sa taille, il permet des bonnes analyses statistiques des différentes approches.

À consulter ce site <http://www.projectmanagement.ugent.be/nsp.php>

Ces bases de données récemment publiées sont d'une grande importance pour les chercheurs qui veulent comparer leur approche de planification des infirmiers aux meilleures approches réalisées sur des ensembles de données particuliers. En outre, ils facilitent la collection de données pour les chercheurs qui génèrent les ensembles de test eux-mêmes ou les collectent en collaboration avec les hôpitaux.

a. Les conditions d'une bibliothèque de référence

Pour obtenir les résultats attendus par l'usage d'un ensemble de données de référence, Gent et Walsh, (1999) [62], ont mentionné qu'il doit satisfaire aux conditions suivantes :

Diversité : le problème posé doit contenir des instances qui sont aussi diversifiées que possible.

Les chercheurs soutiennent que les ensembles de référence doivent contenir une grande variété de différents types d'instances du problème, de telle sorte qu'elles peuvent être utilisées pour évaluer différents types d'algorithmes d'une manière équitable tant que possible.

ils soutiennent, ainsi, que la diversité des instances du problème (qui sont, dans leur cas, les réseaux de projet) est indispensable pour couvrir la gamme complète de complexité.

Réalisme : puisque le but ultime de la recherche est de développer des algorithmes pour résoudre des problèmes du monde réel, une bibliothèque de référence devrait refléter les problèmes de la vie réelle et, donc, devrait être construite de la manière la plus réaliste possible.

Taille : idéalement, un ensemble de données de référence devrait être aussi large que possible. Cependant, le test d'algorithmes implique souvent un compromis entre la taille de l'instance du problème et la solvabilité (en raison de l'intensité du temps CPU requis). Par conséquent, dans une bibliothèque de référence il est nécessaire de faire varier la taille des instances du problème, des plus petites aux suffisamment plus grandes instances, afin de permettre au chercheur de tirer des conclusions générales sur ses instances sélectionnées.

Extensibilité : le problème posé doit être facile à étendre à d'autres caractéristiques. Un ensemble de données de référence dynamiques est préférable à un ensemble statique, puisque celle-ci suppose que la description du problème (comme le NSP) ne change jamais. Cependant, de nouvelles caractéristiques peuvent apparaître au court des progrès, issues des nouvelles recherches ou à la suite des besoins pratiques. L'ensemble de données devrait permettre l'intégration de ces nouvelles caractéristiques de façon simple et compréhensible.

Le NSPLib de Vanhoucke et Maenhout (2007) [124] est le meilleur exemple de bibliothèque de données qui offrent différentes instances de données remplissant avec succès les conditions ci-dessus.

Elle représente la bibliothèque flexible et dynamique puisque l'utilisateur aura la possibilité d'orienter l'axe de construction des instances et de choisir la taille de la bibliothèque et même des instances, la classe de leur complexité ainsi que les différentes valeurs et paramètres des contraintes de cas spécifiques.

Pour ces raisons et puisqu'elle est considérée comme la plus récente nous allons nous baser sur sa forme dans le reste du chapitre. Dans la section suivante, nous allons discuter les différents éléments construisant une bibliothèque pour le NSP ainsi que les paramètres de base.

b. la structure de la bibliothèque du NSP

Dans un problème de planification des infirmiers de base, les infirmiers doivent être affectés à certain nombre de postes possibles afin de satisfaire les contraintes de couverture minimale et les autres contraintes de cas spécifiques (liées au temps) et de maximiser la qualité du planning en rencontrant autant que possible les demandes et les préférences des infirmiers.

Cette description générale peut être modélisée comme suit :

Maximiser la qualité du planning
soumis à des exigences de couverture
contraintes de cas spécifiques

Selon Warner (1976a) [129], prendre en considération les préférences individuelles dans la fonction objectif, maintient l'équité dans la planification des infirmiers.

Fondamentalement, la qualité perçue d'un planning est un jugement subjectif des infirmiers en fonction de la façon dont le planning attribué est conforme à leurs désirs et à d'autres propriétés de planification. Plus de détail sur les éléments du problème ont été exposés dans le Chapitre 2. Ce qui nous intéresse dans cette partie c'est bien la structure de la bibliothèque des instances de référence et la façon de construire les différents éléments qui forment cette bibliothèque, tout en satisfaisant les conditions prédéfinies au dessus et en même temps remplissant les contraintes et optimisant la qualité du problème.

D'après Vanhoucke et Maenhout, (2007) [124] chaque instance de référence devrait contenir des informations sur les quatre éléments suivants afin d'être utile pour une approche NSP :

- La taille du problème.
- La matrice de préférence : pour indiquer la préférence ou l'aversion des infirmiers de travailler sur un poste / jour particulier.
- Les contraintes de couverture : pour exprimer le nombre requis d'infirmiers.
- Autres contraintes : souvent les contraintes de cas spécifiques.

Les deux premières classes décrivent une matrice de planning infirmier / jour à deux dimensions, qui est inhérente à toute instance NSP. Par la suite nous verrons plus de détail sur la structure de différents éléments d'une instance de référence comme elles sont présentées dans la bibliothèque NSPLib et définies par Vanhoucke et Maenhout, (2007) [124].

La taille du problème

La taille d'une instance NSP à l'étude, dépend de la taille de la matrice du planning et peut être mesurée par le nombre d'infirmiers (N), le nombre de postes par jour (S), et le nombre de jours (D) pendant l'horizon complet de planification.

Par exemple :

N	D	S
4	4	4

Tableau.4.2 - La taille du problème

La matrice de préférence

C'est une matrice à deux dimensions où les lignes représentent les N infirmiers et les colonnes représentent les D jours où chaque colonne de jour est subdivisée à son tour en S postes.

L'infirmier $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ peut exprimer sa préférence de travailler le jour $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ en poste $k \in \{1, 2, \dots, S\}$ comme p_{ijk} qui est l'élément de la matrice. Chaque infirmier exprime ses préférences pour chaque poste pour tous les jours. Nous supposons que la préférence poste/jour peut être exprimée comme un classement entre les postes. Plus précisément, chaque infirmier peut classer chaque poste possible du jour, tel que le nombre maximal de différentes valeurs de préférence est égal au nombre de postes S . De ce fait, chaque infirmier exprime son désir de travailler à ce poste particulier en attribuant un nombre compris entre 1 (très souhaitable) et S (très indésirable), à savoir le choix $l \in \{1, 2, \dots, S\}$.

Ces préférences sont très génériques et très courantes en pratique de la vie réelle telles qu'identifiées par Azaiez et Sharif (2005) [11] qui ont mené une vaste enquête afin de mieux comprendre les préférences des infirmiers. Le comportement de complexité des préférences infirmier / jour sera étudié dans le reste de ce chapitre puisque ces préférences peuvent être modélisées sans ambiguïté et elles sont présentées de la même manière dans chaque cas.

Exemple

Une matrice de préférence de quatre jours (Jour1, , Jour4) avec quatre postes (P1,, P4) et pour un nombre d'infirmiers de quatre (Infirmier1,, Infirmier4).

	Jour1				Jour2				Jour3				Jour4			
	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4	P1	P2	P3	P4
Infirm 1	2	4	4	4	1	1	1	2	3	3	2	2	4	2	3	1
Infirm 2	1	2	2	2	1	2	3	3	4	2	4	4	4	2	4	4
Infirm 3	1	4	4	4	1	4	4	4	4	2	4	4	4	2	4	4
Infirm 4	4	2	4	4	4	2	4	4	1	2	3	4	3	3	3	3

Tableau.4.3 - La matrice de préférence

Pour l'infirmier $i = \text{Infirmi } 2$, la préférence de travailler le jour $j = \text{Jour3}$, le poste $k = P4$ est $p_{ijk} = 4$.

La matrice de couverture

C'est une matrice à deux dimensions où les lignes représentent les D jours et les colonnes représentent les S postes.

Les exigences de couverture ont besoin d'être données pour tous les postes de tous les jours. Les exigences de couverture, exprimées par le nombre requis d'infirmiers le jour $j \in \{1, 2, \dots, D\}$ pour le poste $k \in \{1, 2, \dots, S\}$ peut être désigné par r_{jk} , qui est l'élément de la matrice.

L'objectif est de planifier des infirmiers pour la période complète de planification, de telle sorte que les exigences de couverture soient remplies et que la somme totale de l'aversion des infirmiers et les coûts de pénalité pour violer les contraintes de cas spécifiques (relatives au temps) molles soient minimisés.

Exemple

Une matrice de couverture de quatre jours (Jour1, , Jour 4) avec quatre postes (Poste1,, Poste4).

	Poste1	Poste 2	Poste 3	Poste 4
Jour 1	2	1	1	0
Jour 2	1	1	1	0
Jour 3	2	1	1	0
Jour 4	2	1	1	0

Tableau.4.4 - La matrice de couverture

Pour le jour $j = \text{Jour } 3$ et le poste $k = \text{Poste } 2$, le nombre requis d'infirmiers est $r_{jk} = 1$.

Les fichiers de contraintes de cas spécifique

Afin de résoudre les instances du problème de planification des infirmiers, de nombreuses contraintes peuvent être incorporées dans la description du problème [35]. Comme précédemment cité dans le chapitre 2, Cheang et al. (2003) [42] ont identifié 16 types de contraintes tels qu'ils apparaissent fréquemment dans la littérature.

Les exigences de couverture quotidiennes sont une caractéristique inhérente à tous les problèmes de planification du personnel. Les deux autres contraintes suivantes, le temps libre minimale entre les postes de travail et le fait que les infirmiers ne peuvent prendre qu'une affectation par jour se produisent presque toujours dans la littérature. Ces trois contraintes sont censées caractériser tous les problèmes de planification des infirmiers et sont applicables dans tous les cas (Koop (1998)). Certaines contraintes caractérisent les pratiques de planification des infirmiers, mais ne sont pas toujours intégrées.

À cette fin, Vanhoucke et Maenhout, (2007) [124] ont classé les contraintes de cas spécifiques comme suit :

- Le nombre d'affectation, à savoir les affectations des postes non-libres par période de planification.
- Le nombre d'affectation par poste, à savoir les affectations des postes identiques par période de planification.
- Les postes de travail consécutifs, à savoir les affectations des postes non-libres par période de planification.
- Les postes de travail similaires consécutifs, à savoir les affectations des postes identiques par période de planification.

Non seulement la présence de ces contraintes sont un indicateur de l'effet restrictif des instances de planification des infirmiers, mais aussi les paramètres de chaque contrainte contribuent à la restriction du problème.

Le fichier des contraintes de «cas spécifiques» et les paramètres qui les caractérisent, sont présentés dans un tableau de trois parties :

- Une première partie qui comporte les paramètres suivants : la taille du problème représentée par le nombre de postes S et le nombre de jours D , le nombre maximum et le nombre minimum d'affectations, et enfin le nombre maximum et le nombre minimum des postes de travaux consécutifs.
- Une deuxième partie qui est sous forme d'une matrice à S lignes et 2 colonnes, où chaque ligne représente un poste, une des colonnes représente le nombre minimum des affectations consécutives aux postes de travail identiques et l'autre représente le nombre maximum de ces affectations.
- La troisième partie est aussi sous forme d'une matrice à S lignes et 2 colonnes, où chaque ligne représente un poste, une des colonnes représente le nombre minimum des affectations par poste de travail et l'autre représente le nombre maximum de ces affectations.

Exemple : Cet exemple représente un fichier de contraintes de cas spécifiques de sept jours ($D = 7$) avec quatre postes (Poste1., Poste 4) et les paramètres des différentes contraintes.

7	4	→ Taille du problème (D et S)
5	5	→ Nombre d'affectations (min et max)
1	7	→ Postes de travail consécutifs (min et max)

	Postes de travail identiques consécutifs		Nombre d'affectation par poste	
	Min	Max	Min	Max
Poste 1	1	7	0	7
Poste 2	1	7	0	7
Poste 3	1	7	0	7
Poste 4	1	7	0	7

Tableau.4.5 - Fichier de contraintes de cas spécifiques

Ce fichier exige, par exemple, au minimum une affectation consécutive et au maximum 7 pour les quatre postes (pas de prescription donnée pour le poste libre).

Cette structure d'instance de référence, composée des trois premiers éléments (la taille du problème, la matrice de préférence et la matrice de couverture) et prolongée par des fichiers de contraintes

de cas spécifiques, est la même pour toutes les instances de la bibliothèque de données.

Vanhoucke et Maenhout, (2007) [124] dans leur NSPLib ont regroupé les instances en deux ensembles différents, un ensemble *diversifié* et un ensemble *réaliste*, et ils ont fait varier pour chacun le nombre d'infirmiers (par exemple : $N=25$ pour les instances de $N = 25$ infirmiers) et la période de planification (par exemple : période de 7 jours pour le groupe diversifié et de 28 pour le groupe réaliste).

Ils ont identifié ainsi 16 fichiers de cas spécifiques où certains paramètres sont définis en fonction des cas particuliers décrits dans la littérature et d'autres sur les paramètres intéressants qui ne sont pas mentionnés dans la littérature.

Les chercheurs peuvent obtenir le détail de ces instances et les fichiers des cas spécifiques à partir du site web cité au dessus.

Maintenant, et après avoir eu les informations sur la structure de la bibliothèque et les caractéristiques d'une instance NSP, la question est comment construire ces ensembles de données et sur quelle base se font la caractérisation et la génération de ses instances de référence sous une diversité et spécificité de modèles ?

La réponse à cette question fera l'objectif de la prochaine section, où nous discuterons les épreuves.

4.3.3 Caractérisation et génération des instances de la bibliothèque

Dans le but d'effectuer une analyse systématique par l'évaluation et la comparaison qui mènent les chercheurs à sélectionner à priori la meilleure procédure pour un NSP particulier, nous sommes devant un acte qui nécessite la prise en compte de différents types de problèmes dans la construction des bibliothèques de données, et donc, dans la caractérisation de ses instances de référence.

On doit, par conséquent, générer suffisamment d'instances qui représentent toutes les variétés de problèmes rencontrés en ce qui concernent leur type de planning (cyclique ou non cyclique), leur types d'objectifs, leur taille, les paramètres de contraintes, les types de contraintes de couverture et de contraintes de cas spécifiques qui peuvent être incorporés etc.

À cet effet, Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont proposé une série d'indicateurs de complexité

pour décrire les instances NSP tout en respectant les besoins ci-dessus, aussi ils ont présenté un générateur pour les construire, qui est basé sur cette série de paramètres d'entrée. Ces indicateurs peuvent être utilisés pour générer des données sous une conception contrôlée pour mesurer les différentes caractéristiques du problème. Ces derniers ainsi que d'autres propriétés et intérêts de ces indicateurs, avec la façon de les utiliser pour faire la comparaison et l'évaluation des procédures seront explicitement exposées par la suite.

Les indicateurs de complexité de NSP

Quatre classes d'indicateurs de complexité ont été proposées pour le problème de planification des infirmiers. Ces indicateurs de complexité, devraient couvrir la gamme complète de la complexité du problème et devraient avoir la capacité de discrimination suffisante pour servir comme prédicateurs de la complexité du problème à l'étude pour une procédure de résolution spécifique [125]. En outre, sur la base de ces classes, des instances avec des valeurs prédéfinies pour les indicateurs de complexité peuvent être générées, dont la difficulté (moyenne) d'une instance NSP particulière résolue par une procédure de résolution particulière peut être prédite. Par conséquent, différents ensembles générés avec différentes combinaisons de ces indicateurs peuvent discriminer entre les instances faciles et difficiles, et ces indicateurs peuvent agir comme facteurs prédictifs de l'effort de calcul des procédures qui ont été développées.

La dureté (difficulté) d'une instance du problème pour une procédure de résolution particulière peut généralement être décrite par :

- le temps CPU qu'une procédure de résolution a besoin pour résoudre une instance du problème particulier à optimalité dans le cas d'une procédure exacte ;
- ou par l'écart d'optimalité dans le cas d'une procédure (méta-) heuristique.

Par conséquent, la comparaison des procédures et les bonnes prévisions de leur temps CPU requis pour les méthodes exactes ou les bonnes prévisions de la qualité de solution obtenue pour les (méta-) heuristiques, permettent la sélection à priori de la plus rapide procédure de résolution, basée sur le simple calcul des indicateurs.

Notez que le comportement de la complexité observé est uniquement valable pour la procédure de résolution spécifique à l'étude et dépend de la combinaison entre l'algorithme de résolution et

l'instance du problème, et il ne peut donc pas être considéré comme inhérent à la structure de l'instance du problème. En outre, une procédure de résolution qui fonctionne bien sur une classe (par exemple, un service, un mois), peut s'exécuter très mal pour les autres classes (par exemple, un autre service, un autre mois).

Les quatre classes d'indicateurs de complexité proposées pour générer une instance NSP, et qui sont adéquates à la structure des instances de la bibliothèque telle qu'elle est définie dans la section (3.2), mesurent :

la taille de l'instance du problème :

La taille de l'instance NSP à l'étude dépend de la taille de la matrice du planning. Par conséquent, les trois indicateurs de complexité décrivant la taille du problème peuvent être définis comme :

- le nombre d'infirmiers (N)
- le nombre de postes de travail (S)
- le nombre de jours (D)

Ces trois paramètres d'entrée seront utilisés pour décrire les deux catégories suivantes d'indicateurs de complexité. Contrairement à la distribution de préférence et de couverture, ces indicateurs ne sont pas limités à l'intervalle $[0,1]$.

la structure de préférence des infirmiers :

La structure de préférence des infirmiers se compose de trois paramètres d'entrée. Tout d'abord, la distribution de préférence sur tous les infirmiers (pour chaque poste et pour chaque jour) doit être déterminée par *la distribution de préférence-infirmier*. Deuxièmement, ces préférences doivent être réparties entre tous les postes d'un seul jour, désignée par *la distribution de préférence-poste*. Enfin, la distribution de préférence pour tous les jours de la période de planification complète doit être déterminée, dénommée par *la distribution de préférence-jour*. De ce fait, nous avons un contrôle total sur la distribution de préférence pour tous les infirmiers pour chaque poste chaque jour.

a) la distribution de préférence-infirmier (NPD)

La distribution de préférences sur tous les infirmiers (pour chaque poste de travail et pour chaque jour) a besoin d'être déterminée par *la distribution de préférence-infirmier (NPD)*. Nous introduisons une variable auxiliaire y_{il} qui est égale à 1 si l'infirmier $i \in \{1, \dots, N\}$ préfère le choix $l \in \{1, \dots, S\}$ (pour un poste particulier à un jour particulier) et est égale à 0 autrement.

Par conséquent, $\sum_{i=1}^N y_{il}$ désigne le nombre de fois qu'une valeur de classement $l \in \{1, \dots, S\}$ a été sélectionnée par tous les infirmiers pour un poste / jour particulier. La valeur minimale de $\sum_{i=1}^N y_{il}$ est égale à 0 quand aucun infirmier $i \in \{1, \dots, N\}$ ne préfère le choix $l \in \{1, \dots, S\}$ pour ce poste particulier à ce jour particulier. La valeur maximale pour $\sum_{i=1}^N y_{il}$ est égale à N et signifie que tous les infirmiers $i \in \{1, \dots, N\}$ préfèrent le choix $l \in \{1, \dots, S\}$ pour ce poste particulier à ce jour particulier. Par conséquent, puisque la valeur maximale pour le numérateur est égale à $2N - \frac{2N}{S}$, le NPD se trouve toujours entre zéro et un, inclusivement.

L'indicateur NPD est de la forme suivante :

$$NPD = \frac{\sum_{l=1}^S |\sum_{i=1}^N y_{il} - N/S|}{2N - \frac{2N}{S}}$$

- * NPD = 0 donc il n'y a pas de préférence claire pour un poste particulier entre tous les infirmiers.
- * NPD= 1 donc il y a une préférence claire entre tous les infirmiers pour un poste particulier.

b) la distribution préférence-poste (SPD)

Les préférences ont besoin d'être répartis entre tous les postes d'un seul jour, dénoté *la distribution préférence-poste* par (SPD). Δ_i^{SPD} mesure le nombre de différentes valeurs de préférence pour l'infirmier $i \in \{1, \dots, N\}$ sur tous les poste $k \in \{1, \dots, S\}$ d'un jour particulier $j \in \{1, \dots, D\}$. Une valeur minimale pour Δ_i^{SPD} est égale à 1 lorsque l'infirmier $i \in \{1, \dots, N\}$ n'exprime aucune préférence claire entre les postes (et donc, lui assigne une valeur de préférence similaire à chaque poste d'un jour pour exprimer l'indifférence entre les postes).

La valeur maximale pour Δ_i^{SPD} égale S et signifie que l'infirmier $i \in \{1, \dots, N\}$ a un classement clair

entre tous les postes à un jour. Par conséquent, puisque la valeur maximale pour $\sum_{i=1}^N \Delta_i^{SPD}$ égale SN et la valeur minimale est égale à N , le SPD se situe toujours entre zéro et un, inclusivement.

L'indicateur SPD est de la forme suivante :

$$SPD = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta_i^{SPD} - N}{(S-1)N}$$

- * SPD = 0 donc tous les infirmiers expriment une indifférence entre les postes,
- * SPD = 1 donc chaque infirmier exprime un classement de préférence clair entre les postes individuels.

c) la distribution de préférence-jour (DPD)

Enfin, la distribution de préférences pour tous les jours de la période de planification complète a besoin d'être déterminée, elle est appelée la distribution de préférence-jour (DPD). En analogie avec Δ_i^{SPD} , Δ_{ik}^{DPD} mesure le nombre de différentes valeurs de préférence pour l'infirmier $i \in \{1, \dots, N\}$ sur le poste $k \in \{1, \dots, S\}$ sur tous les jours. Puisque la valeur maximum pour $\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^S \Delta_{ik}^{DPD}$ égale SSN et la valeur minimum est égale à SN , le DPD se trouve toujours entre zéro et un, inclusivement.

L'indicateur DPD est de la forme suivante :

$$DPD = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^S \Delta_{ik}^{DPD} - NS}{(S-1)NS}$$

- * DPD = 0 donc tous les infirmiers expriment une préférence similaire ou une aversion pour les postes identiques sur tous les jours.
- * DPD = 1 chaque infirmier a assigné une valeur de préférence différente pour les postes identiques sur tous les jours.

les exigences concernant la couverture du planning

Les exigences de couverture ont besoin d'être données pour tous les postes de tous les jours. Les exigences de couverture qui signifient le nombre d'infirmiers requis au jour $j \in \{1, \dots, D\}$ pour un

poste $k \in \{1, \dots, S\}$, seront exprimées par r_{jk} . En outre, nous utilisons $\bar{r}_j = \sum_{k=1}^S r_{jk}$ pour indiquer le nombre moyen d'infirmiers requis par poste le jour $j \in \{1, \dots, D\}$ et $\bar{r} = \frac{\sum_{j=1}^D \sum_{k=1}^S r_{jk}}{D}$ pour désigner le nombre moyen d'infirmiers requis par jour. Les exigences de couverture pour le problème de planification des infirmiers peuvent être générées au moyen de trois paramètres d'entrée comme suit.

a) *les contraintes de couverture totale (TCC)*

Qui sert comme un indicateur pour générer le nombre total d'infirmiers nécessaires pour la période de planification complète (par exemple une semaine). Le nombre requis d'infirmiers (à savoir les exigences de couverture) ainsi que les différentes contraintes de cas spécifiques ont une influence majeure sur la faisabilité de l'instance NSP à l'étude [35].

L'indicateur TCC est de la forme suivante :

$$TCC = \frac{\sum_{j=1}^D \sum_{k=1}^S r_{jk}}{ND} = \frac{\bar{r}}{N}$$

* TCC = 1 donc la couverture hebdomadaire totale est égale au nombre d'infirmiers.

Une instance NSP avec seulement les contraintes des exigences de couverture a une planification réalisable lorsque la couverture quotidienne totale est inférieure ou égale au nombre d'infirmiers. Par conséquent, la couverture quotidienne admissible maximum est égal au nombre d'infirmiers N dans l'instance tandis que les plus hautes valeurs de couverture conduiront à des solutions infaisables (non réalisables).

Toutefois, la faisabilité ne peut plus être garantie lorsque l'instance NSP est soumise à des contraintes supplémentaires. Pour ces instances, la couverture totale a besoin d'être diminuée (inférieure au nombre d'infirmiers), et à cet effet, ne peut être une fraction de la couverture maximum.

b) *distribution de couverture-jour (DCD)*

Mesure le nombre total d'infirmiers requis qui sera distribué entre les jours

L'indicateur DCD est de la forme suivante :

$$DCD = \frac{\sum_{j=1}^D |\sum_{k=1}^S r_{jk} - \bar{r}|}{(N - 2\bar{r}) \left[\frac{D\bar{r}}{N} \right] - \bar{r}(1 - D) + |(D\bar{r}) \bmod(N) - \bar{r}|}$$

- * DCD = 0 donc les exigences de couverture sont également distribuées entre tous les jours.
- * DCD = 1 donc les exigences de couverture prennent le maximum pour un ou plusieurs jours (dépendamment de TCC), et zéro pour le reste.

c) la distribution de couverture-poste (SCD)

Mesure le nombre total d'infirmiers requis qui sera distribué entre les postes par jour.

L'indicateur SCD est de la forme suivante :

$$SDC = \frac{\sum_{k=1}^S |r_{jk} - \bar{r}_j|}{2S\bar{r}_j - 2\bar{r}_j}$$

- * SCD = 0 donc les exigences de couverture sont également distribuées entre tous les postes d'un seul jour.
- * SCD = 1 donc les exigences de couverture prennent le maximum (dépendamment de DCD) pour un seul poste, tandis que d'autres postes de ce jour n'ont pas besoin d'infirmiers.

les contraintes de cas spécifiques incorporé

Les contraintes de cas spécifiques généralement personnifient les directives et les règlements qu'un planning d'infirmiers devrait satisfaire. L'ensemble des contraintes est généralement caractérisé par une grande variété de contraintes (par exemple, les contraintes personnelles, les contraintes de week-end, les contraintes de succession).

Ces caractéristiques du problème sont très génériques pour le problème de planification des infirmiers. Par conséquent, elles peuvent être utilisées pour tester une large gamme de procédures en tenant compte des différents objectifs et contraintes dans divers environnements hospitaliers.

En se basant sur la vue d'ensemble de Burke et al (2004) [35], Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont conclut que ces indicateurs sont adaptés pour caractériser tous les problèmes de planification des infirmiers et pour fournir et prédire la complexité de toutes sortes d'instances du

problème pour une procédure de résolution spécifique.

L'application et la réglementation de ces contraintes varient généralement d'un pays à un pays, d'un hôpital à un hôpital, d'un département à un département, et même d'un employé à un employé. Les ensembles intégrés de contraintes sont considérés pour influencer sur la dureté de résoudre une instance du problème, car ils conduisent souvent à des conflits et des compromis dans la construction d'un planning d'infirmiers.

Un exemple d'une instance NSP

Le tableau suivant montre un exemple d'une instance NSP pour illustrer le calcul des valeurs des indicateurs du problème. L'instance du problème est caractérisée par 15 infirmiers, 4 jours et 3 postes. Chaque ligne de la matrice de préférence du Tableau.4.3 indique pour chaque infirmier sa préférence de travailler un poste particulier à un jour particulier.

4.3. Outils de comparaison et d'évaluation

Matrice des préférences	Jour 1			Jour 2			Jour 3			Jour 4		
	Post1	Post2	Post3	Post1	Post2	Post3	Post1	Post2	Post3	Post1	Post2	Post3
Infirmier 1	3	3	3	2	3	3	1	3	2	2	1	3
Infirmier 2	1	1	1	2	2	3	1	1	3	2	3	1
Infirmier 3	3	3	3	1	1	1	1	3	3	2	3	1
Infirmier 4	3	2	2	2	2	2	1	1	2	2	1	3
Infirmier 5	3	3	3	2	1	1	3	3	1	3	2	2
Infirmier 6	3	1	1	2	1	1	1	1	2	2	1	3
Infirmier 7	3	3	3	2	2	3	1	3	2	2	1	3
Infirmier 8	3	3	2	2	1	1	1	1	2	2	1	3
Infirmier 9	3	3	1	2	1	1	1	3	3	2	1	3
Infirmier 10	3	3	1	2	1	2	1	1	3	2	3	2
Infirmier 11	3	3	3	3	3	3	1	3	2	2	1	1
Infirmier 12	3	3	3	2	1	2	1	1	3	1	2	2
Infirmier 13	3	1	1	2	1	1	1	1	1	2	1	1
Infirmier 14	3	3	3	2	1	1	2	3	1	2	1	2
Infirmier 15	2	2	2	2	1	2	1	1	2	2	1	3
Exigences de couverture (r_{jk})	3	3	3	1	2	3	4	1	1	0	9	0
NPD	0.8	0.5	0.2	0.8	0.5	0.2	0.8	0.5	0.2	0.8	0.5	0.2
SPD	0.2			0.4			0.6			0.8		
DPD	0.70											

Tableau.4.6 - Exemple d'une instance NSP

Les trois mesures de distribution des préférences correspondantes ont les valeurs indiquées à la fin du tableau.

Dans ce tableau, nous présentons trois valeurs différentes de NPD pour les trois postes ($k = 1, 2$ ou 3) et 15 infirmiers. A titre d'exemple, $NPD1 = (|13 - 5| + |15| + |15|)/(2 * 15 - (2 * 15/3)) = 0,80$, indiquant que la majorité des infirmiers (13) ont le poste 1 comme leur premier choix (et 1 infirmier comme le deuxième choix et 1 infirmier comme le dernier choix).

Les exigences de couverture minimales sont affichées ici au bas du tableau précédent, au lieu d'être affichées dans une matrice à part comme il est exprimé dans la section (3.2). Les mesures de distribution de couverture correspondantes à l'exemple de l'instance, ont les valeurs suivantes.

La valeur de TCC de cet exemple est égale à $(3+3+3+1+2+3+4+1+1+0+9+0)/(15*4) = 0,5$.

La valeur DCD est $DCD = (|9 - 7.5| + |6 - 7.5| + |6 - 7.5| + |9 - 7.5|)/((15 - 15) * 15 \left[\frac{4 * 7.5}{15} \right] - 7.5 * (1 - 4) + |(4 * 7.5) \bmod(15) - 7.5|) = 6/30 = 0.2$.

Les valeurs SCD sont égales à 0, 0.25, 0.5 et 1 pour les jours 1, 2, 3 et 4 respectivement.

Le générateur de l'instance NSP « NSPgen »

Dans cette section, nous allons décrire une méthode simple mais efficace pour générer des instances NSP avec des valeurs données pour les neuf indicateurs décrits au-dessus.

Comme on a vu auparavant, une instance NSP comporte quatre parties de données : la taille du problème, la matrice de préférence, la matrice de couverture et elle est prolongée par l'ensemble de fichiers des contraintes de cas spécifiques.

Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont réussi à élaborer une procédure pour générer les instances NSP en se basant sur les indicateurs de complexité mais elle est limitée à la matrice de préférence. Dans le but de compléter le travail, nous avons essayé d'établir une procédure pour générer la matrice de couverture sur les bases décrites par Vanhoucke et Maenhout dans leur article.

1/ procédure de génération de la matrice de préférence

Pour cette procédure, Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont utilisé le terme «vecteur de postes» pour désigner une colonne de la matrice de préférence telle qu'elle est indiquée au tableau.4.3 et à la structure de matrice de préférence dans la section (4.3.2).

De plus, ils se sont référés à une matrice de jour (matrice de semaine) pour désigner une combinaison des vecteurs de postes pour un jour complet (semaine complète). Ils ont décrit cette approche de génération pour des matrices de préférence hebdomadaire, pouvant facilement être étendue, sans perte de généralité, à des périodes de planification plus large.

le processus de génération se résume à la combinaison des vecteurs de postes générés d'une façon aléatoire avec une valeur NPD pré-spécifiée en vue d'obtenir une structure de préférence avec des valeurs connues des indicateurs qui mesurent la distribution de préférence. Ce processus est suivi par une étape d'amélioration, jusqu'à ce que des valeurs pré-spécifiées pour SPD et DPD soient obtenues.

Notations

- N, S et D : représente la taille du problème comme elle est définie dans le NSP.
- NPD', SPD' et DPD' : trois indicateurs de complexité donnés par l'utilisateur et servent comme données d'entrée pour la procédure.
- $C1$: cardinalité de l'ensemble de vecteurs de poste.
- $D1$: cardinalité de l'ensemble de matrices de jour.
- $W1$: cardinalité de l'ensemble de matrices de semaine.

Ce sont les critères d'arrêt et ils dépendent de la taille du problème.

- SPD_{old}, DPD_{old} : représentent les anciennes valeurs de SPD et DPD respectivement.
- SPD_{new}, DPD_{new} : représentent les nouvelles valeurs de SPD et DPD respectivement.
- Echanger (a, b) : la fonction qui permute les éléments a et b .

Le pseudo-code pour générer périodiquement (par exemple chaque semaine) des matrices de préférence avec une valeur donnée pour NPD, SPD, et DPD (indiqué par NPD', SPD' et DPD') est donnée ci-dessous.

Procédure générer la matrice de préférence (NPD', SPD', DPD')

Initialiser $d_1 = 0$

Etape 1. Construire des vecteurs de poste NPD'

- Générer de façon aléatoire les vecteurs de poste C_1 avec la valeur NPD'

Etape 2. Construire les matrices du jour D_1 SPD'

- Sélectionner de façon aléatoire un vecteur de poste c_1 à partir des vecteurs C_1
- Construire une matrice du jour avec $SPD = 0$ (c.à.d, tous les vecteurs de postes sont égaux à c_1)
- L'ensemble $SPD_{old} = 0$

Pour $k = 2$ à S

Pour $c_2 = 1$ à C_1

- Remplacer le vecteur de poste c_1 par le vecteur c_2 pour le poste k
- calculer SPD_{new}

Si $|SPD' - SPD_{new}| < |SPD' - SPD_{old}|$ alors

- Remplacer le vecteur par c_1 le vecteur c_2

$$SPD_{old} = SPD_{new}$$

- Sauvegarder la matrice du jour et poser $d_1 = d_1 + 1$

Fin si

Fin pour

Fin pour

Si $d_1 < D_1$ répéter l'étape 2

Etape 3. Construire les matrices de semaine W_1 DPD'

- Sélectionner de façon aléatoire une matrice du jour d_1 à partir des matrices D_1
- Construire une matrice de semaine avec $DPD = 0$ (c.à.d, toutes les matrices du jour sont égales d_1)
- L'ensemble $DPD_{old} = 0$

Pour $j = 2$ à D

Pour $d_2 = 1$ à D_1

- Remplacer la matrice du jour d_1 par la matrice d_2 pour le jour j
- calculer DPD_{new}

Si $|DPD' - DPD_{new}| < |DPD' - DPD_{old}|$ alors

- Remplacer la matrice d_1 par la matrice d_2

$$DPD_{old} = DPD_{new}$$

- Sauvegarder la matrice de semaine et poser $w_1 = w_1 + 1$

Fin si

Fin pour

Fin pour

Si $w_1 < W_1$ répéter l'étape 3

Etape 4. L'amélioration du SPD' et DPD'

Sélectionnez la meilleure matrice de semaine trouvée avec des valeurs SPD et DPD connues

Pour $j = 1$ à D

Pour $k = 1$ à S

Pour $i_1 = 1$ à N

Pour $i_2 = i_1$ à N

Echanger $(p_{i_1,j,k}, p_{i_2,j,k})$

Si SPD ou DPD s'améliorent, sauvegarder la nouvelle matrice de semaine

Retour

La première étape génère aléatoirement des vecteurs de poste C_1 avec une valeur NPD aussi proche que possible de NPD' (un vecteur de poste est une colonne d'une matrice de préférence de semaine telle qu'elle figure dans le tableau.4.3). À l'étape 2, la procédure combine ces vecteurs pour générer une matrice de préférence du jour avec une valeur donnée pour SDP'. À cet effet, la procédure sélectionne aléatoirement un vecteur de poste et crée une matrice de jour avec une valeur SPD de 0. Cette matrice de jour contient le vecteur de poste sélectionné pour tous les postes du jour.

La procédure vise à améliorer la valeur SPD en remplaçant les vecteurs de poste un à la fois par les autres vecteurs de poste générés à l'étape 1. Chaque fois qu'une amélioration a été faite (c.à.d, la valeur SPD récemment trouvée réside plus proche de la valeur pré-spécifiée SPD'), le nouveau vecteur de poste remplace l'ancien dans la matrice du jour. La meilleure matrice du jour trouvée sera sauvegardée et ce processus sera répété jusqu'à ce que les matrices du jour D_1 soient obtenues. À l'étape 3, ces matrices du jour, à leur tour, servent à les combiner pour former des matrices de semaine avec une valeur DPD' donnée de la même manière que la construction des matrices du jour.

Au lieu de balayer tous les postes (étape 2), la procédure parcourt tous les jours pour trouver les bonnes combinaisons de matrices du jour pour obtenir à la suite des matrices de semaine avec une valeur DPD proche de DPD'. Ce processus est répété jusqu'à ce que les plannings de semaine W_1 soient obtenus. L'étape 4 sélectionne la meilleure matrice de semaine trouvée et vise à améliorer la valeur DPD et SPD. Plus précisément, la procédure échange les préférences individuelles des infirmiers de chaque jour et chaque poste afin de rechercher des améliorations pour SPD et DPD. La valeur NPD reste inchangée au cours de cette étape, puisque les échanges sont réalisés au sein d'un seul poste.

Les épreuves de calcul ont révélé que les critères d'arrêt (C_1, D_1 et W_1) dépendent de la taille du problème.

2/ procédure de génération de la matrice de couverture

Pour cette procédure, nous utilisons un «vecteur de jour» pour désigner une colonne de la matrice de couverture telle qu'elle est indiquée à la structure de matrice de couverture dans la section (4.3.2); ainsi qu'une « matrice de semaine » pour désigner une combinaison des vecteurs de jour pour une semaine complète. La taille de cette matrice dépend de la taille du problème (nombre de jours et nombre de postes qui représentent les dimensions de la matrice de couverture) et parallèlement à la matrice de préférence hebdomadaire, celle de couverture qui gère la même période peut être aussi étendue à des périodes plus vastes.

le processus de génération se résume à la combinaison des vecteurs de jours générés d'une façon aléatoire avec une valeur SCD prédéfinie en vue d'obtenir une structure de couverture avec des valeurs connues des indicateurs qui mesurent la distribution de couverture. Ce processus est suivi par une étape d'amélioration, jusqu'à ce que des valeurs pré-spécifiées pour TCC et DCD soient obtenues.

Notations :

- N, S, D : représente la taille du problème comme elle est définie dans le NSP.
- $J1$: cardinalité de l'ensemble de matrices de jour.
- $V1$: cardinalité de l'ensemble de matrices de semaine.
- TCC', DCD' et SCD' : trois indicateurs de complexité donnés par l'utilisateur et servent comme données d'entrée pour la procédure.
- $J1$: ensemble de matrices de jour. C'est un critère d'arrêt et il dépend de la taille du problème.
- TCC_{old}, DCD_{old} : représentent les anciennes valeurs de TCC et DCD respectivement.
- TCC_{new}, DCD_{new} : représentent les nouvelles valeurs de TCC et DCD respectivement.
- Echanger (a, b) : la fonction qui permute les éléments a et b .

Procédure générer la matrice de préférence (TCC', DCD', SCD')

Initialiser $v_1 = 0$

Etape 1. Construire des vecteurs de jour SCD'

- Générer de façon aléatoire les vecteurs de jour J_1 avec la valeur SCD'

Etape 2. Construire les matrices de semaine V_1 (TCC', DCD')

- Sélectionner de façon aléatoire un vecteur jour j_1 à partir des vecteurs J_1
- Construire une matrice semaine telle que toutes les colonnes sont égales au vecteur j_1
- Calculer le TCC_{j_1} et le DCD_{j_1} de cette matrice de semaine.
- L'ensemble $TCC_{old} = TCC_{j_1}$ et $DCD_{old} = DCD_{j_1}$

Pour $d = 2$ à D

Pour $j_2 = 1$ à J_1

- Remplacer le vecteur de jour j_1 par le vecteur j_2 pour le jour d
- calculer TCC_{new} et DCD_{new}

Si $\begin{cases} |TCC' - TCC_{new}| < |TCC' - TCC_{old}| \\ |DCD' - DCD_{new}| < |DCD' - DCD_{old}| \end{cases}$ alors

- Remplacer le vecteur j_1 par le vecteur j_2

$TCC_{old} = TCC_{new}$ et $DCD_{old} = DCD_{new}$

- Sauvegarder la matrice de semaine et poser $v_1 = v_1 + 1$

Fin si

Fin pour

Fin pour

Si $v_1 < V_1$ répéter l'étape 2

Etape 3. L'amélioration du TCC' et DCD'

Sélectionnez la meilleure matrice de semaine trouvée avec des valeurs TCC et DCD connues

Pour $d = 1$ à D

Pour $s_1 = 1$ à S

Pour $s_2 = s_1$ à S

Echanger $(r_{s_1,d}, r_{s_2,d})$

Si TCC ou DCD s'améliorent, sauvegarder la nouvelle matrice de semaine

Retour

La première étape génère aléatoirement des vecteurs de jour J_1 avec une valeur SCD aussi proche que possible de SCD' (un vecteur de jour est une ligne d'une matrice de couverture de semaine telle qu'elle figure dans la section (4.3.2)). À l'étape 2, la procédure combine ces vecteurs pour générer une matrice de couverture de semaine avec une valeur donnée pour TCC' et DCD'. À cet effet, la procédure sélectionne aléatoirement un vecteur de jour et crée une matrice de semaine et calcule les valeurs de TCC_{j_1} et DCD_{j_1} . Cette matrice de semaine contient le vecteur de jour sélectionné pour tous les jours de la semaine.

La procédure vise à améliorer les valeurs de TCC et DCD en remplaçant les vecteurs de jour un à la fois par les autres vecteurs de jour générés à l'étape 1. Chaque fois qu'une amélioration a été faite (c.à.d, les valeurs de TCC et DCD récemment trouvées résident plus proche des valeurs pré-spécifiées TCC' et DCD' respectivement), le nouveau vecteur de jour remplace l'ancien dans la matrice de semaine. La meilleure matrice de semaine trouvée sera sauvegardée et ce processus sera répété jusqu'à ce que les matrices de semaine V_1 soient obtenues.

L'étape 3 sélectionne la meilleure matrice de semaine trouvée et vise à améliorer les valeurs de TCC et DCD. Plus précisément, la procédure échange les couvertures de chaque jour afin de rechercher des améliorations pour TCC et DCD. La valeur de SCD reste inchangée au cours de cette étape, puisque les échanges sont réalisés au sein d'un seul jour.

Pour les deux procédures de génération, les valeurs des critères d'arrêt sont choisies par le programmeur de telle sorte qu'il engage un bon nombre de matrices (de jour ou de semaine) et de vecteurs (de poste ou de jour) pour garantir un niveau acceptable de diversité et par la suite permettre plus de précision dans le choix de la meilleure matrice de structure concernant l'instance NSP voulue. Il faut être prudent devant ces critères et prendre le rapport entre la taille du problème et les valeurs de ces critères en considération, tout en évitant l'expansion du temps de calcul.

4.4 Mécanismes d'évaluation et de comparaison

Dans ce travail, nous n'avons pas l'intention de présenter un modèle efficace pour résoudre des instances NSP réalistes à grande taille. Au contraire, notre objectif est de déceler les outils qui nous aident à évaluer les différentes méthodes de résolution et les comparer en prenant en considération la nécessité d'unifier les critères de comparaison et les paramètres des problèmes sur lesquels sera réalisée la comparaison, vu la diversité des modèles et l'influence de cette diversité sur l'architecture de méthodes de résolution, et qui empêchent par conséquent la possibilité d'appliquer ces outils. Dans ce but, nous allons illustrer le mécanisme qui nous permet d'atteindre cet objectif.

Notre mécanisme se compose de deux parties, la première celle qui parle de l'évaluation de chaque méthode de résolution spécifique à part, sur le problème particulier sous l'étude, en utilisant les indicateurs de complexité. La deuxième partie est orientée vers la comparaison entre ces différentes approches se basant sur les résultats de la première partie.

4.4.1 Evaluation d'une approche de résolution d'un NSP particulier

Comme on a vu auparavant, on peut caractériser un problème NSP par les quatre classes d'indicateurs de complexité. Pour évaluer une procédure de résolution, il est plus intéressant d'étudier l'évolution de la complexité du problème lorsque la variation de ces caractéristiques a la plus grande étendue.

À ce but, on doit générer tout d'abord un grand nombre d'instances NSP simplifiées avec des valeurs données pour chaque indicateur de complexité. Pour chaque classe de problème on fixe un nombre précis d'instances à générer à l'aide des procédures de génération. Si on note par n_i le nombre de valeurs que doit prendre l'indicateur i , $i = i_1, i_2, \dots, i_6$ (les 6 derniers indicateurs) et par st le nombre d'instances fixé pour chaque classe de problème, alors le nombre de classes obtenu sera $(n_{i_1} \times n_{i_2} \times \dots \times n_{i_6})$ et par la suite le nombre d'instances de données sera la conception factorielle suivante $(n_{i_1} \times n_{i_2} \times \dots \times n_{i_6}) \times st$.

Le modèle utilisé pour résoudre ces instances, toujours au moyen de l'approche à évaluer, doit contenir un ensemble de contraintes de cas spécifiques à partir des fichiers de la bibliothèque et qui sont inspirés de celles du monde réel.

Chaque instance doit être résolue par l'approche étudiée. La dureté d'une instance de problème

pour cette procédure de résolution spécifique est généralement mesurée par la quantité de temps CPU dont la procédure a besoin pour trouver une solution optimale pour le problème à l'étude en cas d'une procédure exacte, ou par l'écart d'optimalité dans le cas d'une procédure (méta-) heuristique.

Dans le but d'analyser les résultats obtenus par la résolution de toutes les instances générées, on peut effectuer le rapport entre les différents paramètres d'entrée qui sont les indicateurs de complexité et le temps moyen CPU (en second) nécessaire pour obtenir des plannings d'infirmiers optimaux pour différentes valeurs de ces indicateurs ainsi que le pourcentage des instances qui pourraient être résolues à optimalité (dans le cas d'une procédure de résolution exacte), au sein d'un temps prédéterminé (arbitraire) de X secondes.

Dans le contexte de cette évaluation et afin de donner un aperçu de l'influence des indicateurs de complexité sur la complexité du problème qui est intrinsèquement déterminée par la combinaison de l'instance du problème/la procédure de résolution étudiée, Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont pensé à effectuer les pertinents rapports unidimensionnels et à deux dimensions des différents indicateurs, et de les expliquer intuitivement.

Enfin, pour obtenir plus de détails sur l'influence des indicateurs proposés sur la complexité du problème, lorsqu'il s'agit de résoudre les instances du problème en utilisant la procédure de résolution à évaluer, ils ont proposé de classier les instances par les regrouper en fonction du temps CPU nécessaire, d'une manière qui réduit la variation. Ils ont utilisé pour cela un arbre de décision basé sur l'algorithme CHAID (Chi-Square Automatic Interaction Detection (Kass, 1980)) dont le but est de créer un modèle concis qui prédit à priori la dureté des nouvelles instances du problème en fonction de leurs caractéristiques.

Exemple illustratif :

Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] et dans le but d'étudier les effets des indicateurs de complexité et d'évaluer une procédure de résolution particulière (qui est dans le présent exemple la méthode exacte Branch and Bound) ont généré un grand nombre d'instances NSP simplifiées de petite taille avec les indicateurs de complexité tels qu'ils figurent dans le tableau suivant :

La taille du problème	
N	10
S	3 (Y compris les postes libres)
D	7
La distribution de préférences	
NPD	0, 0 .25, 0.5, 0.75 ou 1
SPD	0, 0 .25, 0.5, 0.75 ou 1
DPD	0, 0 .25, 0.5, 0.75 ou 1
Les contraintes de couverture	
TCC	0.20, 0 .35 ou 0.5
DCD	0, 0 .25, 0.5, 0.75 ou 1
SCD	0, 0 .25, 0.5, 0.75 ou 1

Tableau.4.7 - Les paramètres de test utilisés dans les calculs

Ils ont généré 5 instances de petite taille pour chaque classe de problème, le nombre de classe de problème est $5 \times 5 \times 5 \times 3 \times 5 \times 5$ et donc le nombre total d'instances était de 46.875 instances de données. Ils ont utilisé pour résoudre ces instances les procédures de Branch and Bound généralement fournis avec des logiciels disponibles sur le marché. Ils ont programmé un modèle IP simple basé sur des variables d'affectation [99] pour résoudre de petites instances NSP dans Visual C++.

Le modèle IP simple contient les contraintes de cas-spécifique suivantes :

- Nombre d'affectation par infirmier est égal à 5.
- Minimum de 2 jours consécutifs de travail par infirmier.
- Minimum de 2 postes consécutifs identiques par infirmier.

Les résultats obtenus et le comportement résultant de la complexité ne sont valables que pour la méthode de résolution IP à l'étude et ne peut pas être généralisé à d'autres procédures de résolution ou être considérée comme inhérente à la structure de l'instance du problème.

Le rapport unidimensionnel entre les différents paramètres d'entrée (les indicateurs de complexité) et le temps moyen CPU (en second) nécessaire pour résoudre les instances du problème à optimalité est décrit dans le tableau suivant :

	NPD		SPD		DPD		SCD		DCD			TCC	
	CPU(s)	% Feas	CPU(s)	%Feas	CPU(s)	%Feas	CPU(s)	%Feas	CPU(s)	%Feas		CPU(s)	%Feas
0	3.101	89.4	5.231	89.2	5.007	89.8	4.885	99.91	4.569	100.0			
0.25	3.321	89.7	4.090	89.6	4.182	89.9	5.436	97.15	4.690	97.3	0.2	3.348	98.7
0.5	3.416	89.4	5.630	89.5	5.822	89.2	6.942	89.39	5.504	90.4	0.35	4.943	90.1
0.75	5.406	89.4	5.750	89.6	6.696	89.0	6.347	84.35	6.663	82.8	0.5	9.499	79.6
1	13.296	89.5	7.842	89.3	6.848	89.4	4.980	76.48	7.689	76.9			

Tableau.4.8 - L'effet des indicateurs sur le temps CPU

Pour chaque indicateur ils ont indiqué le temps moyen CPU en seconde et le pourcentage des instances résolues à optimalité au sein d'un temps de **180** secondes. Ils ont aussi visualisé les pertinents rapports à deux dimensions entre les différents indicateurs deux à deux. Ils ont expliqué tous ces effets dans leur article [125].

Dans le but de classifier les instances en fonction du temps CPU nécessaire pour la résolution à optimalité, Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont construit l'arbre de décision CHAID. Elle est construite en utilisant des données d'apprentissage (dossiers échantillonnés à partir de l'ensemble de données du tableau 4.7). Pour chaque division la variable de séparation et les branches résultantes avec leurs valeurs de répartition correspondantes sont indiquées. L'arbre compte 29 nœuds de séparation et 49 nœuds terminaux (feuilles) qui sont désignés par un numéro. Les statistiques descriptives (moyenne, écart-type) pour les feuilles sont indiquées au dessous de l'arbre.

Afin de visualiser le pouvoir discriminant et de donner une indication de la puissance prédictive de l'arbre de décision, ils ont généré de nouvelles instances de données par NSPGen fondées sur les valeurs des indicateurs de complexité pour 10 nœuds terminaux différents. Les instances de données des classes 11, 12, 13 et 14 sont créés dans la proximité des classes 2, 3, 9 et 10, respectivement (et par conséquent, les valeurs colonne du "nœud terminal" correspondent aux autres). Les classes des instances de données avec leurs valeurs d'indicateurs sont représentées dans le tableau suivant :

Classe	NPD	SPD	DPD	TCC	SCD	DCD	Nœud terminal
1	≤ 0.5	0	0-1	0.2	0-1	0-1	1
2	0.75	0.25	≤ 0.25	0.2	0-1	0-1	8
3	0.75	0-1	≥ 0.75	0.2	0-1	0-1	14
4	≤ 0.75	0	0-1	0.35	0-1	0-1	15
5	≤ 0.75	≤ 0.25	0-1	0.5	≤ 0.5	0.5	26
6	≤ 0.75	0-1	0-1	0.5	0	1	33
7	≤ 0.75	0-1	0-1	0.5	0.25	1	34
8	1	≤ 0.25	0-1	0.2	0-1	0-1	38
9	1	≤ 0.25	0-1	0/35	0-1	0-1	39
10	1	0.5-0.75	≥ 0.25	0-1	0-1	0-1	45
11	0.75-0.8	0.2-0.25	0.2-0.25	0.2	0-1	0-1	8
12	0.75-0.8	0-1	0.75	0.15-0.2	0-1	0-1	14
13	1	0.2-0.25	0-1	0.3-0.35	0-1	0-1	39
14	1	0.6		0-1	0-1	0-1	45

Tableau.4.9 - Les 14 classes des instances de données avec différentes valeurs d'indicateurs

Les temps CPU nécessaires pour résoudre ces instances de données à optimalité sont présentés dans la figure 4.1.

Cette Figure révèle que les instances dans une classe sont assez homogènes en ce qui concerne le calcul de performance, tandis que le temps CPU varie entre les différentes classes. En comparant le temps CPU nécessaire pour résoudre les instances nouvellement créées à optimalité avec les résultats de calcul sur lesquels l'arbre de décision à l'Annexe1 est construite, en affirmant le pouvoir prédictif de l'arbre de décision et les indicateurs de complexité proposés.

Conséquence :

Nous avons présenté dans cette partie le mécanisme d'évaluation d'une procédure de résolution particulière, par l'étude de l'évolution de la complexité du problème lorsque la variation de ces caractéristiques à la plus grande étendue. Un grand nombre d'instances avec des caractéristiques prédéfinies est généré pour effectuer cette opération.

Nous pouvons conclure qu'il est possible de prédire l'effort de calcul de cette procédure de résolution particulière à l'aide du système de classification (arbre de régression), et par conséquent, de

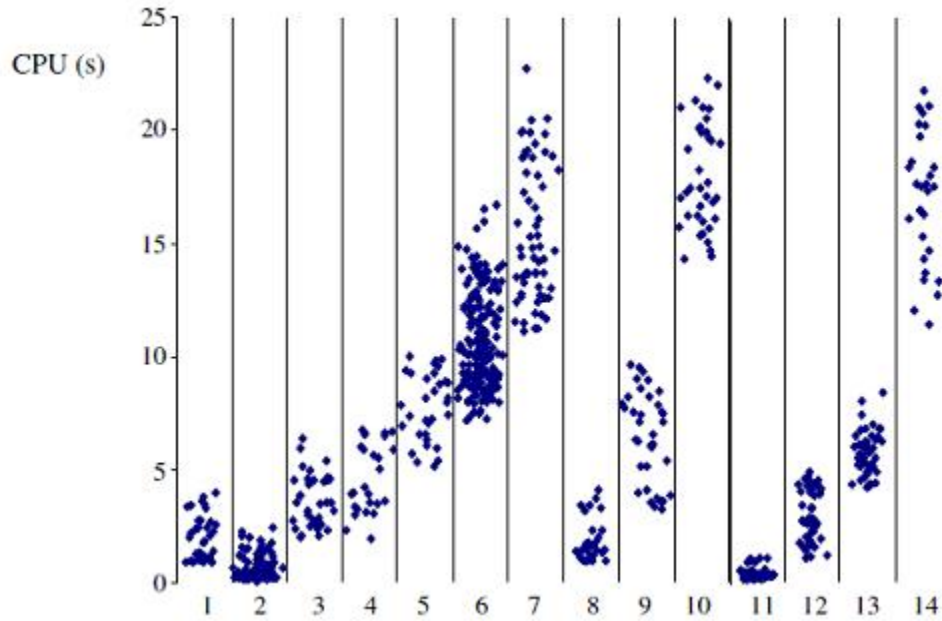
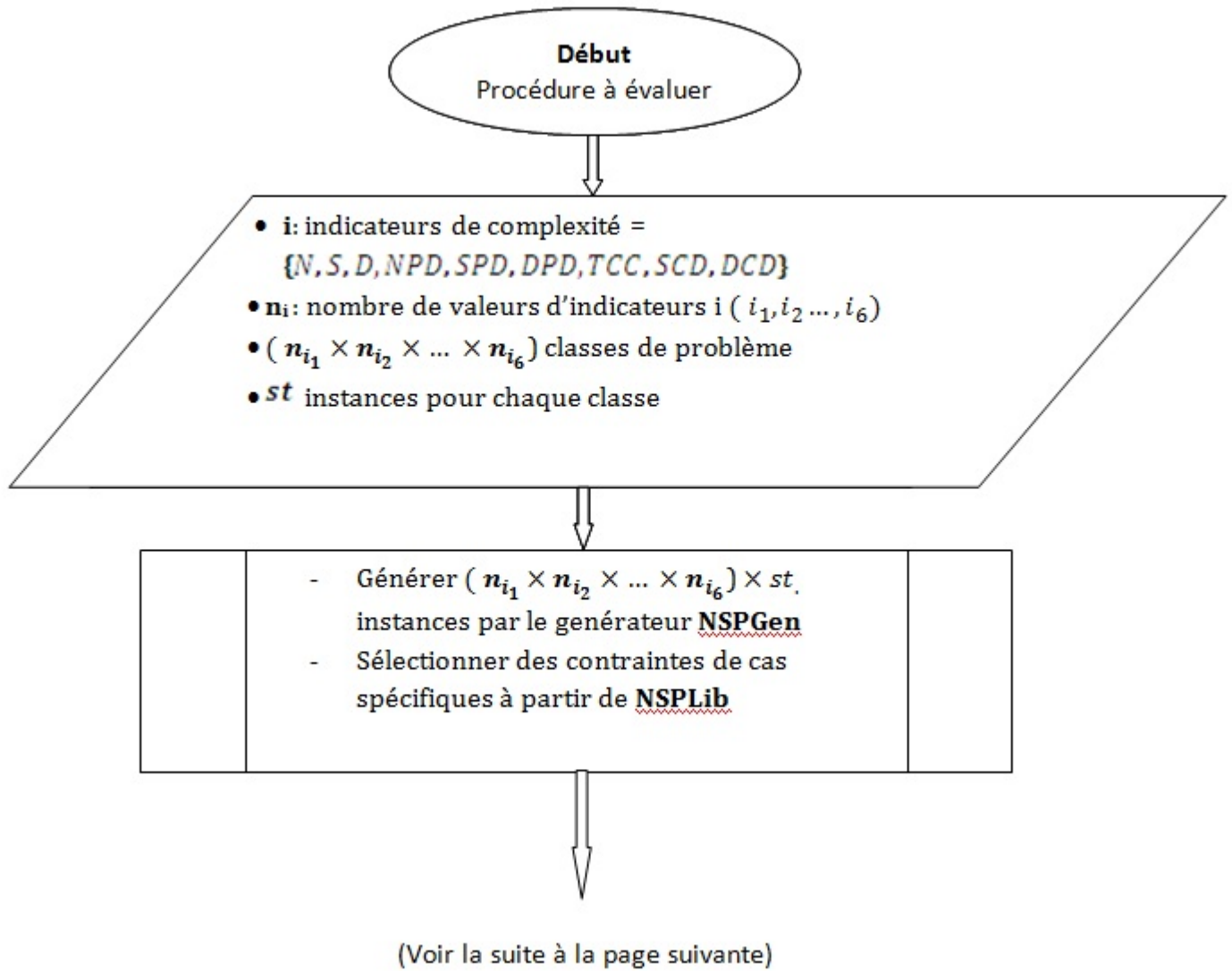


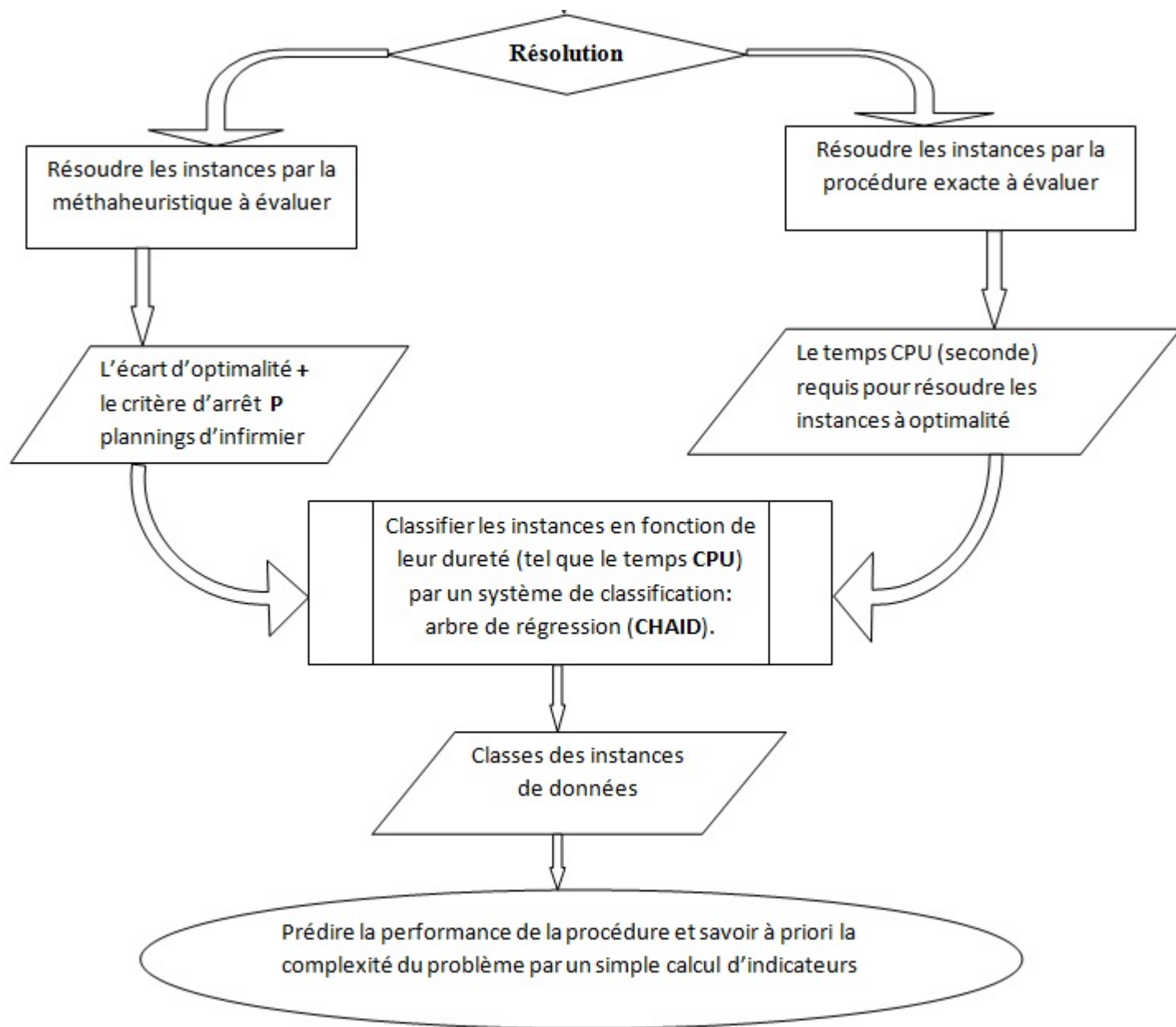
FIGURE 4.1 – Le temps CPU requis pour chaque classe de NSP

savoir à priori la complexité du problème rencontré qui est uniquement valable pour cette procédure de résolution spécifique à l'étude, par un simple calcul d'indicateurs de complexité.

Il faut rappeler que ces indicateurs sont adaptés pour caractériser tous les problèmes de planification des infirmiers et pour fournir et prédire la complexité de toutes sortes d'instances du problème pour une procédure de résolution spécifique.

Le schéma suivant résume le mécanisme d'évaluation :





4.4.2 Comparaison entre les approches de résolution d'un NSP particulier

Dans le but d'exprimer le rôle des indicateurs de complexité dans la comparaison des procédures se basant sur les résultats de l'étape d'évaluation, Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] ont dit :

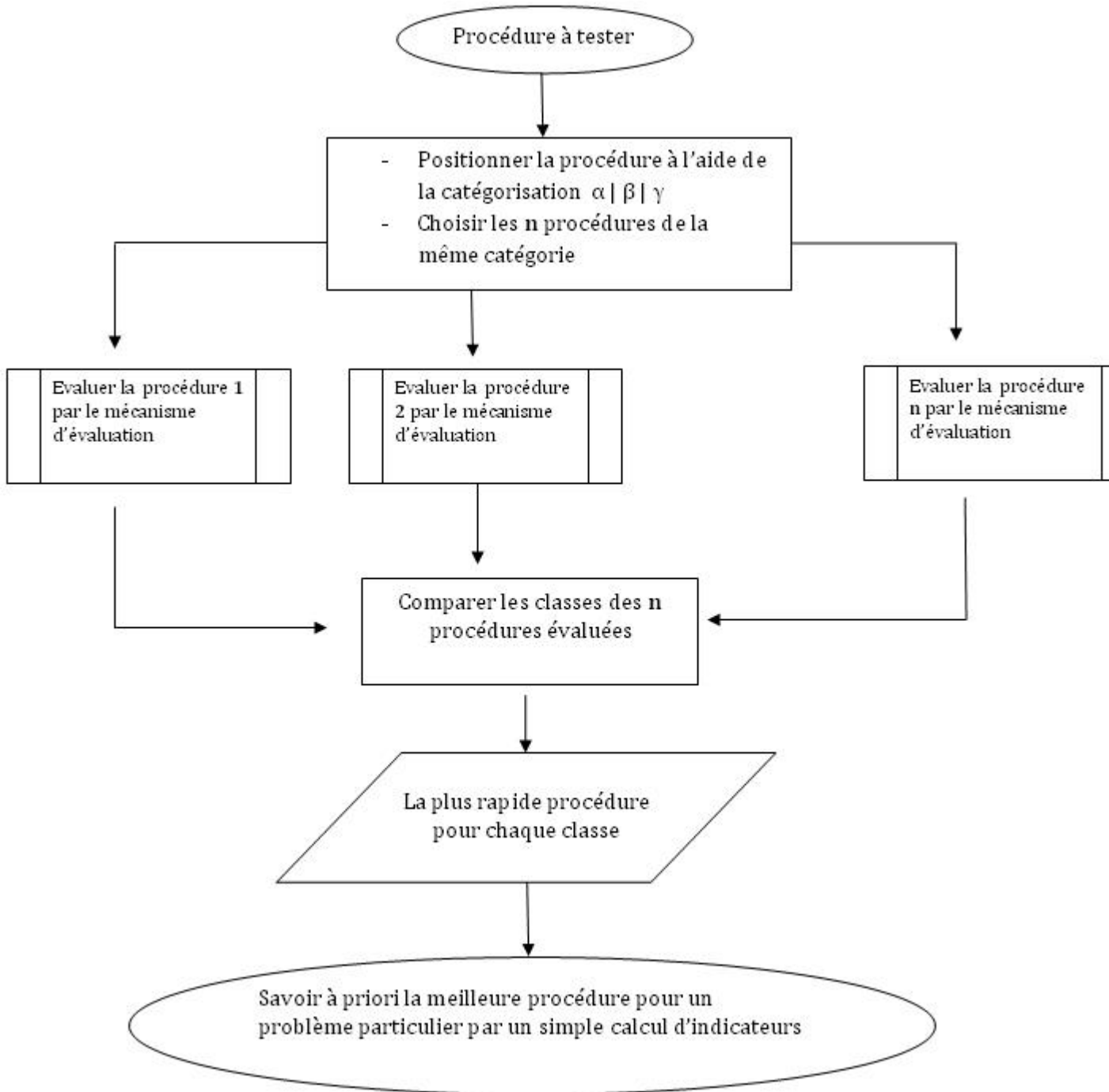
Il est donc d'une grande importance de posséder un ensemble de caractéristiques du problème qui distingue entre les instances faciles et dures et qui agit comme un prédicateur de l'effort de calcul des procédures. Si les bonnes prévisions du temps CPU

requis pour les différentes procédures de résolution étaient disponibles, il serait possible de sélectionner a priori la procédure de résolution la plus rapide, basée sur le simple calcul de ces caractéristiques du problème.

Pour effectuer la comparaison entre différentes procédures de résolution, il faut avoir une prévision complète sur la performance des procédures à comparer pour un modèle NSP précis. En plus des indicateurs décrivant la taille, les préférences et la couverture qui caractérisent le modèle à la main, il faut tenir compte dans l'évaluation des procédures à comparer de :

- différents types de contraintes de cas spécifiques qui ont été collectées par Cheang (2003) [42] dans 16 types comme les plus utilisées dans la littérature, tandis que Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] n'ont utilisé que quatre.
- puisque les modèles de NSP se présentent différemment, on propose d'utiliser la catégorisation $\alpha|\beta|\gamma$ pour pouvoir positionner le modèle et comparer les résultats des procédures de résolution appliquées avec ceux publiés d'une manière pertinente.

Cela nous permet de travailler sur une base de données plus large qui comporte les différentes possibilités et donc le résultat de la comparaison sera plus fiable. Le schéma suivant résume le mécanisme de comparaison :



Il est intéressant d'adapter les modèles de NSP à une forme plus générale qui comporte les différents types de contraintes de cas spécifiques indiquées dans Cheang (2003) [42], en les rajoutant à l'origine du modèle. On aura donc la possibilité de prolonger la gamme de procédures à comparer, par le fusionnement des catégories.

Conséquence

On peut dire enfin que la comparaison des procédures exacte ou (méta-) heuristiques sélectionnées sur la base de la catégorisation $\alpha|\beta|\gamma$ et les bonnes prévisions du temps CPU ou de la qualité de la solution obtenue, permet à priori, la sélection de la meilleure procédure de résolution se basant sur le simple calcul des indicateurs.

4.5 Conclusion

Dans le but d'effectuer l'évaluation des approches de NSP pour des problèmes particuliers et de faire la comparaison entre eux, nous avons présenté dans ce chapitre trois outils aidants à obtenir ce but : la classification du problème, la caractérisation des instances du problème et une bibliothèque d'instances de référence.

Quatre catégories d'indicateurs sont présentées pour la caractérisation des instances NSP : indicateurs de taille des instances du problème, trois indicateurs pour caractériser la structure de préférence, trois autres pour caractériser les exigences de couverture et enfin un ensemble intégré des contraintes de cas spécifiques. Ces indicateurs peuvent prédire la complexité du modèle de problème pour une procédure de résolution spécifique. À la base de ces paramètres de caractérisation nous avons présenté une simple mais efficace approche de génération élaborée par Vanhoucke et Maenhout (2007) [124] pour générer des instances NSP avec des valeurs données pour les indicateurs susmentionnés. Ce générateur permet aux chercheurs de générer des instances qui peuvent être utilisées pour évaluer les procédures puis les comparer. En outre, le générateur a été utilisé pour créer des matrices de préférences et nous l'avons complété par un autre à la base de la troisième catégorie d'indicateurs pour créer des matrices de couverture, en obtenant enfin un ensemble de données de référence afin de faciliter la comparaison des procédures. Ce générateur sert donc à créer une bibliothèque de références NSPLib avec un grand nombre d'instances de référence.

La classification et les arbres de régression ont été utilisés avec succès et permettent la prédiction des résultats d'intérêt de nouvelles observations sur la base des valeurs connues des paramètres de la classe associée.

De ce fait, nous pouvons à priori sélectionner la procédure de résolution exacte la plus rapide (en terme de temps CPU) et/ou la meilleure procédure de résolution méta-heuristique (en terme de qualité de solution) se basant sur certains calculs simples des indicateurs.

Puisque les modèles de NSP se présentent différemment, nous proposons d'utiliser la catégorisation $\alpha|\beta|\gamma$ pour pouvoir positionner le modèle et comparer les résultats des procédures de résolution appliquées avec ceux publiés d'une manière pertinente.

Enfin, nous sommes arrivés à proposer un mécanisme de comparaison à la base d'un mécanisme d'évaluation en utilisant tout ces outils et procédure.

Chapitre 5

Implémentation du logiciel NSPGen 2011

5.1 Introduction

Nous avons présenté dans le chapitre précédent le besoin d'une bibliothèque de référence qui comporte un grand nombre d'instances NSP, afin de faciliter la comparaison équitable entre les différentes méthodes et procédures de résolution.

Dans ce chapitre nous allons exposer l'utilitaire nommé NSPGen 2011 que nous avons élaboré dans le but d'aider les utilisateurs (décideurs ou chercheurs) à former leur bibliothèque de référence. Ils pourront l'utiliser comme générateur d'instances NSP qui servent comme élément de base de la bibliothèque à former.

5.2 Description du logiciel NSPGen2011

Le logiciel consiste dans son objectif à élaborer les deux procédures de génération de la matrice de préférence et la matrice de couverture. Il combine ces deux procédures pour générer des instances NSP sous une forme inspirée de celle de Vanhoucke et Maenhout (2007) [124] en ajoutant quelques paramètres tels que les bornes de couverture. L'instance générée comporte les éléments suivants dans trois parties :

- Partie 1 : les neuf indicateurs de complexité en ajoutant deux bornes de couverture (Max et Min) pour chaque jour de la période de planification.
- Partie 2 : la matrice de préférence.
- Partie 3 : la matrice de couverture.

Où les éléments de la première partie servent comme entrée (Input) du logiciel et les deux autres parties (les matrices) sont les sorties du logiciel (Output).

Le NSPGen 2011 est implémenté en utilisant l'environnement de programmation visuelle C++ Builder 2009. Notre choix s'est porté sur ce langage car il est considéré parmi les langages de programmation mathématique les plus puissants actuellement.

L'interface du logiciel comporte plusieurs fenêtres permettant aux utilisateurs de faire rentrer des valeurs prédéfinies pour générer une instance NSP et d'enregistrer ensuite le contenu de l'instance dans un fichier.

Le programme a besoin tout d'abord d'un certain nombre de paramètres d'entrée en fonction de certaines valeurs prédéfinies des neuf indicateurs de complexité plus les deux borne de couverture. Le tableau suivant donne un aperçu sur ces paramètres d'entrée. Pour plus d'informations sur les calculs spécifiques et la philosophie sous-jacente de ces indicateurs, nous nous référons au Chapitre 4.

Taille	Distribution Préférence	Distribution Couverture	Bornes Couverture
Le nombre d'infirmiers	La distribution de préférences entre les infirmiers (NPD)	Le nombre total des infirmiers requis (TCC)	La valeur maximale d'infirmiers requis pour chaque jour (CMAX)
Le nombre de postes	La distribution de préférence sur tous les postes (SPD) pour chaque jour	La distribution du nombre requis d'infirmiers sur tous les postes (SCD) pour chaque jour	
Le nombre de jours pour une période de planification complète	La distribution de préférence sur tous les jours (DPD) pour la période de planification	La distribution du nombre requis d'infirmiers sur tous les jours (DCD) pour la période de planification	La valeur minimale d'infirmiers requis pour chaque jour (CMIN)

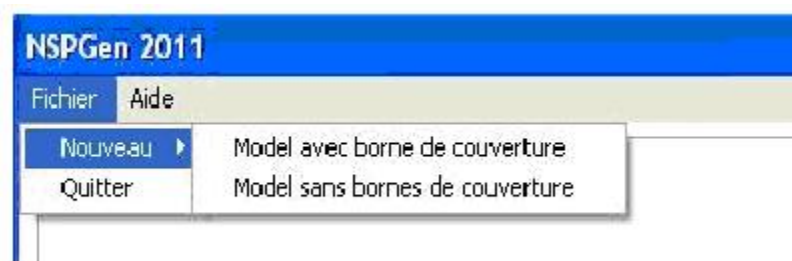
Tableau.5.1 - Les paramètres d'entrée du logiciel NSPGen 2011

Par la suite, on va expliquer le fonctionnement du NSPGen 2011 par la représentation de différentes fenêtres et on va faire ainsi quelques remarques nécessaires pour générer les instances NSP correctement.

Commençons par la fenêtre principale du logiciel :



Dans le menu principal, l'utilisateur peut choisir les trois objets suivant



– *Aide* : Cette option représente un tutoriel de ce logiciel et affiche les informations générales sur le générateur d'instances du problème de planification des infirmiers (à propos de NSPGen 2011).

– *Fichier* : Pour démarrer une nouvelle application. Cliquons sur Fichier on aura *Quitter* pour fermer l'application et un sous menu *Nouveau* qui comporte à son tour deux possibilités dont l'utilisateur doit choisir une parmi elles pour générer son instance :

- Model avec bornes de couverture : ce premier choix permet à l'utilisateur de choisir la borne maximale et minimale de couverture dans le processus de génération de l'instance NSP .
- Model sans bornes de couverture : ce choix est le contraire du premier choix, il donne par défaut des valeurs pour les bornes de couverture.

Cliquons sur l'un de ces deux choix, une fenêtre composée de plusieurs onglets s'affiche, elle contiendra quatre onglets pour un model avec des bornes de couverture et seulement trois pour l'autre model. Un simple clique sur chacun d'eux nous permettra de faire entrer les valeurs nécessaires pour la génération d'une instance.

Le premier onglet : La taille du problème

The screenshot shows a software window titled "Les Indicateurs de Complexité". At the top, there are four tabs: "Taille du problème", "Distribution de préférence", "Distribution de couverture", and "Borne de couverture". The "Taille du problème" tab is selected. Below the tabs, there are three input fields:

- Le nombre d'infirmiers (N)**: A text box with the instruction "Donner le nombre d'infirmiers" and a numeric input field containing the value "15".
- Le nombre de poste (S)**: A text box with the instruction "Donner le nombre de postes" and a numeric input field containing the value "3".
- Le nombre de jours (D)**: A text box with the instruction "Donner le nombre de jours pour une période de planification complète" and a numeric input field containing the value "7".

At the bottom of the window, there are three buttons: "Verifier les données", "generer une matrice de préférence", and "Quitter".

Dans cet onglet, les indicateurs de complexité concernant la taille du problème : nombre d'infirmiers (N), nombre de postes (S) et nombre de jours (D), peuvent être entrés. Le nombre d'infirmiers (N) doit être un chiffre entier inférieur à 50 et supérieur à 5. Dans le monde réel, et particulièrement ici en Algérie, un service hospitalier contient entre 7 et 30 infirmiers en moyen, ce nombre peut être augmenté ou diminué selon le besoin et pour des cas particuliers.

Le nombre de postes (S) pour un jour particulier doit être supérieur à 3 et évidemment inférieur au nombre d'infirmiers (N).

En général, on a essayé d'élargir l'intervalle de la taille du problème à cause de la diversité qui est un critère important pour une bibliothèque de référence (voir Chapitre 4).

Le deuxième onglet : La distribution de préférences

Les Indicateurs de Complexité

Taille du problème | Distribution de préférence | Distribution de couverture | Borne de couverture

La distribution de préférence-infirmier (NPD)
 Mesure la distribution de préférences entre les infirmiers pour un poste particulier et un jour particulier (*)

La distribution préférence-poste (SPD)
 Mesure la préférence claire/l'indifférence des infirmiers entre différents postes sur un seul jour (*)

La distribution de préférence-jour (DPD)
 Mesure la structure de référence des infirmiers pour tous les jours de la période de planification complète (*)

(*) valeur comprise entre 0 et 1

Verifier les données | generer une matrice de préférence | Quitter

L'utilisateur peut entrer des valeurs pour les trois indicateurs qui mesurent la complexité concernant les préférences des infirmiers (NPD, SPD, DPD). Toutes les valeurs saisies sur cet onglet doivent être comprises entre 0 et 1.

Si la valeur de la distribution de préférence-infirmier (NPD) égale à 0, la valeur du nombre de postes (S) doit être un diviseur de la valeur du nombre d'infirmiers (N), c.à.d. pour avoir des vecteurs avec $NPD = 0$ donc on doit avoir $\left\lceil \frac{N}{S} \right\rceil = 0$.

Le troisième onglet : La distribution de couverture

Les Indicateurs de Complexité

Taille du problème | Distribution de préférence | **Distribution de couverture** | Borne de couverture

la distribution de couverture-poste (SCD)
Mesure la distribution des exigences de couverture sur tous les postes pour un jour particulier

0,35 (*)

les contraintes de couverture totale (TCC)
Indique le nombre total requis d'infirmières nécessaires pour couvrir la demande

0,2 (*)

la distribution de couverture-jour (DCD)
Divise le nombre total d'infirmiers nécessaires entre les jours de façon contrôlée

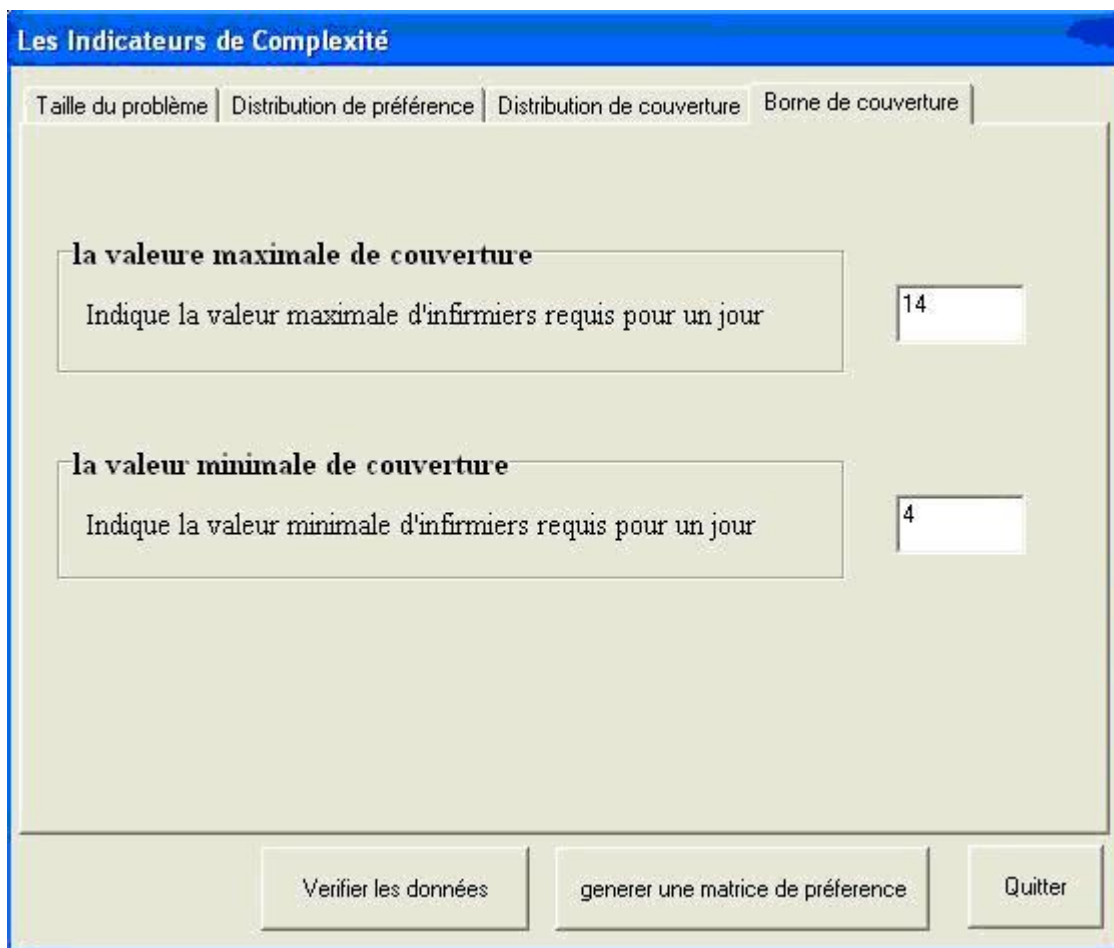
0 (*)

(*) valeur comprise entre 0 et 1

Verifier les données generer une matrice de preference Quitter

Dans cet onglet, l'utilisateur peut entrer des valeurs pour les trois indicateurs qui mesurent la complexité concernant les exigences de couverture (SCD, TCC, DCD). Toutes les valeurs saisies sur cet onglet doivent être comprises entre 0 et 1.

Le quatrième onglet : Les bornes de couverture



Dans cet onglet, l'utilisateur peut entrer des valeurs pour les deux champs qui indiquent la valeur maximale de couverture (C_{MAX}) et la valeur minimale de couverture (C_{MIN}).

On distingue deux cas pour cet onglet :

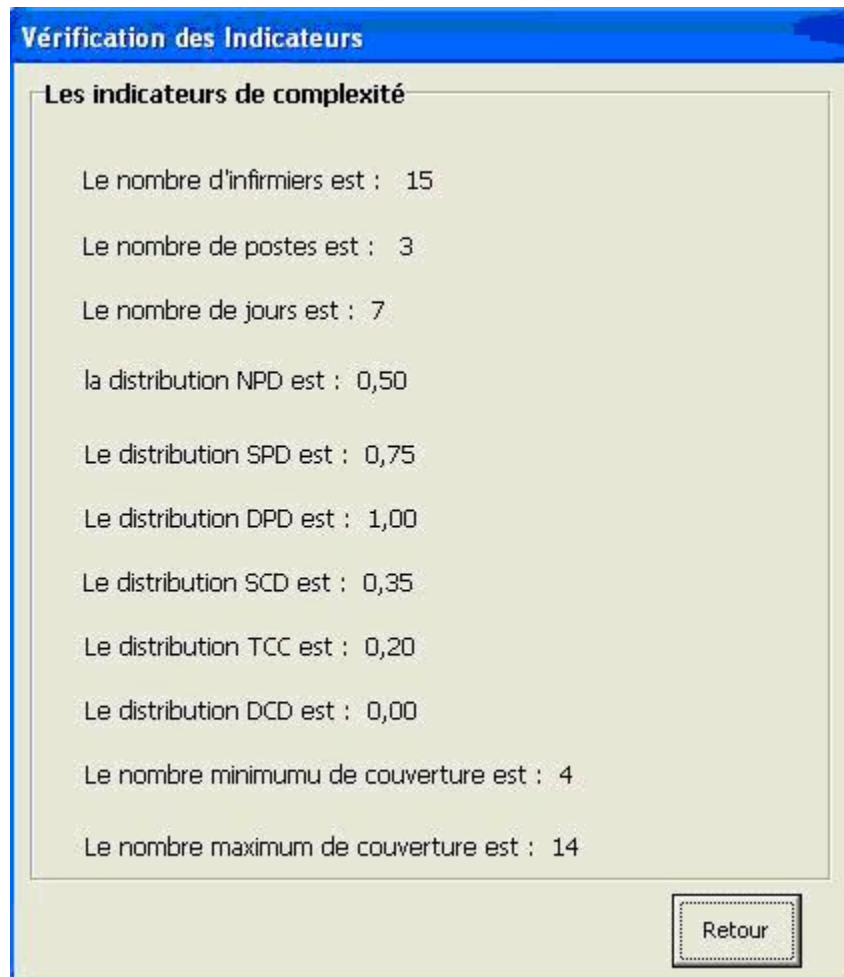
- Le cas où l'utilisateur choisi de générer son instance dans le mode avec bornes de couverture. Dans ce cas, il doit entrer des valeurs pour les deux bornes, tels que le C_{MAX} ne doit pas dépasser le nombre d'infirmiers (N) et le C_{MIN} doit être inférieur à la valeur maximale de couverture C_{MAX}. Les deux bornes doivent vérifier le strict minimum de l'exigence de couverture, limité par 2.
- Dans le cas contraire où le mode est sans bornes de couverture, cet onglet n'existe pas et dans ce cas : la borne C_{MAX} est par défaut mise à N et la borne C_{MIN} est par défaut mise à

2 dans le programme.

En bas de la fenêtre qui comporte ces onglets, on trouve trois boutons :



Le bouton *Quitter* sert à fermer cette fenêtre. Cliquons sur le bouton *Vérifier les données* une autre fenêtre qui contient toutes les informations de l'entrée (les neufs indicateurs et les bornes) s'affiche afin de vérifier si ces informations sont correctement entrées avant de lancer le processus de génération.



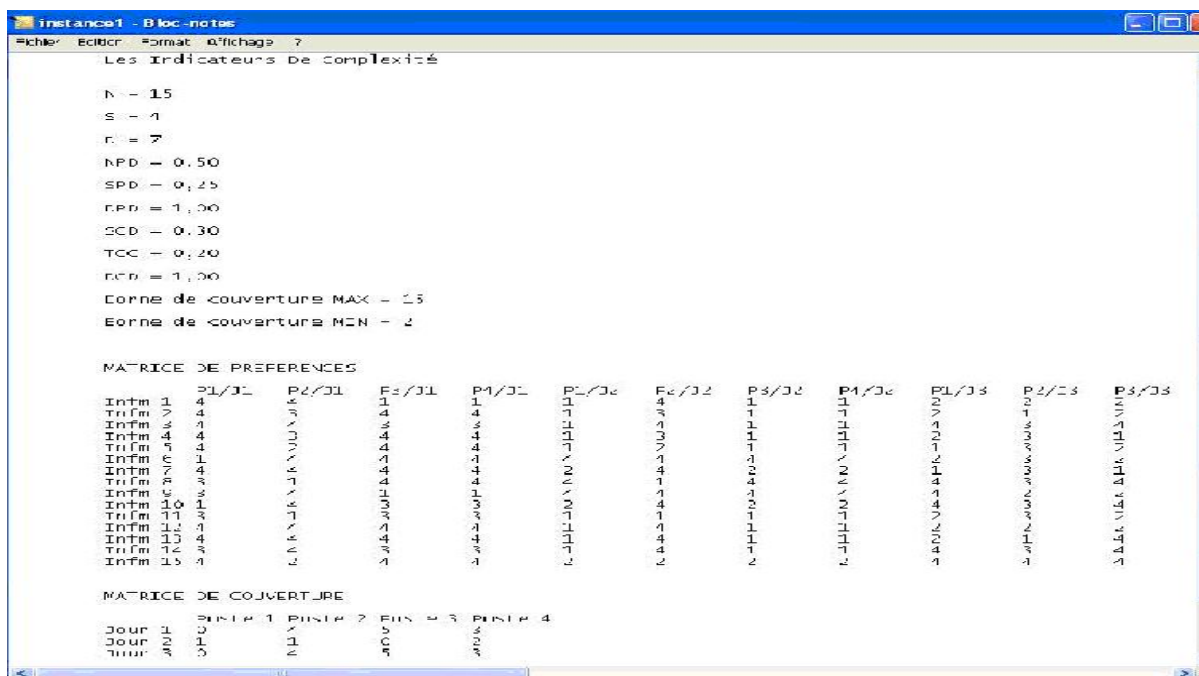
Lorsque toutes les informations nécessaires pour le processus de génération sont remplies correctement, l'utilisateur peut appuyer sur le bouton *Retour* pour revenir à la fenêtre précédente puis appuyer sur le bouton *Générer l'instance NSP*. Ce bouton permet à l'utilisateur de lancer le processus de génération est de passer par conséquent à une fenêtre qui comporte les deux matrices : de préférence et de couverture.



De cette façon, on peut obtenir les sorties du programme et former enfin l'instance à partir de toutes les informations d'entrée et de sortie.

Cliquons sur le bouton *Enregistrer le résultat* on peut enregistrer l'instance sous forme d'un fichier texte. L'utilisateur peut définir dans quel répertoire les fichiers générés seront enregistrés, et à partir duquel l'utilisateur pourra consulter le produit de genre (*.txt*) dénommé par son choix.

Cette figure présente un exemple de fichier généré par le NSPGen 2011 (instance1.txt).



5.3 Exemples illustratifs

Dans cette section du chapitre, nous avons choisi de présenter deux résultats différents obtenus en exécutant le programme de génération proposé. En donnant à chaque fois les paramètres d'entrée ainsi que les sorties obtenues dont on distingue deux cas de sorties : soit une instance NSP, ou un message qui informe l'utilisateur qu'il n'y a pas de résultats avec ces paramètres d'entrée.

Exemple1 :

Pour cet exemple, nous avons choisi le « model avec bornes de couverture » et nous avons donc les paramètres d'entrée suivants :

Taille	Distribution Préférence	Distribution Couverture	Bornes Couverture
N= 15	NPD= 0,5	SCD= 0,6	CMAX = 13
S= 3	SPD= 0,25	TCC= 0,35	CMIN = 4
D= 5	DPD= 1	DCD= 0	

Tableau.5.2 - Exemple de paramètres d'entré " Mode avec bornes de couverture"

Après faire entrer ces paramètres dans la fenêtre concernée, nous avons lancé la génération et nous avons obtenue l'instance NSP suivante : (enregistrée comme fichier **.txt** sous le nom Instance Exemple1)

5.3. Exemples illustratifs

Les Indicateurs De Complexit

N = 15

S = 3

D = 5

NPD = 0,50

SPD = 0,25

DPD = 1,00

SCD = 0,60

TCC = 0,35

DCD = 0,00

Borne de couverture MAX = 13

Borne de couverture MIN = 4

MATRICE DE PREFERENCES

	P1/J1	P2/J1	P3/J1	P1/J2	P2/J2	P3/J2	P1/J3	P2/J3	P3/J3	P1/J4	P2/J4	P3/J4	P1/J5	P2/J5	P3/J5	
Infm 1	3	3	3	3	1	2	1	2	1	2	3	3	3	1	3	3
Infm 2	1	3	1	3	3	3	3	2	2	2	2	1	1	3	3	1
Infm 3	3	1	3	3	3	3	3	1	3	1	3	3	3	1	1	3
Infm 4	1	1	1	2	3	2	2	2	2	2	3	1	1	1	1	1
Infm 5	3	3	1	3	1	3	3	1	2	1	3	1	1	1	3	1
Infm 6	1	1	1	3	3	3	3	2	2	2	3	1	1	1	1	1
Infm 7	1	1	1	3	3	3	3	2	2	2	1	1	1	3	1	1
Infm 8	1	1	1	3	3	3	3	2	2	2	3	1	1	1	1	1
Infm 9	1	3	1	2	1	2	2	1	2	1	3	3	2	1	3	1
Infm 10	3	1	1	3	3	3	3	3	2	3	3	1	1	1	1	1
Infm 11	1	1	3	3	3	3	3	2	3	2	3	3	3	1	1	3
Infm 12	1	1	1	1	3	1	2	1	2	2	1	1	1	3	1	1
Infm 13	1	3	1	1	2	1	2	2	2	2	3	3	3	1	3	1
Infm 14	2	3	2	3	2	3	3	3	3	3	1	3	1	2	3	2
Infm 15	1	3	3	3	3	3	3	2	2	2	1	3	1	3	3	3

MATRICE DE COUVERTURE

Poste 1	Poste 2	Poste 3	
Jour 1	4	0	3
Jour 2	4	0	3
Jour 3	4	0	3
Jour 4	4	0	3
Jour 5	4	0	3

Exemple2 :

Pour cet exemple, nous avons choisi le « model sans bornes de couverture » et nous avons donc les paramètres d'entrée suivants :

Taille	Distribution Préférence	Distribution Couverture
N= 9	NPD= 0,9	SCD= 0,75
S= 3	SPD= 1	TCC= 0,2
D= 3	DPD= 1	DCD= 0

Tableau.5.3 - Exemple de paramètres d'entré " Mode sans bornes de couverture"

Pour ce mode de génération, les bornes de couverture par jour sont par défaut $C_{MAX} = N = 9$ et $C_{MIN} = 2$.

Après avoir faire entrer ces paramètres dans la fenêtre concernée, nous avons lancé la génération mais dans ce cas et pour ces paramètres d'entrée, le processus de génération ne peut pas générer d'instances.

Parfois, il est impossible de générer des instances avec quelques valeurs de paramètres d'entrée, car tout simplement ils n'existent pas. Dans ce cas, une boîte de dialogue s'ouvre pour indiquer à l'utilisateur qu'il n'y a pas d'instance pour ces valeurs d'indicateurs.

**Discussion :**

En répétant ce processus de génération pour les mêmes paramètres d'entrée, on peut obtenir une série d'instances avec différents résultats pour les matrices de préférence et de couverture, puisque la génération des vecteurs de NPD et même de SCD sera faite d'une façon aléatoire (voir le processus de génération, chapitre 4); puis changer les paramètres d'entrée pour produire d'autres

séries d'instances jusqu'à construire une base de données (bibliothèque) contenant les instances de références prêtes à l'utiliser pour l'évaluation et la comparaison (voir le mécanisme d'évaluation et de comparaison, chapitre 4).

Parfois, il est impossible de générer des instances avec quelques valeurs de paramètres, car tout simplement ils n'existent pas. Dans ce cas, le générateur indique ce résultat par une boîte de dialogue et on devra modifier les paramètres ou juste quelques uns et relancer le processus de génération.

Conclusion Générale

Nous avons présenté dans notre mémoire un mécanisme qui permet aux décideurs et chercheurs opérationnels l'évaluation et la comparaison entre les méthodes de résolution de NSP en se basant sur trois outils d'aide à la décision : la classification du problème, la caractérisation des instances du problème et une bibliothèque d'instances de référence. Le but de ce mécanisme est enfin d'opter à priori la meilleure procédure, afin de résoudre un problème particulier, par un simple calcul.

Le mécanisme élaboré est divisé en deux parties, la première partie permet d'évaluer une procédure de résolution particulière en utilisant un grand nombre d'instances avec des caractéristiques prédéfinies (indicateurs de complexité) générées à l'aide du processus NSPGen2011 ou autre. La création d'une bibliothèque de référence flexible, sous une variation des caractéristiques prédéfinies lors de la génération des instances, offre à ce mécanisme la possibilité de prédire l'effort de calcul de la procédure de résolution spécifique à l'étude à l'aide d'un système de classification tel que l'arbre de régression CHAID. Ceci permet, par conséquent, de savoir à priori la complexité du problème rencontré, qui est uniquement valable pour cette procédure, par un simple calcul d'indicateurs de complexité. Il est donc d'une grande importance de posséder un ensemble de caractéristiques du problème qui agit comme un prédicateur de l'effort de calcul des procédures. Si les bonnes prévisions du temps CPU requis pour les différentes procédures de résolution étaient disponibles dans le cas des méta-heuristiques, ou l'écart d'optimalité pour les procédures exactes, il serait possible donc de sélectionner à priori la procédure de résolution la plus rapide se basant sur le simple calcul de ces caractéristiques du problème, c'est ce que nous avons expliqué en détail dans le chapitre 4.

A la base de la première partie est construite la deuxième partie du mécanisme qui est destinée à la comparaison de plusieurs procédures de résolution. Chacune est évaluée à la première partie. Pour

effectuer la comparaison entre ces procédures, il faut avoir une prévision complète sur la performance des procédures à comparer sur un modèle NSP précis. Il faut aussi prendre en considération le type de contraintes de cas spécifique et les fonctions objectif telles qu'elles aient été utilisées dans la littérature, pour cela nous avons proposé d'utiliser la catégorisation $\alpha|\beta|\gamma$ pour pouvoir positionner le modèle et comparer les résultats des procédures de résolution appliquées avec ceux publiés d'une manière pertinente.

Enfin, nous pouvons dire que la comparaison des procédures exactes ou (méta-) heuristiques sélectionnées sur la base de la catégorisation $\alpha|\beta|\gamma$, et les bonnes prévisions du temps CPU ou de la qualité de la solution obtenue, permet la sélection à priori de la meilleure procédure de résolution en se basant sur le simple calcul d'indicateurs caractérisant le problème NSP à l'étude.

Dans notre travail, un générateur d'instance NSPGen 2011 a été élaboré. Il est formé de deux processus, un processus pour générer la matrice de préférence inspiré de celui publié par Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] et un deuxième pour la matrice de couverture que nous avons développé d'une manière proche du premier processus, en utilisant les indicateurs de complexité proposés par Vanhoucke et Maenhout (2009) [125] plus les deux bornes de couverture que nous avons proposé. Ces indicateurs caractérisent le problème NSP.

La création d'une bibliothèque de références qui permet à l'utilisateur de faire l'évaluation et la comparaison des procédures de résolution de NSP, sera possible à l'aide de ce générateur d'instances. Il est nécessaire de prendre en compte durant la construction de cette bibliothèque toutes les variétés de problèmes rencontrés, et donc générer suffisamment d'instances qui représentent cette diversité. Cet objectif est obtenu par la caractérisation des instances de références à l'aide des indicateurs de complexité proposés par Vanhoucke et Maenhout (2009) [125].

Les perspectives de future sont tout d'abord, d'adapter les modèles de NSP dans les futures recherches à la présentation $\alpha|\beta|\gamma$ à priori pour permettre une catégorisation plus claire et donc mettre les modèle sous une forme plus générale en essayant de comporter les différents types de contraintes de cas spécifique indiquées dans la littérature. On aura donc la possibilité de prolonger la gamme de procédures à comparer, par le fusionnement des catégories.

Regrouper tout les types de contraintes de cas spécifiques et les intégrer dans le processus de génération d'instances pour étudier l'influence de ces contraintes sur la performance d'un algorithme et

l'influence du planning construit et même étudier la relation entre les indicateurs proposés et les contraintes spécifiques qui pourront révéler des résultats intéressants (comme indique Vanhoucke et Maenhout 2009) [125].

Enfin et après classification du plus grand nombre de modèles et approches de résolution, essayer de créer des bases de données pour comparer entre elles en appliquant le mécanisme d'évaluation et de comparaison sur l'ensemble des approches de la littérature. Ceci permettra dans le future de sélectionner à priori la meilleur approche pour un problème réel posé à l'étude, tout ça par un simple calcul d'indicateur de complexité. Aussi, ces indicateurs peuvent être améliorés pour mieux caractériser toute sorte de problèmes réels.

Bibliographie

- [1] Abdennadher S., Schlenker H., : INTERDIP—an interactive constraint based nurse scheduler, in : PACLP-99. Available from <<http://www.pms.informatik.unimuenchen.de/interdip>>, 1999.
- [2] Abernathy W.J., N. Baloff, J.C. Hershey, S. Wandel, : A Three-Stage Manpower Planning and Scheduling Model - A Service-Sector Example. *Operations Research* 22, 1973, 693-711.
- [3] Aickelin U., Genetic algorithms for multiple-choice problems, Ph.D. thesis, University of Wales, Swansea, 1999.
- [4] Aickelin U., Dowsland K. : Exploiting problem structure in a genetic algorithm approach to a nurse rostering problem, *Journal of Scheduling*, Volume 3 Issue 3, 2000, 139-153.
- [5] Aickelin U., White P. : Building Better Nurse Scheduling Algorithms, *Annals of Operations Research*, 128, 2004, 159-177.
- [6] Aickelin, U., Li, J. (2007). An estimation of distribution algorithm for nurse scheduling. *Annals of Operations Research*, 155(1), 289–309.
- [7] Alain HERTZ : LES META-HEURISTIQUES : quelques conseils pour en faire bon usage/ Ecole Polytechnique - GERAD Département de mathématiques et de génie industriel CP 6079, succ. Centre-ville, Montréal (QC) H3C 3A7, Canada.
- [8] Anzai M., Miura Y. : Computer Programme for Quick Work Scheduling of Nursing Staff, *Medical Informatics* 12, 1987, 43-52.
- [9] Arthur J., Ravindran A. : A Multiple Objective Nurse Scheduling Model, *AIIE Transactions*, Vol. 13, No. 1, 1981, 55-60.
- [10] Aykin, T. (1998). "A Composite Branch and Cut Algorithm for Optimal Shift Scheduling with Multiple Breaks and Break Windows." *Journal of the Operational Research Society* 49(6), 603-615.

- [11] Azaiez M. N. and Al Sharif S. S. : A 0-1 goal programming model for nurse scheduling. *Computers & Operations Research*, In Press, 2005.
- [12] Balakrishnan N., Wong R.T., A network model for the rotating workforce scheduling problem, *Networks* 20 (1990) 25-41.
- [13] Bard, J.F. and H.W. Purnomo, A column generation-based approach to solve the preference scheduling problem for nurses with downgrading. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2005. 39(3) : p. 193-213.
- [14] Bard, J. F., Purnomo, H. W. (2006). Incremental changes in the workforce to accommodate changes in demand. *Health Care Management Science*, 9, 71-85.
- [15] Barnhart, C., E. Johnson, R. Anbil, and L. Hatay. (1994). "A Column Generation Technique for the Long- Haul Crew Assignment Problem." In T. Ciriani and R. Leachman (eds.), *Optimization in Industry 2*, pp. 7-24. Chichester : Wiley.
- [16] Bartholdi, J.J., Orlin , J.B, Ratfill , H.D., Cyclic scheduling via integer programs with circular ones, *Operations Research* 28 (1980) 1074-1085.
- [17] Bartholdi J. (1981), A guaranteed-accuracy round-off algorithm for cyclic scheduling and set covering. *Operations Research*, 29 :501-10.
- [18] Beddoe G., Petrovic S., Vanden Berghe G. : Storing and adapting repair experiences in personnel rostering, E.K. Burke, P. De Causmaecker (Eds.), *Proceedings of the 4th International Conference on Practice and Theory of Automated Timetabling*, Gent, 2002, 185-186.
- [19] Beddoe Gareth Richard, *Case-Based Reasoning in Personnel Rostering Thesis* submitted to The University of Nottingham for the degree of Doctor of Philosophy, (2004).
- [20] Bilgin, B., De Causmaecker, P., Rossie, B. and Vanden Berghe G., Local Search Neighbourhoods to Deal with a Novel Nurse Rostering Model. In *Proc. of the 7th Int. Conf. on the Practice and Theory of Automated Timetabling*, Montréal, Canada, 2008.
- [21] Blau R., Sear A. : Nurse Scheduling with a Microcomputer, *Journal of Ambulance Care Management*, 1983, 1-13.
- [22] D.B. Behan, J.M. Rosenberger, and P. Punnakitikashem , *Stochastic Programming for Nurse Assignment 2005*, Technical Report COSMOS 05-01, The University of Texas at Arlington. Arlington, TX.
- [23] Bell P.C., Hay G., Liang Y. : A Visual Interactive Decision Support System for Workforce (Nurse) Scheduling, *Information Systems and Operational Research*, 24, No. 2, 1986, 133-144.

- [24] Bellanti F., Carello G., Della Croce F., Tadei R. : A greedy-based neighborhood search approach to a nurse rostering problem, *European Journal of Operational Research*, Vol. 153, No. 1, 2004, 28-40.
- [25] Berrada I., Ferland J., Michelon P. : A Multi-Objective Approach to Nurse Scheduling with both Hard and Soft Constraints, *Socio-Economic Planning Science* 30, 1996, 183-193.
- [26] Birbil, S.I., and Fang, S.C., 2003, "An electro-magnetism-like mechanism for global optimization", *Journal of Global Optimization*, 25, 263-282.
- [27] Borning A., Freeman-Benson B., Wilson M., *Constraint hierarchies, LISP and Symbolic Computation* 5 (3) (1992) 223-270.
- [28] Bourdais, S., Galinier, Ph., Pesant, G. (2003). Hibiscus : A constraint programming application to staff scheduling in health care. In *Lecture notes in computer science. CP 2003* (Vol. 2833, pp. 153– 167).
- [29] Brucker, P., Drexl, A., Möhring, R., Neumann, K., Pesch, E. (1999). Resource-constrained project scheduling : Notation, classification, models, and methods. *European Journal of Operational Research* 112, 3–41.
- [30] Brusco M.J., L.W. Jacobs : Cost analysis of alternative formulations for personnel scheduling in continuously operating organisations, *European Journal of Operational Research* 86, 1995, 249-261.
- [31] Brusco M.J., Jacobs L.W., Bongiorno R.J., Lyons, D. et Tang, B., (1995). Improving Personnel Scheduling at Airline Stations. *Operations Research*, 43(5) : 741-751.
- [32] Burke E.K., De Causmaecker P., Vanden Berghe G. : A Hybrid Tabu Search Algorithm for the Nurse Rostering Problem, B. McKay et al. (Eds.) : *Simulated Evolution and Learning*, 1998, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol. 1585, Springer, 1999, 187-194.
- [33] Burke E K, Cowling P I, De Causmaecker P, and Vanden Berghe G. A memetic approach to the nurse rostering problem. *Applied Intelligence*, pages 199-214, 2001.
- [34] Burke E.K., De Causmaecker P., Petrovic S., Vanden Berghe G. : A Multi Criteria Meta-heuristic Approach to Nurse Rostering, *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, CEC2002*, Honolulu, IEEE Press, 2002, 1197-1202.
- [35] Burke E K, De Causmaecker P, Vanden Berghe G and Van Landeghem H (2004). The state of the art of nurse rostering. *J Scheduling* 7 : 441-499.

- [36] Burke, E. K., De Causmaecker, P., Petrovic, S., Vanden Berghe, G. (2006). Metaheuristics for handling time interval coverage constraints in nurse scheduling. *Applied Artificial Intelligence*, 20(9), 743–766.
- [37] Burke, E. K., Curtois, T., Qu, R., Vanden Berghe, G. (2007). A time pre-defined variable depth search for nurse rostering (Technical report). University of Nottingham.
- [38] Burke E K, De Causmaecker P, Berghe G V : Novel Metaheuristic Approaches to Nurse Rostering Problems in Belgian Hospitals , 2004b by CRC Press, LLC.
- [39] Burns R N and Carter M W. Work force size and single shift schedules with variable demands. *Management Science*, 31(5) :599-607, 1985.
- [40] Aykin T., (1996), Optimal shift scheduling with multiple break windows. *Management Science*, 42 : 591-603.
- [41] Casado, S., Laguna, M., and Pacheco, J. : Heuristical Labor Scheduling to Optimize Airport Passenger Flows. *Journal of the Operational Research Society* 56 (2005) 649-658.
- [42] Cheang B, H Li, A Lim, and B Rodrigues. Nurse rostering problems - a bibliographic survey. *European Journal of Operational Research*, 151 :447-460, 2003.
- [43] Chen J G and Yeung T. Hybrid Expert System Approach to Nurse Scheduling, *Computers in Nursing*, 1993, 183-192.
- [44] Chen H.-G, (1995), Operator scheduling approaches in group technology cells-information request analysis," *Ieee Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 25(3) : 438-452.
- [45] Cheng B.M.W., Lee J.H.M., and J.C.K. Wu : A nurse rostering system using constraint programming and redundant modeling, *IEEE Transactions in Information Technology in Biomedicine*, 1, No. 1, 1997, 44-54.
- [46] Dantzig, G. (1954). "A Comment on Edie's Traffic Delay at Toll Booths." *Operations Research* 2, 339-341.
- [47] Debels, D., Vanhoucke, M. : An electromagnetism meta-heuristic for the resourceconstrained project scheduling problem. *LNCS*, vol. 3871, Springer, pp 259-270 (2006).
- [48] De Causmaecker P, Vanden Berghe G : A categorisation of nurse rostering problems, *Journal of Scheduling*, Vol. 14, Issue 1, 3-16, 2011.
- [49] Dowsland K. : Nurse scheduling with Tabu Search and Strategic Oscillation. *European Journal of Operations Research* 106, 1998, 393-407.

- [50] Dowsland K A and Thompson J M. Solving a nurse scheduling problem with knapsacks, networks and tabu search. *Journal of the Operational Research Society*, 51 :825-833, 2000.
- [51] Duenas A, Mort N, Reeves C, and Petrovic D. Handling preferences using genetic algorithms for the nurse scheduling problem. In *Proceedings of The First Multidisciplinary International Conference on Scheduling : Theory and Applications (MISTA)*, volume 1, pages 180-196, 2003.
- [52] Dyckhoff, H. (1990). A typology of cutting and packing problems. *European Journal of Operational Research*, 44, 145–159.
- [53] Easton F., Mansour N. : A Distributed Genetic Algorithm for Employee Staffing and Scheduling Problems, *Conference on Genetic Algorithms*, San Mateo, 1993, 360-367.
- [54] Edie, L. (1954). "Traffic Delays at Toll Booths." *Journal Operations Research Society of America* 2(2), 107-138.
- [55] Eitzen G, Panton D, and Mills G. Multi-skilled workforce optimisation. *Annals of Operations Research*, 127 :359-372, 2004.
- [56] Ernst et al., 1999b Ernst, A., H. Jiang, M. Krishnamoorthy, H. Nott, and D. Sier. (1999b). "An Optimization Approach to Train Crew Rostering." In *Proceedings of the 15th National Conference of the Australian Society for Operations Research*, Gold Coast, pp. 437-452.
- [57] Ernst A T, Jiang H, Krishnamoorthy M, Owens B, and Sier D. An annotated bibliography of personnel scheduling and rostering. *Annals of Operations Research*, 127 :21-144, 2004.
- [58] Ersoy Ersan, Ozcan Ender, Uyarima, Memetic Algorithms and Hyperhill-climbers, *Proc. of the 3rd Multidisciplinary Int. Conf. On Scheduling : Theory and Applications*, P. Baptiste, G. Kendall, A. M. Kordon, F. Sourd (ed.), pp. 159-166, 28-31 August 2007, Paris, France.
- [59] Freuder E.C., Wallace R.J., Partial constraint satisfaction, *Artificial Intelligence* 58 (1-3) (1992) 21-70.
- [60] Garey M. R. et Johnson D. S., (1979), *Computers and Intractability, a Guide to the Theory of NP-Completeness*, ed. Freeman.
- [61] Gascon, V., S. Villeneuve, P. Michelon, and J.A. Ferland, Scheduling the flying squad nurses of a hospital using a multi-objective programming model. *Annals of Operations Research*, 2000. 96 : p. 149-166.
- [62] Gent, I.P., and Walsh, T., 2004, "CSPLIB : A Benchmark Library for Constraints", *Lecture Notes in Computer Science*, 1713, 480-481.

- [63] Glover, F. (1977). "Heuristics for Integer Programming Using Surrogate Constraints" *Decision Sciences*, Vol 8, No 1, 156-166.
- [64] Glover F., Mcmillan C., The general employee scheduling problem : An integration of management science and artificial intelligence, *Computers and Operations Research* 13 (1986) 563-573.
- [65] Glover, F. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers and Operations Research*, tome 13, pages 533-549, 1986.
- [66] Glover, F. (1998). "A Template for Scatter Search and Path Relinking," in *Lecture Notes in Computer Science*, 1363, J.K. Hao, E. Lutton, E. Ronald, M. Schoenauer, D. Snyers (Eds.), pp. 13-54.
- [67] Glover, F., and Laguna, M., 2000, "Fundamentals of Scatter Search and Path Relinking", *Control and Cybernetics*, 3, 653-684.
- [68] Graham, R. L., Lawler, E. L., Lenstra, J. K., Rinnooy Kan, A. H. G. (1979). Optimization and approximation in deterministic sequencing and scheduling : a survey. *Annals of Discrete Mathematics*, 4, 287-326.
- [69] Hertz, A., et Kobler, D. A framework of the description of evolutionary algorithms. *European Journal of Operational Research*, tome 126, no 1, pages 1-12, 2000.
- [70] Heus K., Weil G., Constraint programming a nurse scheduling application, in : *Proceedings of the Second International Conference on the Practical Application of Constraint Technology*, 1996, pp. 115-127.
- [71] Holland, J.H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT Press, Cambridge, Mass., 1975.
- [72] Ikegami A., Niwa A. : A Subproblem-centric Model and Approach to the Nurse Scheduling Problem, *Mathematical Programming*, Vol. 97, No. 3, 2003, 517-541.
- [73] Isken M.W., Hancock W. : A Heuristic Approach to Nurse Scheduling in Hospital Units with Non-Stationary, Urgent Demand, and a Fixed Staff Size, *Journal of the Society for Health Systems*, Vol. 2, No. 2, 1990, 24-41.
- [74] Jan A, Yamamoto M, and Ohuchi A. Evolutionary algorithms for nurse scheduling problem. In *2000 Congress on Evolutionary Computation*, pages 196-203, 2000.
- [75] Jaszkievicz A. : A metaheuristic approach to multiple objective nurse scheduling, *Foundations of Computing and Decision Sciences*, Vol. 22, No. 3, 1997, 169-184.

- [76] Jaumard, B., F. Semet, and T. Vovor. (1998). "A Generalized Linear Programming Model for Nurse Scheduling." *European Journal of Operational Research* 107(1), 1-18.
- [77] Johnson, E., G. Nemhauser, and M. Savelsbergh. (1997). "Progress in Linear Programming-Based Algorithms for Integer Programming : An Exposition." *INFORMS Journal on Computing* 12(1), 2-23.
- [78] Kawanaka H., Yamamoto K., Yoshikawa T., Shinogi T., Tsuruoka S. : Genetic Algorithm with the Constraints for Nurse Scheduling Problem, *Proceedings of Congress on Evolutionary Computation*, Seoul, IEEE Press, 2001, 1123-1130.
- [79] Kazahaya, G. (2005). Harnessing technology to redesign labor cost management reports. *Healthcare Financial Management*, 59, 94100.
- [80] Kirkpatrick, S., Gelatt, C., et Vecchi, M. Optimisation by simulated annealing. *Science*, tome 220, no 4598, pages 671-680, 1983.
- [81] Kostreva M.M., Jennings K.S.B., : Nurse scheduling on a microcomputer, *Computers and Operational Research* 18 (8) (1991) 731-739.
- [82] Li Jingpeng and Aickelin Uwe : A Bayesian Optimisation Algorithm for the Nurse Scheduling Problem (2003).
- [83] Li Jingpeng and Aickelin Uwe : The Application of Bayesian Optimization and Classifier Systems in Nurse Scheduling *Proceedings of the 8th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN VIII)*, LNCS 3242, pp 581-590, Springer-Verlag, Birmingham, UK, 2004.
- [84] Maenhout, B. and M. Vanhoucke, An electromagnetism meta-heuristic for the nurse scheduling problem. 2005, Vlerick Leuven Gent Management School.
- [85] Maenhout Broos and Vanhoucke Mario : New Computational Results for the Nurse Scheduling Problem : A Scatter Search Algorithm J. Gottlieb and G.R. Raidl (Eds.) : *EvoCOP 2006*, LNCS 3906, pp. 159 - 170, 2006.
- [86] Maenhout, B. and Vanhoucke, M., 2008, "Comparison and Hybridization of Crossover Operators for the Nurse Scheduling problem", *Annals of Operations Research*, 159, 333-353.
- [87] Maenhout , B., and Vanhoucke, M., 2011, "A Genetic Algorithm for the Nurse Rerostering Problem", *Computers Operations Research*, 38, 1400-1411.

- [88] Meisels A., Gudes E., G. Solotorevski : Employee Timetabling, Constraint Networks and Knowledge-Based Rules : A Mixed Approach, E.K. Burke, P. Ross (Eds.) : Practice and Theory of Automated Timetabling, First International Conference Edinburgh, Springer, 1995, 93-105
- [89] Meisels A, E Gudes, and G Solotorevsky. Combining rules and constraints for employee timetabling. *Intelligent Systems*, 12(6) :419-439, 1997.
- [90] Meisels A and Kaplansky E. Scheduling agents - distributed timetabling problems. In *Selected Papers from the 4th international conference on Practice and Theory of Automated Timetabling (PATAT)*, Lecture Notes on Computer Science, pages 166-177. Springer-Verlag, 2002.
- [91] Meyer H auf'm Hofe. ConPlan/SIEDAplan : personnel assignment as a problem of hierarchical constraint satisfaction. In *Third International Conference on the Practical Application of Constraint Technology*, pages 257-272, 1997.
- [92] Michael J. Brusco and Larry W. Jacobs Cost analysis of alternative formulations for personnel scheduling in continuously operating organizations USA Available online 20 April 2000.
- [93] Michalewicz, Z. (1995). A survey of constraint handling techniques in evolutionary computation methods. In *Proceedings of the fourth annual conference on evolutionary programming* (pp. 135–155). San Diego, California.
- [94] Miller H.E., William P., Gustave J.R., Nurse scheduling using mathematical programming, *Operations Research* 24 (5) (1976) 857-870.
- [95] Millar, H., Kiragu, M., Cyclic and non-cyclic scheduling of 12 h shift nurses by network programming, *European Journal of Operational Research* 104 (3) (1992) 582- 592.
- [96] Moores B, Garrod N, Briggs G. The student nurse allocation problem : a formulation. *Omega* 1978 ;6(1) :93-6.
- [97] Moscato P. *Memetic Algorithms* , Newcastle Bioinformatics Initiative, University of Newcastle, Callaghan, NSW, 2308, Australia C. Cotta ETSI Informatica, University of Malaga, Campus de Teatinos, 29071 - Malaga, Spain, 2005.
- [98] Moz, M., Pato, M. V. (2007). A genetic algorithm approach to a nurse rostering problem. *Computers Operations Research*, 34(3), 667–691.
- [99] Musa, A. and U. Saxena. (1984). "Scheduling Nurses Using Goal-Programming Techniques." *IIE Transactions* 16(3), 216-221.

- [100] Osogami, T., and Imai, H., 2000, "Classification of Various Neighbourhood Operations for the Nurse Scheduling Problem", *Lecture Notes in Computer Science*, 72-83.
- [101] Ozcan, E. Memetic Algorithms for Nurse Rostering, in *The 20th International Symposium on Computer and Information Sciences*. 2005 : Springer-Verlag. p. 482-492.
- [102] Ozcan Ender, Alkan Alpay, A Memetic Algorithm for Solving a Timetabling Problem : An Incremental Strategy, *Proc. of the 3rd Multidisciplinary Int. Conf. On Scheduling : Theory and Applications*, P. Baptiste, G. Kendall, A. M. Kordon, F. Sourd (ed.), pp. 394-401, 28-31 August 2007, Paris, France.
- [103] Ozkarahan I. and Bailey J. E. : Goal programming model subsystem of a flexible nurse scheduling support system. *IIE Transactions*, 20(3) :306-316, 1988.
- [104] Ozkarahan I. : A Disaggregation Model of a Flexible Nurse Scheduling Support System, *Socio-Economical Planning Science*, Vol. 25, No. 1, 1991, 9-26.
- [105] Pearl, J. : *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann Publishers (1988).
- [106] Pelikan, M., Goldberg, D. : *Research on the Bayesian Optimization Algorithms*. IlliGAL Report No 200010, University of Illinois (2000).
- [107] Randhawa S.U., Sitompul D. : A Heuristic-Based Computerized Nurse Scheduling System, *Computers and Operations Research*, 20, No. 8, 1993, 837-844.
- [108] Reeves C R, editor. *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*. Blackwell Scientific Publications, 1993.
- [109] Rosenbloom E.S., Goertzen N.F. : Cyclic Nurse Scheduling, *European Journal of Operational Research*, 31, 1987, 19-23.
- [110] SABAR Mohamed : Une approche à base d'agents pour la planification et l'ordonnancement en temps réel de personnel dans un contexte de chaîne d'assemblage flexible. Thèse de Doctorat l'Université Laval QUEBEC , 2008.
- [111] Salwani Abdullah1, Hamza Turabeh1, Barry McCollum : Electromagnetism-like Mechanism with Force Decay Rate Great Deluge for the Course Timetabling Problem. *RSKT 2009* : 497-504.
- [112] Schaerf A., Meisels A. : Solving employee timetabling problems by generalised local search, *Proceedings Italian AI*, 1999, 493-502.

- [113] Scott S., Simpson R.M. : Case-Bases Incorporating Scheduling Constraint Dimensions : Experiences in Nurse Rostering, *Advances in Case-Based Reasoning*, Smyth and Cunningham (Eds.), *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer Verlag, 1998.
- [114] Silvestro R., Silvestro C. : An evaluation of nurse rostering practices in the National Health Service, *Journal of Advanced Nursing*, Vol. 32, No. 3, 2000, 525-535.
- [115] Sitompul D., Randhawa S. : Nurse Scheduling Models : A State-of-the-Art Review, *Journal of the Society of Health Systems* 2, 1990, 62-72.
- [116] Smith L D. The application of an interactive algorithm to develop cyclical rotational schedules for nursing personnel. *INFOR*, 14(1) :53-70, 1976.
- [117] Smith L.D., Wiggins A. : A Computer-Based Nurse Scheduling System, *Computers and Operations Research*, Vol. 4, No. 3, 1977, 195-212.
- [118] Smith L D, Bird D, and Wiggins A. A computerised system to schedule nurses that recognises staff preferences. *Hospital & Health Service Administration*, pages 19-35, 1979.
- [119] Tanomaru J. : Staff Scheduling by a Genetic Algorithm with Heuristic Operators, *Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation*, 1995, 456-461.
- [120] Tien J, Kamiyama A : On Manpower Scheduling Algorithms, *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1982, Vol 24, No 3, 275-287.
- [121] Thompson, Gary (1999). Labor Scheduling, Part 4, Controlling Workforce Schedules In Real-Time. *Cornell Hotel and Restaurant Administration Quarterly*, 40 (3) : 85-96.
- [122] Trivedi V M and D M Warner. A Branch and Bound algorithm for optimum allocation of float nurses. *Management Science*, 22(9) :972-981, 1976.
- [123] Valouxis C., Housos E., Hybrid optimization techniques for the workshift and rest assignment of nursing personnel, *Artificial Intelligence in Medicine* 20 (2000) 155-175.
- [124] Vanhoucke, M., and Maenhout, B., 2007, "NSPLib A nurse scheduling problem library : a tool to evaluate (meta-)heuristic procedures", in Brailsford, S., and Harper, P., (eds.), *Operational Research for Health Policy : Making Better Decisions*, *Proceedings for the 31st Annual Meeting of the working group on Operations Research Applied to Health Services*, 151-165.
- [125] Vanhoucke, M., and Maenhout, B., 2009, "On the Characterisation and Generation of Nurse Scheduling Problem Instances", *European Journal of Operational Research*, 196, 457-467.

- [126] Wang Jihua, B Luh Peter, Zhao Xing and Wang Jinlin : An optimization-based algorithm for job shop scheduling, in Sadhana (1997).
- [127] Warner M., J. Prawda : A Mathematical Programming Model for Scheduling Nursing Personnel in a Hospital, Management Science, 19(4) :411-422, 1972.
- [128] Warner M. : Nurse Staffing, Scheduling, and Reallocation in the Hospital, Hospital & Health Services Administration, 1976, 77-90.
- [129] Warner , D.M., Scheduling nursing personnel according to nursing preference : A mathematical programming approach, Operations Research 24 (5) (1976) 842-856.
- [130] Warner, B J Keller, and S H Martel. Automated nurse scheduling. Journal of the Society for Health Systems, 2(2) :6680, 1990.
- [131] Weil G, Heus K et François P. Gymnaste, Aide à l'élaboration des roulements infirmiers Du traitement des absences au management participatif. Informatique et Santé (Paris : Springer). 1994.
- [132] Wong, G. Y. C. Chun A.H.W. (2004). Constraint-based rostering using meta-level reasoning and probability-based ordering. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 17(6), 599–610.
- [133] Wright P.M. et G.C. McMahan (1992), Theoretical Perspectives for Strategic Human Resource Management, Journal of Management, 18(2) : 295-320.
- [134] Yan, S. and J. Chang. (2002). "Airline Cockpit Crew Scheduling." European Journal of Operational Research 136(3), 501-511.