

Optimisation de la Planification des Admissions des Patients en Milieu Hospitalier : Une Approche par Programmation par Contraintes (PPC)

BOUSALMI Safia El-Imane ¹, HACHEMI Khalid ¹, AMARI Said ^{2 3}

¹Laboratoire de Génie de Production et Maintenance Industrielle (LGPMI), Institut de maintenance et de sécurité industrielle (IMSI). Université d'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed, B.P. 170 El M'naouer Oran 31000, Algérie

²LURPA, ENS Paris Saclay, Gif-sur-Yvette, France

³ Université of Sorbonne Paris Nord, Saint-Denis, France

Bousalmi.safia@univ-oran2.dz ; hachemi.khalid@univ-oran2.dz ; said.amari@lurpa.ens-cachan.fr

Résumé. Cet article propose une approche de Programmation par Contraintes (PPC) pour la planification des admissions des patients (Patient Admission Scheduling Problem PASP) dans les établissements de santé. Après avoir dressé l'état de l'art du problème et notre méthodologie PPC, nous appliquons notre modèle sur un exemple de population de 30 patients sur 7 jours avec Minizinc. Les résultats donnent une valeur de fonction objectif de 107 en fonction des pénalités liées à l'attribution de patients à des chambres ne correspondant pas à leur préférence, et une matrice d'affectation des patients aux chambres. De plus, une comparaison des temps de calcul avec différents solveurs MiniZinc est effectuée. En conclusion, la PPC se révèle efficace pour optimiser la planification des admissions des patients, offrant ainsi des perspectives prometteuses pour son application pratique dans les établissements de santé. L'utilisation de Minizinc facilite la mise en œuvre et garantit une résolution efficace du PASP, renforçant ainsi son potentiel d'application dans le domaine de la santé.

Mots clés : Gestion des Établissements Sanitaires et Sociaux, Planification des Soins de Santé, Planification des Admissions des Patients, Programmation Par Contraintes.

Resumen. Este artículo propone un enfoque de Programación por Restricciones (PPC) para la planificación de admisiones de pacientes (Problema de Programación de Admisión de Pacientes, PASP) en establecimientos de salud. Después de revisar el estado del arte del problema y nuestra metodología PPC, aplicamos nuestro modelo a un ejemplo de población de 30 pacientes durante 7 días con Minizinc. Los resultados muestran una función objetivo de 107 basada en las penalizaciones asociadas con la asignación de pacientes a habitaciones que no corresponden a sus preferencias, y una matriz de asignación de pacientes a habitaciones. Además, se realiza una comparación de los tiempos de cálculo con diferentes solucionadores de MiniZinc. En conclusión, la PPC se revela efectiva para optimizar la planificación de admisiones de pacientes, ofreciendo así perspectivas prometedoras para su aplicación práctica en establecimientos de salud. El uso de Minizinc facilita la implementación y garantiza una resolución eficiente del PASP, fortaleciendo así su potencial de aplicación en el campo de la salud.

Palabras clave : Gestión de Establecimientos de Salud y Sociales, Planificación de Atención de Salud, Planificación de Admisiones de Pacientes, Programación por Restricciones.

Introduction

La planification des soins de santé est un défi majeur, impliquant la gestion des salles d'opération, la coordination du personnel infirmier et l'organisation des admissions des patients, ainsi que d'autres aspects moins courants comme la planification des soins à domicile. Parmi ces aspects, la planification des admissions des patients est cruciale pour la disponibilité des ressources, la qualité des soins et la satisfaction des patients, influençant

directement la capacité d'un établissement de santé à offrir des soins de haute qualité de manière efficiente et rentable.

Face à une complexité croissante, les gestionnaires hospitaliers doivent adopter des méthodes de planification avancées pour optimiser l'utilisation des ressources disponibles. La Programmation par Contraintes (PPC), bien que jamais utilisée auparavant pour ce problème de planification, émerge comme une approche prometteuse. Elle intègre les exigences médicales, les contraintes de capacité et les préférences des patients pour concevoir des plans d'admission optimisés, garantissant ainsi une allocation efficace des lits, une réduction des temps d'attente et une utilisation optimale des ressources.

Notre article se divise en plusieurs sections : une revue de l'état de l'art du problème de planification des admissions des patients et des méthodes existantes, suivie de la présentation de notre méthodologie PPC, la mise en œuvre de notre modèle sur un exemple de population de 30 patients sur un horizon de planification de 7 jours, en utilisant le langage de modélisation Minizinc avec différents solveurs, les résultats obtenus, et enfin nos conclusions et pistes de recherche futures.

1 État de l'art

1.1 L'optimisation des Admissions de Patients

Le problème de planification des admissions des patients (PAS) consiste à planifier l'admission des patients dans des chambres d'hôpital sur une période définie, en cherchant à optimiser à la fois l'efficacité de la gestion, le confort des patients, et à améliorer l'efficacité des soins médicaux [Ceschia et Schaerf, 2016]. Pour aborder cette problématique, diverses approches ont été étudiées, couvrant un large éventail de méthodologies.

Demeester *et al.*, (2010) ont introduit une recherche tabou hybride visant à équilibrer les départements tout en prenant en compte les besoins médicaux et les préférences des patients. Par la suite Ceschia et Schaerf, (2012) ont exploré le recuit simulé et une structure de voisinage complexe pour résoudre efficacement les versions statiques et dynamiques du problème.

Turhan et Bilgen, (2017) ont exploré deux heuristiques basées sur les Programmes Linéaires Mixtes (MIP) : Fix-and-Relax (F&R) et Fix-and-Optimize (F&O). Leurs résultats ont démontré que ces heuristiques génèrent des solutions proches des meilleures connues, avec des temps de calcul CPU réduits. Tandis que, Moreno et Blanco, (2018) ont proposé un modèle basé sur la programmation floue pour organiser le PASP dans un format de semaine-hôpital, visant à équilibrer les plannings et réduire la durée de séjour des patients prioritaires.

Enfin, d'autres chercheurs, comme Ala *et al.*, (2021), ont combiné l'algorithme WOA avec NSGA-II pour aborder le PASP sous un angle multicritère, réduisant à la fois le temps moyen pondéré des patients et l'insatisfaction due à l'attente prolongée à l'hôpital. De plus, Bamigbola *et al.*, (2023) ont proposé le modèle Hill-ABC, un hybride de colonie d'abeilles artificielles et de recherche ascendante, se démarquant par sa réduction efficace du nombre de patients affectés par diverses pénalités liées au genre, aux transferts et aux chambres.

En somme, ces recherches variées ont démontré l'efficacité de différentes approches pour améliorer le PASP, allant des méthodes exactes aux techniques métaheuristiques innovantes.

1.2 La programmation par contraintes

La programmation par contraintes (PPC), un puissant paradigme résolvant efficacement les problèmes de recherche combinatoire, exploite diverses techniques de l'intelligence artificielle, de l'informatique et de la

recherche opérationnelle. [Rossi et al., 2006]. Un modèle de PPC partage les caractéristiques d'un modèle de programmation linéaire : paramètres, fonction objectif, variables de décision et contraintes. Cependant, il est résolu par exploration du domaine du problème, analyse des contraintes et attribution de valeurs aux variables via une recherche arborescente [Bockmayr et Hooker, 2005].

Plusieurs chercheurs ont exploré l'application de la PPC dans différents domaines de la gestion des soins de santé. Par exemple, [Hanset *et al.*, 2009] ont développé un modèle pour résoudre le problème de planification des blocs opératoire, en prenant en compte diverses contraintes grâce à la programmation par contraintes. Leur objectif était d'intégrer un maximum de contraintes pour comparer leurs résultats avec les travaux existants.

Et dans le cadre de la planification des infirmières, Abdennadher and Schlenker, (1999) ont développé une méthode interactive en utilisant la programmation par contraintes via le logiciel INTERDIP, simplifiant la planification en sous-problèmes successifs. De même, Alade et al., (2019) ont utilisé la programmation par contraintes pour résoudre le problème de la planification des infirmiers, mettant en œuvre leur modèle en Python.

Par ailleurs, Topaloglu and Ozkarahan, (2011) ont présenté un modèle de PPC pour la planification des horaires des résidents, en visant la minimisation des écarts par rapport aux niveaux de service souhaités. Les tests ont montré que des horaires de haute qualité peuvent être obtenus en quelques secondes. En outre, Amine *et al.*, (2020) ont exploré la gestion des stages hospitaliers avec la PPC, proposant un modèle d'allocation des étudiants prenant en compte des préférences des étudiants. Les tests montrent que des solutions optimales peuvent être obtenues rapidement grâce à des ajustements basés sur des scénarios "What-If".

Malgré son efficacité démontrée dans d'autres domaines de la santé, la PPC n'est pas couramment utilisée dans le cadre de la PASP. Son potentiel dans la gestion hospitalière met en évidence un intérêt croissant pour cette approche dans les défis complexes de la santé. Ainsi, nous avons tenté de l'appliquer au problème de la PASP.

2 Méthodologie

Dans cette étude, la méthode PPC a été employée pour résoudre le problème de planification des admissions des patients. Cette approche se distingue des procédures habituelles des autres langages de programmation en ce qu'elle ne définit pas une série d'étapes à suivre, mais plutôt les caractéristiques d'une solution à obtenir.

2.1 Formulation de la Programmation par Contraintes

Un modèle d'optimisation est caractérisé par 4 principales caractéristiques : 1) les variables de décision, 2) les paramètres, 3) les contraintes, et 4) la fonction objectif.

Variables de décision

Les variables de décision sont les quantités inconnues du modèle qui systématiquement variées jusqu'à ce qu'une solution optimale soit atteinte. Dans notre modèle, on a une variable de décision x_{ijk} consiste à attribuer le patient P_i à une chambre R_j la nuit N_k .

$$\begin{cases} x_{ijk} = 1, & \text{si le patient } P_i \text{ est attribué à la chambre } R_j \text{ la nuit } N_k \\ x_{ijk} = 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

Paramètres

Les paramètres sont les données d'entrée du problème. Ce sont des valeurs numériques fixes qui décrivent une instance particulière du problème que le modèle vise à résoudre.

- Paramètres de patients : Nombre de patients $P = 30$ patients ; a_i : Age de chaque patient ; g_i : Genre de chaque patients (Féminin ou Masculin) ; s_i : Spécialité requise pour chaque patient (Cardiologie, Neurologie, Génécologie ou Pédiatrie) ; AD_i et DD_i : Date d'admission et de sortie pour chaque patient ; $PRPn_{ip}$: Matrice de propriétés nécessaire pour chaque patients en terme des équipements spéciaux (p indice de propriété) ; $PRPp_{ip}$: Matrice de propriétés préférées pour chaque patient ; Prf_i : La préférence de chambre pour chaque patient (individuelle, double ou à 3 lits).
- Paramètres de chambres : Nombre de chambre $R = 10$ chambres ; a_j : Age minimum que la chambre peut recevoir ; A_j : Age maximum que la chambre peut recevoir ; G_j : Genre de chambre ; C_j : Capacité de chambre ; Sp_j : Matrice de trois spécialités que la chambre peut fournir au patient avec un ordre de priorité ; $PRPc_{jp}$: Propriétés de chambre en équipements spéciaux.
- Paramètres des propriétés de chambres : Nombre de propriétés $Prop_p = 2$ équipements spéciaux Scope et Oxygène.
- Nuits : Désignées par N_k où k varie de 1 à T (le nombre de nuits dans la période de planification de l'horizon temporel de 7 nuitées).

Contraintes

Les contraintes dictent les choix autorisés pour les variables de décision. Elles peuvent être classées en deux catégories : contraintes strictes et contraintes souples. Les contraintes strictes sont celles qui ne peuvent pas être enfreintes et définissent la faisabilité des solutions. En revanche, les contraintes souples sont souhaitables mais non obligatoires, et peuvent donc être enfreintes si nécessaire.

- CS 1 : Contrainte d'assignation.

$$\sum_{j=0}^R x_{ijk} = 1 \quad , \forall k = AD_i, \dots, DD_i, \forall i = 1, \dots, P \quad (2)$$

Eq (2) garantit que chaque patient P_i doit être affecté à une chambre pendant sa période de séjour.

- CS 2 : Contrainte de capacité.

$$\sum_{i=0}^P x_{ijk} \leq c_{jk} \quad , \forall j = 1, \dots, R, \forall k = 1, \dots, T \quad (3)$$

Eq (3) assure que la capacité de la chambre n'est pas dépassée à aucun moment de la période de planification.

- CS 3 : Contrainte de genre.

$$\forall i = 1, \dots, P: \exists j = 1, \dots, R, k = 1, \dots, T: x_{ijk} = 1 \wedge (g_i = g_j) \quad (4)$$

Eq (4) exprime que pour chaque patient P_i , il existe une chambre R_j pour laquelle le patient est assigné à une certaine nuit N_k , et que le genre du patient est égal au genre de cette chambre.

- CS 4: Contrainte d'âge.

$$\forall i = 1, \dots, P, \exists j = 1, \dots, R, k = 1, \dots, T: x_{ijk} = 1 \wedge (a_j \leq a_i < A_j) \quad (5)$$

Eq (5) décrit que pour chaque patient P_i , il existe une chambre R_j pour laquelle le patient est assigné à une certaine nuit N_k , et que l'âge du patient est compris entre l'âge minimum et maximum de cette chambre.

- CS 5 : Contrainte de spécialité.

$$\forall i = 1, \dots, P, \exists j = 1, \dots, R, k = 1, \dots, T: x_{ijk} = 1 \wedge (S_{r1} = S_p \vee S_{r2} = S_p \vee S_{r3} = S_p) \quad (6)$$

Eq (6) indique que pour chaque patient P_i , il existe une chambre R_j pour laquelle le patient est assigné à une certaine nuit N_k , et que la spécialité du patient correspond à au moins l'une des spécialités associées à la chambre.

- CS 6 : Contraintes des exigences en équipements spéciaux (Propriétés nécessaires pour le patient).

$$\forall i = 1, \dots, P, j = 1, \dots, R, k = 1, \dots, T: x_{ijk} = 1 \Rightarrow (\forall p = 1, \dots, Prop : PRPn_{ip} \leq PRPc_{jp}) \quad (7)$$

Eq (7) exprime que pour chaque patient P_i , chaque nuit N_k et chaque chambre R_j à laquelle le patient est assigné, les équipements nécessaires pour le patient doivent être disponibles dans la chambre.

Fonction objectif

La fonction objective de la planification des admissions des patients (PASP) définie dans l'Eq (8), vise à minimiser la somme des pénalités totales liées à l'attribution de patients à des chambres non préférées.

$$\text{F.O: } \min \sum_{ijk} p_{ijk} \cdot x_{ijk} \quad (8)$$

Avec : p_{ijk} : la pénalité encourue lors de l'assignation du patient P_i à la chambre R_j la nuit N_k . La valeur de la pénalité p_{ijk} résulte des violations des contraintes souples Cs1, Cs2, Cs3. Le tableau 1 ci-dessous montre les différentes contraintes souples considérées dans notre modèle de PPC avec leurs pénalités.

Tableau 1 : Description et pénalités des Contraintes souples

Contrainte	Description	Pénalités
Cs 1	Préférences de chambre	La différence entre la capacité de la chambre et la préférence du patient.
Cs 2	Degré de correspondance de spécialité	Selon l'ordre de priorité de la spécialité pour la chambre (0 si la spécialité est du 1er ordre, 1 si elle est du 2e ordre, 2 sinon).
Cs 3	Préférences en équipements spéciaux	Le nombre d'équipements manquants dans la chambre par rapport aux préférences du patient.

2.2 Simulation du modèle sous Minizinc

Le modèle est mis en œuvre par la suite en **Minizinc** qui est un langage de modélisation pour les problèmes d'optimisation sous contraintes. Il prend en charge des fonctionnalités de modélisation de haut niveau telles que les contraintes globales, les tableaux multidimensionnels et les prédicats et fonctions définis par l'utilisateur. Un modèle MiniZinc peut être compilé pour une variété de technologies de résolution de back-end différentes, y compris la programmation par contraintes PPC, les solveurs des problèmes de satisfiabilité SAT et de satisfiabilité modulo théories SMT et la programmation mathématique.

3 Résultats et discussion

3.1 Fonction objectif obtenue par différents solveurs

Dans le cadre de notre étude, nous avons établi une contrainte temporelle exigeant que la décision soit prise avant 300 secondes. Pour évaluer la capacité des solveurs à fournir une solution optimale dans ce délai, nous avons interrompu leur simulation dès qu'ils atteignaient cette limite de temps. Seuls deux solveurs ont réussi à terminer la simulation et à fournir une solution optimale avant cette contrainte, avec une valeur de fonction objectif de **107**. Ces résultats sont récapitulés dans le tableau ci-dessous.

Tableau 1 : Comparaison des Fonctions Objectif après 300 secondes.

Solveur MiniZinc	OR Tools CP- SAT 9.8.3296	HICHS 1.6.0	Gecode 6.3.0	Chuffed 0.13.1
Fonction Objectif	107	107	213	315
Exécution Terminée dans les 300 sec	Oui	Oui	Non	Non

Nous avons ensuite comparé les temps d'exécution des deux solveurs ayant fourni la fonction objectif optimale pour définir le meilleur entre eux en temps de calcul. Le tableau ci-dessous présente cette comparaison.

Tableau 2 : Comparaison des Temps de Calcul des meilleurs solveurs.

Solveur MiniZinc	OR Tools CP- SAT 9.8.3296	HICHS 1.6.0
Temps de Calcul (sec)	270	30,684

La comparaison des temps de calcul montre que le solveur HICHS 1.6.0 a généré les résultats les plus rapides 30 sec et 684 msec. Cette efficacité en calcul offre des avantages significatifs pour le problème du PASP.

3.2 Matrice d'affectation des patients aux chambres

La matrice d'affectation des patients aux chambres, générée par notre modèle offre une représentation de la manière dont les patients sont assignés aux chambres tout au long de leur séjour à l'hôpital. L'exemple illustré dans la figure 1 présente l'affectation d'un patient particulier, le patient 30, à une chambre appropriée pendant la période de planification, où il est assigné à la chambre 3 pour son séjour durant les nuits 6 et 7.

Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 1	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 1	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 1
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 2	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 2	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 2
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 3	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 3	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 3
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 4	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 4	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 4
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 5	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 5	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 5
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 6	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 6	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 6
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 1 - Nuit: 7	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 4 - Nuit: 7	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 7 - Nuit: 7
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 1	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 1	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 1
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 2	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 2	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 2
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 3	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 3	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 3
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 4	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 4	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 4
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 5	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 5	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 5
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 6	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 6	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 6
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 2 - Nuit: 7	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 5 - Nuit: 7	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 8 - Nuit: 7
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 1	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 1	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 1
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 2	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 2	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 2
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 3	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 3	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 3
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 4	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 4	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 4
Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 5	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 5	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 5
Affectation: 1 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 6	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 6	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 6
Affectation: 1 - Patient: 30 - Chambre: 3 - Nuit: 7	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 6 - Nuit: 7	Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 9 - Nuit: 7

		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 1
		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 2
		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 3
		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 4
		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 5
		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 6
		Affectation: 0 - Patient: 30 - Chambre: 10 - Nuit: 7

Figure 1. Exemple d'affectation d'un patient à une chambre dans le cadre de la planification des admissions

3.4 Discussion

Après analyse des résultats, il est évident que notre modèle PPC, axé sur la minimisation des pénalités, démontre une robustesse remarquable dans la planification des admissions des patients. Ce modèle parvient à respecter une variété de contraintes strictes tout en permettant des dérogations modérées aux contraintes souples, ce qui témoigne de sa flexibilité et de son adaptabilité aux besoins hospitaliers diversifiés. De plus, la matrice d'affectation des patients aux chambres offre des indications précieuses pour une gestion efficace des ressources, en permettant d'identifier les opportunités d'optimisation et de maximiser l'utilisation des installations hospitalières.

Dans le contexte hospitalier, la rapidité de calcul revêt une importance cruciale. Elle permet une prise de décision plus rapide, essentielle lorsque des vies sont en jeu, et contribue à une utilisation plus efficace des ressources limitées, optimisant ainsi les coûts tout en améliorant la qualité des soins. L'introduction de la contrainte temporelle de 300 secondes a permis d'évaluer l'efficacité opérationnelle des solveurs, soulignant leur capacité à fournir des solutions optimales dans des délais raisonnables. Cette contrainte temporelle a joué un rôle déterminant dans la mise en évidence des performances des différents solveurs, mettant en lumière leurs avantages et leurs limites respectifs.

En somme, notre approche PPC avec MiniZinc offre une alternative efficace pour la résolution du problème de la planification des admissions des patients, en optimisant une fonction objectif de coût et en respectant le maximum de contraintes. L'utilisation de MiniZinc facilite la modélisation et la visualisation des résultats, tandis que la possibilité de choisir parmi différents solveurs assure des solutions de qualité dans des délais raisonnables.

Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons exploré l'application de la technique de programmation par contraintes (PPC) pour résoudre le problème complexe de la planification des admissions des patients (PASP). Notre objectif était de minimiser les pénalités liées aux violations des contraintes souples tout en garantissant l'efficacité opérationnelle de l'hôpital. En utilisant Minizinc comme outil principal, nous avons réussi à formuler et à résoudre efficacement le modèle PPC pour le PASP. En résumé :

- La PPC s'est avérée une méthode robuste pour modéliser les multiples contraintes et objectifs du PASP.
- La PPC offre une représentation symbolique claire des contraintes et des variables, facilitant ainsi la formulation du modèle.
- L'utilisation de Minizinc a été essentielle dans notre démarche, offrant une plateforme conviviale et flexible pour la modélisation des contraintes et la résolution de problèmes complexes. Son intégration a grandement facilité la formulation et la mise en œuvre de notre modèle, contribuant ainsi au succès de notre étude en garantissant des résultats précis et efficaces.

En envisageant l'avenir de cette recherche, plusieurs pistes d'amélioration se profilent :

- Ajouter la contrainte souple restante de transfert pour mieux modéliser le processus de planification des admissions des patients.
- Élargir la taille de l'échantillon pour évaluer l'efficacité de l'approche sur les grandes instances et pour pouvoir comparer les résultats avec l'état de l'art actuelle.
- Développer une interface utilisateur conviviale pour permettre aux utilisateurs de spécifier facilement les contraintes et de visualiser les résultats de la planification.

Références

- Abdennadher, S. and Schlenker, H. (1999) 'Nurse scheduling using constraint logic programming', in Proceedings of the sixteenth national conference on Artificial intelligence and the eleventh Innovative applications of artificial intelligence conference innovative applications of artificial intelligence. USA: American Association for Artificial Intelligence (AAAI '99/IAAI '99), pp. 838–843.
- Ala, A. et al. (2021) 'Optimization of an appointment scheduling problem for healthcare systems based on the quality of fairness service using whale optimization algorithm and NSGA-II', *Scientific Reports*, 11(1), pp. 1–19. Available at: <https://doi.org/10.1038/s41598-021-98851-7>.
- Amine, B., Benelallam, I. and Bouyakhf, E.H. (2020) 'Constraint programming based techniques for medical resources optimization: medical internships planning', *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11. Available at: <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01587-6>.
- Bamigbola, A.F. et al. (2023) 'A hybrid Hill-ABC algorithm for patient admission scheduling problem', *Scientific African*, 20, p. e01720. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2023.e01720>.
- Bockmayr, A. and Hooker, J.N. (2005) 'Constraint Programming', in K. Aardal, G.L. Nemhauser, and R. Weismantel (eds) *Handbooks in Operations Research and Management Science*. Elsevier (Discrete Optimization), pp. 559–600. Available at: [https://doi.org/10.1016/S0927-0507\(05\)12010-6](https://doi.org/10.1016/S0927-0507(05)12010-6).
- Ceschia, S. and Schaerf, A. (2012) 'Modeling and solving the dynamic patient admission scheduling problem under uncertainty', *Artificial Intelligence in Medicine*, 56(3), pp. 199–205. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2012.09.001>.
- Ceschia, S. and Schaerf, A. (2016) 'Dynamic patient admission scheduling with operating room constraints, flexible horizons, and patient delays', *Journal of Scheduling*, 19(4), pp. 377–389. Available at: <https://doi.org/10.1007/s10951-014-0407-8>.
- Demeester, P. et al. (2010) 'A hybrid tabu search algorithm for automatically assigning patients to beds', *Artificial Intelligence in Medicine*, 48(1), pp. 61–70. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2009.09.001>.
- Hanset, A. et al. (2009) 'Programmation par contraintes pour l'ordonnement d'un bloc opératoire', in. Available at: <https://www.semanticscholar.org/paper/Programmation-par-contraintes-pour-l%E2%80%99ordonnement-Hanset-Duvivier/992c00ff2f1071d9a465a9e3170c53ef2bb63401> (Accessed: 11 March 2024).
- M. Alade, O., Amusat, A.O. and Adedeji, O.T. (2019) 'Solving Nurse Scheduling Problem Using Constraint Programming (CP) Technique', *Asian Journal of Research in Computer Science*, pp. 1–8. Available at: <https://doi.org/10.9734/ajrcos/2019/v3i230088>.
- Moreno, M.S. and Blanco, A.M. (2018) 'A fuzzy programming approach for the multi-objective patient appointment scheduling problem under uncertainty in a large hospital', *Computers & Industrial Engineering*, 123, pp. 33–41. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.06.013>.
- Rossi, F., Beek, P.V. and Walsh, T. (2006) *Handbook of Constraint Programming*. Elsevier.
- Topaloglu, S. and Ozkarahan, I. (2011) 'A constraint programming-based solution approach for medical resident scheduling problems', *Computers & Operations Research*, 38(1), pp. 246–255. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2010.04.018>.
- Turhan, A.M. and Bilgen, B. (2017) 'Mixed integer programming based heuristics for the Patient Admission Scheduling problem', *Computers & Operations Research*, 80, pp. 38–49. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.11.016>.