



Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Génie industriel

Spécialité : Management industriel et logistique

Présenté par :

Maissa BENDEDDOUCHE & Boutheyna LAKEHAL

Thème

Optimisation multi-objectif des parcours patients
pour l'amélioration des performances hospitalières
Cas du réseau hospitalier de Tlemcen

Soutenu publiquement, le 20 juin 2026, devant le jury composé de :

— Mme Imen KOULOUGHLI	MCA	ESSA Tlemcen	Présidente
— M. Mehdi SOUIER	Prof	Univ. Tlemcen	Directeur de mémoire
— M. Fouad MALIKI	MCA	ESSA Tlemcen	Co-Directeur de mémoire
— Mme Norelhouda SEKKAL	MCB	ESSA Tlemcen	Examinatrice
— M. Hichem HADDOU BENDERBAL	MC	Aix Marseille Université	Examineur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Résumé

Ce mémoire s'inscrit dans la continuité d'un projet de fin d'études d'ingénieur consacré à l'orientation des patients au sein du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. Le modèle proposé repose sur une approche d'optimisation multi-objectif formulée sous forme de programme linéaire en nombres entiers mixtes et résolue à l'aide du solveur *Gurobi*. Il vise à améliorer la gestion des parcours patients en minimisant simultanément le temps total de prise en charge et les pénalités liées aux affectations dans des services médicaux non adaptés aux besoins cliniques.

Trois stratégies de résolution sont étudiées et comparées à travers deux cas d'étude. Les résultats obtenus mettent en évidence d'importants compromis entre performance opérationnelle et qualité d'affectation, tout en soulignant l'intérêt d'une approche multi-objectif pour la prise de décision dans les systèmes hospitaliers complexes.

Mots-clés : Optimisation multi-objectif, parcours patient, réseau hospitalier, affectation des lits, aide à la décision.

Abstract

This thesis is a continuation of an engineering graduation project focusing on patient routing within the hospital network of Tlemcen Province. The proposed model is based on a multi-objective optimization approach formulated as a Mixed-Integer Linear Program and solved using the *Gurobi* solver. It aims to improve patient pathway management by simultaneously minimizing total patient care time and penalties related to assignments to inappropriate medical departments.

Three solution strategies are investigated and compared through two case studies. The results highlight significant trade-offs between operational efficiency and assignment quality, demonstrating the relevance of multi-objective optimization for decision-making in complex healthcare systems.

Keywords : Multi-objective optimization, patient pathway, hospital network, bed assignment, decision support.

ملخص

تندرج هذه المذكرة في إطار مشروع تخرج هندسي يهدف إلى تحسين توجيه المرضى داخل الشبكة الاستشفائية لولاية تلمسان. يعتمد النموذج المقترح على مقارنة تحسين متعددة الأهداف صيغت في شكل برنامج خطي بالأعداد الصحيحة المختلطة وتم حله باستخدام محلل *Gurobi*. يهدف هذا النموذج إلى تحسين مسارات المرضى من خلال تقليل زمن التكفل الإجمالي، وفي الوقت نفسه تقليل العقوبات الناتجة عن توجيه المرضى إلى مصالح غير ملائمة لاحتياجاتهم الطبية. وقد تمت دراسة ثلاث استراتيجيات للحل ومقارنتها عبر حالتين دراسيتين. وتُظهر النتائج وجود مفاضلات هامة بين الكفاءة التشغيلية وجودة الإسناد، مما يؤكد أهمية اعتماد التحسين متعدد الأهداف في دعم اتخاذ القرار داخل الأنظمة الاستشفائية المعقدة.

الكلمات المفتاحية: التحسين متعدد الأهداف، مسار المريض، الشبكة الاستشفائية، إسناد الأسرة، دعم اتخاذ القرار.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers parents,

*À ceux qui m'ont donné la vie, l'amour et la force d'avancer.
Aucun mot ne peut exprimer ma gratitude pour vos sacrifices, vos prières et votre soutien.*

*Vous avez toujours été ma source de courage, de patience et de réussite.
Ce travail est le fruit de votre amour et de vos encouragements.*

Mes chers frères,

*Pour votre présence, votre affection et vos encouragements.
Votre soutien m'a toujours donné la force d'avancer et de croire en moi.*

Ma chère grand-mère,

Qui n'est plus parmi nous aujourd'hui, mais dont le souvenir restera toujours vivant dans mon cœur.

J'aurais profondément souhaité qu'elle soit présente à mes côtés pour partager ma joie et ma réussite.

Que Dieu lui accorde Sa miséricorde et fasse de sa mémoire une lumière qui ne s'éteint jamais.

Ma binôme Misouus,

*Pour tous les efforts partagés, les moments de travail, de patience et de motivation.
Merci pour ton sérieux, ta collaboration et ton soutien durant la réalisation de ce projet.*

Mes collègues de la filière GI,

*Avec qui j'ai partagé des moments d'apprentissage, d'entraide et de beaux souvenirs.
Je vous souhaite à tous beaucoup de réussite et d'accomplissement.*

*À toutes les personnes qui m'ont soutenue, encouragée et accompagnée de près ou de loin,
je dédie ce travail avec toute ma gratitude.*

Boutheyne

Dédicace

C'est avec une profonde gratitude que je dédie ce travail à :

À mes très chers parents,

Vous avez été mon plus grand soutien tout au long de mon parcours.

*À mon père, pour tous les sacrifices consentis, pour sa confiance et ses encouragements
qui m'ont toujours donné la force d'avancer.*

*Chaque début de semaine, ta présence à mes côtés me rappelait
que je pouvais affronter chaque défi avec sérénité.*

*À ma mère, pour son amour inconditionnel, sa tendresse, ses prières et son soutien
constant.*

*Tes paroles réconfortantes ont toujours été une source de courage dans les moments
difficiles.*

Merci pour tout ce que vous avez fait pour moi.

Mes chers frères,

*À mon grand frère, dont la présence bienveillante et le soutien indéfectible
ont accompagné chaque étape de mon parcours universitaire.*

*Ta générosité, ta patience et ta confiance en mes capacités m'ont été d'un précieux
secours.*

*À mes petits frères, dont la bonne humeur communicative et la spontanéité
ont su dissiper la fatigue et redonner couleur aux journées les plus éprouvantes.*

Votre présence a rendu ce parcours plus léger et plus joyeux.

Mes chères sœurs,

À ma grande sœur, pour sa sagesse, sa sérénité et la justesse de ses conseils.

*Chacun de nos échanges m'a apporté la clarté et la détermination nécessaires
pour avancer avec assurance sur ce chemin.*

*À ma petite sœur, pour son énergie communicative, son enthousiasme sincère
et son soutien spontané qui ont su raviver ma motivation dans les moments de lassitude.*

À ma chère belle-sœur,

*Pour la chaleur de ton accueil, la sincérité de ton soutien et la pertinence de tes conseils
tout au long de cette aventure universitaire.*

Ta présence bienveillante et ton écoute attentive m'ont aidée à surmonter bien des

obstacles.

Merci pour tout. Tu as toujours été pour moi comme une troisième sœur.

Ma chère grand-mère,

*Tu as quitté ce monde avant de pouvoir témoigner de l'aboutissement de ce parcours,
mais ton souvenir a été une lumière constante qui m'a guidée jusqu'au bout.*

*Tu as été parmi les premières à croire en moi, à m'encourager à viser haut
et à poursuivre mes études avec ambition et persévérance.*

*Ta fierté, tes paroles d'espoir et ton affection sincère ont constitué les fondations de ce
chemin.*

*J'aurais tant aimé partager avec toi ce moment d'accomplissement.
Que Dieu t'accorde Son infinie miséricorde et t'accueille en Son vaste paradis.*

À ma binôme Boutheyna,

Partager cette aventure académique à tes côtés a constitué un véritable privilège.

*Ton sérieux, ton engagement et ton esprit de collaboration exemplaire
ont rendu cette expérience à la fois enrichissante et humainement précieuse.*

*Nous avons traversé ensemble les épreuves, les doutes et les remises en question,
mais aussi partagé de nombreuses réussites et de beaux souvenirs.*

*Je suis fière du travail que nous avons accompli et profondément reconnaissante
pour tout ce que ce binôme m'a apporté.*

À mon amie Leïla,

Ton amitié sincère et fidèle a traversé toutes les étapes de ce parcours avec moi.

*Dans les moments de doute comme dans ceux de joie,
tu as su trouver les mots justes pour me redonner confiance et persévérance.*

*Ton écoute attentive, tes conseils avisés et ta présence constante
ont été une source inestimable de réconfort et de soutien moral.*

*Je te suis sincèrement reconnaissante pour tout ce que tu as représenté durant ce
parcours.*

À mes chères 'roommates', Hadjer, Bouchra, Israa et Chaïma,

*Merci d'avoir fait de cette dernière année passée loin de ma famille
en une expérience chaleureuse, solidaire et inoubliable.*

*Grâce à votre présence et à votre bienveillance, la résidence universitaire
est devenue un véritable second foyer où je me suis toujours sentie entourée.*

Les moments partagés à vos côtés resteront parmi mes plus beaux souvenirs d'études.

À mes collègues de la filière Génie Industriel,

Ces années universitaires ont été l'occasion de partager avec vous des moments de travail, d'entraide, de réflexion et de convivialité qui resteront gravés dans ma mémoire.

Merci à toutes celles et ceux qui ont contribué, de près ou de loin, à enrichir cette expérience sur le plan académique comme sur le plan humain. Je vous souhaite à chacun un avenir à la hauteur de vos efforts et de vos ambitions.

*À toutes les personnes qui ont cru en moi, accompagné mes efforts et contribué, d'une manière ou d'une autre, à mon évolution, je témoigne ma plus sincère gratitude et ma profonde reconnaissance.
Je dédie ce travail avec respect, humilité et affection.*

Maissa

Remerciements

Avant tout, nous tenons à remercier Dieu Tout-Puissant, qui nous a donné la force, la patience, la volonté et le courage nécessaires pour mener à bien ce travail. C'est grâce à Son aide que nous avons pu surmonter les difficultés rencontrées tout au long de ce parcours.

Nous exprimons notre profonde gratitude à notre directeur de mémoire, **M. Mehdi SOUIER**, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour son encadrement, sa disponibilité et ses précieux conseils tout au long de la réalisation de ce travail. Nous le remercions pour la confiance qu'il nous a accordée ainsi que pour la qualité de ses orientations, qui ont largement contribué à l'aboutissement de ce mémoire.

Nous adressons également nos sincères remerciements à notre co-directeur de mémoire, **M. Fouad MALIKI**, Maître de Conférences à l'ESSA de Tlemcen et chef de filière, pour son accompagnement, ses conseils avisés et son soutien constant. Nous lui sommes reconnaissantes pour son implication dans ce travail ainsi que pour la qualité de la formation qu'il nous a assurée tout au long de notre parcours universitaire.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude aux membres du jury qui nous font l'honneur d'évaluer ce travail. Nous remercions chaleureusement **Mme Imen KOU-LOUGHLI**, Présidente du jury, pour avoir accepté de présider cette soutenance et pour l'intérêt qu'elle a porté à notre mémoire.

Nos sincères remerciements s'adressent également à **Mme Norelhouda SEKKAL** et à **M. Hichem HADDOU BENDERBAL**, qui ont accepté d'examiner ce travail. Nous leur sommes reconnaissantes pour le temps consacré à son évaluation, ainsi que pour leurs remarques, leurs suggestions et leurs recommandations constructives qui contribueront à son enrichissement.

Nous exprimons enfin notre reconnaissance à **Pr. Sanja PETROVIC** pour l'honneur de sa présence parmi les invités de cette soutenance. Nous la remercions pour l'intérêt accordé à notre travail et pour son apport scientifique, qui constitue une source d'inspiration dans notre domaine de recherche.

Nos remerciements s'adressent également à l'ensemble des enseignants et du personnel du département de **Génie Industriel**, pour la formation qu'ils nous ont assurée, pour leur disponibilité et pour les connaissances qu'ils nous ont transmises durant notre parcours universitaire.

Enfin, nous adressons nos sincères remerciements et notre profonde reconnaissance à toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

Maissa & Boutheyna

Liste des abréviations

- **CHU** : Centre Hospitalo-Universitaire
- **CHUT** : Centre Hospitalo-Universitaire de Tlemcen
- **CPLEX** : IBM ILOG CPLEX Optimizer
- **DEA** : Analyse par Enveloppement des Données (Data Envelopment Analysis)
- **DSP** : Direction de la Santé et de la Population
- **EH** : Établissement Hospitalier
- **EHS** : Établissement Hospitalier Spécialisé
- **EHU** : Établissement Hospitalo-Universitaire
- **EPH** : Établissement Public Hospitalier
- **EPSP** : Établissement Public de Santé de Proximité
- **GYN** : Gynécologie
- **HEMO** : Hémodialyse
- **MED** : Médecine
- **MILP** : Mixed-Integer Linear Program
- **MNT** : Maladies Non Transmissibles
- **MOGA** : Multi-Objective Genetic Algorithm
- **MOSA** : Multi-Objective Simulated Annealing
- **MOTS** : Multi-Objective Tabu Search
- **MSPRH** : Ministère de la Santé, de la Population et de la Réforme Hospitalière
- **NPGA** : Niche Pareto Genetic Algorithm
- **NSGA-II** : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II
- **NSPSO** : Non-dominated Sorting Particle Swarm Optimization
- **OMS** : Organisation Mondiale de la Santé
- **ONS** : Office National des Statistiques
- **PAES** : Pareto Archived Evolution Strategy
- **PEDIA** : Pédiatrie

- **PIB** : Produit Intérieur Brut
- **REA** : Réanimation
- **SAUV** : Salle d’Accueil des Urgences Vitales
- **SPEA** : Strength Pareto Evolutionary Algorithm
- **SSPI** : Salle de Surveillance Post-Interventionnelle
- **UHCD** : Unité d’Hospitalisation de Courte Durée
- **UMC** : Unité Médico-Chirurgicale
- **VEGA** : Vector Evaluated Genetic Algorithm
- **VS Code** : Visual Studio Code

Table des matières

Liste des abréviations	2
Table des matières	6
Liste des figures	7
Liste des tableaux	8
Introduction générale	1
1 Les systèmes hospitaliers et la gestion des parcours patients	2
1.1 Introduction	2
1.2 Les systèmes de santé	2
1.2.1 Définition et fonctions	2
1.2.2 Organisation des systèmes hospitaliers	4
1.3 Le système de santé en Algérie	5
1.3.1 Organisation et cadre réglementaire	5
1.3.2 Types d'établissements de santé	6
1.3.3 Défis du système hospitalier	8
1.4 Le réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen	10
1.4.1 Contexte général	10
1.4.2 Organisation et offre de soins	11
1.4.3 Problèmes et limites	11
1.4.4 Problématique de l'orientation des patients	12
1.5 Conclusion	14
2 État de l'art sur l'optimisation dans les systèmes de santé	15
2.1 Introduction	15
2.2 L'optimisation dans la logistique hospitalière	15
2.2.1 Gestion des flux de patients	16
2.2.2 Gestion des lits hospitaliers	16
2.2.3 Planification des ressources médicales	17

2.2.4	Optimisation des réseaux hospitaliers	17
2.3	Méthodes d'optimisation utilisées en santé	18
2.4	Approches d'optimisation : du mono-objectif au multi-objectif	20
2.4.1	L'optimisation mono-objectif en santé et ses limites	20
2.4.2	L'émergence et l'intérêt de l'optimisation multi-objectif	21
2.4.3	Principales méthodes de résolution multi-objectif	22
2.5	Revue des travaux existants sur l'optimisation hospitalière multi-objectif .	26
2.6	Positionnement de la recherche et formulation de la problématique	29
2.7	Conclusion	30
3	Modélisation mathématique, résolution et analyse des résultats	31
3.1	Introduction	31
3.2	De l'optimisation mono-objectif à l'approche multi-objectif	32
3.2.1	Rappel du modèle initial et de ses limites opérationnelles	32
3.2.2	Nécessité d'une évolution : intégration de la réalité capacitaire par service	32
3.2.3	Importance de la spécialisation et pénalisation des affectations in- adéquates	33
3.3	Formulation du modèle mathématique multi-objectif	34
3.3.1	Nouvelles hypothèses de modélisation	34
3.3.2	Ensembles et indices	35
3.3.3	Nouveaux paramètres du système	36
3.3.4	Variables de décision	37
3.3.5	Fonctions objectifs	38
3.3.6	Nouvelles contraintes du modèle	41
3.4	Environnement de résolution : le solveur Gurobi	42
3.4.1	Présentation du solveur Gurobi Optimizer	42
3.4.2	Justification du choix de Gurobi	44
3.4.3	Environnement de développement : Python sous VS Code	45
3.4.4	Stratégies de résolution multi-objectif implémentées	45
3.5	Cadre expérimental et jeux de données	46
3.5.1	Cas d'étude 1 : Validation du modèle multi-objectif à partir des données initiales	47
3.5.2	Cas d'étude 2 : Jeu de données adapté pour l'évaluation des compromis	49
3.6	Résultats computationnels et discussion	52
3.6.1	Expérimentations du Cas d'étude 1	52
3.6.2	Expérimentations du Cas d'étude 2	57
3.6.3	Synthèse comparative et recommandations pour les gestionnaires hospitaliers	61

3.7 Conclusion	63
Conclusion générale	64
Références bibliographiques	66

Liste des figures

1.1	Schéma bloc de l'architecture des UMC de Tlemcen (Zerrouk, 2022)	13
-----	--	----

Liste des tableaux

1.1	Les six composantes d'un système de santé selon l'OMS (2007)	3
1.2	Évolution historique du système de santé algérien	5
1.3	Répartition des établissements publics de santé (2008–2023)	7
1.4	Évolution des structures du secteur privé (2008–2023)	7
1.5	Évolution des praticiens médicaux en Algérie (1998–2023)	8
1.6	Principaux défis du système hospitalier algérien et pistes d'amélioration . .	10
2.1	Méthodes d'optimisation utilisées en logistique hospitalière	19
2.2	Récapitulatif des principales méthodes de résolution multi-objectif	24
2.3	Synthèse étendue des approches d'optimisation multi-objectif en santé . . .	28
3.1	Nouveaux paramètres associés à la spécialisation des lits et à l'approche multi-objectif	37
3.2	Variables liées à l'occupation dynamique des lits	38
3.3	Données invariables conservées du modèle mono-objectif	48
3.4	Besoins d'hospitalisation et durées de séjour : cas d'étude 1	49
3.5	Configuration capacitaire et géographique générant un compromis entre les objectifs	50
3.6	Répartition des lits disponibles par service et par hôpital : Cas d'étude 2 .	51
3.7	Indicateurs de performance comparatifs : Cas d'étude 1	53
3.8	Orientation des patients et statuts de transfert : Cas d'étude 1	54
3.9	Utilisation des lits : Scénario Z1_PRIORITY (Cas d'étude 1)	55
3.10	Utilisation des lits : Scénario Z2_PRIORITY (Cas d'étude 1)	55
3.11	Utilisation des lits : Scénario SAME_PRIORITY (Cas d'étude 1)	56
3.12	Indicateurs comparatifs des trois scénarios de résolution (Cas d'étude 2) . .	57
3.13	Orientation des patients par scénario de résolution (Cas d'étude 2)	59
3.14	Affectation des lits — Scénario Z1_PRIORITY (Cas d'étude 2)	60
3.15	Affectation des lits — Scénario Z2_PRIORITY (Cas d'étude 2)	60
3.16	Affectation des lits — Scénario SAME_PRIORITY (Cas d'étude 2)	60
3.17	Recommandations relatives à l'utilisation des scénarios de résolution dans le réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen	62

Introduction générale

Les systèmes de santé sont aujourd'hui soumis à des pressions importantes, notamment en raison de l'augmentation du nombre de patients, de la saturation des structures hospitalières et de la limitation des ressources disponibles. Dans ce contexte, l'amélioration de l'organisation des établissements de soins est devenue un enjeu essentiel afin de garantir une prise en charge de qualité et une utilisation efficace des moyens existants.

Ce mémoire s'inscrit dans la continuité d'un projet de fin d'études d'ingénieur portant sur l'orientation des patients au sein du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. Ce travail précédent avait proposé un modèle d'optimisation mono-objectif visant à minimiser le temps total de prise en charge. Toutefois, ce modèle considérait la capacité hospitalière de manière globale, sans prendre en compte les différentes spécialités médicales des lits disponibles. Cette hypothèse simplificatrice pouvait entraîner des affectations qui ne correspondent pas toujours aux besoins réels des patients.

L'objectif de ce mémoire est donc d'améliorer cette approche en proposant un modèle d'optimisation multi-objectif. Cette nouvelle formulation cherche à concilier deux objectifs principaux, souvent en conflit dans la gestion hospitalière : la réduction du temps de prise en charge des patients et l'adéquation entre les besoins médicaux des patients et la spécialité des lits attribués.

Le mémoire est structuré en trois chapitres. Le premier chapitre présente le cadre général des systèmes hospitaliers, leur organisation, ainsi que les spécificités du système de santé algérien et du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. Le deuxième chapitre est consacré à un état de l'art sur l'optimisation dans le domaine de la santé, en abordant les principaux problèmes de logistique hospitalière et les méthodes de recherche opérationnelle, avec un accent sur l'évolution des approches mono-objectif vers les approches multi-objectif. Enfin, le troisième chapitre présente le modèle mathématique multi-objectif proposé, sa résolution à l'aide du solveur Gurobi, ainsi que l'analyse des résultats obtenus à travers différents scénarios.

Chapitre 1

Les systèmes hospitaliers et la gestion des parcours patients

1.1 Introduction

Les systèmes hospitaliers occupent une place centrale dans tout système de santé, car ils assurent l'organisation des soins et la prise en charge des patients à différents niveaux de complexité. Leur performance dépend fortement de la coordination entre les structures, de la disponibilité des ressources et de la qualité de l'orientation des patients.

Dans ce contexte, la gestion des parcours patients devient un enjeu essentiel, notamment pour éviter la surcharge des services d'urgences et améliorer l'efficacité globale du système. Une orientation inadéquate des patients peut en effet entraîner des retards de prise en charge et une utilisation non optimale des ressources hospitalières.

Ce chapitre présente les notions fondamentales liées aux systèmes hospitaliers, leur organisation générale, ainsi que les spécificités du système de santé en Algérie. Il s'intéresse ensuite au réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen afin de mettre en évidence les principales contraintes liées à la gestion des flux de patients.

1.2 Les systèmes de santé

1.2.1 Définition et fonctions

Un système de santé peut être défini comme l'ensemble des organisations, des institutions, des ressources humaines et matérielles, ainsi que des acteurs qui participent à la mise en œuvre de la politique de santé d'un pays. Son objectif principal est d'améliorer et de maintenir l'état de santé de la population (OMS, 2007).

Cette définition ne se limite pas uniquement aux soins médicaux ; elle inclut également les actions de prévention, de promotion de la santé et de réhabilitation. Pour structurer l'analyse des systèmes de santé, l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) propose

un cadre fondé sur six composantes essentielles, appelées « blocs de construction ». Ce modèle est largement utilisé dans la littérature scientifique pour évaluer la performance des systèmes de santé. Le tableau 1.1 présente ces six composantes avec leur description.

Composante	Description
Prestation de services	Ensemble des soins offerts à la population : préventifs, curatifs, palliatifs et de réhabilitation.
Ressources humaines	Disponibilité, compétence et répartition du personnel de santé (médecins, infirmiers, etc.).
Systèmes d'information sanitaire	Collecte, analyse et diffusion des données nécessaires à la prise de décision.
Produits médicaux et technologies	Accès aux médicaments essentiels, vaccins et équipements médicaux.
Financement	Mécanismes de mobilisation et d'allocation des ressources financières pour la santé.
Gouvernance et leadership	Cadre réglementaire, politiques et stratégies orientant l'ensemble du système.

TABLE 1.1 – Les six composantes d'un système de santé selon l'OMS (2007)

Ces composantes sont fortement liées entre elles et fonctionnent de manière interdépendante. Une faiblesse dans l'une d'elles peut affecter l'ensemble du système. Par exemple, un manque de ressources humaines ou un financement insuffisant peut limiter la qualité des services de santé.

Un système de santé est généralement évalué à travers trois objectifs fondamentaux (OMS, 2007) ; (Rais & Viana, 2011). Il vise d'abord à améliorer l'état de santé de la population, notamment par la réduction de la mortalité et des maladies. Il cherche également à garantir un accès équitable aux soins, en assurant que tous les individus puissent bénéficier des services de santé, indépendamment de leur situation géographique, économique ou sociale. Enfin, il doit assurer la réactivité du système, c'est-à-dire sa capacité à répondre rapidement et efficacement aux besoins des patients.

Cependant, ces objectifs sont souvent difficiles à atteindre simultanément, surtout dans un contexte de ressources limitées. Cela explique l'importance des méthodes d'optimisation dans la gestion des systèmes hospitaliers, afin de trouver un bon équilibre entre efficacité, qualité des soins et utilisation des ressources.

1.2.2 Organisation des systèmes hospitaliers

Les systèmes hospitaliers occupent une place essentielle dans le système de santé. Ils regroupent l'ensemble des établissements qui assurent les soins aux patients, que ce soit pour le traitement, la prévention ou la rééducation. Leur organisation varie selon les pays, mais on retrouve généralement des principes communs dans leur fonctionnement.

En général, les systèmes hospitaliers sont organisés en plusieurs niveaux de soins. Le premier niveau correspond aux structures de base, comme les centres de santé, qui assurent les soins simples et orientent les patients. Le deuxième niveau regroupe les hôpitaux généraux, qui prennent en charge des cas plus complexes nécessitant une hospitalisation. Le troisième niveau correspond aux hôpitaux spécialisés, comme les CHU, qui disposent d'équipements avancés et traitent les cas les plus difficiles. Cette organisation permet de mieux répartir les patients selon leurs besoins et d'utiliser efficacement les ressources disponibles.

Dans plusieurs pays, on utilise aussi un modèle appelé « hub and spoke ». Dans ce modèle, les soins spécialisés sont concentrés dans des hôpitaux centraux (hubs), tandis que les hôpitaux périphériques (spokes) assurent les soins de base. Cela permet de garantir à la fois un accès de proximité pour les patients et une bonne utilisation des équipements spécialisés.

La répartition géographique des hôpitaux est également un point important. Dans les pays où la population est dispersée, il est difficile d'assurer un accès égal aux soins. Pour résoudre ce problème, certaines solutions sont mises en place, comme les services de santé en zones rurales ou les réseaux régionaux de soins.

La gouvernance des systèmes hospitaliers peut être centralisée ou décentralisée. Dans un système centralisé, l'État contrôle l'organisation et le financement des hôpitaux. Dans un système décentralisé, les régions ou les autorités locales ont plus de responsabilités. Chaque modèle a ses avantages, selon les besoins du pays.

Enfin, la question du financement reste un défi important, surtout pour les petits hôpitaux ou ceux situés dans des zones éloignées. Les coûts élevés et le faible nombre de patients peuvent rendre leur fonctionnement difficile. Pour cela, plusieurs pays mettent en place des solutions comme la coopération entre hôpitaux ou des modes de financement adaptés.

Ainsi, l'organisation des systèmes hospitaliers repose sur un équilibre entre accessibilité, qualité des soins et contraintes économiques. Elle constitue un élément clé pour comprendre la gestion des parcours patients (Rechel et al., 2016).

1.3 Le système de santé en Algérie

Depuis son indépendance en 1962, l'Algérie a progressivement construit un système de santé fondé sur les principes de gratuité et d'accès universel aux soins. Ce système a connu plusieurs phases de réforme et de restructuration qui ont façonné son organisation actuelle. Comprendre ce système est indispensable pour analyser la gestion des parcours patients et les problématiques logistiques hospitalières qui en découlent.

1.3.1 Organisation et cadre réglementaire

a) Évolution historique du cadre légal

Le système de santé algérien a évolué à travers quatre grandes périodes historiques, chacune marquée par des réformes législatives et organisationnelles majeures (Madani & Ouadah, 2025) ; (Brahamia, 2022) ; (Boudjemaa & Cherif, 2025).

Période	Texte clé	Caractéristiques principales
1962 – 1972	Héritage colonial	Reconstruction du système ; déficit en médecins (342 médecins algériens en 1962) ; soins à paiement privé.
1973 – 1986	Ordonnance n° 73-65 du 28/12/1973 ; Loi n° 85-05 du 16/02/1985	Instauration de la gratuité des soins (janv. 1974) ; création des « secteurs sanitaires » ; couverture universelle.
1987 – 2003	Réforme de 1990 (cliniques privées) ; Loi n° 83-11 (assurances sociales)	Chute des revenus pétroliers ; ouverture au secteur privé ; contraintes budgétaires sévères ; essor des maladies non transmissibles (MNT).
2004 – présent	Décret exécutif n° 07-140 (19/05/2007) ; Loi n° 18-11 (02/07/2018)	Décentralisation ; création des EPH et EPSP ; modernisation des équipements ; renforcement de la couverture sanitaire.

TABLE 1.2 – Évolution historique du système de santé algérien

b) Cadre réglementaire actuel

Le cadre légal actuel repose principalement sur la **Loi n° 18-11 du 2 juillet 2018** relative à la santé, qui consolide les acquis des réformes précédentes et définit les principes directeurs du système. Cette loi affirme, dans son article 13, que tous les soins sont gratuits dans les établissements de santé publics pour l'ensemble de la population. L'article 16 de

la même loi précise que l'État œuvre à supprimer les inégalités d'accès aux services de santé et organise la complémentarité entre les secteurs public et privé.

La structure administrative du système est organisée en trois niveaux hiérarchiques :

- **Le niveau central** : le Ministère de la Santé, de la Population et de la Réforme Hospitalière (MSPRH), responsable de la politique nationale de santé, de la planification et de la réglementation ;
- **Le niveau intermédiaire (Wilaya)** : les Directions de la Santé et de la Population (DSP), chargées de la coordination régionale et de la mise en œuvre des politiques sanitaires ;
- **Le niveau local** : les établissements de santé publics, privés et parapublics qui assurent la prestation directe des soins à la population.

Concernant le financement, le système algérien repose sur un mécanisme mixte. L'État couvre environ 38 % des dépenses de santé, la sécurité sociale en prend en charge 25 %, et les ménages participent à hauteur de 37 % via les dépenses directes. Les cotisations sociales représentent 34,5 % du salaire de base, dont 12,75 % à la charge de l'employeur et 1,5 % à la charge du salarié. En 2020, la dépense totale de santé représentait 6,22 % du PIB, dont 65,83 % provenaient du secteur public.

Le médecin généraliste joue un rôle de médecin référent (*gate-keeper*), qui oriente le patient vers les niveaux supérieurs de soins selon la hiérarchie définie par la loi. En 2018, 75,85 % des consultations ont eu lieu dans les EPSP.

1.3.2 Types d'établissements de santé

Le système de santé algérien s'articule autour de trois secteurs complémentaires : un secteur public dominant, un secteur parapublic ciblé et un secteur privé en forte expansion. Cette architecture pyramidale vise à garantir une couverture sanitaire graduée (Alsamara et al., 2022) ; (Ouali et al., 2025).

a) Secteur public

Pilier du système sous la tutelle du MSPRH, le secteur public a été réorganisé par le décret exécutif n° 07-140 de 2007. Les structures y sont hiérarchisées selon leur plateau technique et leur niveau de spécialisation (Boudjemaa & Cherif, 2025).

Type	Description	Nombre (2008)	Nombre (2023)	Lits (2023)
CHU	Soins tertiaires, formation et recherche	15	16	13 349

Type	Description	Nombre (2008)	Nombre (2023)	Lits (2023)
EHU	Haute spécialisation	1	1	1 043
EHS	Pathologie ou population spécifique	57	98	14 356
EPH / EH	Soins généraux et spécialités de base	193	245	41 629
EPSP	Soins primaires de proximité	271	273	8 905
TOTAL		537	633	79 282

TABLE 1.3 – Répartition des établissements publics de santé (2008–2023)

Le tableau 1.3 illustre une densification continue des infrastructures publiques (+21 % d'établissements entre 2008 et 2023). Si les EPH constituent le maillage central (au niveau des daïras) pour désengorger les pôles universitaires, les EPSP demeurent la clé de voûte du dispositif : bien que leur nombre soit stable, elles absorbent plus de 76 % des consultations nationales, confirmant leur rôle critique dans l'accès aux soins de premier recours (Ouali et al., 2025).

b) Secteur privé

Légalisé en 1988, le secteur privé connaît un essor rapide pour pallier les limites du secteur public. Son financement repose quasi exclusivement sur les paiements directs des patients (*out-of-pocket*), sans régulation tarifaire stricte (Brahamia, 2022).

Type de structure	2008	2023
Cabinets de spécialistes	5 621	14 027
Cabinets de généralistes	6 202	9 646
Cabinets dentaires	4 717	9 859
Cabinets de groupe	301	1 427
Pharmacies	—	11 826

TABLE 1.4 – Évolution des structures du secteur privé (2008–2023)

L'évolution exponentielle des structures privées présentée dans le tableau 1.4, marquée notamment par un bond de près de 150 % des cabinets spécialisés, traduit une forte de-

mande de soins spécialisés et un report des patients vers une offre plus flexible. Néanmoins, cette expansion s’opère de manière asymétrique : elle est massivement concentrée dans les métropoles du Nord du pays, exacerbant les fractures sanitaires territoriales (Madani & Ouadah, 2025).

c) Secteur parapublic

Modeste mais stratégique, ce secteur regroupe les cliniques de la sécurité sociale et les centres de médecine du travail des entreprises publiques. Fort de ses quelque 1 640 praticiens, il assure un rôle ciblé de prévention et d’accompagnement médico-social (Brahamia, 2022).

d) Ressources humaines en santé

Pour accompagner sa croissance démographique, l’Algérie a consenti des efforts massifs dans la formation de ses cadres de santé depuis l’indépendance (Boudjemaa & Cherif, 2025).

Catégorie	1998	2008	2023
Médecins (public + privé)	29 970	47 995	83 997
Chirurgiens-dentistes	7 954	10 649	16 024
Pharmaciens	4 299	8 019	16 310
Densité médicale (médecins/1 000 hab.)	—	1,36	1,72 (2018)

TABLE 1.5 – Évolution des praticiens médicaux en Algérie (1998–2023)

Le tableau 1.5 met en évidence un quasi-triplement des effectifs médicaux globaux en un quart de siècle. Bien que l’indicateur de densité médicale atteigne des niveaux nettement supérieurs (1,72 en 2018), il masque une réalité hétérogène. La forte concentration du capital humain sur la bande littorale, au détriment des régions du Sud et des Hauts Plateaux, constitue aujourd’hui la contrainte logistique et éthique majeure du système de santé national (Ouali et al., 2025).

1.3.3 Défis du système hospitalier

Malgré les progrès réalisés depuis l’indépendance, notamment l’augmentation de l’espérance de vie qui est passée de 49 ans en 1962 à plus de 75 ans aujourd’hui (Brahamia, 2022), le système de santé algérien fait face à plusieurs défis importants.

Des études récentes montrent que plus de 70 % des EPH présentent des niveaux de performance insuffisants. Selon les résultats obtenus par la méthode DEA, ces établissements enregistrent un déficit d'efficacité compris entre 21 % et 29 % (Ouali et al., 2025). Cette situation est liée à plusieurs facteurs tels que les contraintes financières, les changements dans les besoins de santé de la population et les inégalités d'accès aux soins entre les différentes régions du pays.

Le tableau 1.6 présente les principaux défis du système hospitalier algérien ainsi que les pistes d'amélioration proposées dans la littérature.

Axe stratégique	Principaux défis	Pistes d'amélioration
Efficiency et performance	• Plus de 70 % des EPH sont jugés inefficients. • Faible utilisation des technologies et des outils modernes de gestion (Ouali & Zehnati, 2022).	• Développer le benchmarking entre hôpitaux. • Réduire la durée moyenne de séjour. • Encourager la chirurgie ambulatoire.
Équité territoriale	• Concentration des infrastructures de santé dans le Nord du pays. • Difficultés d'accès aux soins spécialisés dans le Sud et les Hauts Plateaux.	• Adapter la planification sanitaire aux besoins locaux. • Encourager l'installation des professionnels de santé dans les régions éloignées.
Soutenabilité financière	• Forte augmentation des dépenses de santé. • Mode de financement peu lié à l'activité réelle des établissements (Madani & Ouadah, 2025).	• Mettre en place la tarification à l'activité. • Renforcer la couverture de l'assurance maladie.
Transition épidémiologique	• Augmentation des MNT, responsables de plus de 70 % des décès. • Saturation des hôpitaux par les patients atteints de pathologies de longue durée (Boudjemaa & Cherif, 2025).	• Développer le dépistage au niveau des EPSP. • Renforcer les actions de prévention et d'éducation sanitaire.

Axe stratégique	Principaux défis	Pistes d'amélioration
Gouvernance public-privé	• Faible coordination entre les secteurs public et privé. • Participation limitée du secteur privé à la formation médicale (Alsamara et al., 2022).	• Renforcer les partenariats public-privé. • Améliorer la régulation des activités du secteur privé.

TABLE 1.6 – Principaux défis du système hospitalier algérien et pistes d'amélioration

Le tableau 1.6 montre que les difficultés du système hospitalier algérien sont étroitement liées les unes aux autres. Les problèmes d'efficacité des établissements, associés à un mode de financement peu adapté, limitent la capacité du système à répondre à l'augmentation des besoins de santé de la population. Dans ce contexte, l'amélioration de l'organisation des soins, l'optimisation des ressources disponibles et une meilleure gestion des parcours patients apparaissent comme des solutions essentielles pour améliorer la performance hospitalière. Ces aspects sont particulièrement importants pour les EPH et seront étudiés dans le cadre du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen.

1.4 Le réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen

1.4.1 Contexte général

La wilaya de Tlemcen constitue l'un des principaux pôles sanitaires de l'ouest algérien. Grâce à sa position géographique stratégique et à la présence du CHUT, elle assure la prise en charge de la population locale ainsi que de nombreux patients provenant des wilayas limitrophes. Cette attractivité régionale se traduit par un volume important d'évacuations sanitaires vers les établissements de référence, notamment le CHUT, qui joue un rôle central dans l'organisation des soins à l'échelle régionale (Benrezkallah & Taleb, 2021).

Afin de répondre à une demande de soins en constante évolution, la wilaya dispose d'un réseau hospitalier public comprenant un CHUT, cinq EPH et un EHS, pour une capacité globale d'environ 1 779 lits. Le CHUT constitue l'établissement de référence avec une capacité de 642 lits, tandis que les EPH de Maghnia, Ghazaouet, Sebdou, Remchi et Nedroma assurent la couverture hospitalière des différentes daïras. Le réseau est complété par un EHS dédié à la prise en charge de la mère et de l'enfant ainsi que par plusieurs structures de proximité (ONS, 2018).

Par ailleurs, plusieurs projets de développement ont été engagés afin de renforcer l'offre de soins, notamment la réalisation d'un nouveau CHUT de 500 lits, la création d'un pôle spécialisé en oncologie pédiatrique et le renforcement des infrastructures sanitaires

de proximité. Ces investissements traduisent une volonté d'améliorer l'accessibilité et la qualité des soins à l'échelle de la wilaya (DSP Tlemcen, s.d.).

1.4.2 Organisation et offre de soins

L'organisation du réseau hospitalier de Tlemcen repose sur une structure hiérarchisée permettant une prise en charge graduée des patients selon la nature et la complexité de leur état de santé.

Le CHUT représente le niveau de recours le plus élevé du réseau. Implanté sur une superficie d'environ 13 hectares, il dispose de 25 spécialités médicales et chirurgicales ainsi que d'un plateau technique destiné à la prise en charge des cas complexes. En plus de ses missions de soins, il assure des activités d'enseignement et de recherche, renforçant ainsi son rôle central au sein du système de santé régional.

Les EPH assurent les soins hospitaliers de proximité dans les principales daïras de la wilaya. Ils prennent en charge les activités de médecine, de chirurgie, de pédiatrie, de gynécologie-obstétrique et d'hémodialyse. Leur répartition géographique contribue à améliorer l'accessibilité aux soins et à limiter les déplacements des patients vers le CHUT.

Le réseau est également soutenu par les EPSP qui assurent les soins de premier recours. En 2017, la wilaya comptait 39 polycliniques et 277 salles de soins réparties sur l'ensemble du territoire, garantissant une couverture sanitaire de proximité (ONS, 2018).

Au sein du CHUT, les UMC occupent une place stratégique dans le parcours de soins. Elles assurent l'accueil, l'évaluation et l'orientation des patients nécessitant une prise en charge urgente. Entre avril 2018 et mars 2022, les UMC ont enregistré 117 503 passages, soit une moyenne de 76,6 patients par jour, illustrant leur rôle central dans la gestion des flux de patients du réseau hospitalier (Zerrouk, 2022).

1.4.3 Problèmes et limites

Malgré les investissements réalisés et l'importance des infrastructures disponibles, le réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen demeure confronté à plusieurs contraintes organisationnelles et opérationnelles qui limitent son efficacité.

La première difficulté concerne la concentration des flux de patients au niveau du CHUT. En raison de son statut d'établissement de référence, celui-ci reçoit un nombre important de patients transférés depuis les EPH et les EPSP, ce qui exerce une pression croissante sur les capacités d'accueil et de prise en charge.

Une autre contrainte majeure réside dans la saturation des UMC. Les consultations non urgentes représentent près de 68,75 % des admissions, contribuant à l'encombrement du service et à l'allongement des délais de prise en charge. Cette situation est accentuée par l'absence d'un système de tri structuré permettant de différencier efficacement les urgences vitales des cas moins prioritaires.

Par ailleurs, la disponibilité limitée des lits d'hospitalisation constitue un facteur important de congestion. Le taux d'occupation de l'UHCD atteint régulièrement 100 %, ce qui ralentit les transferts vers les services spécialisés et prolonge la durée de séjour des patients. Cette saturation représente l'un des principaux goulots d'étranglement du système hospitalier.

Le réseau est également confronté à des difficultés de coordination entre les différents services hospitaliers. Les délais nécessaires à l'obtention d'avis spécialisés, pouvant varier de 1 à 3 heures, ainsi que les contraintes liées à la réalisation d'examens complémentaires et à l'organisation des transferts internes, contribuent à réduire la fluidité des parcours de soins et à accroître les temps d'attente.

Enfin, certaines limites liées aux infrastructures et aux équipements réduisent les performances globales du système. Les locaux des UMC, conçus pour un niveau d'activité inférieur à celui observé actuellement, présentent des insuffisances en matière d'espace, de circulation et d'organisation logistique, compliquant davantage la gestion des flux de patients.

L'ensemble de ces contraintes met en évidence la nécessité d'améliorer la gestion des flux de patients ainsi que la coordination entre les établissements du réseau. Dans ce contexte, le recours à des approches de modélisation, de simulation et d'optimisation apparaît particulièrement pertinent pour soutenir la prise de décision et améliorer les performances globales du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen (Benrezkallah & Taleb, 2021) ; (Zerrouk, 2022).

1.4.4 Problématique de l'orientation des patients

L'analyse du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen met en évidence une problématique structurelle majeure liée à l'orientation des patients au sein du parcours de soins. Cette difficulté se manifeste de manière particulièrement significative au niveau des UMC du CHUT, où la gestion des flux de patients constitue une contrainte organisationnelle quotidienne pour les équipes soignantes.

En pratique, le service des urgences enregistre une affluence moyenne d'environ 77 patients par jour. Toutefois, une proportion importante de ces admissions, estimée à près de 68,75 %, correspond à des consultations non urgentes. Ces cas auraient pu être pris en charge au niveau des EPSP, ce qui traduit une orientation inadaptée des patients dans le réseau de soins. Cette situation engendre une surcharge du service des urgences, contribue à l'allongement des délais de prise en charge et réduit la capacité de réponse aux véritables situations critiques (Zerrouk, 2022).

Par ailleurs, l'organisation spatiale et fonctionnelle des UMC du CHUT reflète la complexité de la gestion des flux. Comme illustré dans la figure 1.1, le service est structuré en deux unités principales : une unité médicale, comprenant la SAUV, l'UHCD et les

salles de soins, et une unité chirurgicale regroupant les consultations spécialisées, le bloc opératoire et la SSPI. Ces deux unités s'appuient sur un plateau technique commun, composé notamment du laboratoire d'analyses médicales, de l'unité de radiologie et de l'unité de scanner. Cette configuration engendre des interactions multiples entre les différents circuits de patients, ce qui complexifie davantage la gestion des flux internes.

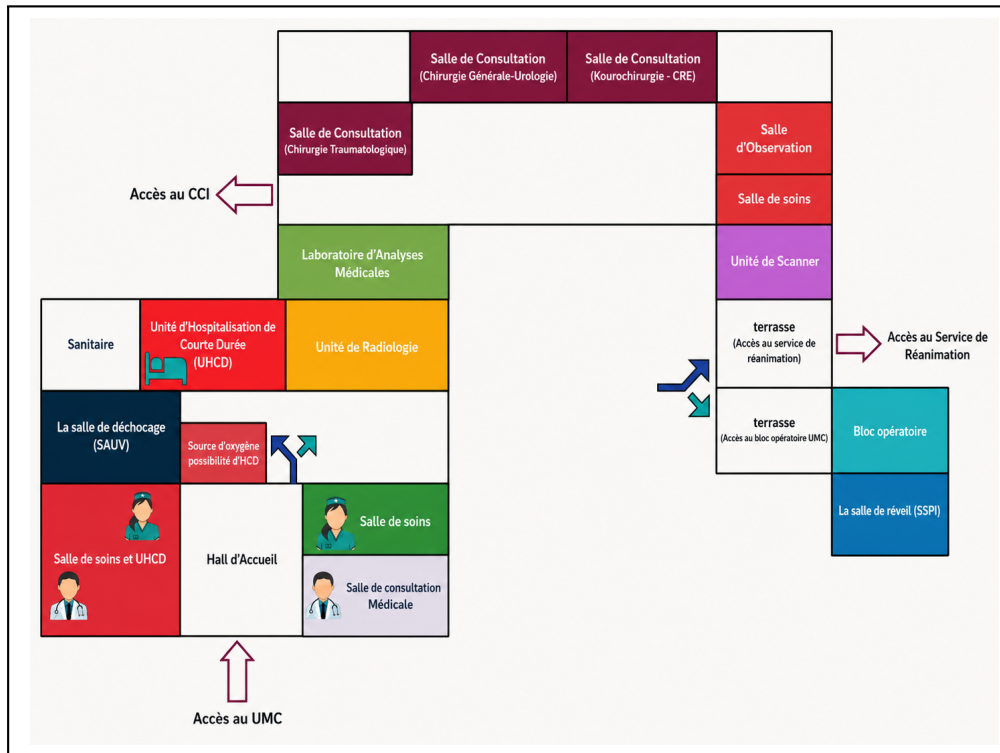


FIGURE 1.1 – Schéma bloc de l'architecture des UMC de Tlemcen (Zerrouk, 2022)

Cette organisation met en évidence plusieurs contraintes structurelles qui limitent la fluidité du parcours de soins. La saturation récurrente de l'UHCD, la mutualisation du plateau technique entre les différentes unités, ainsi que l'absence d'un système formalisé de triage et d'orientation des patients constituent les principaux facteurs de dysfonctionnement opérationnel.

Dans ce contexte, la présente étude s'inscrit dans une démarche visant à optimiser l'orientation des patients entre les différents établissements du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. L'objectif est de réduire les temps d'attente, de limiter la surcharge des services d'urgences et d'améliorer l'efficacité globale du système de soins.

Cette problématique met en évidence la nécessité de recourir à des approches de modélisation et d'optimisation des systèmes de santé. Celles-ci permettent d'améliorer la coordination entre les différents niveaux de prise en charge et de proposer une gestion plus efficace et plus rationnelle des flux de patients au sein du réseau hospitalier.

1.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les bases nécessaires à la compréhension des systèmes hospitaliers et de la gestion des parcours patients. Il montre que, malgré les progrès réalisés, les systèmes de santé restent confrontés à des problèmes d'organisation, de coordination et d'efficacité.

L'analyse du système de santé algérien et du réseau hospitalier de Tlemcen met en évidence plusieurs limites, notamment la saturation des services d'urgences et les difficultés d'orientation des patients. Ces contraintes impactent directement la qualité et la rapidité de la prise en charge.

Ainsi, ce chapitre souligne l'importance d'améliorer la gestion des flux de patients et justifie le recours à des approches d'optimisation pour renforcer la performance globale du système hospitalier.

Chapitre 2

État de l’art sur l’optimisation dans les systèmes de santé

2.1 Introduction

Ce chapitre présente un état de l’art sur l’optimisation dans les systèmes de santé. Dans un contexte marqué par l’augmentation de la demande de soins et la limitation des ressources hospitalières, l’amélioration de l’organisation des hôpitaux est devenue un enjeu majeur. La recherche opérationnelle et les modèles d’optimisation jouent aujourd’hui un rôle central pour aider à mieux gérer les flux de patients et les ressources disponibles.

L’objectif de ce chapitre est de proposer une synthèse des principaux travaux existants dans ce domaine. Il met en évidence les différentes problématiques liées à la logistique hospitalière, notamment la gestion des flux de patients, des lits, des ressources humaines et des équipements. Il présente également les méthodes d’optimisation utilisées en santé et montre l’évolution des approches mono-objectif vers les approches multi-objectif, plus adaptées à la complexité des systèmes hospitaliers.

2.2 L’optimisation dans la logistique hospitalière

La logistique hospitalière regroupe l’ensemble des activités liées à la gestion des flux de patients, des ressources médicales, des équipements et des informations au sein d’un établissement de santé.

Avec l’augmentation du nombre de patients et la pression sur les infrastructures hospitalières, l’optimisation des systèmes de santé est devenue un enjeu majeur pour améliorer la qualité des soins tout en maîtrisant les coûts.

Dans la littérature, ces problématiques sont généralement structurées autour de plusieurs axes principaux de l’optimisation hospitalière, notamment la gestion des flux de patients, la gestion des lits hospitaliers, la planification des ressources médicales et l’opti-

misation des réseaux hospitaliers, comme le montrent les travaux de Hulshof et al. (2012) relatifs à la structuration des décisions en santé, ainsi que la revue générale de la recherche opérationnelle en santé proposée par Rais et Viana (2011), qui fournit une vision globale des approches d’optimisation dans les systèmes hospitaliers.

2.2.1 Gestion des flux de patients

Au sein de l’hôpital, les patients passent par plusieurs étapes clés, notamment l’admission, le diagnostic, le transfert éventuel, l’hospitalisation et la sortie. Une gestion inefficace de ces flux peut entraîner la formation de longues files d’attente, la saturation des services d’urgence ainsi que des retards dans la prise en charge des patients.

L’optimisation des flux hospitaliers vise principalement à réduire les temps d’attente, améliorer la fluidité des parcours patients et limiter les phénomènes de congestion au sein des établissements de santé. Dans ce contexte, la littérature récente montre que les modèles de recherche opérationnelle, incluant la simulation, la théorie des files d’attente et la programmation mathématique, jouent un rôle central dans l’amélioration de l’efficacité des systèmes hospitaliers et la réduction des délais de prise en charge. En particulier, Zamani et al. (2025) soulignent l’importance des approches intégrées d’optimisation des flux de patients à différents niveaux de décision, tandis que Klein et Thielen (2025) mettent en évidence l’apport des modèles de recherche opérationnelle dans l’optimisation du transport interne des patients et la coordination des ressources hospitalières.

2.2.2 Gestion des lits hospitaliers

Les lits d’hospitalisation représentent l’une des ressources les plus critiques au sein d’un établissement de santé. Une planification inefficace et une mauvaise affectation de ces ressources entraînent une sous-utilisation des capacités cliniques, des temps d’attente prolongés pour les patients et, par conséquent, une répartition inéquitable des ressources médicales. Face à des capacités d’accueil structurellement limitées, une pénurie de lits disponibles peut contraindre l’hôpital à annuler certaines interventions ou à transférer des patients, ce qui affecte négativement la qualité globale de la prise en charge.

Pour remédier à ces dysfonctionnements, les approches modernes de Bed Management reposent sur des stratégies d’allocation dynamique, où l’optimisation conjointe de la planification des lits et de la réaffectation des patients entre plusieurs départements permet d’améliorer l’équilibrage des ressources et de réduire les délais de prise en charge (Liu et al., 2025).

2.2.3 Planification des ressources médicales

La performance de la logistique hospitalière repose en grande partie sur l’ordonnement optimal des ressources médicales, qu’elles soient matérielles (blocs opératoires, équipements spécialisés) ou humaines (médecins, personnel infirmier). L’objectif fondamental de cette planification est de maximiser l’utilisation des plateaux techniques tout en prévenant la surcharge de travail et l’épuisement des équipes soignantes.

Le bloc opératoire représente l’un des environnements les plus critiques et coûteux d’un établissement de santé. La planification des interventions chirurgicales (Operating Room Scheduling) constitue un problème décisionnel complexe qui doit intégrer de nombreuses contraintes réelles, telles que la limitation des ressources, la disponibilité du personnel spécialisé et la forte variabilité clinique des patients. Pour y répondre, la recherche opérationnelle mobilise des techniques d’optimisation capables de générer des plannings robustes, aptes à faire face aussi bien aux conditions déterministes qu’aux fortes incertitudes inhérentes au milieu hospitalier (Al Amin et al., 2025).

Du côté des ressources humaines, l’élaboration des emplois du temps du personnel soignant constitue également un défi majeur, particulièrement dans les environnements sous haute tension tels que les services d’urgence. L’application de modèles d’optimisation mathématique permet aujourd’hui d’automatiser et de fiabiliser la création de ces plannings complexes. Ces approches sont capables d’ajuster dynamiquement les effectifs afin de respecter les ratios infirmiers/patients cibles, de compenser les pénuries de personnel et d’équilibrer la charge de travail (Na et al., 2024). En remplaçant les méthodes de planification manuelles, ces algorithmes améliorent non seulement l’efficacité opérationnelle de l’hôpital, mais contribuent également à de meilleures conditions de travail pour le personnel médical.

2.2.4 Optimisation des réseaux hospitaliers

Lorsque plusieurs établissements de santé travaillent ensemble au sein d’un même territoire ou d’un réseau régional, l’optimisation ne doit plus être réalisée uniquement à l’échelle d’un seul hôpital, mais à celle de l’ensemble du réseau hospitalier. En l’absence d’une bonne coordination, certains hôpitaux peuvent devenir fortement saturés, notamment au niveau des services d’urgence, tandis que d’autres établissements restent sous-utilisés.

L’optimisation des réseaux hospitaliers consiste à mieux coordonner les capacités disponibles, les spécialités médicales et les transferts de patients entre les différents établissements. Dans ce contexte, les modèles de réseaux capacitaires (*capacitated network design*) permettent de mettre en place des stratégies dynamiques de transfert des patients afin d’améliorer la répartition des ressources au sein du réseau. Ces approches permettent de réduire les temps d’attente aux urgences et d’alléger la surcharge de certains hôpitaux

sans augmenter de manière importante les ressources matérielles ou humaines du système hospitalier (Nezamoddini & Khasawneh, 2016).

2.3 Méthodes d'optimisation utilisées en santé

Dans la continuité des axes d'optimisation présentés précédemment, la littérature en logistique hospitalière mobilise différentes méthodes issues de la recherche opérationnelle et de l'analyse quantitative. Ces approches varient selon la nature du problème étudié et les objectifs fixés, tels que l'amélioration des flux de patients, l'optimisation des ressources ou la réduction des délais de prise en charge. Afin de synthétiser ces travaux.

Le tableau 2.1 présente les principales méthodes d'optimisation utilisées en santé, en précisant pour chaque article la catégorie de méthode, la technique employée et son application dans le contexte hospitalier.

Catégorie de méthode	Méthodes spécifiques	Application hospitalière	Références clés
Programmation Mathématique et Méthodes Exactes	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes couplée à une heuristique constructive.	Affectation infirmière-patient et ordonnancement (centres de perfusion).	Keshtzari & Norman (2026)
	Programmation en nombres entiers avec agrégation de contraintes.	Planification des admissions (lits/chambres) sous contraintes médicales.	Liu, Wang, & Hao (2024)
	Programmation linéaire (méthode hongroise, écart moyen absolu).	Affectation et répartition des tâches de transfert pour brancardiers.	Boonmee & Mongkolkittaveepol (2024)
	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes et heuristiques constructives mimant la décision métier.	Affectation simultanée (patients, chambres, personnel) en soins intensifs.	Mahmoudi (2020)
	Programmation en nombres entiers et conception de réseaux capacitaires.	Transferts non urgents et gestion de saturation (réseaux multi-hôpitaux).	Nezamoddini & Khasawneh (2016)
Approches par Couplage Simulation-Optimisation	Simulation à événements discrets, surface de réponse et plans d'expériences.	Optimisation des ressources pour réduire les temps de parcours aux urgences.	Baesler et al. (2025)

Catégorie de méthode	Méthodes spécifiques	Application hospitalière	Références clés
	Simulation à événements discrets, essaim particulière (tri non dominé) et allocation de budget de calcul.	Allocation stratégique des capacités médicales (désengorgement des urgences).	Chen & Wang (2016)
Algorithmique Métaheuristique Appliquée	Algorithme génétique multi-objectif amélioré avec tri non dominé.	Optimisation de l'agencement spatial des cliniques de consultations externes.	Zhao & Gu (2025)
Modélisation Stochastique et Optimisation sous Incertitude	Chaîne de Markov à temps continu et algorithme d'essaim de salpes amélioré.	Gestion des lits et réaffectation de patients inter-départements.	Liu, Xiang, et al. (2025)
Méthodes d'Hybridation et Multi-Paradigmes	Métaheuristiques, apprentissage automatique et simulation multi-agents.	Allocation de lits en soins intensifs en tension extrême (crise épidémique).	Wan (2024)
Théorie des Jeux et Modélisation Multi-Agents	Modélisation bi-niveau (Stackelberg) et séparation/évaluation par les prix.	Emplois du temps des chirurgiens et planification en blocs opératoires.	Maenhout et al. (2025)
	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes, métaheuristique du ratel, équilibre de Nash et jumeau numérique.	Planification des chirurgies programmées sous contraintes de ressources.	Xue, Li, & Zhang (2025)

TABLE 2.1 – Méthodes d'optimisation utilisées en logistique hospitalière

Le tableau 2.1 présente une synthèse des principales approches de recherche opérationnelle appliquées à la logistique hospitalière, classées selon leur catégorie méthodologique et leur domaine d'application. Il met en évidence que les méthodes mathématiques exactes, notamment la programmation linéaire en nombres entiers, demeurent des outils essentiels pour l'affectation des patients, des lits et du personnel. Toutefois, face à la complexité croissante et à l'incertitude des systèmes de santé, la littérature récente s'oriente vers des

approches hybrides combinant la simulation à événements discrets avec des techniques d’optimisation ou des métaheuristiques. Ces méthodes permettent de traiter efficacement des problématiques dynamiques telles que la réduction de la congestion des services d’urgence, l’optimisation de l’organisation spatiale des établissements de santé et la gestion des flux de patients en environnement stochastique. Enfin, le tableau souligne l’émergence de nouvelles approches, telles que les systèmes multi-agents et la théorie des jeux, parfois associées aux jumeaux numériques, pour répondre à des problèmes complexes de planification et de coordination des ressources hospitalières.

2.4 Approches d’optimisation : du mono-objectif au multi-objectif

Les méthodes d’optimisation présentées précédemment ont largement contribué à l’amélioration des performances des systèmes de santé. Toutefois, la diversité des objectifs poursuivis dans le contexte hospitalier rend souvent insuffisante l’optimisation basée sur un seul critère. En effet, les décideurs doivent généralement concilier plusieurs objectifs parfois contradictoires, tels que la réduction des coûts, la diminution des temps d’attente, l’amélioration de la qualité des soins et l’utilisation efficace des ressources disponibles.

Dans ce contexte, les modèles d’optimisation ont progressivement évolué des approches mono-objectifs vers des approches multi-objectifs capables de prendre en compte simultanément plusieurs critères de performance. Cette évolution répond à la complexité croissante des systèmes hospitaliers et à la nécessité de fournir des solutions plus équilibrées et plus adaptées aux besoins réels des établissements de santé.

Les sections suivantes présentent d’abord les caractéristiques de l’optimisation mono-objectif et ses principales limites dans le domaine de la santé, avant d’aborder l’émergence de l’optimisation multi-objectif ainsi que les principales méthodes utilisées pour résoudre ce type de problèmes.

2.4.1 L’optimisation mono-objectif en santé et ses limites

L’optimisation mono-objectif consiste à minimiser ou à maximiser une seule fonction objectif, telle que la réduction des coûts, la diminution du temps d’attente ou l’amélioration du taux d’utilisation des ressources, afin d’identifier une solution optimale unique (Houam, 2013). Cette approche a été largement utilisée dans les systèmes de santé en raison de sa simplicité de modélisation et de résolution. Cependant, elle présente plusieurs limites lorsqu’elle est appliquée à des environnements hospitaliers caractérisés par une forte complexité et la présence de nombreux critères de décision.

Premièrement, les systèmes de santé impliquent des interactions entre plusieurs services et acteurs, ce qui rend difficile l’évaluation des performances à partir d’un seul

indicateur. Une optimisation réalisée sur un critère unique ou à l'échelle d'un seul service peut conduire à une sous-optimisation du système hospitalier dans son ensemble (Hulshof et al., 2012 ; Rais & Viana, 2011). Par exemple, l'augmentation du taux d'utilisation des blocs opératoires peut entraîner une surcharge des unités de soins intensifs ou des services d'hospitalisation.

Deuxièmement, les décisions hospitalières doivent tenir compte des attentes de différents acteurs dont les objectifs sont souvent contradictoires. Les patients cherchent à réduire leur temps d'attente, le personnel médical souhaite limiter sa charge de travail et son épuisement professionnel, tandis que l'administration vise à maîtriser les coûts et à améliorer l'efficacité opérationnelle. Une approche mono-objectif ne permet pas de représenter simultanément ces différents enjeux ni d'établir un compromis satisfaisant entre eux (Rais & Viana, 2011).

Troisièmement, l'optimisation mono-objectif adopte fréquemment une vision centrée sur la réduction des coûts, en particulier dans un contexte de contraintes budgétaires. Cette approche peut toutefois négliger d'autres dimensions essentielles de la performance hospitalière, telles que la qualité des soins, l'accessibilité des services ou la satisfaction des patients. Ainsi, une diminution des dépenses ne garantit pas nécessairement une amélioration globale du système de santé (Rais & Viana, 2011).

Enfin, pour intégrer plusieurs critères dans un modèle mono-objectif, il est souvent nécessaire d'utiliser des méthodes d'agrégation fondées sur des coefficients de pondération. Cette démarche exige de définir à l'avance l'importance relative de chaque critère, ce qui peut s'avérer complexe lorsque les objectifs sont de nature différente, comme les coûts financiers et la qualité des soins (Ghanmi et al., 2010 ; Hafid, 2013). De plus, cette transformation peut limiter l'exploration des solutions de compromis et conduire à des résultats éloignés des véritables préférences des décideurs (Aouadj, 2021).

Ainsi, les limites de l'optimisation mono-objectif ont favorisé l'émergence de l'optimisation multi-objectif, mieux adaptée à la prise en compte simultanée des différents enjeux et critères présents dans les systèmes de santé

2.4.2 L'émergence et l'intérêt de l'optimisation multi-objectif

Face aux limites de l'optimisation mono-objectif dans la résolution de problèmes complexes, l'optimisation multi-objectif s'est progressivement imposée comme une approche incontournable de la recherche opérationnelle (Aouadj, 2021). Cette approche vise à optimiser simultanément plusieurs objectifs souvent contradictoires, tels que la réduction des coûts, l'amélioration de la qualité de service ou encore l'augmentation de l'utilisation des ressources. Contrairement à l'optimisation mono-objectif, où chaque solution est évaluée à partir d'un unique indicateur de performance, l'optimisation multi-objectif considère un ensemble de critères représentés par un vecteur d'objectifs (Houam, 2013 ; Hafid, 2013).

Cette caractéristique permet une modélisation plus réaliste des systèmes complexes, dans lesquels plusieurs exigences doivent être satisfaites simultanément.

L’optimisation multi-objectif repose principalement sur le concept d’optimalité de Pareto. En raison des conflits existant entre les différents objectifs, il est généralement impossible d’identifier une solution unique qui optimise simultanément tous les critères. La recherche de solutions s’appuie alors sur la notion de dominance afin de déterminer un ensemble de solutions dites Pareto-optimales ou non dominées (Ghanmi et al., 2010). Une solution est considérée comme Pareto-optimale lorsqu’aucun objectif ne peut être amélioré sans détériorer au moins un autre objectif (Souag & Megnafi, 2020). L’ensemble de ces solutions forme le front de Pareto, qui représente les différents compromis possibles entre les objectifs étudiés.

Au-delà de son intérêt théorique, l’optimisation multi-objectif constitue un puissant outil d’aide à la décision. Plutôt que d’imposer une solution unique fondée sur une pondération prédéfinie des objectifs, elle offre aux décideurs un ensemble de solutions alternatives correspondant à différents niveaux de compromis (Hafid, 2013). Cette approche favorise une prise de décision plus flexible et mieux adaptée aux priorités stratégiques, aux contraintes budgétaires ainsi qu’aux exigences opérationnelles du système considéré (Aouadj, 2021). Elle permet également d’intégrer des critères de robustesse afin de développer des solutions capables de faire face aux incertitudes et aux variations de l’environnement réel (Ghanmi et al., 2010).

Dans le domaine de la santé, les décisions de gestion impliquent généralement plusieurs objectifs contradictoires qui doivent être conciliés. Les établissements hospitaliers cherchent notamment à réduire les coûts et les temps d’attente tout en améliorant la qualité des soins, l’utilisation des ressources médicales et l’équité d’accès aux services de santé (Rais & Viana, 2011). Dans ce contexte, l’optimisation multi-objectif apparaît particulièrement pertinente, car elle permet d’évaluer simultanément ces différentes dimensions et d’identifier les meilleurs compromis possibles. En prenant en compte l’ensemble du parcours de soins, elle contribue à une meilleure coordination des services hospitaliers et à l’élaboration de modèles de planification plus performants pour la gestion des lits, l’ordonnancement des activités médicales et l’allocation des ressources (Hulshof et al., 2012). Ainsi, cette approche offre des solutions plus adaptées à la complexité et aux exigences des systèmes de santé modernes.

2.4.3 Principales méthodes de résolution multi-objectif

La résolution des problèmes d’optimisation multi-objectif a conduit au développement de diverses approches mathématiques et algorithmiques. Contrairement aux problèmes mono-objectifs, l’objectif n’est pas de trouver une solution unique, mais d’identifier un ensemble de solutions offrant les meilleurs compromis possibles, formant ainsi le front de

Pareto. D'après la littérature, les méthodes de résolution peuvent être regroupées en trois grandes catégories. Le tableau 2.2 présente le récapitulatif des différentes approches :

Catégorie Principale	Méthode / Technique	Description et Principe de Résolution	Références Principales
Méthodes scalaires ou agrégées	Somme pondérée	Combine les différentes fonctions objectifs de façon linéaire en une seule fonction globale via l'attribution de coefficients. Exige de connaître a priori l'importance des critères.	Souag & Megnafi, 2020 ; Ghanmi et al., 2010
	Méthode ϵ -contrainte	Sélectionne un objectif principal optimisé de manière prioritaire ; les autres objectifs sont transformés en contraintes mathématiques bornées par ϵ .	Hafid, 2013
	Programmation par but	Fixe des valeurs de référence pour chaque objectif et cherche à minimiser la somme des écarts entre les résultats obtenus et ces cibles.	Rais & Viana, 2011
	Méthode lexicographique	Classe les objectifs par ordre strict d'importance selon le décideur, puis les optimise séquentiellement les uns après les autres.	Houam, 2013
Approches basées sur l'optimalité de Pareto	Algorithmes génétiques et évolutionnaires	Explorent l'espace de recherche via une population de solutions traitées simultanément. Utilisent le tri selon les fronts de dominance de Pareto. Exemples : NSGA-II avec distance d'encombrement, MOGA, NPGA, SPEA, PAES.	Souag & Megnafi, 2020 ; Hafid, 2013 ; Houam, 2013

Catégorie Principale	Méthode / Technique	Description et Principe de Résolution	Références Principales
	Algorithmes non-Pareto par population	Divisent la population globale en sous-populations indépendantes évaluant chacune un objectif spécifique avant de les regrouper. Exemple : algorithme VEGA.	Souag & Megnafi, 2020
Méthodes hybrides et aide à la décision en santé	Hybridation algorithmique	Combine la capacité d'exploration globale d'un algorithme avec des techniques de recherche locale comme le Recuit Simulé ou la Recherche Tabou pour affiner et accélérer la convergence. Exemples : MOTS, MOSA.	Houam, 2013 ; Aouadj, 2021
	Couplage avec la simulation et l'analyse stochastique	Associe la modélisation mathématique à la simulation informatique, aux modèles flous ou à la théorie des files d'attente pour intégrer les interactions complexes et améliorer la robustesse des décisions.	Hulshof et al., 2012 ; Rais & Viana, 2011

TABLE 2.2 – Récapitulatif des principales méthodes de résolution multi-objectif

L'analyse du Tableau 2.2 montre que les méthodes de résolution multi-objectif peuvent être classées en trois grandes catégories, chacune reposant sur une stratégie différente pour gérer les conflits entre les objectifs.

1. Méthodes scalaires ou agrégées

Les méthodes scalaires reposent sur la conversion d'un problème multi-objectif en un problème à objectif unique. Cette transformation est réalisée en combinant les différents critères dans une seule fonction mathématique ou en hiérarchisant les objectifs selon leur importance.

Parmi les techniques les plus utilisées figurent la somme pondérée, la méthode ε -contrainte, la programmation par but et la méthode lexicographique. Ces approches sont appréciées pour leur simplicité de mise en œuvre et leur efficacité computationnelle. Toutefois, elles nécessitent généralement une connaissance préalable des préférences du décideur,

notamment pour définir les poids, les priorités ou les valeurs cibles associées aux objectifs.

2. Approches basées sur l’optimalité de Pareto

Les approches de Pareto adoptent une philosophie différente puisqu’elles ne cherchent pas à fusionner les objectifs. Elles considèrent simultanément l’ensemble des critères afin d’identifier les meilleures solutions de compromis.

Cette démarche repose sur la notion de dominance de Pareto. Une solution est dite Pareto-optimale lorsqu’aucune autre solution ne permet d’améliorer un objectif sans détériorer au moins un autre. L’ensemble de ces solutions non dominées constitue le front de Pareto, qui représente les meilleurs compromis envisageables entre les objectifs étudiés.

Pour construire ce front, les algorithmes génétiques et évolutionnaires, tels que NSGA-II, MOGA, NPGA, SPEA ou PAES, sont largement utilisés. Grâce à leur capacité à explorer simultanément plusieurs régions de l’espace de recherche, ils permettent d’obtenir un ensemble diversifié de solutions parmi lesquelles le décideur peut effectuer son choix en fonction de ses priorités.

Dans le domaine hospitalier, l’approche de Pareto est particulièrement pertinente puisqu’elle permet de concilier plusieurs objectifs souvent contradictoires, tels que la réduction des coûts, l’amélioration de la qualité des soins, la diminution des temps d’attente ou encore l’utilisation optimale des ressources médicales.

3. Méthodes hybrides et aide à la décision en santé

Les méthodes hybrides visent à combiner les avantages de plusieurs techniques afin d’améliorer la qualité des solutions obtenues. Elles associent généralement des algorithmes d’optimisation à des méthodes de recherche locale, à la simulation ou à des modèles stochastiques.

L’hybridation algorithmique permet notamment d’accélérer la convergence vers des solutions performantes, tandis que le couplage avec la simulation et l’analyse stochastique facilite la prise en compte des incertitudes et des interactions complexes présentes dans les systèmes réels. Ces approches sont particulièrement adaptées au secteur de la santé, où les décisions doivent être prises dans un environnement dynamique marqué par la variabilité des flux de patients et des ressources disponibles.

Ainsi, chaque catégorie répond à des besoins spécifiques : les méthodes scalaires privilégient la simplicité, les approches de Pareto offrent une meilleure représentation des compromis entre objectifs et les méthodes hybrides permettent d’intégrer davantage la complexité des situations réelles.

2.5 Revue des travaux existants sur l'optimisation hospitalière multi-objectif

La sélection des travaux présentés dans cet état de l'art porte uniquement sur les approches d'optimisation multi-objectif appliquées à la gestion des flux de patients et des ressources hospitalières. Cette revue a pour objectif d'analyser les modèles mathématiques et les méthodes d'optimisation développés pour répondre aux différents défis des systèmes de santé. Ces modèles cherchent notamment à trouver un équilibre entre la réduction des temps d'attente et des délais de prise en charge des patients, et une meilleure utilisation des ressources humaines et matérielles tout en limitant les coûts.

Le tableau 2.3 récapitule les différentes approches d'optimisation identifiées. Il met en exergue les objectifs traités et les conflits opérationnels inhérents à ces systèmes de santé.

Références	Objectifs traités	Approche méthodologique	Conflit opérationnel
Xue, Li & Zhang, 2025	1. Minimiser le temps de récupération. 2. Minimiser les heures supplémentaires. 3. Minimiser le coût total.	Optimisation métaheuristique basée sur l'équilibre de Nash, couplée à une simulation par Jumeau Numérique pour équilibrer les intérêts des patients, du personnel et de l'hôpital.	Réduire l'attente nécessite des ressources inactives coûteuses, tandis que regrouper les actes pour minimiser les coûts génère inévitablement des files d'attente.
Zhao & Gu, 2025	1. Minimiser la distance de marche. 2. Minimiser l'attente. 3. Minimiser les coûts. 4. Maximiser l'efficacité du personnel.	Optimisation de l'agencement spatial des cliniques externes via l'algorithme évolutionnaire NSGA-II amélioré.	Fluidifier le parcours patient impose de disperser les services, ce qui entrave la collaboration du personnel nécessitant des ressources regroupées.
Wan et al., 2023	1. Minimiser l'attente et maximiser l'admission. 2. Minimiser les ressources requises et maximiser le taux d'occupation.	Approche de simulation multi-agents et optimisation métaheuristique face aux incertitudes des épidémies pour l'allocation des lits en soins intensifs.	Garantir une attente nulle requiert un excédent de lits vides, tandis qu'une occupation maximale sature rapidement le système lors des pics épidémiques.

Références	Objectifs traités	Approche méthodologique	Conflit opérationnel
Maenhout et al., 2025	1. Minimiser le temps inactif des blocs et la pénalité des non-planifiés. 2. Maximiser les priorités individuelles.	Optimisation bi-niveau résolue par Branch-and-Price pour intégrer la planification globale de la direction et celle décentralisée des chirurgiens.	La planification individuelle et prioritaire des chirurgiens crée des temps morts inexploitable, s'opposant à l'objectif directionnel de saturer les blocs opératoires.
Chen & Wang, 2016	1. Minimiser le temps de séjour moyen. 2. Minimiser le coût de gaspillage des ressources.	Modélisation par couplage simulation-optimisation combinant l'algorithme NSPSO et l'allocation intelligente du budget de calcul aux urgences.	L'ajout massif de personnel accélère les flux patients, mais fait chuter le taux d'utilisation clinique, augmentant ainsi le gaspillage financier.
Cabrera et al., 2012	1. Minimiser le temps de séjour des patients. 2. Minimiser le coût de fonctionnement du personnel.	Approche par simulation à événements discrets multi-agents couplée à un algorithme génétique NSGA-II pour évaluer la configuration optimale d'un service d'urgence.	Une prise en charge immédiate exige des effectifs surdimensionnés coûteux, alors qu'un budget restreint provoque rapidement des goulots d'étranglement aux urgences.
Xiang, Yin & Lim, 2015	1. Minimiser la durée totale de réalisation. 2. Minimiser l'attente des patients. 3. Minimiser les temps morts.	Optimisation de la planification des blocs opératoires par un algorithme multi-objectif basé sur les colonies de fourmis.	Compacter le planning pour éliminer les temps morts des salles d'opération entraîne inévitablement des décalages horaires qui prolongent l'attente des patients.

Références	Objectifs traités	Approche méthodologique	Conflit opérationnel
Rachuba & Werners, 2014	1. Minimiser les annulations de chirurgies programmées. 2. Minimiser les retards d'admission pour les urgences.	Modélisation mathématique multi-objectif sous incertitude pour la gestion des lits de soins intensifs.	Maintenir des lits tampons pour sécuriser les urgences imprévues oblige l'hôpital à annuler des chirurgies programmées, pénalisant ainsi la rentabilité.
Bagheri et al., 2020	1. Minimiser les coûts salariaux et les heures supplémentaires. 2. Maximiser la satisfaction liée aux emplois du temps.	Problème de planification du personnel infirmier résolu par une Programmation Linéaire en Nombres Entiers Mixtes et l'algorithme NSGA-II.	La minimisation stricte des coûts salariaux impose des plannings rigides et épuisants, dégradant la satisfaction et la qualité de vie du personnel.
Azadeh et al., 2015	1. Minimiser le temps d'attente total des patients. 2. Maximiser le taux d'utilisation des équipements lourds d'imagerie.	Cadre de décision intégrant la simulation informatique et l'analyse enveloppement des données en environnement stochastique.	Assurer la disponibilité immédiate d'un équipement d'imagerie pour chaque patient entrant implique que cette machine coûteuse reste fréquemment inactive.

TABLE 2.3 – Synthèse étendue des approches d'optimisation multi-objectif en santé

Comme l'illustre le tableau 2.3, la littérature sur l'optimisation des systèmes hospitaliers met en évidence un conflit récurrent entre l'amélioration de la qualité de service offerte aux patients et l'utilisation efficace des ressources hospitalières. La plupart des études analysées cherchent à concilier deux catégories d'objectifs souvent contradictoires. D'une part, elles visent à améliorer le parcours des patients en réduisant les temps d'attente (Wan et al., 2023 ; Azadeh et al., 2015), les durées de séjour (Chen & Wang, 2016 ; Cabrera et al., 2012) ou encore les déplacements inutiles (Zhao & Gu, 2025). D'autre part, elles cherchent à optimiser l'utilisation des ressources en diminuant les coûts d'exploitation (Xue, Li & Zhang, 2025), la sous-utilisation des équipements et des blocs opératoires (Xiang, Yin & Lim, 2015), ainsi que les dépenses inutiles.

L'analyse de ces travaux montre qu'il est difficile de satisfaire simultanément ces deux

objectifs. En effet, garantir une prise en charge rapide des patients nécessite souvent de maintenir des capacités de réserve, telles que des lits disponibles ou du personnel supplémentaire, ce qui entraîne des coûts importants. À l'inverse, une utilisation intensive des ressources permet de réduire les coûts, mais peut provoquer des congestions, allonger les temps d'attente ou entraîner le report de certaines interventions médicales (Cabrera et al., 2012; Rachuba & Werners, 2014).

Par ailleurs, les recherches récentes ne se limitent plus aux seuls critères de temps et de coût. Elles prennent également en compte des aspects humains et organisationnels. Plusieurs études montrent que la réduction excessive des coûts de personnel peut nuire aux conditions de travail et à la satisfaction des soignants (Bagheri et al., 2020). De même, certaines décisions visant à améliorer la circulation des patients peuvent compliquer la coordination entre les équipes médicales (Zhao & Gu, 2025). Des conflits peuvent également apparaître entre les objectifs des responsables hospitaliers et les préférences des professionnels de santé (Maenhout et al., 2025).

Pour traiter ces problèmes complexes, les chercheurs privilégient de plus en plus des approches hybrides combinant simulation et optimisation. Les modèles de simulation permettent de représenter le fonctionnement dynamique des systèmes hospitaliers, tandis que les algorithmes d'optimisation, tels que le NSGA-II, l'optimisation par essaim particulaire ou les colonies de fourmis, servent à rechercher des solutions performantes. Certaines études utilisent également des formulations bi-niveaux et des méthodes exactes afin de générer un ensemble de solutions de compromis, appelé front de Pareto, permettant d'équilibrer les différents objectifs du système hospitalier.

2.6 Positionnement de la recherche et formulation de la problématique

L'analyse de la littérature présentée ci-dessus montre que le conflit entre la fluidité du parcours des patients et l'efficience des ressources constitue un enjeu central de la recherche opérationnelle en santé. C'est précisément dans ce contexte décisionnel que s'inscrit notre travail.

Notre recherche se positionne sur le problème spécifique de la gestion dynamique des lits d'hospitalisation et de la réaffectation des flux de patients en situation de saturation des services. La problématique centrale consiste donc à déterminer comment concevoir un modèle d'optimisation capable de maintenir des délais de prise en charge acceptables tout en garantissant une affectation cohérente, spécialisée et équilibrée des capacités d'accueil de l'établissement.

Ce positionnement s'appuie sur les conclusions de travaux récents, tels que ceux de Liu et al. (2025), qui montrent que le transfert temporaire de patients vers d'autres dé-

partements constitue une solution efficace pour réduire les refus d'admission immédiate. Cependant, la littérature intègre rarement les conséquences systémiques de cette pratique à plus long terme. En effet, le recours à des hospitalisations dans des unités non adaptées peut engendrer des dysfonctionnements importants, tant sur le plan organisationnel que sur celui de la qualité de la prise en charge médicale.

L'enjeu de notre modélisation ne consiste donc pas simplement à maximiser le taux d'occupation des lits ou à réduire de manière isolée les temps d'attente. Notre approche vise à construire, en nous appuyant sur les concepts d'optimalité de Pareto présentés précédemment, un compromis rigoureux et réaliste : fluidifier les flux de patients tout en préservant la spécialisation des services, l'équité de la charge de travail du personnel soignant et la qualité globale des soins. Les mécanismes mathématiques permettant de pénaliser ces inadéquations capacitaires et de résoudre ce conflit feront l'objet du chapitre suivant.

2.7 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter un état de l'art des travaux portant sur l'optimisation des systèmes de santé. L'analyse de la littérature montre que les hôpitaux doivent faire face à des objectifs multiples et souvent contradictoires, tels que la réduction des temps d'attente, la maîtrise des coûts et l'amélioration de l'utilisation des ressources.

Les différentes approches étudiées montrent que les méthodes d'optimisation ont évolué des modèles simples mono-objectif vers des modèles multi-objectif plus réalistes. Ces derniers permettent de mieux représenter la complexité des systèmes hospitaliers en intégrant plusieurs critères de performance et en recherchant des compromis entre eux.

Enfin, cette revue met en évidence l'importance des méthodes hybrides et des approches avancées pour résoudre les problèmes complexes de la logistique hospitalière. Elle constitue ainsi une base essentielle pour positionner notre travail de recherche, qui s'inscrit dans la continuité de ces approches en proposant un modèle multi-objectif adapté à la gestion des flux de patients et des ressources hospitalières.

Chapitre 3

Modélisation mathématique, résolution et analyse des résultats

3.1 Introduction

Dans le cadre de la gestion hospitalière, les décisions d'orientation et d'affectation des patients doivent tenir compte simultanément de plusieurs contraintes, notamment les délais de prise en charge, la disponibilité des ressources et l'adéquation des services médicaux. Si les approches d'optimisation mono-objectif permettent d'améliorer certains aspects du système, elles restent souvent insuffisantes pour représenter la complexité des situations réelles, où plusieurs critères doivent être considérés en même temps.

Dans la continuité du projet de fin d'études d'ingénieur, ce chapitre propose une évolution du modèle initial vers une approche multi-objectif. Cette nouvelle formulation vise non seulement à réduire le temps total de prise en charge des patients, mais également à améliorer la qualité de leur affectation en tenant compte de la spécialité médicale des lits disponibles. L'objectif est ainsi de rechercher un équilibre entre l'efficacité opérationnelle du réseau hospitalier et le respect des besoins médicaux des patients.

Pour atteindre cet objectif, nous présentons d'abord les motivations ayant conduit au passage d'une approche mono-objectif à une approche multi-objectif. Nous détaillons ensuite la formulation mathématique du modèle proposé ainsi que les nouveaux éléments introduits dans la modélisation. Le choix du solveur Gurobi et de l'environnement de développement est également justifié. Enfin, deux cas d'étude sont utilisés pour évaluer les performances du modèle et analyser les compromis obtenus entre les différents objectifs considérés.

3.2 De l'optimisation mono-objectif à l'approche multi-objectif

3.2.1 Rappel du modèle initial et de ses limites opérationnelles

Dans le cadre de notre projet de fin d'études d'ingénieur, nous avons conçu et implémenté un premier modèle mathématique d'optimisation visant à orienter les patients au sein du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen (Lakehal & Bendeddouche, 2026). Cette approche initiale reposait sur une formulation mono-objectif dont le but exclusif était la minimisation du temps total de prise en charge des patients. Le modèle, résolu sous l'environnement IBM ILOG CPLEX, prenait en compte divers paramètres opérationnels tels que la disponibilité des services, le temps de transfert par ambulance et la priorité accordée aux patients critiques.

Bien que ce modèle ait démontré son efficacité mathématique pour fluidifier les parcours de soins et réduire les temps d'attente globaux, son application à la réalité complexe des systèmes de santé a mis en évidence une limite conceptuelle majeure. En se concentrant uniquement sur le facteur temps, l'algorithme cherchait systématiquement à affecter le patient au premier lit disponible au sein de l'hôpital de destination, sans tenir compte de la spécialité médicale associée à ce lit.

Plus précisément, le modèle considérait la capacité d'hébergement comme une ressource globale et indifférenciée. Cette simplification pouvait conduire à des situations opérationnellement peu réalistes, où un patient nécessitant une prise en charge spécialisée en cardiologie était orienté vers un lit appartenant à un autre service, tel que l'orthopédie, uniquement parce que celui-ci était disponible plus rapidement ou localisé dans un établissement plus proche. Bien que cette affectation permette d'optimiser le temps de parcours, elle ne garantissait pas l'adéquation entre les besoins médicaux du patient et les ressources cliniques mobilisées.

Afin d'assurer une continuité scientifique et méthodologique, ce travail de Master conserve le même cadre d'étude que celui du projet de fin d'études d'ingénieur, à savoir le réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. Le modèle développé dans ce mémoire prolonge le modèle mono-objectif initial en intégrant de nouveaux objectifs et de nouvelles contraintes, tout en conservant les mêmes bases mathématiques.

3.2.2 Nécessité d'une évolution : intégration de la réalité capacitaire par service

Face aux exigences réelles de la gestion hospitalière moderne, il est apparu nécessaire de faire évoluer ce modèle initial. Dans la pratique clinique, un hôpital n'est pas un simple ensemble de lits homogènes, mais un regroupement d'unités spécialisées. Chaque

département dispose d'une capacité d'accueil qui lui est propre, gérée par des équipes médicales spécialisées et dotée d'équipements adaptés à des types précis de pathologies.

L'affectation d'un patient dans un service qui ne correspond pas à sa pathologie, couramment appelée «hospitalisation hors service médical approprié», constitue une pratique de dernier recours fréquemment utilisée lors des périodes de saturation. Toutefois, comme l'a montré la revue de littérature présentée au chapitre précédent, le recours répété à cette pratique engendre plusieurs conséquences négatives qu'un modèle d'aide à la décision doit chercher à éviter ou à minimiser :

- L'éloignement du patient de l'équipe médicale spécialisée et des équipements adaptés à sa pathologie peut entraîner une diminution de la qualité de la prise en charge, un allongement de la durée d'hospitalisation et une augmentation du risque de complications.
- Le personnel soignant du service d'accueil peut être amené à prendre en charge des patients présentant des pathologies qui ne relèvent pas de son domaine de compétence habituel, ce qui peut entraîner une surcharge de travail et accroître le niveau de stress des équipes.
- L'occupation d'un lit spécialisé par un patient relevant d'une autre discipline réduit la disponibilité de cette ressource pour les patients qui devraient normalement être admis dans le service concerné, ce qui exerce une pression supplémentaire sur les capacités hospitalières.

Il apparaît ainsi nécessaire que le nouveau modèle mathématique intègre explicitement la réalité des capacités hospitalières par service. Cette évolution consiste à identifier l'appartenance de chaque lit disponible à un département donné et à prendre en considération l'adéquation entre les besoins médicaux des patients et les ressources spécialisées mobilisées pour leur prise en charge.

3.2.3 Importance de la spécialisation et pénalisation des affectations inadéquates

Pour corriger les limites du modèle mono-objectif, notre approche de Master s'oriente vers une modélisation multi-objectif. Cette évolution repose sur une nouvelle hypothèse fondamentale : toute affectation d'un patient à un lit ne correspondant pas à sa spécialité médicale requise doit être pénalisée mathématiquement.

Plutôt que d'interdire strictement l'hospitalisation hors service médical approprié, ce qui conduirait à un modèle trop rigide et parfois incapable de trouver une solution en période de saturation, notre approche autorise cette flexibilité tout en lui associant une pénalité mathématique. L'objectif est d'introduire un compromis explicite entre deux dimensions souvent contradictoires dans les établissements hospitaliers :

- **L’efficacité temporelle** : faut-il admettre le patient immédiatement dans un hôpital proche, même si le seul lit disponible n’appartient pas au service médical requis ?
- **La qualité et la sécurité des soins** : vaut-il mieux transférer le patient vers un hôpital plus éloigné, augmentant ainsi son temps d’attente et son temps de transport, tout en garantissant son admission dans un lit adapté à sa pathologie ?

Toute la valeur ajoutée de cette nouvelle modélisation multi-objectif réside dans la recherche d’un équilibre entre ces deux dimensions. En introduisant une seconde fonction objectif dédiée à la minimisation des pénalités associées aux hospitalisations hors spécialité, le modèle ne cherche plus uniquement à identifier la solution la plus rapide. Il permet d’obtenir un ensemble de solutions de compromis, offrant au décideur la possibilité d’arbitrer entre la rapidité de la prise en charge et l’adéquation entre les besoins médicaux du patient et le service d’accueil.

Cette approche reflète davantage la réalité opérationnelle des systèmes hospitaliers, où les décisions d’affectation doivent concilier simultanément les contraintes de temps, la disponibilité des ressources et la qualité des soins prodigués aux patients.

3.3 Formulation du modèle mathématique multi-objectif

Dans cette section, nous présentons la formulation mathématique complète de notre nouveau modèle d’optimisation. Le passage vers une approche multi-objectif nécessite de prendre en compte de manière précise la dimension spatiale et la dimension médicale de l’hospitalisation. Pour représenter les affectations entre les différents services, notamment les hospitalisations hors service médical approprié et les réaffectations de patients en situation de saturation, notre travail s’appuie sur les avancées récentes proposées par Liu et al. (2025). En adaptant cette approche à la structure de notre réseau hospitalier, le modèle proposé formalise de manière rigoureuse le compromis entre la rapidité globale de la prise en charge et la conformité médicale de l’affectation des patients. Le modèle multi-objectif conserve la structure générale du modèle mono-objectif initial. Par conséquent, nous présenterons uniquement les nouveaux éléments introduits pour prendre en compte le caractère multi-objectif, à savoir les ensembles, paramètres, variables et contraintes ajoutés ou modifiés.

3.3.1 Nouvelles hypothèses de modélisation

Le système étudié est constitué d’un ensemble d’hôpitaux interconnectés qui collaborent pour assurer l’orientation des patients. Selon les capacités disponibles, un patient peut être pris en charge dans l’établissement où il se présente ou être transféré vers un autre hôpital. L’objectif est d’assurer un accès rapide aux soins tout en garantissant une affectation dans un service adapté à sa pathologie.

Dans cette perspective, le modèle mathématique développé repose sur une approche multi-objectif visant à concilier deux enjeux majeurs : la réduction du temps total de prise en charge des patients et la limitation des affectations dans des lits ne correspondant pas à la spécialité médicale requise. Cette approche permet ainsi d'améliorer simultanément l'efficacité des parcours de soins et l'adéquation entre les besoins des patients et les ressources hospitalières disponibles.

Afin de représenter ce problème sous la forme d'un Programme Linéaire en Nombres Entiers Mixtes et de justifier l'introduction de la deuxième fonction objectif, il est nécessaire de redéfinir les principes régissant l'affectation des patients. Bien que la structure générale du modèle mono-objectif soit conservée, de nouvelles hypothèses sont introduites afin de prendre en compte la dimension qualitative de l'hébergement hospitalier.

Les hypothèses de modélisation sont les suivantes :

0. Contrairement au modèle initial, dans lequel la capacité d'hébergement d'un hôpital était représentée par un nombre total de lits, la nouvelle modélisation distingue les lits selon leur spécialité médicale. Chaque lit du réseau est ainsi associé à un service spécifique, tel que la cardiologie, la chirurgie ou la réanimation.
0. Chaque patient est associé à un service de référence déterminé en fonction de sa pathologie. Ce service correspond à l'unité médicale la plus appropriée pour assurer sa prise en charge dans des conditions optimales.
0. Le modèle autorise l'affectation d'un patient à un lit appartenant à un service différent de son service de référence lorsque les contraintes de capacité l'exigent. Cette hypothèse permet de maintenir une certaine flexibilité dans la gestion des ressources hospitalières et contribue à préserver la faisabilité du modèle en cas de saturation de certains services.
0. Toute affectation dans un service différent du service de référence entraîne une pénalité. Celle-ci est proportionnelle à la durée prévisionnelle de séjour du patient. Ainsi, une hospitalisation prolongée dans un service inadapté est davantage pénalisée qu'une hospitalisation de courte durée.

Ces hypothèses constituent le fondement de l'approche multi-objectif proposée. Elles permettent d'intégrer simultanément les contraintes de capacité du réseau hospitalier et les exigences liées à la qualité de l'affectation médicale des patients. Le modèle cherche ainsi à établir un compromis entre l'efficacité opérationnelle du système et l'adéquation des ressources mobilisées aux besoins cliniques des patients.

3.3.2 Ensembles et indices

Conformément à l'architecture du modèle mono-objectif initial, la formalisation repose sur des ensembles fondamentaux préalablement définis. Ceux-ci structurent les principales

entités du réseau, à savoir l'ensemble des patients P , l'ensemble des établissements hospitaliers H et l'ensemble des services médicaux S , qui sont représentés par les indices respectifs p , h et s .

À ces ensembles s'ajoutent les notations décrivant les ressources physiques limitées du système, telles que les postes de traitement parallèles, le parc d'ambulances, ainsi que l'ensemble des lits disponibles dans chaque établissement L_h , indexés par l .

Nous nous concentrons ici sur la nouvelle structuration des capacités litières, spécifiquement introduite pour soutenir l'approche multi-objectif. La prise en compte de la spécialité médicale de chaque ressource nécessite en effet une décomposition de la capacité d'hébergement globale L_h en unités plus fines, selon les services médicaux. Pour cela, nous introduisons le sous-ensemble suivant :

$$L_{hs} = \{l \in L_h \mid ServLit_{hl} = s\}$$

Ce sous-ensemble représente les lits de l'hôpital h associés au service médical s . La définition de ce sous-ensemble partitionné constitue un élément central de l'extension du modèle. Elle permet d'identifier précisément l'appartenance de chaque lit l et d'évaluer la pertinence clinique des affectations proposées. Grâce à cette distinction, le modèle devient capable de différencier mathématiquement une affectation adéquate (correspondant au service médical requis) d'une affectation inadéquate (hors service), ce qui rend possible le calcul des pénalités dans la seconde fonction objectif.

3.3.3 Nouveaux paramètres du système

Dans la continuité de la structure adoptée pour les ensembles, l'ensemble des paramètres logistiques et temporels du modèle mono-objectif, tels que les temps de transfert ($Ttr_{phh'}$), les durées de soins (d_{ps}), les niveaux de criticité des patients ($Crit_p$), ainsi que tous les autres paramètres du modèle initial, sont conservés sans modification. Ces paramètres continuent de décrire les caractéristiques opérationnelles du système hospitalier et demeurent identiques à ceux du modèle de référence.

Afin d'intégrer la dimension qualitative de l'hébergement hospitalier et d'évaluer l'adéquation entre les besoins médicaux des patients et les ressources qui leur sont attribuées, de nouveaux paramètres sont introduits dans la formulation multi-objectif. Ceux-ci sont présentés dans le tableau 3.1.

Paramètre	Description
$ServLitP_p$	Service médical de référence requis par le patient p , déterminé en fonction de sa pathologie.
$Tlit_{ph}$	Durée prévisionnelle de séjour du patient p dans l'hôpital h lorsqu'une hospitalisation est nécessaire. Cette durée est utilisée pour mesurer l'impact d'une affectation hors service médical approprié.
$LBed_{hs}$	Nombre de lits affectés au service médical s dans l'hôpital h . La somme des lits de tous les services correspond à la capacité totale de l'établissement : $L_h = \sum_{s \in S} LBed_{hs}$.
$ServLit_{hl}$	Service médical auquel appartient le lit l de l'hôpital h .
$PenLit_{phl}$	Paramètre binaire indiquant l'adéquation entre les besoins du patient p et le lit l . Il prend la valeur 0 lorsque le lit appartient au service requis et la valeur 1 dans le cas contraire.

TABLE 3.1 – Nouveaux paramètres associés à la spécialisation des lits et à l'approche multi-objectif

Ces nouveaux paramètres permettent d'intégrer explicitement la dimension qualitative de l'affectation hospitalière dans le modèle. Les paramètres $ServLitP_p$, $LBed_{hs}$ et $ServLit_{hl}$ assurent la représentation détaillée des capacités litières selon les spécialités médicales. Le paramètre binaire $PenLit_{phl}$ est quant à lui déterminé en comparant le service requis par le patient avec le service auquel appartient le lit considéré :

$$PenLit_{phl} = \begin{cases} 0 & \text{si } ServLit_{hl} = ServLitP_p \\ 1 & \text{si } ServLit_{hl} \neq ServLitP_p \end{cases}$$

L'introduction du paramètre $PenLit_{phl}$ constitue un élément central de la nouvelle formulation. Il permet d'identifier les affectations réalisées en dehors du service médical de référence et de quantifier leur impact au sein du modèle. Lorsqu'une affectation dans un service non adapté devient nécessaire en raison de contraintes de capacité, ce paramètre active une pénalité qui est ensuite intégrée à la deuxième fonction objectif. Le modèle est ainsi en mesure de distinguer les solutions offrant une meilleure adéquation médicale de celles reposant davantage sur des affectations hors spécialité.

3.3.4 Variables de décision

De la même manière que les ensembles et les paramètres, les variables de décision définies dans le modèle mono-objectif sont conservées dans la nouvelle formulation. Qu'elles soient binaires, pour représenter les choix d'affectation et de transfert, ou continues, pour

décrire l'évolution temporelle des patients, ces variables continuent de modéliser le rou-tage hospitalier, l'ordonnancement des activités de soins, la gestion des ambulances et le suivi des patients critiques.

Afin d'éviter une présentation redondante des variables déjà définies dans le modèle de référence, seules les variables directement liées à la gestion et à l'occupation des lits hospitaliers sont rappelées dans cette section. Ces variables jouent un rôle essentiel dans la formulation multi-objectif proposée, puisqu'elles permettent de modéliser l'affectation des patients aux ressources litières ainsi que l'évolution temporelle de leur occupation. Leur description est présentée dans le tableau 3.2.

Variable	Description
VL_{phl}	Variable binaire valant 1 si le patient p utilise le lit l dans l'hôpital h , et 0 sinon.
$ArrLit_{ph}$	Temps où le patient p devient prêt à occuper un lit dans l'hôpital h .
$DebLit_{ph}$	Temps de début d'occupation du lit par le patient p dans l'hôpital h .
$FinLit_{ph}$	Temps de libération du lit occupé par le patient p dans l'hôpital h .
$WLit_{ph}$	Temps d'attente du patient p avant l'obtention d'un lit dans l'hôpital h .
ZL_{pqhl}	Variable binaire valant 1 si le patient p occupe le lit l avant le patient q dans l'hôpital h , et 0 sinon.

TABLE 3.2 – Variables liées à l'occupation dynamique des lits

Bien que ces variables aient déjà été introduites dans le modèle initial pour gérer les contraintes de non-chevauchement des ressources, elles revêtent une importance particulière dans la présente formulation multi-objectif. En effet, la variable binaire d'affectation litière VL_{phl} , combinée à la matrice de pénalité $PenLit_{phl}$, permet au solveur d'évaluer la qualité médicale des affectations réalisées et d'intégrer cette dimension dans la deuxième fonction objectif du modèle.

3.3.5 Fonctions objectifs

Le principal apport de cette nouvelle formulation réside dans l'introduction de deux fonctions objectifs distinctes. Dans la gestion hospitalière, la prise en charge des patients est souvent confrontée à un conflit entre deux dimensions : la fluidité des parcours de soins et le respect de la spécialisation médicale. D'une part, la volonté de minimiser les temps d'attente pousse le système à affecter le patient au premier lit disponible, au risque de le placer dans un service non adapté. D'autre part, la volonté de garantir une bonne adéquation médicale peut conduire à des temps d'attente plus importants ou à un transfert vers un autre établissement disposant de la ressource appropriée.

C'est précisément ce compromis que notre modèle mathématique cherche à gérer en minimisant simultanément les deux fonctions objectifs suivantes.

Objectif 1 (Z_1) : Minimisation du temps total de prise en charge

La première fonction objectif Z_1 est conservée à l'identique par rapport à notre modèle mono-objectif initial. Elle vise à optimiser la fluidité du parcours de soins en minimisant la somme totale des temps subis par les patients dans le réseau. Ce choix est justifié par la nécessité opérationnelle de réduire la congestion hospitalière et d'accélérer l'accès aux soins, en particulier pour les patients critiques.

La formulation mathématique de ce premier objectif s'écrit :

$$\begin{aligned}
\min Z_1 = & \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} T_{prep_{ph}} Y_{ph} \\
& + \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} \sum_{\substack{h' \in H \\ h' \neq h}} T_{tr_{phh'}} X_{phh'} \\
& + \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} \sum_{s \in S} W_{phs} \\
& + \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} \sum_{s \in S} d_{ps} B_{ps} U_{ph} \\
& + \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} NeedBed_p T_{lit_{ph}} U_{ph} \\
& + \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} W_{Lit_{ph}} \\
& + \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} \sum_{\substack{h' \in H \\ h' \neq h}} W_{Amb_{phh'}} \\
& + \mu \sum_{p \in P} Crit_p Dep W_p
\end{aligned} \tag{3.1}$$

Cette équation regroupe huit composantes temporelles distinctes, où chaque terme représente :

- Le temps de préparation des patients dans leur hôpital d'origine avant toute prise en charge ou tout transfert.
- Le temps de transfert entre établissements, activé uniquement si l'algorithme décide de réorienter le patient vers un autre hôpital.
- Les temps d'attente subis par les patients avant de pouvoir accéder aux services médicaux requis.
- Les durées effectives de traitement ou de consultation au sein des différents services médicaux.
- La durée d'occupation des lits pour les patients nécessitant une hospitalisation.
- Le temps d'attente avant la libération et l'obtention d'un lit adapté.

- Le temps d’attente lié à l’indisponibilité des ambulances avant un transfert inter-hospitalier.
- Une pénalité appliquée lorsque le temps d’attente maximal autorisé est dépassé pour les patients critiques (pondérée par le coefficient d’importance μ).

Objectif 2 (Z_2) : Minimisation des pénalités d’affectation hors service médical approprié

La seconde fonction objectif Z_2 constitue le principal apport de notre extension multi-objectif. Elle a été conçue pour représenter la qualité de l’affectation des lits et pénaliser toute décision conduisant à une hospitalisation hors service médical approprié, c’est-à-dire l’affectation d’un patient dans un service ne correspondant pas à sa pathologie.

Contrairement à une pénalité fixe qui appliquerait la même pénalité à toutes les affectations inadéquates, notre fonction objectif mesure l’importance de cette inadéquation en tenant compte de la durée prévisionnelle du séjour du patient. Mathématiquement, cela se traduit par la multiplication de la variable binaire d’affectation litière VL_{phl} , du paramètre de pénalité binaire $PenLit_{phl}$ et de la durée prévisionnelle de séjour $Tlit_{ph}$.

La formulation mathématique de ce second objectif s’écrit :

$$\min Z_2 = \sum_{p \in P} \sum_{h \in H} \sum_{l \in L_h} PenLit_{phl} Tlit_{ph} VL_{phl} \quad (3.2)$$

Cette formulation garantit un comportement cohérent avec la réalité hospitalière :

- Si le patient est affecté à un lit de son service de référence, le paramètre $PenLit_{phl}$ vaut 0 et aucune pénalité n’est appliquée.
- Si le patient est affecté à un autre service en raison d’une saturation des capacités, le paramètre $PenLit_{phl}$ vaut 1. La fonction objectif accumule alors une pénalité égale à la durée prévisionnelle de son séjour $Tlit_{ph}$.

La structure mathématique de cette deuxième fonction objectif Z_2 repose sur une pénalisation proportionnelle à la durée du séjour. Grâce à cette prise en compte du temps d’occupation des lits, le modèle adopte un comportement de décision plus réaliste face aux situations de saturation. Lorsqu’une affectation hors service médical approprié devient nécessaire, l’algorithme tend à privilégier les patients nécessitant des séjours courts afin de réserver les lits spécialisés aux patients dont la durée d’hospitalisation est plus longue. Cette approche permet de limiter les perturbations organisationnelles tout en réduisant les séjours prolongés dans des services non adaptés à la pathologie des patients.

La contradiction mathématique et opérationnelle entre Z_1 et Z_2 :

L’intégration simultanée de ces deux fonctions met en évidence un conflit important entre les objectifs, ce qui justifie pleinement l’utilisation d’une approche multi-objectif

fondée sur l'analyse des compromis. En effet, l'optimisation exclusive de Z_1 pousse l'algorithme à réduire autant que possible les temps d'attente $WLit_{ph}$ et les temps de transfert $Tr_{phh'}$. Face à un service de référence saturé, un modèle uniquement orienté vers la réduction du temps affectera immédiatement le patient au premier lit disponible, quelle que soit sa spécialité, ce qui entraîne une dégradation de l'objectif Z_2 .

À l'inverse, une optimisation prioritaire de Z_2 conduit le système à éviter les hospitalisations hors service médical approprié. Pour maintenir une faible valeur de Z_2 , le modèle préférera faire patienter le patient jusqu'à la libération d'un lit adapté, augmentant ainsi le temps d'attente $WLit_{ph}$, ou pourra entraîner un transfert vers un autre hôpital disposant de la ressource adéquate, ce qui augmente à la fois l'attente d'ambulance $WAmb_{phh'}$ et le temps de transfert $Tr_{phh'}$. Dans ces situations, la valeur de Z_1 augmente nécessairement.

Cette opposition entre les deux objectifs rend impossible l'obtention d'une solution unique optimale pour les deux critères simultanément. Elle conduit le solveur à comparer différentes solutions de compromis, offrant ainsi aux gestionnaires hospitaliers un outil d'arbitrage entre la réduction des délais de prise en charge et le respect de l'adéquation médicale des affectations.

3.3.6 Nouvelles contraintes du modèle

La validité et la faisabilité des solutions générées par le solveur reposent sur un ensemble de contraintes mathématiques. La formulation multi-objectif s'appuie sur la structure développée dans notre modèle initial. Par conséquent, les familles de contraintes suivantes sont conservées :

- **Contraintes d'affectation et de routage** : garantissant qu'un patient possède un seul hôpital d'origine, au plus un transfert et un seul hôpital de destination.
- **Contraintes temporelles et de précédence** : assurant l'enchaînement chronologique des événements (temps d'arrivée, d'attente, de début et de fin de service).
- **Contraintes de capacité et de non-chevauchement** : empêchant l'utilisation simultanée d'une même ressource (poste de soin, ambulance ou lit) par plusieurs patients.
- **Contraintes de criticité** : imposant la priorité aux patients critiques et calculant le dépassement éventuel de leur délai d'attente maximal ($Wmax_p$).

Toutefois, la prise en compte des capacités par service dans l'approche multi-objectif nécessite l'introduction de nouvelles contraintes de cohérence afin de gérer la disponibilité et l'affectation des lits selon les spécialités médicales.

Cohérence capacitaire des lits par service

La première nouvelle contrainte garantit que la capacité déclarée pour un service donné ne dépasse pas la capacité totale de l'établissement. Elle vérifie également que des lits ne peuvent être affectés qu'à un service effectivement présent dans l'hôpital.

$$LBed_{hs} \leq L_h R_{hs} \quad \forall h \in H, \forall s \in S \quad (3.3)$$

Cette équation garantit que si le service médical s n'existe pas dans l'hôpital h ($R_{hs} = 0$), alors le nombre de lits affectés à ce service $LBed_{hs}$ est nécessairement nul.

Actualisation de la contrainte d'affectation des lits hospitaliers

Dans le modèle mono-objectif, un patient nécessitant une hospitalisation pouvait être affecté à n'importe quel lit disponible parmi l'ensemble global L_h . Cette règle est conservée afin de maintenir la flexibilité du système et d'autoriser les hospitalisations hors service médical approprié lorsque cela est nécessaire. Ainsi, chaque patient p nécessitant un lit ($NeedBed_p = 1$) et pris en charge dans un hôpital final ($U_{ph} = 1$) doit être affecté à un seul lit l appartenant à cet hôpital.

$$\sum_{l \in L_h} V_{L_{ph}l} = NeedBed_p U_{ph} \quad \forall p \in P, \forall h \in H \quad (3.4)$$

Bien que cette contrainte soit similaire à celle du modèle initial, son comportement est modifié par l'introduction du nouvel ensemble L_{hs} . Le solveur tient désormais compte de la spécialité associée au lit choisi $ServLit_{hl}$ et la compare au service requis par le patient $ServLitP_p$. Si un lit appartenant à une autre spécialité est sélectionné, cette affectation reste autorisée afin de préserver la faisabilité du modèle, mais elle est automatiquement prise en compte dans la fonction objectif Z_2 , qui lui associe une pénalité.

3.4 Environnement de résolution : le solveur Gurobi

3.4.1 Présentation du solveur Gurobi Optimizer

La résolution du modèle d'optimisation développé dans ce mémoire a été réalisée à l'aide de Gurobi Optimizer, un solveur mathématique commercial développé par Gurobi Optimization. La version utilisée est Gurobi 13.0, publiée en 2026 (Gurobi Optimization, LLC, 2026).

Depuis son lancement en 2009, Gurobi s'est imposé comme l'un des solveurs les plus performants pour la résolution des problèmes d'optimisation mathématique de grande taille. Il est particulièrement adapté aux programmes linéaires, aux programmes linéaires en nombres entiers mixtes ainsi qu'aux problèmes multi-objectifs.

Dans le cas des problèmes MILP, catégorie à laquelle appartient notre modèle hospitalier, Gurobi repose principalement sur l'algorithme *Branch-and-Cut*. Cette méthode combine plusieurs mécanismes de résolution tels que la relaxation linéaire, la génération de plans coupants, les heuristiques de recherche de solutions et les procédures de prétraitement. L'objectif est de réduire efficacement l'espace de recherche tout en garantissant l'obtention de solutions optimales ou quasi optimales.

Les progrès réalisés dans les solveurs modernes ont considérablement amélioré les performances de résolution. L'étude de référence menée par Koch et al. (2022) montre que les solveurs MILP actuels sont en moyenne plus de cinquante fois plus rapides que ceux disponibles au début des années 2000. En tenant compte simultanément des avancées algorithmiques et matérielles, certaines instances qui nécessitaient plusieurs minutes de calcul peuvent aujourd'hui être résolues en quelques secondes.

Sur le plan de l'implémentation, Gurobi offre une interface de programmation orientée objet compatible avec plusieurs langages, notamment Python. Cette interface permet de construire un modèle d'optimisation de manière structurée en définissant successivement les variables de décision, les contraintes et les fonctions objectif avant de lancer le processus de résolution. Le solveur intègre également un mécanisme de mise à jour différée des éléments du modèle, dans lequel les modifications apportées aux variables et aux contraintes sont appliquées de manière globale lors de l'optimisation. Cette approche améliore l'efficacité de la phase de modélisation, en particulier pour les problèmes de grande taille. Par ailleurs, Gurobi propose des fonctionnalités avancées dédiées à l'optimisation multi-objectif à travers la méthode `setObjectiveN()`, qui permet de définir et de gérer simultanément plusieurs fonctions objectif en leur attribuant des niveaux de priorité et des pondérations spécifiques.

Sur le plan algorithmique, Gurobi gère l'optimisation multi-objectif à travers deux mécanismes principaux : l'approche hiérarchique (lexicographique) et l'approche agrégée (somme pondérée). Dans l'approche hiérarchique, les fonctions objectif sont classées selon un ordre de priorité. Le solveur optimise d'abord l'objectif de plus haute priorité puis conserve la qualité de la solution obtenue avant d'optimiser les objectifs de niveau inférieur. Cette stratégie permet de garantir qu'aucune amélioration d'un objectif secondaire ne se fasse au détriment d'un objectif jugé plus important. Pour les modèles MILP, Gurobi offre également la possibilité de définir des tolérances de dégradation absolues ou relatives, permettant d'autoriser des compromis contrôlés entre les différents objectifs.

Dans l'approche agrégée, plusieurs fonctions objectif sont combinées au sein d'une unique fonction objectif pondérée. Le solveur recherche alors directement la solution minimisant cette fonction globale, ce qui permet d'obtenir différents compromis selon les poids attribués à chaque critère. Cette approche est particulièrement adaptée lorsque les objectifs sont considérés comme ayant une importance comparable.

3.4.2 Justification du choix de Gurobi

Lors de notre projet de fin d'études d'ingénieur, le modèle d'optimisation avait été développé à l'aide du solveur IBM ILOG CPLEX (Lakehal & Bendeddouche, 2026). Dans le cadre du présent mémoire, l'évolution vers une formulation multi-objectif a conduit au choix du solveur Gurobi. Cette décision repose sur plusieurs considérations techniques et pratiques.

Premièrement, Gurobi offre une prise en charge native de l'optimisation multi-objectif. Grâce à la méthode `setObjectiveN()`, il est possible de définir plusieurs fonctions objectif au sein d'un même modèle tout en leur attribuant des niveaux de priorité et des coefficients de pondération spécifiques. Cette fonctionnalité facilite la mise en œuvre des approches lexicographiques et des méthodes de somme pondérée sans nécessiter de reformulation complexe du modèle mathématique. Contrairement à certaines approches reposant sur la résolution successive de plusieurs modèles, Gurobi permet de gérer directement plusieurs objectifs au sein d'une même formulation tout en conservant une structure de modélisation simple et lisible. Le solveur assure également la gestion automatique des priorités entre objectifs ainsi que des mécanismes de contrôle de dégradation pour les modèles MILP. Ces capacités facilitent l'analyse des compromis entre plusieurs critères de performance et constituent un avantage important pour l'étude réalisée dans ce mémoire. Pour cette raison, Gurobi a été privilégié par rapport à CPLEX pour le développement et l'expérimentation du modèle multi-objectif proposé.

Deuxièmement, Gurobi est reconnu pour ses performances élevées dans la résolution des programmes MILP. Le modèle développé dans ce travail comporte un nombre important de variables binaires d'affectation ainsi que des contraintes temporelles complexes. Dans ce contexte, plusieurs études comparatives montrent que Gurobi figure parmi les solveurs les plus performants et les plus robustes pour traiter ce type de problèmes d'optimisation combinatoire (Koch et al., 2022).

Troisièmement, l'interface Python de Gurobi, accessible à travers le module `gurobipy`, offre une grande flexibilité de développement. Sa syntaxe est proche de la formulation mathématique des modèles d'optimisation, ce qui facilite leur implémentation et leur compréhension. Par exemple, la fonction `gp.quicksum()` permet de représenter efficacement les opérateurs de sommation utilisés dans les fonctions objectif et les contraintes, améliorant ainsi la lisibilité et la maintenance du code.

Enfin, Gurobi propose une licence académique gratuite destinée aux établissements d'enseignement supérieur et de recherche. Cette licence permet d'accéder à l'ensemble des fonctionnalités du solveur sans limitation sur la taille des modèles, ce qui a rendu possible l'expérimentation du modèle développé sur des instances représentatives d'un réseau hospitalier réel.

3.4.3 Environnement de développement : Python sous VS Code

L'ensemble du développement informatique a été réalisé en langage Python à l'aide de l'environnement de développement VS Code.

Ce choix s'explique par la simplicité d'utilisation de Python, sa large adoption dans les domaines de la recherche opérationnelle et de la science des données, ainsi que par sa compatibilité avec le solveur Gurobi. L'environnement VS Code fournit plusieurs outils facilitant le développement et le débogage des modèles d'optimisation.

Parmi ces fonctionnalités, l'outil d'auto-complétion IntelliSense permet de réduire les erreurs de programmation en suggérant automatiquement les fonctions et paramètres disponibles. Le débogueur intégré facilite également l'analyse du comportement du modèle en permettant de suivre l'évolution des variables au cours de l'exécution.

Afin d'améliorer la lisibilité du programme et de faciliter sa maintenance, le code a été structuré de manière modulaire. La génération des données est assurée par une fonction dédiée, tandis que la construction et la résolution du modèle sont regroupées dans une fonction distincte. Cette organisation favorise la reproductibilité des expériences et simplifie les futures extensions du modèle.

3.4.4 Stratégies de résolution multi-objectif implémentées

L'objectif principal de ce mémoire consiste à analyser le compromis entre deux critères de performance :

- Z_1 : minimisation du temps total de prise en charge des patients.
- Z_2 : minimisation des pénalités d'affectation hors service médical approprié.

Pour étudier cette relation, trois stratégies de résolution ont été implémentées à l'aide de la méthode `setObjectiveN()` de Gurobi.

Les trois scénarios étudiés s'appuient directement sur les mécanismes multi-objectifs proposés par Gurobi. Les scénarios `Z1_PRIORITY` et `Z2_PRIORITY` utilisent l'approche lexicographique, dans laquelle les objectifs sont optimisés successivement selon leur niveau de priorité. À l'inverse, le scénario `SAME_PRIORITY` repose sur une approche de somme pondérée où les deux fonctions objectif sont combinées au sein d'une fonction unique après normalisation. Cette démarche permet d'analyser à la fois les solutions privilégiant un objectif dominant et les solutions recherchant un compromis équilibré entre les deux critères de performance.

Scénario 1 : Priorité à Z_1 (`Z1_PRIORITY`)

Dans ce scénario, la fonction objectif Z_1 reçoit une priorité plus élevée que Z_2 . Le solveur cherche d'abord à minimiser le temps total de prise en charge des patients. Une fois la meilleure valeur de Z_1 obtenue, il tente d'améliorer Z_2 sans détériorer la performance atteinte sur Z_1 . Cette approche correspond à une situation où la rapidité de traitement

constitue la priorité principale, par exemple lors d'une forte affluence de patients ou en période de saturation hospitalière.

Scénario 2 : Priorité à Z_2 (Z2_PRIORITY)

Dans ce cas, la priorité est accordée à la fonction objectif Z_2 . Le solveur cherche en premier lieu à garantir une affectation des patients dans les services médicaux les plus adaptés à leur pathologie. La minimisation du temps de prise en charge n'intervient qu'en seconde étape. Ce scénario représente une politique de gestion orientée vers la qualité et la spécialisation des soins, même si cela implique parfois des délais de prise en charge plus importants.

Scénario 3 : Priorités identiques (SAME_PRIORITY)

Le troisième scénario vise à rechercher un compromis entre les deux objectifs. Les fonctions Z_1 et Z_2 reçoivent le même niveau de priorité et sont combinées à travers une approche de somme pondérée.

Comme les deux objectifs ne sont pas exprimés sur la même échelle numérique, une étape de normalisation est nécessaire afin d'éviter qu'un objectif domine artificiellement l'autre. Les valeurs observées lors des tests ont conduit à retenir les facteurs de normalisation suivants :

$$Z1_SCALE = 1000 \quad \text{et} \quad Z2_SCALE = 600$$

Bien que la valeur de Z_1 puisse dépasser les 13 000 minutes, ces facteurs d'échelle, soit 1000 pour Z_1 et 600 pour Z_2 , ont été déterminés de manière empirique. Ils visent à rapprocher les ordres de grandeur des deux fonctions lors de la somme pondérée, évitant ainsi que l'optimisation ne soit totalement dominée par la fonction générant les plus grandes valeurs numériques absolues.

Chaque fonction objectif est ensuite divisée par son facteur d'échelle respectif avant de recevoir un poids identique de 0,5. Le solveur minimise ainsi une fonction combinée représentant un équilibre entre rapidité de prise en charge et qualité d'affectation médicale.

Cette approche permet d'obtenir une solution équilibrée entre les deux objectifs étudiés. D'un point de vue pratique, elle se rapproche davantage des conditions réelles de gestion hospitalière, où les responsables doivent trouver un équilibre entre la réduction des délais de prise en charge et l'affectation des patients dans les services les plus adaptés à leurs besoins médicaux.

3.5 Cadre expérimental et jeux de données

Afin d'évaluer les performances de notre nouvelle formulation mathématique multi-objectif et d'en démontrer la pertinence en tant qu'outil d'aide à la décision, nous avons

défini un cadre expérimental structuré autour de deux jeux de données distincts.

Le premier jeu de données sert de cas de validation : il permet de vérifier que le nouveau modèle reproduit correctement la logique initiale d'affectation lorsqu'un seul objectif est privilégié. Le second jeu de données a été modifié afin d'introduire une situation de saturation hospitalière, mettant ainsi en évidence le conflit direct entre les deux objectifs du modèle et testant sa capacité à générer des compromis pertinents.

3.5.1 Cas d'étude 1 : Validation du modèle multi-objectif à partir des données initiales

a) Objectif du premier cas d'étude

Ce premier cas d'étude a pour objectif principal de vérifier la validité et la robustesse de l'extension multi-objectif proposée. À cette fin, nous avons réutilisé exactement le même jeu de données que celui employé lors de la validation du modèle mono-objectif développé dans le cadre de notre projet de fin d'études d'ingénieur (Lakehal & Bendeddouche, 2026).

Ce choix méthodologique présente deux avantages complémentaires. D'une part, il offre une base de référence fiable pour comparer les résultats obtenus. D'autre part, il permet de s'assurer que l'ajout d'une seconde fonction objectif ne modifie pas le comportement fondamental du modèle lorsque l'on cherche uniquement à minimiser le temps total de prise en charge.

Ce jeu de données modélise un réseau hospitalier composé de :

- **7 établissements de santé**, à savoir le CHU de Tlemcen et six EPH périphériques ;
- **15 services médicaux**, couvrant les principales spécialités nécessaires à la prise en charge des patients ;
- **8 patients**, présentant des profils cliniques variés, dont certains nécessitent une hospitalisation urgente en lit spécialisé.

b) Intérêt de ce cas de référence

La capacité globale du réseau est suffisante pour accueillir tous les patients, mais certains lits spécialisés, notamment en réanimation et en orthopédie au sein du CHU (H1), sont intentionnellement exclus de la distribution pour évaluer le comportement du modèle face à des affectations hors service. L'objectif est de vérifier que, lorsque le solveur est configuré pour privilégier exclusivement le premier objectif Z_1 (scénario **Z1_PRIORITY**), les décisions obtenues restent strictement identiques à celles issues de l'ancien modèle mono-objectif. Ce test de cohérence permet de confirmer que :

- la nouvelle structure mathématique du modèle est correcte ;
- l'introduction de la seconde fonction objectif Z_2 ne perturbe pas la logique de routage de base ;

- la répartition des lits par spécialité médicale ne dégrade pas les performances lorsque la qualité d'affectation (Z_2) n'est pas prioritaire.

c) Données invariables conservées du modèle mono-objectif

Afin d'assurer une parfaite continuité méthodologique et de garantir la comparabilité des résultats, l'ensemble des paramètres logistiques et médicaux du modèle initial a été conservé à l'identique dans ce premier cas d'étude. Le tableau 3.3 en présente la synthèse.

Catégorie de données	Paramètres conservés
Topologie du réseau	7 hôpitaux et 15 services médicaux.
Données patients de base	Hôpital d'origine ($origin_p$), temps d'arrivée initial ($t0_p$), niveau de criticité ($Crit_p$), seuil d'attente maximal ($Wmax_p$).
Parcours de soins	Services requis (B_{ps}), ordre de passage (Ord_{ps}), durées de traitement (d_{ps}).
Données logistiques	Temps de préparation ambulance ($Tprep_{ph}$), temps de transfert inter-hospitalier ($Ttr_{phh'}$), parc d'ambulances (Amb_h).
Ressources structurelles	Capacités parallèles des postes de soins ($CapServ_{hs}$), disponibilité des services par hôpital (R_{hs}).

TABLE 3.3 – Données invariables conservées du modèle mono-objectif

d) Nouvelles données introduites pour l'approche multi-objectif

Le passage à l'approche multi-objectif nécessite l'introduction de nouveaux paramètres permettant de quantifier la qualité de l'hébergement hospitalier. Les deux éléments essentiels ajoutés sont $ServLitP_p$ et $Tlit_{ph}$.

Le tableau 3.4 détaille ces besoins pour l'ensemble des huit patients du réseau. On note que les patients ne nécessitant pas d'hospitalisation ($NeedBed_p = 0$) ne génèrent aucune pénalité dans Z_2 , leur durée de séjour étant nulle.

Patient	Origine	Besoin lit	Service de référence	Durée de séjour (min)	Critique
P1	H2	Non	Cardiologie	0	Non
P2	H4	Oui	Chirurgie	200	Non
P3	H5	Oui	Réanimation	300	Oui
P4	H2	Non	Gynécologie	0	Non
P5	H6	Non	Hémodialyse	0	Non
P6	H3	Non	Pédiatrie	0	Non
P7	H3	Oui	Réanimation	400	Oui
P8	H1	Oui	Orthopédie	500	Non

TABLE 3.4 – Besoins d’hospitalisation et durées de séjour : cas d’étude 1

e) Limites du premier jeu de données pour l’analyse multi-objectif

Bien que ce premier cas d’étude soit indispensable pour valider la cohérence de la formulation proposée, il présente une limite du point de vue de l’analyse multi-objectif. Lorsque les lits spécialisés sont disponibles en nombre suffisant dans les établissements les plus proches, les objectifs Z_1 et Z_2 convergent naturellement vers les mêmes décisions d’affectation. Les patients peuvent alors être pris en charge rapidement tout en bénéficiant d’un hébergement adapté à leurs besoins médicaux. Les compromis entre les deux objectifs demeurent donc faibles.

Afin de mieux évaluer la capacité du modèle à trouver un compromis entre des objectifs potentiellement contradictoires, un second cas d’étude a été conçu. Celui-ci met en place une situation de tension sur les ressources hospitalières, créant ainsi un conflit entre les deux critères d’optimisation.

3.5.2 Cas d’étude 2 : Jeu de données adapté pour l’évaluation des compromis

a) Motivation et logique de conception

Dans la pratique hospitalière, la prise de décision devient véritablement critique lorsque certains services clés arrivent à saturation. Afin de reproduire cette réalité opérationnelle et de contraindre le modèle à effectuer des choix difficiles, nous avons conçu un second jeu de données simulant une situation de tension capacitaire.

Ce scénario conserve intégralement la structure générale du réseau, mais introduit une modification ciblée et significative au niveau des capacités du service de réanimation, service le plus fortement sollicité par les patients critiques du réseau.

b) Compromis entre rapidité et adéquation médicale en situation de saturation

Dans ce scénario de crise, le service de réanimation du CHU de Tlemcen (H1), qui est géographiquement le plus proche pour la majorité des patients, est déclaré **totale-ment saturé** (zéro lit disponible). En revanche, l'hôpital de Maghnia (H2), nettement plus éloigné, dispose encore de lits de réanimation libres.

Cette configuration oblige le solveur à arbitrer entre deux logiques contradictoires pour les patients critiques P3 et P7, qui nécessitent tous deux une admission urgente en réanimation :

- **Minimiser le temps de transfert (Z_1)** : orienter les patients vers le CHU (H1), hôpital le plus proche, mais en acceptant de les placer dans des lits inadéquats, ce qui entraîne une pénalité élevée sur Z_2 ;
- **Garantir l'adéquation médicale (Z_2)** : orienter les patients vers l'hôpital de Maghnia (H2), qui offre des lits de réanimation adaptés, mais au prix d'un allongement important des temps de transfert, pénalisant ainsi Z_1 .

Le tableau 3.5 résume la configuration géographique et capacitaire à l'origine de ce dilemme.

Paramètre	H1	H2
Lits de réanimation disponibles	0	2
Temps de transfert pour P3 depuis H5	25 min	135 min
Temps de transfert pour P7 depuis H3	35 min	75 min
Impact sur la pénalité Z_2	Pénalité élevée	Pénalité nulle

TABLE 3.5 – Configuration capacitaire et géographique générant un compromis entre les objectifs

c) Répartition des lits disponibles par service et par hôpital

Le tableau 3.6 présente la répartition complète des lits dans ce second cas d'étude. Le contraste entre l'absence totale de lits Réanimation à H1 et leur disponibilité à H2 constitue le moteur principal du conflit d'optimisation. Le tiret (—) indique que le service correspondant n'est pas disponible dans l'établissement.

Hôpital	REA	Cardiologie	Chirurgie	MED	PEDIA	GYN	Orthopédie	HEMO	Autres
H1	0	1	2	1	1	1	1	1	—
H2	2	1	1	1	1	—	1	1	—
H3	—	1	1	1	1	—	—	1	2
H4	—	—	1	1	1	1	1	1	—
H5	—	—	—	1	1	1	—	1	2
H6	—	—	—	1	1	—	—	—	1
H7	—	—	—	—	1	1	—	—	2

TABLE 3.6 – Répartition des lits disponibles par service et par hôpital : Cas d'étude 2

d) Apport du second jeu de données

Ce second cas d'étude est essentiel pour évaluer le comportement du modèle multi-objectif. Il montre que le modèle ne se contente pas de reproduire les résultats du modèle initial, mais qu'il est également capable de proposer différentes solutions selon les priorités définies par le décideur. La situation étudiée, caractérisée par la saturation du service de réanimation du CHU et la disponibilité de lits adaptés dans un hôpital plus éloigné, représente une situation qui peut se produire dans les réseaux hospitaliers réels lorsque les ressources sont limitées.

À travers les trois scénarios de résolution (Z1_PRIORITY, Z2_PRIORITY et SAME_PRIORITY), le modèle permet d'analyser les différents compromis possibles entre deux objectifs importants : **réduire le temps de prise en charge des patients** et **assurer une affectation dans un service médical adapté**. Il constitue ainsi un outil d'aide à la décision permettant de mieux gérer les ressources hospitalières en fonction des priorités retenues.

Par rapport au premier jeu de données, plusieurs ajustements ont été réalisés afin de rendre le conflit entre les objectifs plus visible et plus représentatif d'une situation hospitalière réelle. Tout d'abord, les seuils d'attente maximale admissible (W_{max}) des patients critiques P3 et P7 ont été augmentés afin d'éviter l'application systématique de pénalités excessives liées au dépassement des délais critiques. Dans le premier scénario, ces seuils étaient relativement faibles, ce qui générerait des valeurs très élevées de Z_1 en raison du coefficient de pénalisation $\mu = 1000$. Par ailleurs, les durées prévisionnelles de séjour ($Tlit_{ph}$) ont été réajustées à des valeurs plus réalistes, réduisant ainsi significativement la contribution de cette composante dans la fonction objectif Z_1 . En conséquence, la valeur globale de Z_1 diminue fortement par rapport au premier cas d'étude.

La principale modification concerne toutefois la disponibilité des lits de réanimation. Alors que les patients critiques P3 et P7 étaient pratiquement contraints d'être orientés vers le CHU (H1) dans le premier jeu de données, ils disposent désormais d'une alternative crédible à l'hôpital H2. Cette nouvelle configuration introduit un véritable compromis

entre la rapidité de prise en charge et l'adéquation du lit attribué. Ainsi, lorsque Z_1 est prioritaire, le modèle privilégie les affectations les plus rapides au détriment de la qualité du lit, tandis que lorsque Z_2 est prioritaire, il favorise les lits adaptés au prix d'une augmentation du temps de transfert. Les résultats obtenus dans les trois scénarios de résolution mettent ainsi clairement en évidence le caractère contradictoire des deux objectifs et démontrent la capacité du modèle à proposer des solutions différentes selon les préférences du décideur.

3.6 Résultats computationnels et discussion

Cette section présente les résultats obtenus à partir des expérimentations réalisées sur les deux cas d'étude décrits précédemment. Pour chaque cas, trois scénarios de résolution ont été testés : `Z1_PRIORITY`, `Z2_PRIORITY` et `SAME_PRIORITY`. L'objectif de cette analyse est d'évaluer le comportement du modèle selon les priorités attribuées aux fonctions objectifs. Plus précisément, elle vise à mettre en évidence les compromis existant entre la réduction du temps total de prise en charge des patients (Z_1) et l'amélioration de la qualité des affectations médicales à travers la minimisation des pénalités liées aux placements dans des services non adaptés (Z_2). Les résultats obtenus permettent ainsi de mieux comprendre l'impact de chaque stratégie de résolution sur les performances globales du réseau hospitalier.

3.6.1 Expérimentations du Cas d'étude 1

Le premier cas d'étude repose sur les données du modèle mono-objectif initial. Son objectif principal est de vérifier la cohérence et la validité de la nouvelle formulation multi-objectif. Le réseau considéré comprend 8 patients, 7 hôpitaux et 15 services médicaux. La capacité globale du réseau est suffisante pour accueillir tous les patients, mais certains lits spécialisés, notamment en réanimation et en orthopédie au sein du CHU (H1), sont intentionnellement exclus de la distribution pour évaluer le comportement du modèle face à des affectations hors service.

a) Performances globales des trois scénarios

Le tableau 3.7 présente les indicateurs de performance globaux obtenus pour chacun des trois scénarios de résolution appliqués au premier cas d'étude.

Indicateur de performance	Z1_PRIORITY	Z2_PRIORITY	SAME_PRIORITY
Z_1 (min)	13 283	13 347	13 347
Z_2 (min·patient)	1 200	700	700
Attente services (min)	0	31	0
Attente lits (min)	0	0	0
Attente ambulances (min)	0	0	31
Dépassement $W_{\max}$ total (min)	11	11	11
Nombre de patients transférés	4	5	5
Temps de fin maximal (min)	638	703	703
Temps de résolution (s)	2,02	11,89	2,25

TABLE 3.7 – Indicateurs de performance comparatifs : Cas d'étude 1

L'analyse du tableau 3.7 met en évidence plusieurs résultats intéressants. Le scénario **Z1_PRIORITY** produit la valeur optimale de Z_1 , égale à 13 283 minutes, ce qui représente la solution la plus rapide en termes de temps total de prise en charge. Cette performance s'obtient cependant au détriment de la qualité des affectations : la pénalité Z_2 atteint 1 200 min·patient, reflétant l'affectation de trois patients dans des lits non adaptés à leur service médical de référence. À l'inverse, les scénarios **Z2_PRIORITY** et **SAME_PRIORITY** obtiennent tous deux une valeur identique de Z_2 égale à 700 min·patient, soit une réduction de 500 unités par rapport au premier scénario. Cette amélioration de la qualité d'affectation s'accompagne d'une légère augmentation de Z_1 , qui s'établit à 13 347 minutes, représentant un écart de seulement 64 minutes par rapport au scénario **Z1_PRIORITY**.

Les trois scénarios se distinguent par l'origine du temps d'attente observé. Dans le scénario **Z2_PRIORITY**, une attente en services de 31 minutes est observée : celle-ci correspond au délai supplémentaire subi par le patient P8, transféré vers H2 afin de bénéficier d'un lit d'orthopédie adapté à sa pathologie. Dans le scénario **SAME_PRIORITY**, ce délai se déplace vers l'attente d'ambulance, également de 31 minutes, reflétant une légère indisponibilité du véhicule lors du transfert de P8. Dans les deux cas, l'attente totale ajoutée reste identique en valeur, mais apparaît à des étapes différentes du parcours du patient. Le scénario **Z1_PRIORITY** ne génère aucune attente supplémentaire dans ces deux composantes, puisque P8 est simplement maintenu dans son hôpital d'origine sans transfert.

Le dépassement du délai maximal autorisé $W_{\max}$ est identique dans les trois scénarios, fixé à 11 minutes. Ce dépassement concerne uniquement le patient critique P7, dont le temps d'attente total dépasse le seuil de 60 minutes qui lui est fixé. Ce résultat est indépendant du scénario retenu, ce qui indique que ce dépassement est lié aux données du réseau et ne peut être résolu par un simple changement de stratégie d'optimisation.

Par ailleurs, le nombre de patients transférés passe de 4 dans le scénario Z1_PRIORITY à 5 dans les deux autres scénarios, en raison du transfert supplémentaire de P8 vers H2, ce qui porte le temps de fin maximal de 638 à 703 minutes. Enfin, les temps de résolution restent très faibles pour les trois scénarios, s'établissant respectivement à 2,02 s, 11,89 s et 2,25 s, ce qui confirme l'efficacité du solveur Gurobi sur cette instance.

b) Orientation des patients par scénario

Le tableau 3.8 présente la destination finale de chaque patient ainsi que son statut de transfert pour les trois scénarios.

Patient	Origine	Scénario Z1_PRIORITY			Scénarios Z2_PRIORITY & SAME_PRIORITY	
		Hôp. Final	Statut	AttTot	Hôp. Final	AttTot
P1	H2	H2	Maintenu	8	H2	8
P2	H4	H1	Transféré	25	H1	25
P3	H5	H1	Transféré	33	H1	33
P4	H2	H2	Maintenu	8	H2	8
P5	H6	H5	Transféré	21	H5	21
P6	H3	H3	Maintenu	8	H3	8
P7	H3	H1	Transféré	71	H1	71
P8	H1	H1	Maintenu	8	H2	73

TABLE 3.8 – Orientation des patients et statuts de transfert : Cas d'étude 1

Les résultats d'orientation présentés dans le tableau 3.8 mettent en évidence plusieurs observations importantes. Tout d'abord, les scénarios Z2_PRIORITY et SAME_PRIORITY conduisent exactement aux mêmes décisions d'affectation pour les huit patients. Pour cette raison, ils sont regroupés dans une seule colonne afin de faciliter la lecture du tableau.

Par ailleurs, les affectations obtenues dans les trois scénarios sont presque identiques. La seule différence concerne le patient P8. Dans le scénario Z1_PRIORITY, ce patient reste dans son hôpital d'origine H1, ce qui évite tout transfert. Son temps total d'attente est de 8 minutes et il est admis dans un lit à l'instant $t = 138$ min pour une durée de séjour de 500 minutes. Son temps de fin est donc de 638 minutes. Toutefois, le lit qui lui est attribué appartient au service de cardiologie, alors que son état nécessite un lit d'orthopédie. Cette affectation inadaptée génère une pénalité de 500 min·patient et contribue ainsi à augmenter la valeur de Z_2 .

À l'inverse, dans les scénarios Z2_PRIORITY et SAME_PRIORITY, P8 est transféré vers

l'hôpital H2 afin de bénéficier d'un lit d'orthopédie correspondant à sa pathologie. Cette solution améliore la qualité de l'affectation, mais entraîne un temps d'attente plus élevé. Le patient arrive à H2 à $t = 203$ min et occupe son lit jusqu'à $t = 703$ min, en raison de sa durée de séjour de 500 minutes. Il devient ainsi le dernier patient à quitter le système, ce qui fixe le temps de fin maximal à 703 minutes.

Cette différence explique l'augmentation du temps de fin maximal, qui passe de 638 minutes dans le scénario Z1_PRIORITY à 703 minutes dans les scénarios Z2_PRIORITY et SAME_PRIORITY. De plus, le transfert de P8 entraîne une hausse du nombre total de patients transférés, qui passe de 4 à 5.

c) Utilisation des lits hospitaliers

Les tableaux 3.9, 3.10 et 3.11 présentent les affectations de lits réalisées pour les quatre patients nécessitant une hospitalisation (P2, P3, P7, P8). L'adéquation médicale est signalée par les mentions *Adapté* (affectation correcte) ou *Hors service* (affectation inadéquate).

Patient	Hôp.	Lit N°	Serv. Lit	Serv. Patient	Adéquation	ArrLit	DébLit	FinLit
P2	H1	2	Chirurgie	Chirurgie	Adapté	132	132	332
P3	H1	623	Pneumologie	Réanimation	Hors service	92	92	392
P7	H1	83	Radiologie	Réanimation	Hors service	188	188	588
P8	H1	1	Cardiologie	Orthopédie	Hors service	138	138	638

TABLE 3.9 – Utilisation des lits : Scénario Z1_PRIORITY (Cas d'étude 1)

Patient	Hôp.	Lit N°	Serv. Lit	Serv. Patient	Adéquation	ArrLit	DébLit	FinLit
P2	H1	639	Chirurgie	Chirurgie	Adapté	132	132	332
P3	H1	1	Cardiologie	Réanimation	Hors service	92	92	392
P7	H1	642	Radiologie	Réanimation	Hors service	188	188	588
P8	H2	10	Orthopédie	Orthopédie	Adapté	203	203	703

TABLE 3.10 – Utilisation des lits : Scénario Z2_PRIORITY (Cas d'étude 1)

Patient	Hôp.	Lit N°	Serv. Lit	Serv. Patient	Adéquation	ArrLit	DébLit	FinLit
P2	H1	2	Chirurgie	Chirurgie	Adapté	132	132	332
P3	H1	451	Gynécologie	Réanimation	Hors service	92	92	392
P7	H1	1	Cardiologie	Réanimation	Hors service	188	188	588
P8	H2	10	Orthopédie	Orthopédie	Adapté	203	203	703

TABLE 3.11 – Utilisation des lits : Scénario **SAME_PRIORITY** (Cas d'étude 1)

La comparaison des tableaux 3.9 à 3.11 met en évidence des différences de comportement du solveur selon le scénario considéré. Dans le scénario **Z1_PRIORITY**, le patient P8 est affecté à un lit de cardiologie au CHU, bien que sa pathologie nécessite un lit d'orthopédie. Cette affectation inadaptée génère une pénalité de 500 min-patient.

En revanche, dans les scénarios **Z2_PRIORITY** et **SAME_PRIORITY**, le patient P8 est transféré vers l'hôpital H2, où un lit d'orthopédie adapté est disponible. Cette décision permet de réduire la valeur de l'objectif Z_2 de 500 unités et d'améliorer la qualité globale des affectations.

Il est également important de souligner que les patients P3 et P7 demeurent affectés à des lits non adaptés dans les trois scénarios. Cette situation ne résulte pas d'un choix du solveur, mais de l'absence totale de lits de réanimation disponibles dans les données du cas d'étude 1. Par conséquent, aucune solution ne permet d'affecter ces patients à un service correspondant à leurs besoins médicaux.

d) Synthèse et validation du Cas d'étude 1

Ce premier cas d'étude permet de valider la cohérence de la formulation multi-objectif proposée. Lorsque le solveur est configuré en mode **Z1_PRIORITY**, les résultats obtenus pour l'orientation des patients sont les mêmes que ceux du modèle mono-objectif initial. La seule différence observée concerne l'affectation des lits, qui tient désormais compte de la spécialité médicale requise par chaque patient.

Ces résultats montrent que l'ajout du second objectif (Z_2), consacré à la qualité des affectations, n'influence pas les décisions principales de transfert des patients. Le modèle conserve ainsi le même comportement global tout en intégrant un critère supplémentaire permettant d'améliorer l'adéquation entre les besoins médicaux des patients et les lits disponibles.

Par conséquent, le passage du modèle mono-objectif au modèle multi-objectif est validé. La nouvelle formulation produit des résultats cohérents avec ceux du modèle initial tout en offrant une meilleure qualité d'affectation des ressources hospitalières.

3.6.2 Expérimentations du Cas d'étude 2

Le second cas d'étude représente une situation de saturation des capacités hospitalières. Le service de réanimation du CHU de Tlemcen (H1) ne dispose d'aucun lit libre, tandis que l'hôpital de Maghnia (H2), plus éloigné, possède deux lits de réanimation disponibles. Dans ce contexte, le modèle doit trouver un compromis entre la réduction du temps de transfert et la qualité de l'affectation médicale pour les patients critiques P3 et P7.

a) Performances globales et analyse du compromis

Le tableau 3.12 présente les indicateurs de performance comparatifs des trois scénarios de résolution appliqués au cas d'étude 2. Il synthétise, pour chaque scénario, la valeur des deux fonctions objectif, les décisions d'affectation relatives aux patients critiques P3 et P7, ainsi que les pénalités individuelles générées par les affectations hors service médical approprié.

Indicateur	Z1_PRIORITY	Z2_PRIORITY	SAME_PRIORITY
Z_1 (min)	1 534,15	1 726	1 608
Z_2 (min·patient)	300	0	60
Hôpital final de P3 (REA, séjour : 60 min)	H1	H2	H1
Hôpital final de P7 (REA, séjour : 240 min)	H1	H2	H2
Service du lit attribué à P3	Cardiologie	Réanimation	Hémodialyse
Service du lit attribué à P7	Cardiologie	Réanimation	Réanimation
Pénalité associée à P3 (min)	60	0	60
Pénalité associée à P7 (min)	240	0	0
Nombre de patients transférés	4	5	5
Nombre d'affectations hors service	2	0	1

TABLE 3.12 – Indicateurs comparatifs des trois scénarios de résolution (Cas d'étude 2)

L'analyse du tableau 3.12 met clairement en évidence le conflit entre les deux objectifs Z_1 et Z_2 , ainsi que les différences de comportement des trois scénarios face à ce conflit.

Scénario Z1_PRIORITY. Ce scénario obtient la valeur optimale de Z_1 , égale à 1 534,15 minutes. Le solveur oriente les deux patients critiques P3 et P7 vers le CHU H1, hôpital le

plus proche, afin de minimiser les temps de transfert. Cependant, le service de réanimation de H1 étant totalement saturé, les deux patients sont placés dans des lits de cardiologie non adaptés à leur pathologie. Cela entraîne une pénalité Z_2 de 300 min·patient, répartie en 60 min pour P3 et 240 min pour P7. Ce scénario privilégie donc la rapidité de prise en charge au détriment de la qualité médicale de l'affectation.

Scénario Z2_PRIORITY. Dans ce scénario, la priorité est donnée à la qualité de l'affectation médicale. Le solveur oriente P3 et P7 vers l'hôpital H2, qui dispose de deux lits de réanimation disponibles. Chacun de ces patients est ainsi admis dans un service parfaitement adapté à sa pathologie, ce qui ramène la pénalité Z_2 à zéro. En contrepartie, les temps de transfert vers H2 étant nettement plus élevés que vers H1, la valeur de Z_1 augmente de 192 minutes par rapport au scénario précédent, pour atteindre 1 726 minutes. Ce scénario réduit donc l'efficacité temporelle au profit de l'adéquation médicale.

Scénario SAME_PRIORITY. Ce scénario vise à établir un équilibre entre les deux objectifs. Il produit un compromis intermédiaire, avec $Z_1 = 1\,608$ min et $Z_2 = 60$ min·patient. Le solveur adopte une stratégie différente basée sur la durée de séjour prévue de chaque patient. P3, dont le séjour est court (60 minutes), est orienté vers H1 : la pénalité causée par son affectation dans un lit d'hémodialyse reste faible et acceptable. P7, dont le séjour est long (240 minutes), est en revanche transféré vers H2 afin d'éviter une pénalité quatre fois plus élevée. Cette décision montre la capacité du modèle à prendre en compte la durée de séjour comme critère de décision dans la fonction objectif Z_2 .

b) Orientation détaillée des patients

Le tableau 3.13 compare la destination finale de chaque patient pour les trois scénarios de résolution. Les patients P3 et P7 sont mis en évidence en gras, car ils concentrent le principal compromis entre la rapidité de prise en charge et l'adéquation médicale des lits de réanimation. Le patient P1 présente également un changement d'orientation entre les scénarios, mais celui-ci ne génère pas de pénalité d'affectation hors service.

Patient	Origine	Z1_PRIORITY		Z2_PRIORITY		SAME_PRIORITY	
		Hôp. Final	Statut	Hôp. Final	Statut	Hôp. Final	Statut
P1	H2	H2	Maintenu	H1	Transféré	H1	Transféré
P2	H4	H1	Transféré	H1	Transféré	H1	Transféré
P3	H5	H1	Transféré	H2	Transféré	H1	Transféré
P4	H2	H2	Maintenu	H2	Maintenu	H2	Maintenu
P5	H6	H5	Transféré	H5	Transféré	H5	Transféré
P6	H3	H3	Maintenu	H3	Maintenu	H3	Maintenu
P7	H3	H1	Transféré	H2	Transféré	H2	Transféré
P8	H1	H1	Maintenu	H1	Maintenu	H1	Maintenu

TABLE 3.13 – Orientation des patients par scénario de résolution (Cas d’étude 2)

Le tableau 3.13 montre que les affectations des cinq patients P2, P4, P5, P6 et P8 sont identiques dans les trois scénarios. Le patient P1, en revanche, est maintenu à H2 dans le scénario Z1_PRIORITY, mais se voit transféré vers H1 dans les scénarios Z2_PRIORITY et SAME_PRIORITY. Ce changement n’affecte pas la pénalité Z_2 , car il ne correspond pas à une hospitalisation hors service médical approprié. Le conflit principal entre Z_1 et Z_2 concerne donc les patients critiques P3 et P7, qui nécessitent tous deux un lit de réanimation.

En Z1_PRIORITY, P3 et P7 sont tous deux orientés vers H1, hôpital le plus proche, afin de minimiser les temps de transfert. En Z2_PRIORITY, ils sont redirigés vers H2, seul établissement disposant de lits de réanimation disponibles, garantissant ainsi une affectation adaptée à leur besoin médical. Le scénario SAME_PRIORITY adopte quant à lui une stratégie différente : P3 (séjour court de 60 min) est maintenu à H1, sa pénalité restant faible, tandis que P7 (séjour long de 240 min) est transféré vers H2 afin d’éviter une pénalité quatre fois plus élevée sur Z_2 .

c) Utilisation des lits et pénalités associées

Les tableaux 3.14, 3.15 et 3.16 détaillent les affectations de lits pour les quatre patients nécessitant une hospitalisation. La colonne *Pénalité* indique la contribution individuelle de chaque affectation à la fonction objectif Z_2 .

Patient	Hôp.	Lit N°	Serv. Lit	Serv. Patient	Adéquation	Pénalité (min)
P2	H1	2	Chirurgie	Chirurgie	Service approprié	0
P3	H1	1	Cardiologie	Réanimation	Hors service	60
P7	H1	1	Cardiologie	Réanimation	Hors service	240
P8	H1	7	Orthopédie	Orthopédie	Service approprié	0
Total Z_2						300

TABLE 3.14 – Affectation des lits — Scénario Z1_PRIORITY (Cas d’étude 2)

Patient	Hôp.	Lit N°	Serv. Lit	Serv. Patient	Adéquation	Pénalité (min)
P2	H1	2	Chirurgie	Chirurgie	Service approprié	0
P3	H2	1	Réanimation	Réanimation	Service approprié	0
P7	H2	2	Réanimation	Réanimation	Service approprié	0
P8	H1	7	Orthopédie	Orthopédie	Service approprié	0
Total Z_2						0

TABLE 3.15 – Affectation des lits — Scénario Z2_PRIORITY (Cas d’étude 2)

Patient	Hôp.	Lit N°	Serv. Lit	Serv. Patient	Adéquation	Pénalité (min)
P2	H1	2	Chirurgie	Chirurgie	Service approprié	0
P3	H1	8	HEMO	Réanimation	Hors service	60
P7	H2	1	Réanimation	Réanimation	Service approprié	0
P8	H1	7	Orthopédie	Orthopédie	Service approprié	0
Total Z_2						60

TABLE 3.16 – Affectation des lits — Scénario SAME_PRIORITY (Cas d’étude 2)

La comparaison des trois tableaux met en évidence le comportement différent du solveur selon le scénario retenu. Dans le scénario Z1_PRIORITY, les patients P3 et P7 sont tous deux affectés à des lits de cardiologie au CHU H1, service non adapté à leur besoin en réanimation. Les pénalités générées s’élèvent respectivement à 60 min et 240 min, portant le total de Z_2 à 300 min-patient. La différence entre ces deux pénalités s’explique directement par la différence de durée de séjour : P3 séjourne 60 minutes tandis que P7 occupe son lit pendant 240 minutes, soit quatre fois plus longtemps.

Dans le scénario Z2_PRIORITY, l'ensemble des quatre patients est affecté à un lit appartenant au service médical requis par leur pathologie. P3 et P7 sont transférés vers H2 où deux lits de réanimation sont disponibles, ce qui ramène la pénalité totale Z_2 à zéro.

Le scénario SAME_PRIORITY produit un résultat intermédiaire : seul P3 est affecté à un lit hors service (hémodialyse), générant une pénalité de 60 min, tandis que P7 bénéficie d'un lit de réanimation adapté à H2. Ce comportement différent, basé sur la durée de séjour de chaque patient, permet de réduire Z_2 à 60 min·patient tout en limitant l'augmentation de Z_1 .

3.6.3 Synthèse comparative et recommandations pour les gestionnaires hospitaliers

Les résultats obtenus sur les deux cas d'étude permettent de dégager plusieurs enseignements sur le comportement du modèle et sur son utilité en tant qu'outil d'aide à la décision.

Le premier cas d'étude montre que, lorsque les ressources spécialisées sont disponibles en quantité suffisante, les deux objectifs Z_1 et Z_2 ne s'opposent pas fortement. L'écart entre la meilleure valeur de Z_1 et la meilleure valeur de Z_2 se limite à 63 minutes, ce qui traduit un faible conflit entre les critères. Le second cas d'étude révèle en revanche une situation de conflit direct : la saturation du service de réanimation au CHU contraint le solveur à choisir entre rapidité et adéquation médicale pour les patients P3 et P7. L'écart de 192 minutes observé sur Z_1 entre les scénarios extrêmes représente concrètement le coût en temps de la qualité d'affectation dans un contexte de ressources limitées.

Ces observations permettent de formuler des recommandations pratiques pour les gestionnaires hospitaliers. Le tableau 3.17 présente, pour chacun des trois scénarios, le contexte d'utilisation le plus adapté, l'avantage principal qu'il offre et le risque qu'il comporte.

Scénario	Contexte recommandé	Avantage principal	Risque associé
Z1_PRIORITY	Situation de crise, afflux massif de patients ou épidémie	Minimise le temps d'attente global et facilite le parcours patient	Affectations fréquentes hors service ; qualité des soins réduite
Z2_PRIORITY	Fonctionnement normal, capacités suffisantes	Garantit l'adéquation médicale des affectations	Délais plus longs ; transferts vers des hôpitaux éloignés
SAME_PRIORITY	Tension modérée, saturation partielle de certains services	Compromis basé sur la durée prévue de séjour	Nécessite un réglage soigneux des facteurs de normalisation

TABLE 3.17 – Recommandations relatives à l'utilisation des scénarios de résolution dans le réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen

Le tableau 3.17 illustre la flexibilité du modèle : il ne produit pas une réponse unique et fixe, mais s'adapte aux priorités définies par les responsables hospitaliers. En période d'activité normale, le scénario Z2_PRIORITY ou SAME_PRIORITY permet de maintenir une qualité d'affectation satisfaisante. En situation de crise, le recours au scénario Z1_PRIORITY accélère la prise en charge globale du réseau, au prix d'une baisse acceptée de l'adéquation médicale.

Sur le plan scientifique, les expérimentations confirment trois apports majeurs. Premièrement, la validité de la formulation est confirmée : l'extension multi-objectif reproduit fidèlement le comportement du modèle mono-objectif initial lorsque Z_2 n'est pas prioritaire. Deuxièmement, la pénalisation proportionnelle à la durée de séjour produit un comportement de décision réaliste, particulièrement visible dans le scénario SAME_PRIORITY. Troisièmement, la robustesse du modèle est confirmée : les temps de résolution, compris entre environ 3 et 12 secondes pour les deux cas d'étude, montrent l'efficacité du solveur Gurobi malgré la complexité du modèle.

En termes de limites, le modèle suppose que les paramètres d'entrée : durées de séjour, temps de transfert et disponibilité des lits sont déterministes. Or, dans la réalité hospitalière, ces données sont soumises à une incertitude naturelle. Une extension vers une formulation stochastique ou robuste constituerait une perspective naturelle pour renforcer l'utilité opérationnelle du modèle dans des conditions réelles d'exploitation.

Les résultats présentés dans ce chapitre montrent que le modèle multi-objectif développé constitue un outil d'aide à la décision utile sur le plan opérationnel. En permettant

d'explorer différents équilibres entre rapidité de prise en charge et qualité d'affectation médicale, il offre aux gestionnaires hospitaliers une capacité de décision adaptée aux différentes situations rencontrées dans un réseau hospitalier réel.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé et étudié un modèle d'optimisation multi-objectif dédié à la gestion des flux de patients au sein du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. Cette nouvelle formulation constitue une extension du modèle mono-objectif précédemment réalisé, en intégrant une dimension supplémentaire liée à la qualité de l'affectation des patients dans les services médicaux appropriés.

Après avoir présenté les nouvelles hypothèses de modélisation, nous avons formulé le problème sous la forme d'un programme linéaire en nombres entiers mixtes comportant deux objectifs : la minimisation du temps total de prise en charge des patients et la réduction des affectations dans des services non adaptés. La résolution du modèle a été réalisée à l'aide du solveur Gurobi selon différentes stratégies permettant d'analyser les compromis possibles entre rapidité de prise en charge et adéquation médicale.

Les expérimentations menées sur les deux cas d'étude ont permis de valider la cohérence du modèle et de mettre en évidence l'impact des priorités de décision sur les résultats obtenus. Elles montrent que l'approche proposée est capable de fournir des solutions adaptées à différents contextes de gestion hospitalière, notamment en situation de saturation des ressources.

Ainsi, le modèle développé constitue un outil d'aide à la décision pertinent pour les gestionnaires hospitaliers, en leur offrant la possibilité d'arbitrer entre performance opérationnelle et qualité des soins selon les besoins du système de santé.

Conclusion générale

Ce mémoire avait pour objectif de proposer une approche d'optimisation multi-objectif afin d'améliorer la gestion du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. La problématique principale consistait à trouver un compromis entre deux objectifs essentiels mais souvent opposés : réduire le temps total de prise en charge des patients et assurer leur orientation vers des services médicaux adaptés à leur état de santé, en limitant les affectations hors spécialité.

Le premier chapitre a permis de présenter le cadre général de l'étude. Il a décrit l'organisation des systèmes hospitaliers, les particularités du système de santé algérien, ainsi que les contraintes spécifiques du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen. Cette étape a permis de mieux comprendre les difficultés liées à l'orientation des patients et les facteurs qui influencent la gestion des flux hospitaliers.

Le deuxième chapitre a été consacré à l'état de l'art sur l'optimisation dans le domaine de la santé. Il a mis en évidence les principaux problèmes de logistique hospitalière, notamment la gestion des patients, des lits et des ressources médicales. Il a également montré les limites des approches mono-objectif, qui ne permettent pas de représenter correctement la complexité des décisions hospitalières, ce qui justifie le recours à une approche multi-objectif.

Le troisième chapitre a présenté la contribution principale de ce travail. Un modèle de programmation linéaire en nombres entiers mixtes multi-objectif a été développé, intégrant une pénalisation des affectations hors spécialité. Ce modèle a été résolu à l'aide du solveur Gurobi selon trois scénarios : priorité au temps de prise en charge, priorité à la qualité d'affectation, et compromis entre les deux objectifs. Les résultats obtenus sur différents cas d'étude ont montré la pertinence du modèle et ont mis en évidence les compromis possibles entre les deux objectifs.

Ce travail présente néanmoins certaines limites. Le modèle repose sur des données supposées fixes, alors que les systèmes hospitaliers sont dynamiques et évolutifs. De plus, les cas étudiés restent de taille réduite par rapport à la complexité réelle du réseau hospitalier de la wilaya de Tlemcen.

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour prolonger ce travail. Il serait pertinent d'intégrer des données incertaines afin de mieux représenter la réalité des situations hospitalières. L'utilisation de données en temps réel et l'intégration du modèle dans un

jumeau numérique du système hospitalier constituent également des pistes intéressantes. Enfin, l'ajout d'autres critères, tels que la charge du personnel soignant ou la satisfaction des patients, permettrait d'enrichir encore l'analyse.

En conclusion, ce mémoire montre que l'optimisation multi-objectif constitue une approche efficace pour améliorer la gestion hospitalière, en permettant de mieux équilibrer performance opérationnelle et qualité des soins.

Références bibliographiques

- Al Amin, M., Baldacci, R., & Kayvanfar, V. (2025). A comprehensive review on operating room scheduling and optimization. *Operational Research*, 25(3).
- Alsamara, T., Farouk, G., & Halima, M. (2022). Public health and the legal regulation of medical services in Algeria : Between the public and private sectors. *South African Journal of Bioethics and Law*, 15(2), 60–64.
- Aouadj, W. (2021). *Optimisation multi-objectif : Études de cas* [Thèse de doctorat, Université de Batna 2].
- Azadeh, A., Rouzbahman, M., Saberi, M., & Valian, E. (2015). An integrated simulation-data envelopment analysis for optimizing emergency department performance. *Expert Systems with Applications*, 42(1), 123–135.
- Baesler, F., Cornejo, O., Obreque, C., Forcael, E., & Carrasco, R. (2025). A multi-objective simulation–optimization framework for emergency department efficiency using RSM and goal programming. *Systems*, 13(10), 912.
- Bagheri, M., Devin, A. G., & Izanloo, A. (2020). A scenario-based robust optimization with a pessimistic approach for nurse rostering problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, 40(4), 981–1012.
- Benrezkallah, L., & Taleb, A. (2021). *Qualité des soins aux urgences médicales du Centre Hospitalo-Universitaire de Tlemcen : place de la coordination entre les personnels intra et interservices*. *Revue Prévention & Ergonomie*, 9(2).
- Boonmee, C., & Mongkolkittaveepol, P. (2024). Optimizing porter assignments in hospital : A mathematical modeling approach for workload balancing. *ITEGAM-JETIA*, 10(50), 214–222.
- Boudjemaa, F., & Cherif, A. (2025). Evaluation du système de santé en Algérie (2008–2023). *Revue d'économie et de statistique appliquée*, 22(2), 257–276.
- Brahamia, B. (2022). *The Health Care System in Algeria* (CRC 1342 Social Policy Country Briefs, No. 28). CRC 1342, Universität Bremen.
- Cabrera, E., Taboada, M., Iglesias, M. L., Epelde, F., & Luque, E. (2012). Optimization of healthcare emergency departments by agent-based simulation. *Procedia Computer Science*, 4, 1880–1889.

- Chen, T. L., & Wang, C. C. (2016). Multi-objective simulation optimization for medical capacity allocation in emergency department. *Journal of Simulation*, 10(1), 50–68.
- Direction de la Santé et de la Population de Tlemcen. (s.d.). *Présentation du secteur sanitaire de la wilaya de Tlemcen*.
- Ghanmi, S., Guedri, M., Bouazizi, M. L., & Bouhaddi, N. (2010). Optimisation robuste multi-niveaux et multi-objectif de structures mécaniques complexes. *Mechanics & Industry*, 11(5), 393–400.
- Gurobi Optimization, LLC. (2026). *Gurobi Optimizer Reference Manual (Version 13.0)*. <https://docs.gurobi.com>
- Hafid, Z. (2013). *Représentation de solution en optimisation continue, multi-objectif et applications* [Thèse de doctorat].
- Houam, Y. (2013). *Commande multi-objectifs en utilisant les inégalités matricielles linéaires (LMIs) et les algorithmes génétiques* [Mémoire de master].
- Hulshof, P. J. H., Kortbeek, N., Boucherie, R. J., Hans, E. W., & Bakker, P. J. M. (2012). Taxonomic classification of planning decisions in health care : A structured review of the state of the art in OR/MS. *Health Systems*, 1(2), 129–175.
- Keshtzari, M., & Norman, B. A. (2026). Nurse–patient assignment in oncology infusion centers : A mixed-integer programming approach to minimizing patient wait time and balancing nurse workload. *Hospitals*, 3(2), 9.
- Klein, T. L., & Thielen, C. (2025). Patient transport in hospitals : A literature review of operations research and management science methods. *Operations Research, Data Analytics and Logistics*, 45, 200472.
- Koch, T., Berthold, T., Pedersen, J., & Vanaret, C. (2022). Progress in mathematical programming solvers from 2001 to 2020. *EURO Journal on Computational Optimization*, 10, 100031.
- Lakehal, B., & Bendeddouche, M. (2026). *Conception et mise en œuvre d’un jumeau numérique pour les systèmes hospitaliers* [Mémoire de fin d’études d’ingénieur, ESSA Tlemcen].
- Liu, H., Wang, Y., & Hao, J. K. (2024). Solving the patient admission scheduling problem using constraint aggregation. *European Journal of Operational Research*, 316(1), 85–99.
- Liu, Q., Xiang, H., Xu, M., Dong, M., & Wang, Y. (2025). A novel joint optimization of bed scheduling and patient re-allocation for hospital multiple departments based on homogeneous Markov chain. *Expert Systems with Applications*, 281, 127684.

- Maenhout, B., Šůcha, P., Valdmanova, V., Tkadlec, O., & Rozlivkova, J. T. (2025). A bilevel approach to integrated surgeon scheduling and surgery planning solved via branch-and-price. *Omega*, 132, 103424.
- Mahmoudi, C. (2020). *Approche globale de l'affectation des patients dans une unité de soins intensifs pédiatriques* [Thèse de doctorat].
- Madani, H., & Ouadah, S. (2025). Le système de santé algérien : entre universalité des soins et maîtrise des coûts. *Revue d'économie et de statistique appliquée*, 22(1), 195–209.
- Na, L., Pauphilet, J., Haddad-Sisakht, A., Raison, L., Silver, A., Veronneau, P., Vogt, N., & Bertsimas, D. (2024). Optimization automates emergency department nurse scheduling at Hartford Hospital. *INFORMS Journal on Applied Analytics*, 54(6), 553–574.
- Nezamoddini, N., & Khasawneh, M. T. (2016). Modeling and optimization of resources in multi-emergency department settings with patient transfer. *Operations Research for Health Care*, 10, 23–34.
- Office National des Statistiques. (2018). *Annuaire statistique de l'Algérie n°35 : Chapitre VI — Santé*.
- Ouali, A., & Zehnati, A. (2022). Mesure de l'efficience des hôpitaux en Algérie : approche Data Envelopment Analysis (DEA). *Recherches économiques*, 17(2), 337–356.
- Ouali, A., Zehnati, A., & Audibert, M. (2025). Efficience et productivité des établissements publics hospitaliers en Algérie. *Santé Publique*, 37(2), 89–99.
- OMS (2007). *Everybody's Business : Strengthening Health Systems to Improve Health Outcomes — WHO's Framework for Action*. Organisation Mondiale de la Santé, Genève.
- Rachuba, S., & Werners, B. (2014). A robust approach for scheduling in hospitals using multiple objectives. *Journal of the Operational Research Society*, 65(4), 546–556.
- Rais, A., & Viana, A. (2011). Operations research in healthcare : a survey. *International Transactions in Operational Research*, 18(1), 1–31.
- Rechel, B., Džakula, A., Duran, A., Fattore, G., Edwards, N., Grignon, M., Haas, M., Habicht, T., Marchildon, G. P., Moreno, A., Ricciardi, W., Vaughan, L., & Smith, T. A. (2016). Hospitals in rural or remote areas : An exploratory review of policies in 8 high-income countries. *Health Policy*, 120(7), 758–769.
- Souag, I., & Megnafi, S. M. (2020). *Approche multi-objectif et multi-périodes pour l'optimisation d'un réseau de véhicules de don de sang* [Mémoire de doctorat].

- Wan, F. (2024). Multi-criteria optimization for the management of intensive care beds in an epidemic context [Thèse de doctorat, INSA de Lyon].
- Wan, F., Fondreville, J., Wang, T., & Duclos, A. (2023). Two-stage multi-objective optimization for ICU bed allocation under multiple sources of uncertainty. *Scientific Reports*, 13(1), 1–15.
- Xiang, W., Yin, J., & Lim, G. (2015). An ant colony optimization approach for solving an operating room surgery scheduling problem. *Computers & Industrial Engineering*, 85, 335–345.
- Xue, J., Li, Z., & Zhang, S. (2025). Multi-resource constrained elective surgical scheduling with Nash equilibrium toward smart hospitals. *Scientific Reports*, 15(1), 3946.
- Zamani, H., Parvaresh, F., & Isfahani, M. N. (2025). Optimizing patient flow logistics : Strategic challenges, tactical solutions, and future directions. *BMC Health Services Research*, 25(1), 1–27.
- Zhao, Y., & Gu, J. (2025). Multi-objective layout optimization of hospital outpatient clinics based on NSGA II. *Scientific Reports*, 15(1), 14887.
- Zerrouk, A. (2022). *Modélisation et amélioration du service des urgences : cas d’hôpital de Tlemcen* [Mémoire de Master].