



HAL
open science

Evaluation et amélioration des performances des Systèmes d'Aide Médicale Urgente : application au SAMU du département du Val de Marne

Lina Aboueljinane

► **To cite this version:**

Lina Aboueljinane. Evaluation et amélioration des performances des Systèmes d'Aide Médicale Urgente : application au SAMU du département du Val de Marne. Génie des procédés. Ecole Centrale Paris, 2014. Français. NNT : 2014ECAP0037 . tel-01089138

HAL Id: tel-01089138

<https://theses.hal.science/tel-01089138v1>

Submitted on 1 Dec 2014

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

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



**ECOLE CENTRALE DES ARTS
ET MANUFACTURES
« ECOLE CENTRALE PARIS »**

THESE
présentée par

Lina ABOUELJINANE

pour l'obtention du

GRADE DE DOCTEUR

Spécialité: **Génie Industriel**

Laboratoire d'accueil: **Laboratoire Génie Industriel**

Evaluation et Amélioration des Performances des systèmes d'Aide Médicale

Urgente: Application au SAMU du Département du Val-de-Marne

Soutenue le 06 Juin 2014 devant un jury composé de :

Mr. Bernard Grabot	<i>ENIT Tarbes</i>	Président
Mr. Eric Marcon	<i>IUT de Roanne</i>	Rapporteur
Mr. Pierre Castagna	<i>Université de Nantes</i>	Rapporteur
Mr. Jean Marty	<i>SAMU 94</i>	Examineur
Mr. Yves Lambert	<i>SAMU 78</i>	Examineur
Mme. Evren Sahin	<i>Ecole Centrale Paris</i>	Co-Directrice de thèse
Mr. Zied Jemai	<i>Ecole Centrale Paris / ENIT de Tunis</i>	Co-Directeur de thèse

N°2014ECAP0037

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier Pr. Bernard Grabot, Pr. Eric Marcon, Pr. Pierre Castagna et Pr. Yves Lambert d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.

Je remercie également nos partenaires du SAMU 94, Pr. Jean Marty, Julien Vaux, Amandine Aurore et Hasni Mhidi, ainsi que l'équipe de l'Institut Géographique National, Julien Perret et Eric Mermet pour leur aide et leur collaboration tout au long de la thèse.

Un grand merci à mes deux directeurs de thèse, Evren Sahin et Zied Jemai de m'avoir accordé le privilège de travailler sur ce sujet, puis de m'avoir aidé, conseillé et soutenu au cours de ma thèse. Vous avez fait de ces trois années et demi une bien belle expérience.

Je tiens tout spécialement à remercier mon époux, Tarik Ouhmiz, pour son soutien inconditionnel, son aide, ses encouragements, ses conseils et ses critiques constructives tout au long de la thèse. Merci à ceux que j'aime : mes parents, mes beaux-parents, mes frères, mes neveux et ma nièce d'avoir toujours cru en moi. Sans votre tous, ce travail n'aurait certainement pas vu le jour.

Enfin, je remercie tous les amis et membres du Laboratoire Génie Industriel de l'Ecole Centrale Paris qui m'ont chaleureusement accueilli et m'ont permis de travailler dans une ambiance aussi conviviale. Merci tout spécialement à Sena, Mouna, Hakim, Oualid, Vincent, Semih, Emna, Tu Anh, Déphine, Sylvie, Corinne et Bill.

RESUME

Le service d'Aide Médicale Urgente du département du Val-de-Marne (le SAMU 94) est un service public chargé de l'organisation des soins pré-hospitaliers dans des conditions d'urgence. Ces soins sont déclenchés suite à des appels d'urgence et consistent en la stabilisation du patient sur le lieu de détresse et son transport, au besoin, dans un établissement de soin adéquat. Le travail de recherche présenté dans cette thèse est conduit dans le cadre du projet ANR POSAMU (**P**erformance et **O**ptimisation **S**ystémique de l'**A**ide **M**édicale **U**rgente), qui a été réalisé dans la période du 01/01/2011 au 31/07/2013 et dont le but est de proposer de nouveaux scénarios d'organisation afin d'offrir aux patients l'accès adapté aux soins, tout en disposant de ressources limitées.

Ainsi, dans la première partie de la thèse, nous décrivons les enjeux, les caractéristiques et les facteurs de complexité du système SAMU. Nous identifions ensuite les règles de fonctionnement et les principaux indicateurs de performance qui peuvent être utilisés pour évaluer la qualité de tels systèmes de soins d'urgences.

Ensuite, dans la deuxième partie de la thèse, nous développons un modèle de simulation à événements discrets afin de modéliser et d'évaluer la performance actuelle de ce système complexe et d'identifier des pistes d'amélioration susceptibles de réduire la durée entre la réception de l'appel et l'arrivée d'une équipe sur le lieu de l'accident, appelé temps de réponse, qui est un aspect critique dans les systèmes d'urgence pré-hospitaliers. Différents types de données d'entrée ont été utilisés dans l'élaboration du modèle. Ces données sont issues de l'historique du système ainsi que des entretiens avec les gestionnaires et médecins du SAMU 94. Le modèle de simulation a été validé par rapport aux données historiques et utilisé afin de quantifier l'impact de divers scénarii se rapportant aux nombres de ressources humaines et matérielles, à la localisation de ces ressources à travers le territoire du Val-de-Marne de manière statique et à l'affectation de ces ressources aux interventions. En outre, nous avons effectué des analyses de sensibilité sur différents paramètres du modèle comme le nombre d'appels reçus, les temps de trajet et les temps de service.

La troisième partie de la thèse s'intéresse à étudier l'impact de la relocalisation des équipes dans différentes bases du département plusieurs fois dans une journée afin de tenir compte des fluctuations des temps de trajet et du nombre de ressources. Pour cela, nous utilisons deux types d'approches : Une optimisation par simulation qui utilise une méthode heuristique fournie par l'optimiseur OptQuest, puis une méthode itérative, combinant un modèle probabiliste de programmation linéaire avec le modèle de simulation. Les résultats de ces deux approches ont été analysés puis comparés au regard des temps de calcul et de la distribution du temps de réponse.

Le travail effectué dans cette thèse représente, à notre connaissance, l'un des premiers dans le domaine de la gestion optimisée des services d'aide médicale urgente en France. Il a permis d'identifier plusieurs pistes susceptibles d'améliorer le pourcentage d'appels pour lesquels le temps de réponse n'excède pas un temps cible prédéfini (20 minutes) dans le département étudié. Ces pistes consistent notamment à recruter, de manière prioritaire, des équipes de secours en

réponse à l'augmentation de la demande (jusqu'à 9.8% d'amélioration) ou à relocaliser les équipes de manière multi-période, conformément au schéma de redéploiement obtenu par l'optimisation par la simulation (jusqu'à 15.7% d'amélioration).

Par ailleurs, et compte tenu des nombreuses caractéristiques communes entre les différents SAMU de France, les résultats obtenus sont susceptibles d'ouvrir la voie vers l'application généralisée de la méthode, sans modifications majeures, à d'autres situations urbaines de la France Métropolitaine.

Mots clés : Services Médicaux d'Urgence, Simulation à Evénements Discrets, Déploiement/Redéploiement de Véhicules Ambulanciers, Génie Industriel appliqué à la Santé

ABSTRACT

The French Emergency Medical Service of the Val-de-Marne department, known as SAMU 94, is a public safety system responsible for the coordination of pre-hospital care under emergency conditions. Pre-hospital care is requested through emergency calls and includes the stabilization of patient's condition and transportation, when needed, to an appropriate care facility. The current research, funded by the French National Research Agency, results from a project named "Performance and Systemic Optimization of Emergency Medicine" that aims at improving the organizational processes of SAMU 94 in order to meet the population's needs under limited resources.

Hence, the first part of this thesis describes the stakes, characteristics and complexity factors of the system under consideration, and identifies the detailed process involved in its operations and the mostly used performance measures that enable to assess its efficiency.

In the second part of the thesis, we develop a discrete event simulation (DES) model in order to model and assess the current performance of this complex system, as well as to investigate the effects of potential process changes that would lead to enhanced operational efficiency, in terms of response time performance (i.e. the period between the receipt of a call and the first arrival of a rescue team at the scene), which is a critical aspect for SAMU providers. Several types of input data were used to specify the model's parameters. These data were obtained from historical records as well as interviews conducted with SAMU 94 managers. The developed DES model was validated using historical data and used as a decision-support tool for comparing the relative benefits of several scenarios mainly related to the needed resource levels and static location of rescue teams throughout the Val-de-Marne area and their assignment to incoming calls. Sensivity analyses were also performed by changing values of some input parameters such as arrival rates of calls, travel times and service times.

The last part of this thesis analyses the impact of rescue teams assignment to bases by considering temporal fluctuations of travel times and number of resources during a day. For this purpose, two approaches were used: Simulation optimization that uses a search heuristic performed by the optimization engine OptQuest, and an iterative method that combines the use of a probabilistic mathematical covering model with the use of the developed DES model. Experimental results of the two approaches were analyzed and compared regarding computational times and response time distribution.

The research addressed in this thesis is, to our knowledge, the first study to address the Emergency Medical Service in France. It allows us to identify more objectively the different changes that would lead to increased percentage of rescues for which the response time does not exceed a specific target time (20 minutes). These changes consist, for instance, of hiring rescue teams to face increased demand (up to 9.8% increase in performance) or relocating rescue teams based on the multi-period redeployment plan obtained from simulation optimization (up to 15.7% increase in performance).

The developed DES model can be adapted for use in other departments without any major modifications, because of the common characteristics that exist among SAMU systems which operate on the French territory.

Keywords: Emergency Medical Services; Discrete Event Simulation; Decision support; Healthcare operations management.

TABLE DES MATIERES

Liste des tableaux	13
Liste des figures	15
Liste des sigles et abréviations	17
Introduction et plan de thèse	19
Chapitre 1 : Gestion des opérations des services médicaux d'urgence	25
1. Introduction	25
2. Contexte de l'étude	27
2.1. Caractéristiques des SAMU	27
2.2. Caractéristiques du système étudié : Le SAMU du Val-de-Marne	37
3. Revue de littérature	41
3.1. Niveaux de décisions	41
3.2. Evaluation des performances	44
4. Conclusion	49
Chapitre 2 : Le modèle de simulation	51
1. Introduction	51
2. Revue de littérature	53
2.1. Méthodologie générale et étapes clés de la simulation	53
2.2. Collecte de données et conception de modèles	55
2.3. Techniques de vérification et de validation	63
3. Modèle de simulation développé pour le SAMU 94	66
3.1. Collecte et analyse des données	66
3.2. Conception et implémentation du modèle	77
3.3. Vérification et validation du modèle	80
4. Conclusion	82
Chapitre 3 : L'impact des scénarios de simulation sur les performances du SAMU 94	85
1. Introduction	85
2. Revue de littérature	86

2.1.	Dimensionnement des ressources et localisation des bases potentielles	86
2.2.	Problème de déploiement	87
2.3.	Programmation des horaires	89
2.4.	Dispatching	90
2.5.	Sélection de l'hôpital de destination.....	91
2.6.	Problème de redéploiement	92
2.7.	Scenarios relatifs aux analyses de sensibilité	93
2.8.	Conclusion de la revue de littérature	94
3.	Résultats des scénarios pertinents pour le SAMU 94	95
3.1.	Stratégie A : Variation du nombre et de la charge des ressources	95
3.2.	Stratégie B : augmentation du volume des interventions primaires et secondaires.....	98
3.3.	Stratégie C : Plan de déploiement amélioré des équipes SMUR.....	100
3.4.	Stratégie D : Augmentation des temps de transport (Journées exceptionnelles).....	102
3.5.	Stratégie E : Utilisation d'une règle de dispatching alternative (Réponse Régionalisée) 103	
3.6.	Stratégie F : Amélioration du processus de traitement des appels	104
3.7.	Stratégie G : Considération de scénarios combinés.....	105
4.	Synthèse et discussion des résultats	107
5.	Conclusion	110
Chapitre 4 : Etude de l'impact du redéploiement multi-période sur les performances du SAMU 94		
.....		113
1.	Introduction.....	113
2.	Modèle d'optimisation par la simulation en utilisant une approche heuristique	115
2.1.	Revue de littérature.....	116
2.2.	Modèle OptQuest pour le redéploiement multi-période du SAMU 94	120
3.	Modèles de simulation combinés à des approches analytiques	125
3.1.	Revue de littérature.....	126

3.2. Modèle itératif de redéploiement multi-période dans le SAMU 94	133
4. Comparaison des résultats numériques	142
4.1. Temps de calcul	142
4.2. Taux de couverture	143
5. Conclusion	145
Chapitre 5 : Conclusions et perspectives.....	147
1. Conclusions.....	147
2. Perspectives.....	149
Bibliographie.....	153
ANNEXE A : Schéma du processus de soins complet du SAMU.....	163
ANNEXE B : Modèle conceptuel du SAMU 94.....	165
ANNEXE C : Modèle ARENA du SAMU 94	167
ANNEXE D : Validation des données d'entrée de du modèle de SED	169
ANNEXE E : Instances initiales de la méthode itérative.....	181
ANNEXE F : Formulation de modèles mathématique de déploiement	183

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1: Les décisions de planification dans la littérature de la simulation des systèmes d'urgence.....	43
Tableau 2: Indicateurs de performance considérés dans la littérature des systèmes d'urgence.....	45
Tableau 3: Les données relatives à la demande des services médicaux d'urgence.....	57
Tableau 4: Les règles de dispatching utilisées dans les modèles de simulation appliqués aux services médicaux d'urgence	59
Tableau 5: Taux d'arrivée de la loi de Poisson représentant la fréquence des appels sans mobilisation de moyen SMUR par tranche horaire (données 1/10/2010 au 31/12/2011).....	69
Tableau 6: Echelle de priorités établie par le SAMU 94.....	69
Tableau 7: Répartition empirique des priorités établies en régulation en fonction des types d'interventions.....	70
Tableau 8: Répartition empirique des priorités établies par le SMUR en fonction des priorités initiales établies en régulation et des types d'interventions	70
Tableau 9: Répartition empirique de la localisation des appels dans le Val-de-Marne ou hors du Val-de-Marne	70
Tableau 10: Ressources du SAMU 94	71
Tableau 11: Résultats de la validité d'évènements	81
Tableau 12: Résultats de la validation historique du taux de couverture pour les interventions primaires.....	82
Tableau 13: Intervalles de confiance à 95% des temps d'attente des PARM.....	97
Tableau 14: Intervalles de confiance à 95% des temps d'attente des régulateurs PDS	98
Tableau 15: Intervalles de confiance à 95% des moyennes de temps de réponse et taux de couverture en moins de 20 et 30 minutes face à l'augmentation de la demande	99
Tableau 16: Résultats de la stratégie C	102
Tableau 17: Résultats de la stratégie D	103
Tableau 18: Résultats de la stratégie E.....	104
Tableau 19: Résultats de la stratégie F	105
Tableau 20: Résultats de la stratégie G	107
Tableau 21: Meilleure simulation obtenue et temps d'exécution de la recherche par OptQuest..	125
Tableau 22: Périodes de temps utilisées dans le programme mathématique	138

Tableau 23: Comparaison des temps de calcul pour l'exécution de la recherche par OptQuest et la convergence de l'approche itérative.....	143
Tableau 24: Intervalles de confiance à 95% des taux de couverture des solutions obtenues par OptQuest et l'approche itérative	144

LISTE DES FIGURES

Figure 1: Plan de thèse	22
Figure 2: Le département du Val-de-Marne.....	26
Figure 3: Différents types de ressources des SAMU	32
Figure 4 : Les 47 communes du Val-de-Marne.....	38
Figure 5: Coupures physiques et artificielles du Val-de-Marne	39
Figure 6: Nombre total d'appels et d'interventions du SAMU 94 par heure de la journée et jour de semaine (Octobre 2010 - Décembre 2011).....	40
Figure 7: Répartition géographique des hôpitaux de destination des patients (Octobre 2010 - Décembre 2011)	41
Figure 8: Indicateurs de délais dans les systèmes SAMU.....	44
Figure 9: Les étapes clés de construction d'un modèle de simulation.....	55
Figure 10: Rapport d'ajustement de la distribution du nombre d'appels pour la tranche horaire lundi 0h-1h (Input Analyzer).....	68
Figure 11: Découpage du territoire de Val-de-Marne en IRIS.....	71
Figure 12: Fonction de répartition empirique des temps de préparation pour les interventions primaires de priorité 1 dans le Val-de-Marne	74
Figure 13: Méthodologie d'estimation des temps de parcours	75
Figure 14: Appariement points GPS/Base de régulation	76
Figure 15: Résultats de la stratégie A.....	97
Figure 16: Impact de l'augmentation de la demande sur les intervalles de confiance à 95% des temps d'attente pour l'affectation des ressources	99
Figure 17: Impact de l'ajout d'une équipe SMUR de 8h à 20h face à l'augmentation de la demande	100
Figure 18: Distribution géographique des bases existantes et potentielles du Val-de-Marne.....	101
Figure 19: Effet de la relocalisation d'une équipe SMUR de 8h à 20h sur la réduction du nombre de gardes des équipes SMUR (de 0h à 8h)	108
Figure 20: Approche de boîte noire dans les modules d'optimisation commerciaux (April et al., 2003).....	116
Figure 21: Progression de l'optimisation dans OptQuest	123
Figure 22: Taux de couverture en moins de 20 min obtenus par OptQuest.....	124
Figure 23: Algorithme de la méthode itérative	140

Figure 24: Résultats de la méthode itérative	141
Figure 25: Comparaison des taux de couverture initiaux, et ceux du plan de relocalisation statique recommandé et des meilleures solutions obtenues par OptQuest et l'approche itérative à l'instance 5	145

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS

ADT Acte Diagnostique ou Thérapeutique

CRRA Centre de Réception et de Régulation d'Appels

CHU Centre hospitalier Universitaire

CHIV Centre Hospitalier Intercommunal de Villeneuve-Saint-Georges

EDPP Equipe Disponible la Plus Proche

HM Henri-Mondor

IC Intervalle de Confiance

IGN Institut Géographique National

PARM Permanenciers Auxiliaires de Régulation Médicale

PS Premiers Secours

RR Réponse Régionalisée

SAMU Service d'Aide Médicale Urgente

SED Simulation à Evènements Discrets

SMUR Service Mobile d'Urgence et de Réanimation

UMH Unités Mobiles Hospitalières

INTRODUCTION ET PLAN DE THESE

Si l'adage affirme que « *la santé n'a pas de prix* », les dépenses de santé qui ont fortement augmenté ces dernières décennies sont aujourd'hui au centre des préoccupations des pouvoirs publics à l'échelle internationale. Cette hausse de coûts peut être imputée à plusieurs facteurs tels que le vieillissement de la population, le progrès de techniques médicales coûteuses et l'évolution de l'accès au soin par la population grâce à une meilleure assurance-maladie (**White, 2007**). Les chiffres rapportés par l'Organisation Mondiale de la Santé montrent qu'au niveau mondial, le volume des dépenses de santé publiques et privées rapporté au pourcentage du Produit Intérieur Brut (PIB) sont passées de 8.2% en 2000 à plus de 10% en 2011, et leur montant par habitant a plus que doublé passant de US\$482 dépensés en 2000 à US\$1027 en 2011¹. Au niveau Européen, les dépenses totales de santé ont progressé en moyenne de 4.1% par an entre 2000 et 2010, allant d'un taux de croissance de 2% en Islande à 10.1% en République Slovaque². En particulier, la France figure parmi les pays développés où le niveau de dépenses de santé est très élevé. L'Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques évalue le montant des dépenses courantes de santé françaises à 240 milliards d'euros en 2011, soit 12% du PIB³. Une part importante de ces dépenses, soit 15,6 milliards d'euros, est allouée à la gestion du système de santé. Afin de maîtriser ces dépenses, chercheurs et professionnels de santé sont continuellement à la recherche de pistes d'amélioration de performances pour optimiser l'utilisation des ressources humaines et matérielles existantes tout en assurant une qualité de soins élevée pour les patients.

Outre l'aspect financier, l'aménagement des relations entre le monde hospitalier et son environnement de manière à garantir un égal accès aux systèmes de soins en tout point du territoire est aussi un enjeu majeur de l'organisation des soins qui a été mis en lumière par les travaux de la Commission Larsher⁴. Le rapport Flajolet⁵ et le Conseil National des Villes⁶ dressent un état des lieux qui révèle d'importantes disparités territoriales de santé dans certaines zones géographiques françaises, amenant à préconiser une réorganisation de la chaîne de soins

¹ <http://www.who.int>

² <http://www.oecd.org>

³ <http://www.insee.fr>

⁴ Rapport de la Commission de concertation sur les missions de l'hôpital, présidée par Mr Gérard Larsher, remis le 10 avril 2008. Les missions de l'hôpital, La Documentation Française, ISBN: 978-2-11-007228-3.

⁵ Mission au profit du gouvernement relative aux disparités territoriales des politiques de prévention sanitaire, rapport présenté par Mr André Flajolet le 28 avril 2008. Peut-on réduire les inégalités de santé, La Documentation Française, ISBN: 978-2-11-007251-1.

⁶ Avis du Conseil National des Villes sur la mise en place des agences régionales de santé (ARS), adopté le 18 septembre 2008.

autour des besoins et des parcours individuels des patients. Le Service d'Aide Médicale Urgente (SAMU) représente l'un des maillons importants de cette chaîne de soins.

Le SAMU est un service public chargé de la coordination des soins pré-hospitaliers aux patients dans des conditions d'urgence. Les soins pré-hospitaliers incluent la stabilisation du patient sur le lieu de sa détresse et son transport vers un établissement de soins adéquat. Ces prestations ont pour objectif premier de réduire la mortalité des patients et de prévenir d'éventuelles séquelles. L'évaluation précise de l'interaction entre le taux de survie et les changements organisationnels dans le processus de soins pré-hospitaliers comporte d'importantes difficultés principalement associées à la détermination de facteurs quantitatifs qui influencent les chances de survie des patients à travers le temps (**Inoue et al., 2006; Sacco et al., 2005**). De ce fait, d'autres indicateurs mesurables orientés vers la performance opérationnelle sont apparus. Parmi ces indicateurs, deux des plus largement utilisés sont : le temps de réponse, défini comme la durée entre le signalement de l'accident à travers un appel soumis par une ligne téléphonique d'urgence et l'accès d'une équipe médicale à l'emplacement de l'accident, et le taux de couverture, défini comme le pourcentage d'appels pour lesquels le temps de réponse n'excède pas un temps cible prédéfini. La corrélation entre un temps de réponse réduit/un taux de couverture élevé et un taux de survie élevé des patients a été observé par plusieurs auteurs dans la littérature, en particulier dans les cas de défaillance majeure d'une fonction vitale comme les arrêts cardio-respiratoires (**Cummins, 1989; McLay and Mayorga, 2010; Sánchez-Mangas et al., 2010; Vukmir, 2006; White et al., 1996**). Ainsi, avoir un temps de réponse inférieur à un seuil spécifique est un objectif communément établi dans la plupart des systèmes SAMU sous forme d'une obligation légale/contractuelle ou d'un objectif managérial. Par ailleurs, un autre enjeu majeur des SAMU est lié à la réduction des dépenses considérables associées aux investissements (acquisition d'installations, véhicules d'urgence, équipements, matériel de communication, etc.) et aux coûts opérationnels (salaires, formations, maintenance, etc.). Pour atteindre ces objectifs de délai et de coûts, les SAMU disposent de ressources limitées (médecins, véhicules d'urgence, opérateurs de centre d'appel, etc.). Ces ressources doivent être gérées de manière efficiente en prenant en compte diverses sources d'incertitude liées à la demande (fréquence et localisation des appels), aux ressources (disponibilité et localisation des véhicules) et aux temps de service (soins et transport).

Dans ce contexte, la présente thèse a été proposée dans l'objectif d'utiliser des méthodes issues du génie industriel afin de modéliser, évaluer et améliorer les performances du SAMU d'un département français spécifique : le Val-de-Marne (SAMU 94). Le SAMU 94 a été l'un des

pionniers dans la mise en place de l'Aide Médicale Urgente à ses débuts. L'implication de ses responsables médicaux dans l'amélioration du fonctionnement et de la qualité des soins s'est traduite par divers travaux de recherche. La présente étude s'inscrit dans ce cadre à travers un projet ANR intitulé *Performance et Optimisation Systémique de l'Aide Médicale Urgente (POSAMU)* réalisé dans la période du 01/01/2011 au 31/07/2013. Ce projet est le fruit d'un partenariat entre le SAMU 94 et deux laboratoires de recherche : le Laboratoire Génie Industriel de l'Ecole Centrale de Paris et le laboratoire COGIT de l'Institut Géographique National. Il a pour objet de reconcevoir l'ensemble de l'organisation et de la stratégie médicale du SAMU pour aboutir à offrir aux patients qui le nécessitent l'accès adapté aux soins dans les situations d'extrême urgence. Pour atteindre ces objectifs, un outil d'aide à la décision utilisant la simulation à événements discrets (SED) a été développé. La SED est une technique de recherche opérationnelle qui a été largement utilisée au cours des dernières années pour concevoir, étudier et améliorer les performances des systèmes de santé. Elle permet de décrire des systèmes complexes de façon minutieuse, tout en évitant les hypothèses simplificatrices nécessaires pour obtenir des prédictions de mesures de performance avec des méthodes analytiques. Par conséquent, la présente étude utilise le potentiel de la SED pour aider les gestionnaires du SAMU 94 à formaliser leur processus de soins actuel et à comparer différents scénarios stratégiques et opérationnels en vue d'améliorer le taux de couverture et d'offrir ainsi aux patients un accès plus adapté aux soins dans ce département.

De manière plus détaillée, cette thèse s'organise en quatre chapitres comme présenté dans la **Figure 1**. La figure indique que le(s) thème(s) abordé(s) dans chacun des chapitres est (sont) traité(s), d'une part, de manière générale à travers la présentation de la revue de littérature qui lui (leur) est associé(s), et d'autre part de manière plus spécifique à travers la description de l'étude de cas du SAMU 94.

Ainsi, le **Chapitre 1** décrit le contexte général de l'étude. Nous commençons tout d'abord par présenter le fonctionnement des systèmes SAMU en décrivant les principaux enjeux, en définissant les caractéristiques et les opérations associées au processus de soins et en soulignant les divers facteurs de complexité qui en découlent. Par la suite, nous soulignons les principales caractéristiques du département du Val-de-Marne et de son service d'urgence, le SAMU 94. La dernière section décrit la littérature existante relative aux modèles de simulation appliqués aux systèmes SAMU au regard des différents types de décisions liées à leur gestion, classées suivant l'horizon de temps auquel elles engagent. Par ailleurs, nous introduisons les indicateurs de performance utilisés dans la littérature pour mesurer l'efficacité des SAMU.

Introduction et plan de thèse

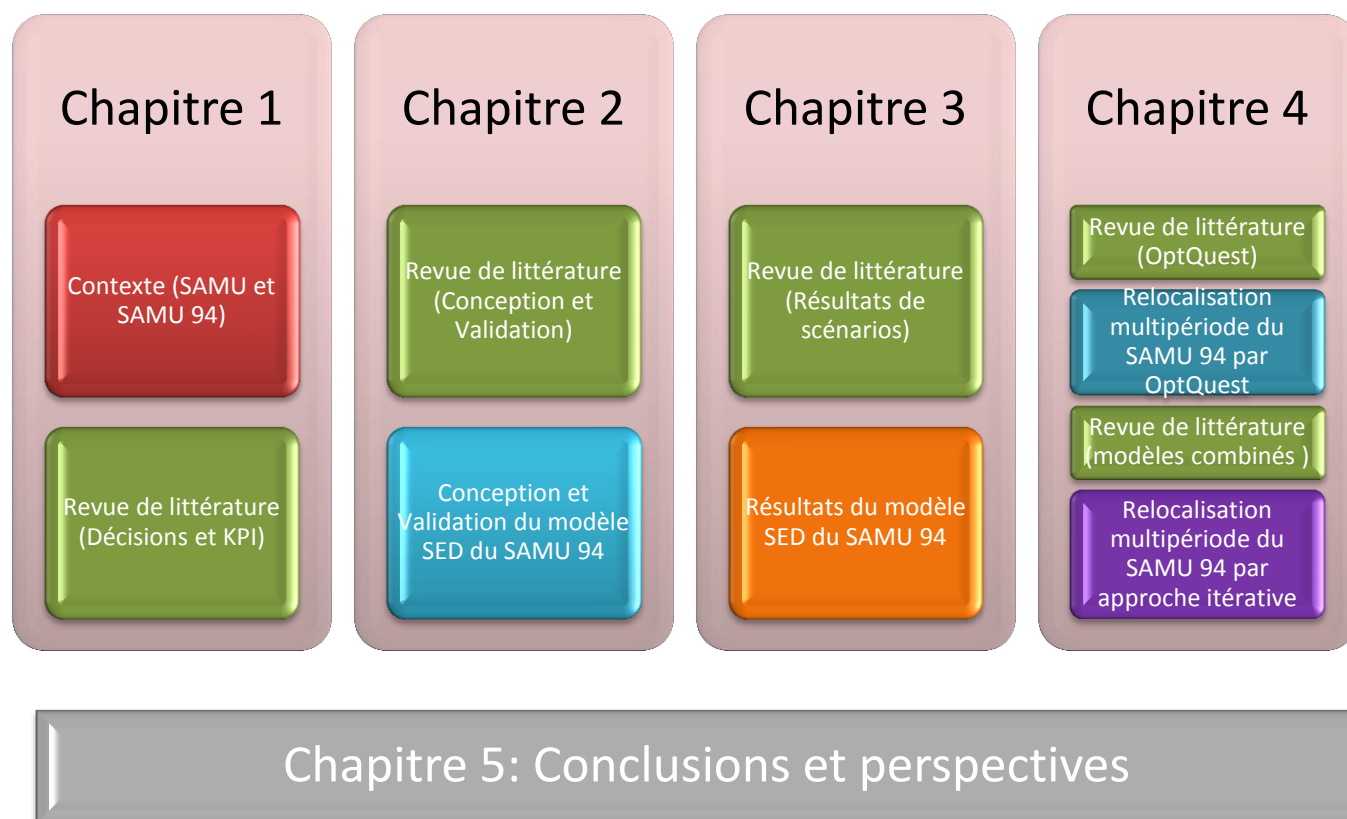


Figure 1: Plan de thèse

Dans le **Chapitre 2**, nous présentons la méthodologie d'élaboration du modèle de simulation pour le SAMU 94. Pour cela, nous décrivons dans un premier temps la revue de littérature relative à la construction de modèles de simulation dans le contexte des SAMU. Par la suite, nous détaillons le modèle de SED élaboré pour le SAMU 94 en utilisant le logiciel ARENA. Nous présentons les données d'entrée, les modèles conceptuel et informatisé construits, ainsi que les techniques de vérification et validation utilisées afin de s'assurer que le comportement du modèle est conforme au système réel.

Dans le **Chapitre 3**, nous présentons les travaux de simulation existants dans la littérature classés suivant le type de scénarios auxquels ils s'intéressent. Nous analysons ensuite les résultats du modèle de SED développé à travers différents scénarios qui semblent avoir un intérêt particulier pour les gestionnaires du SAMU 94. Les scénarios identifiés se rapportent aux nombres de ressources humaines et matérielles, à la localisation de ces ressources à travers le territoire du Val-de-Marne de manière statique (c'est-à-dire sur un seul horizon de temps) et à l'affectation de

ces ressources aux interventions. En outre, nous avons effectué des analyses de sensibilité sur différents paramètres du modèle dont le nombre d'appels reçus, les temps de trajet et les temps de service.

Dans le **Chapitre 4**, nous nous intéressons à la localisation des ressources dans un contexte multi-période afin de tenir compte des fluctuations des temps de trajet et du nombre de ressources dans une journée. Pour cela, nous utilisons deux types d'approches : une méthode d'optimisation par simulation qui utilise une méthode heuristique fournie par le module OptQuest d'ARENA, et une méthode itérative qui combine un modèle probabiliste de programmation linéaire avec le modèle de SED. Ces deux approches ont été comparées en utilisant différentes instances aléatoires.

Enfin, le **Chapitre 5** présente les conclusions et les perspectives de recherche de cette thèse. Ce travail a en effet contribué à développer un outil de simulation qui modélise le fonctionnement du SAMU 94 de manière réaliste et détaillée. Cet outil permet d'examiner une large variété de scénarios pour la planification tactique/opérationnelle de ce système d'urgence, puis d'en déduire la réorganisation adéquate qui pourraient en améliorer les performances avant d'engager les ressources concernées sur le terrain. La revue de littérature effectuée dans cette thèse est présentée dans l'article «**A Review on Simulation Models Applied to Emergency Medical Service Operations**» publié dans la revue «**Computers & Industrial Engineering**». En outre les résultats obtenus sont présentés dans l'article «**A simulation study to improve the performance of an Emergency Medical Service: application to the Val-de-Marne Department**» en révision pour publication dans la revue «**Simulation Modelling Practice and Theory**».

CHAPITRE 1 : GESTION DES OPERATIONS DES SERVICES MEDICAUX D'URGENCE

1. Introduction

En France, les premiers véhicules médicalisés dotés d'appareil de réanimation voient le jour en 1955 afin d'assurer les transferts inter-hospitaliers et de porter secours aux victimes de paralysie respiratoire⁷. Cette expérience réussie fut généralisée dans tout le territoire français dès 1965 à travers la création officielle des Services Mobiles d'Urgence et de Réanimation (SMUR), basés dans les hôpitaux publics. Ces services hospitaliers sont composés de ressources humaines qualifiées (médecins urgentistes, infirmiers, etc.) à bord d'un véhicule ambulancier et sont chargés d'apporter des soins pré-hospitaliers dans des conditions d'urgence à travers deux types d'interventions :

- Les interventions primaires qui consistent à prendre en charge le patient sur le lieu même de sa détresse (domicile, travail, voie publique...) et au besoin, son transport médicalisé vers une structure hospitalière appropriée.
- Les interventions secondaires qui consistent à assurer le transport entre deux structures hospitalières d'un patient qui nécessite une surveillance médicale ou des soins intensifs pendant son trajet.

L'année 1968 connaît ensuite la création des Services d'Aide Médicale Urgente (SAMU) afin de coordonner l'activité des SMUR. Les SAMU disposent d'un centre d'écoute téléphonique, appelé Centre de Réception et de Régulation d'Appels (CRRA), dans lequel la réponse la mieux adaptée à la nature des appels d'urgence reçus est déterminée. Cette réponse s'échelonne du simple conseil médical par téléphone, à l'envoi d'un ou plusieurs SMUR dans les cas les plus critiques. La spécificité du système français, en comparaison avec d'autres services médicaux d'urgence à travers le monde, consiste à engager la présence d'un médecin à tous les niveaux de prise en charge de l'urgence, c'est-à-dire de l'évaluation médicale de l'appel d'urgence à l'exécution de l'intervention sur le terrain. L'objectif est de garantir aux victimes une assistance plus efficace et une meilleure qualité de soins, ce qui, en revanche, induit des temps de traitement plus longs qui incluent des interrogatoires médicaux détaillés et une prise en charge thérapeutique sur site du malade.

⁷ <http://www.samu-de-france.fr>

Les SAMU sont organisés à un niveau départemental afin d’assurer la couverture pré-hospitalière permanente (24h/24, 7j/7) de chaque département, ce qui correspond à une population et une superficie médianes de près de 500 000 habitants et 6000 km² respectivement. La présente étude s’intéresse au département du Val-de-Marne, situé au Sud-Est de la ville de Paris, dans la région Île-de-France (voir **Figure 2**). Avec plus de 1.300.000 habitants, ce département de 245 km² compte parmi les plus peuplés de France.

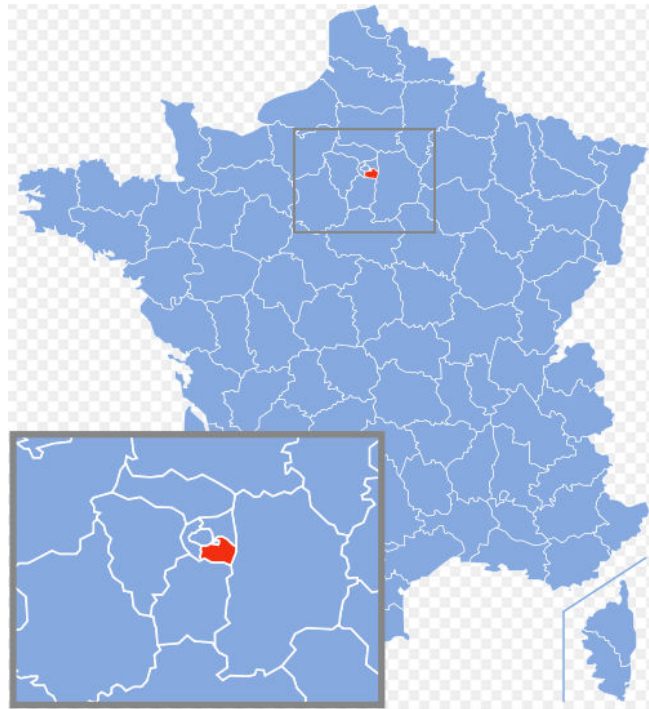


Figure 2: Le département du Val-de-Marne

Le présent chapitre répond à un double objectif : d’abord, nous donnons un aperçu détaillé du fonctionnement d’un système SAMU en général, et celui du Val-de-Marne en particulier en exposant les enjeux, les missions et les opérations des SAMU, puis en décrivant certaines caractéristiques du Val-de-Marne. Un second objectif consiste à analyser les différents types de décisions et à clarifier la notion de performance associée aux services médicaux d’urgence à travers une revue de littérature des modèles de simulation développés dans le contexte des SAMU. Nous pouvons ainsi souligner la nécessité de développer des modèles spécifiques adaptés à chaque type de système d’urgence et qui prennent en compte ses spécificités organisationnelles et ses contraintes tout en améliorant sa qualité au regard de certaines mesures de performance.

Le chapitre est organisé comme suit : la **Section 2** définit le contexte de l’étude à travers deux parties. La **Section 2.1** présente les systèmes SAMU à travers la définition de leurs enjeux médicaux, spatio-temporels et économiques, la spécification de leurs missions comme décrites

dans les textes réglementaires français, la description de leur processus opérationnel de soins standard, puis la mise en lumière des facteurs de complexité inhérents à ces systèmes. Dans la **Section 2.2**, nous soulignons certaines spécificités démographiques et environnementales du département du Val-de-Marne et nous décrivons la configuration actuelle du SAMU 94 en termes de volume de la demande par type d'appels reçus et de localisation des SMUR et des établissements de soins définitifs des patients. La **Section 3** décrit la revue de littérature relative aux décisions et aux indicateurs de performance utilisés dans le contexte des services médicaux d'urgence. Les conclusions du chapitre sont présentées dans la **Section 4**.

2. Contexte de l'étude

Les systèmes SAMU représentent une composante importante des systèmes de santé moderne. Afin de mener à bien leurs missions et réussir à fournir un service satisfaisant aux patients, ils doivent mobiliser un ensemble de ressources et les gérer de manière efficiente, tout en se conformant à certains protocoles en adéquation avec la législation et les spécificités régionales. La présente section vise à cerner les principales caractéristiques du système SAMU du Val-de-Marne, objet de cette étude. Pour cela, une première section décrit les enjeux, missions et processus de soins généralement en vigueur dans tous les SAMU français. Dans une deuxième section, nous mettons l'accent sur certaines spécificités démographiques, environnementales et organisationnelles du département étudié.

2.1. Caractéristiques des SAMU

2.1.1. Enjeux des SAMU

Le système SAMU repose sur la conjugaison harmonieuse des trois dimensions essentielles suivantes:

La dimension médico-temporelle

L'aspiration collective à la qualité et la sécurité du système sanitaire soumet le SAMU, comme tous les services touchant à la personne humaine, à la règle du « zéro défaut ». Le délai entre l'apparition du premier symptôme et la mise en œuvre d'une action thérapeutique appropriée est un paramètre crucial du pronostic (taux de survie et taux de séquelles) pour plusieurs situations pathologiques bien identifiées. Il s'agit de l'arrêt cardiaque, de l'infarctus du myocarde, des accidents vasculaires cérébraux, des ruptures d'anévrismes de l'aorte, des artères intracérébrales, des polytraumatismes graves ou blessures avec syndrome hémorragique, pour ne citer que les principales. La littérature médicale fournit des informations précises sur l'influence du délai sur le

taux de survie soit immédiat (arrêt cardiaque) soit à un an (infarctus du myocarde) (**Dong et al., 2002; Francone et al., 2009**). A titre d'exemple, chaque minute fait perdre 7 à 10% de survie pour l'arrêt cardiaque (**American Heart Association, 2005**). Une étude de (**Vukmir, 2006**) sur plus de 800 patients montre que la limite de temps pour bénéficier d'une réanimation cardio-respiratoire, à partir de laquelle aucune victime d'arrêt cardiaque n'a survécu est de 30 minutes. Pour l'infarctus du myocarde, le taux de décès à un an augmente de 7,5% par an par tranche de 30 minutes (**De Luca et al., 2004**). Un délai similaire est observé pour les traumatismes graves. Pour les accidents vasculaires cérébraux, il est admis qu'un délai de 3 heures est décisif pour réduire le risque de séquelles particulièrement invalidantes (troubles de la parole, paralysie définitive) (**Krishnan et al., 2010**).

Toutes ces situations nécessitent une intervention rapide des équipes de secours pour une prise en charge du patient dans les plus brefs délais. Si le principe d'aller le plus vite possible auprès du malade est un fait acquis dans les textes de loi mais aussi dans l'esprit de tous ceux qui travaillent dans les SAMU depuis leur création, la réorganisation du système et l'élaboration de nouvelles stratégies de fonctionnement et de décision médicale doivent être envisagées pour raccourcir ce délai et garantir ainsi un service de soins de meilleure qualité.

La dimension spatio-temporelle

La prise en compte des caractéristiques de l'espace géographique dans les stratégies d'intervention des SAMU apparaît inéluctable, à un moment où l'élargissement des aires géographiques de compétence, suite au développement urbain, est synonyme de délais d'intervention plus importants. En effet, un territoire peut être hétérogène en densité de la population et en réseau de circulation d'une part, mais aussi en termes de localisations des interventions et des établissements de soins.

Ces facteurs sont d'autant plus complexifiés par la composante temporelle puisque les appels n'ont pas la même fréquence dans la journée, le personnel médical a ses propres contraintes horaires, les lieux d'accueil ne sont pas toujours libres et enfin la circulation est plus ou moins aisée selon l'heure d'intervention. Ceci peut induire des stratégies différenciées sur différents horizons de temps. Il est donc nécessaire d'aller vers une prise en considération de ces nouvelles contraintes dans l'élaboration d'organisations répondant aux objectifs de santé publique pour les situations d'urgence.

La dimension économique

La maîtrise des contraintes économiques qui pèsent sur le système de santé en général, et le système SAMU en particulier, est un objectif évident pour garantir l'efficacité des financements publics. Pour cela, un pilotage précis des recettes et des dépenses est nécessaire, d'autant plus que l'Objectif National des Dépenses d'Assurance Maladie (montant prévisionnel voté par le parlement chaque année depuis 1996 pour fixer les dépenses de l'assurance maladie en France), a été systématiquement dépassé jusqu'en 2010⁸.

Plusieurs auteurs se sont ainsi intéressés à l'analyse et l'évaluation des différents coûts associés à la gestion des soins pré-hospitaliers (**Gearhart et al., 1997; Riediger and Fleischmann-Sperber, 1990; Yen et al., 2006**). (**Lerner et al., 2007**) présente une classification qui se veut exhaustive des grandes catégories de coûts, résumées et qui incluent :

- Les dépenses des salaires, avantages et heures supplémentaires de tout le personnel, médical ou non médical.
- Les coûts d'acquisition, d'exploitation (exemple : eau et électricité) et de maintenance (exemple : nettoyage de gouttières) des locaux nécessaires pour former, fournir, maintenir et administrer les systèmes SAMU.
- Les coûts d'acquisition, d'exploitation (exemple : frais d'essence) et de maintenance (exemple : frais de remplacement des roues) des véhicules d'urgence, qu'ils soient routiers, aériens ou aquatiques.
- Les coûts d'acquisition, de gestion, de maintenance et de remplacement des équipements durables qui peuvent être utilisés pour plusieurs patients (exemple : défibrillateurs automatisés externes, civières), ainsi que les coûts d'acquisition et de remplacement du matériel consommable à usage unique (exemple : masque à oxygène, seringues).
- Les coûts des logiciels et des matériels liés aux dispositifs de communication qui équipent le centre de réception des appels et les véhicules, aux appareils portables et aux équipements utilisés pour communiquer avec les établissements de soins et les équipes en intervention.
- Les coûts d'externalisation de certains services, particulièrement ceux liés à la surveillance médicale.

⁸ <http://www.economie.gouv.fr/ondam>

- Certains frais administratifs généraux, tels que les frais liés à la santé et la sécurité au travail, les accréditations, la comptabilité et l'assurance pour la couverture de risques d'erreurs de diagnostic, de mauvaise gestion ou d'autres types de dommages.
- Les coûts associés aux formations initiales et continues du personnel.
- Les coûts liés à l'acquisition, l'exploitation, la maintenance et le remplacement des systèmes d'information (matériels et logiciels) utilisés dans diverses activités, de l'enregistrement du dossier médical à la facturation.
- Les coûts associés à la formation et l'équipement de volontaires qui peuvent éventuellement participer à des interventions pré-hospitalières critiques (exemple : réanimation cardio-pulmonaire ou premiers secours).

Enfin, la cohérence des trois dimensions précitées est au cœur de la performance du système SAMU. En effet, il est à noter qu'en France, l'organisation des systèmes de santé est très résistante au changement, en particulier si seul un objectif économique est mis en avant. Par exemple, les changements d'horaire de travail ou de localisation géographique des équipes qui modifient de fait la vie quotidienne et les habitudes des acteurs de santé sont l'objet d'âpres discussions. L'argument économique n'est pas suffisant, voire contre-productif. En revanche, la démonstration d'un meilleur service rendu au patient sur les plans spatio-temporel et médical, est une nécessité pour amener à la mise en place de changements d'organisation.

2.1.2. Missions des SAMU

Les SAMU de France sont chargés de répondre, par des moyens exclusivement médicaux, aux situations d'urgence. Les missions qui leur incombent sont précisées par la loi n° 86-11 du 6 janvier 1986 relative à l'aide médicale urgente et le décret n° 87-1005 du 16 décembre 1987 relatif aux missions et à l'organisation des unités participant au service d'aide médicale urgente. Elles consistent principalement à :

- Assurer une écoute médicale permanente ;
- Déterminer et déclencher, dans le délai le plus rapide, la réponse la mieux adaptée à la nature des appels ;
- S'assurer de la disponibilité des moyens d'hospitalisation publics ou privés adaptés à l'état du patient, compte tenu du respect du libre choix, et faire préparer son accueil ;
- Organiser, le cas échéant, le transport dans un établissement public ou privé en faisant appel à un service public ou à une entreprise privée de transports sanitaires

- Veiller à l'admission du patient ;
- Participer à l'élaboration et au déroulement des plans de secours en particulier lors des grands rassemblements de foule et désastres sanitaires impliquant un grand nombre de victimes ;
- Participer aux tâches d'éducation sanitaire, de prévention, de recherche et de formation continue des professions médicales et paramédicales, des professionnels de transports sanitaires et des secouristes.

Par ailleurs, deux SAMU exercent une activité de régulation médicale particulière :

- Le SAMU de Paris régule les appels provenant des trains à grande vitesse (TGV) et des avions d'Air France en vol ;
- Le SAMU de Toulouse régule les appels des navires en mer.

2.1.3. Fonctionnement des SAMU

Afin de mener à bien leurs missions, les SAMU de France adoptent un processus de soins standard qui est organisé suivant deux types d'opérations : Les *opérations internes* qui se déroulent dans le CRRA, et qui ont pour objectif d'assurer une écoute médicale permanente aux demandes de soins qui leur sont soumises, puis de déterminer et déclencher la réponse la mieux adaptée au degré d'urgence de l'appel, et les *opérations externes* qui consistent à envoyer une ou plusieurs équipes SMUR afin d'assurer des soins pré-hospitaliers à travers des interventions primaires ou secondaires.

Plusieurs types de ressources humaines et matérielles interviennent dans les opérations internes et externes (cf. **Figure 3**). Les *Permanenciers Auxiliaires de Régulation Médicale (PARM)* sont des opérateurs localisés dans le CRRA, dont le rôle est de réceptionner les appels, d'identifier les appels inappropriés et de créer un dossier informatique. Les *médecins régulateurs* sont aussi localisés dans le CRRA et ont pour mission, suite à un interrogatoire médical, de déclencher la réponse la mieux adaptées au motif de l'appel. Il existe deux types de régulateurs : des médecins urgentistes, appelés régulateurs SAMU, qui prennent en charge les cas d'urgence absolue, potentielle ou ressentie, et des médecins généralistes, appelés régulateur PDS, qui prennent en charge les autres appels. Les *équipes SMUR* sont des moyens mobilisables à la demande de la régulation médicale qui se composent d'un médecin (urgentiste ou anesthésiste-réanimateur ou autre spécialiste), d'un infirmier diplômé d'état (IDE) ou d'un infirmier anesthésiste diplômé d'état (IADE), et d'un ambulancier diplômé. Entre deux interventions, elles

sont stationnées dans des *bases*, qui dans le cas des SAMU français correspondent nécessairement aux hôpitaux publics du territoire. Les équipes SMUR peuvent se déplacer dans plusieurs types de véhicules: Les *Unités Mobiles Hospitalières (UMH)* qui sont des ambulances pré-équipées de tout le matériel et médicaments permettant une prise en charge sur place d'un patient et son transport en position allongée, les *Véhicules Légers d'intervention (VL)* qui sont des ambulances possédant le matériel médical et de traitement et permettent un acheminement rapide d'une équipe sur les lieux mais sans possibilité de transporter le patient, les *hélicoptères sanitaires* équipés en matériel médical et les *bateaux* dans certaines régions qui sont utilisés pour couvrir des régions éloignées ou des zones impraticables avec une infrastructure routière limitée. Finalement, le *rescue* est un médecin urgentiste qui peut intervenir en régulation SAMU comme en intervention SMUR selon le besoin.



Figure 3: Différents types de ressources des SAMU

Le processus de soins du SAMU est décrit dans la **Figure A.1** de l'**Annexe A**. Ce processus est déclenché lorsqu'un appel arrive au CRRA via un numéro d'urgence (15 ou 112). Suite à cet appel, les opérations internes et externes sont exécutées principalement suivant les six étapes suivantes :

Les opérations internes

- (1) *Analyse préliminaire du PARM* : Lorsqu'un PARM prend en charge un appel, il procède à une première sélection : si l'appel n'est pas une demande médicale, le PARM prodigue généralement des renseignements administratifs au patient. Autrement, le PARM saisit l'information sommaire sur la nature de la demande (nom et prénom de l'appelant, âge, adresse et motif de l'appel). Suite à cette première évaluation, l'appel est adressé à un régulateur PDS ou SAMU en fonction de la gravité pressentie de l'appel.
- (2) *Evaluation médicale du régulateur* : Le régulateur procède à un interrogatoire médical suite auquel plusieurs cas peuvent se présenter. Dans le cas d'une intervention primaire, si l'appel est peu grave ou de gravité moyenne, la réponse n'engage pas de moyens SMUR. C'est le cas notamment des appels à caractère non urgent où le régulateur peut se contenter de prodiguer un simple conseil, d'envoyer un médecin de ville ou encore une ambulance privée. C'est aussi le cas lorsque l'appel est évalué comme étant une urgence relative où le pronostic vital n'est pas immédiatement mis en jeu. Le régulateur envoie alors sur place une équipe de *premiers secours (PS)* tels que les sapeurs-pompiers ou la Croix-Rouge. Si l'état du patient s'avère être plus grave que la première évaluation, les PS rappellent le PARM pour demander l'envoi d'une équipe SMUR. C'est ce qu'on appelle des *interventions avec envoi PS en premier effecteur*. Autrement, si l'appel est une urgence dite absolue, le régulateur envoie immédiatement une équipe sur le lieu d'intervention. *C'est ce qu'on appelle des interventions avec envoi SMUR en premier effecteur*.

Dans le cas d'une intervention secondaire, le transfert est effectué soit immédiatement si l'activité primaire le permet, soit par la prise d'un rendez-vous avec l'hôpital d'origine pour l'envoi d'un SMUR lorsque plus d'une équipe est disponible.

Dès lors que le régulateur décide d'envoyer une équipe SMUR, il évalue la disponibilité et la localisation géographique des équipes et notifie l'équipe la plus proche du lieu d'intervention dans le cas primaire ou de l'hôpital d'origine dans le cas secondaire. Cette notification déclenche le processus d'opérations externes. L'intervalle entre l'arrivée de l'appel et la notification d'une équipe SMUR est appelé *temps de déclenchement*.

Les opérations externes

- (3) *Préparation de l'intervention* : Munie d'une description de l'intervention et du matériel médical adéquat, l'équipe SMUR notifiée prépare l'intervention en rejoignant le véhicule. Cette étape est nécessaire uniquement lorsque l'équipe SMUR notifiée se trouve dans sa base. L'équipe prend ensuite le départ pour se diriger vers le lieu d'intervention. L'intervalle entre la notification de l'équipe et le départ base est appelé *temps de préparation*.
- (4) *Traitement sur le lieu d'intervention* : Une fois arrivée à l'adresse d'intervention, l'équipe SMUR accède au lieu même où se trouve le patient. Ce temps d'accès peut être plus ou moins important suivant le nombre et la nature des obstacles entre le lieu d'arrêt du véhicule et le patient (Ex : Nombre d'étages, difficulté à retrouver un bâtiment dans un groupe résidentiel, une entrée...). Dans le cas d'une intervention primaire, l'équipe SMUR stabilise le patient puis appelle le régulateur SAMU pour mettre à jour le bilan du patient avant de procéder, si son transport est jugé pertinent, à la recherche d'une place dans un centre hospitalier public ou privé adapté à l'état du patient. Le choix de cet hôpital de destination peut dépendre de plusieurs critères dont la proximité du lieu de l'accident, la disponibilité de places dans l'hôpital d'accueil, sa spécialité mais aussi le choix du patient. L'équipe SMUR prépare ensuite le patient pour le transport et quitte le lieu d'intervention. L'intervalle entre l'arrivée et le départ du lieu d'intervention est appelé *temps de soins sur place*.
- (5) *Service d'acte diagnostique ou thérapeutique* : Avant l'acheminement à l'hôpital de destination, l'état du patient peut parfois nécessiter le recours à un acte diagnostique ou thérapeutique (ADT) comme un scanner ou une IRM dans une structure de soins autre que l'hôpital de destination (exemple : hôpital de destination non équipé ou temps d'attente trop longs). Dans ce cas, le patient est transporté par l'équipe SMUR vers un service médical pour dispenser l'ADT. L'intervalle entre l'arrivée et le départ de ce service est appelé *temps ADT*.
- (6) *Transmission médicale* : Une fois arrivée à l'hôpital de destination avec le patient, l'équipe SMUR veille à son admission. L'intervalle de temps entre l'arrivée et le départ de l'hôpital de destination est appelé *temps de transmission médicale*. A ce stade, l'équipe SMUR quitte l'hôpital vers la base à laquelle elle est affectée. Durant son trajet retour, elle est considérée comme disponible pour être affectée, au besoin, à une autre intervention. .

2.1.4. Sources d'incertitude

La description du processus de soins des systèmes SAMU met en avant un certain nombre de facteurs d'incertitude qui compliquent considérablement la gestion des opérations dans ces systèmes. Ces incertitudes sont principalement liées aux caractéristiques de la demande, des ressources humaines et matérielles et des durées de service.

L'incertitude relative à la demande est associée à la fréquence et la distribution géographique des appels à travers le territoire desservi. En effet, le comportement des appels d'urgence dans une région varie suivant la localisation et les activités de la population dans une journée (exemple : bureau vs domicile), une semaine (exemple : jour de semaine vs week-end) ou une année (exemple : jours travaillés vs jours de congé). Ces fluctuations de la demande rendent difficile l'anticipation du nombre adéquat de PARM et de régulateurs à affecter au CRRA, ainsi que le nombre d'équipes SMUR à affecter à chaque base pour garantir un bref délai pour l'envoi d'une équipe et l'accès à chaque lieu d'intervention. D'un point de vue de modélisation, ces caractéristiques de la demande génèrent des données qui vérifient rarement certaines hypothèses classiques (exemple : demande déterministe, loi de Poisson). De ce fait, l'utilisation de modèles mathématiques ou de files d'attente reste limitée. En outre, la majorité des études existantes dans le domaine des systèmes d'urgence supposent que la demande future se comporte de manière similaire ou directement proportionnelle à la demande passée en termes de fréquence et de localisation (**Goldberg, 2004**). Or, il serait plus intéressant de proposer des modèles précis de prévision de la demande en termes de temps d'arrivée et de localisation des appels afin de réduire l'effet de ce type d'incertitude et d'avoir une allocation plus efficiente des ressources. Néanmoins, comme souligné par (**Setzler et al., 2009**), ces modèles sont difficiles à développer quelle que soit la méthode utilisée (exemple : techniques de régression, séries chronologiques, réseau de neurones artificiels), en particulier pour le haut degré de détails spatio-temporelles caractéristique des systèmes SAMU.

La disponibilité et la localisation des équipes SMUR est une seconde source d'incertitude. En effet, le problème de disponibilité se pose lorsqu'un appel arrive pendant que toutes les équipes suffisamment proches du lieu d'intervention ne sont pas libres. Cette situation induit des retards dans l'envoi d'une équipe ou des temps de transport excessivement longs dus à l'affectation d'une équipe trop éloignée du lieu d'intervention. Dans la littérature, les premiers modèles déterministes n'ont pas pris en compte l'aspect de non-disponibilité des équipes, ce qui avait pour conséquence de surestimer la capacité des systèmes SAMU à répondre aux appels à l'intérieur d'un délai fixé. Par la suite, des modèles probabilistes ont été développés pour intégrer cet aspect en considérant

explicitement les probabilités d'indisponibilité des équipes. Ces probabilités ont été calculées soit en utilisant de simples estimations qui requièrent différentes hypothèses simplificatrices comme l'indépendance des équipes (c'est-à-dire que la probabilité d'indisponibilité d'une équipe demeure inchangée, quel que soit le nombre total d'équipes occupées qui couvrent le territoire), et l'égalité des probabilités d'indisponibilité pour toutes les équipes sans considération de l'étendue de la zone de demande qui leur est affectée, soit en engageant des calculs de files d'attente plus sophistiqués. Une deuxième source d'incertitude associée aux équipes SMUR consiste à les localiser de manière précise tout au long du processus d'intervention. Cette information géographique est importante dans la mesure où le régulateur doit avoir un aperçu actualisé de l'état de la flotte de véhicule à chaque fois qu'il est amené à prendre une décision d'affectation (équipe SMUR à appel ou patient à hôpital). Un tel suivi en temps réel évite tout retard lié à des affectations erronées. Cette tâche a été largement simplifiée ces dernières années par le développement de technologies de l'information avancées telles que le système de localisation mondial (*Global Positioning System* ou GPS), le système mondial pour les communications mobiles (*Global System for Mobile communication* ou GSM) et le système d'information géographique (*Geographic Information System* ou GIS). En effet, le GPS est embarqué dans les véhicules d'urgence et utilisé pour déterminer leur position géographique exacte sur la base d'un signal transmis par satellite. Ensuite, le GSM est utilisé pour transmettre cette information au CRRA. Finalement, le GIS est utilisé pour analyser et visualiser des données spatiales (réseau routier, emplacements des appels, des bases, des hôpitaux, des véhicules, etc.). Il permet ainsi d'identifier avec précision le lieu de l'accident par des fonctions de géocodage, de choisir l'équipe SMUR appropriée à envoyer pour une intervention, de trouver l'itinéraire optimal pour accéder au lieu d'intervention puis à l'hôpital de destination afin de satisfaire des critères tels que l'itinéraire le plus rapide ou l'itinéraire le plus pratique pour certains véhicules d'urgence spécifiques (**Derekenaris et al., 2001**).

Les hôpitaux de destination soulèvent également un certain nombre d'incertitudes. Contrairement aux équipes SMUR, les hôpitaux sont des installations permanentes sans aucune mobilité. Néanmoins, l'affectation d'un patient à un hôpital parmi un ensemble d'établissements de soins potentiels peut dépendre de plusieurs facteurs stochastiques tels que la disponibilité de places et de spécialistes/matériel appropriés pour le traitement du patient. Si le régulateur ne dispose pas de l'état actualisé de ces disponibilités pour chaque hôpital du territoire desservi, de longues communications peuvent s'avérer nécessaires afin d'obtenir ces informations puis de sélectionner l'hôpital adéquat. En outre, une orientation inadaptée des patients dans un

établissement peut être source d'allongement de la durée de prise en charge du patient et d'altération de sa qualité. Par conséquent, il est important de développer des collaborations et des stratégies de partenariats entre les SAMU et d'autres structures de santé dans le but d'assurer une gestion plus efficace de l'interface de soins à travers, par exemple, une gestion informatisée régionale des lits d'hôpitaux. La mise en place de telles collaborations interservices peut néanmoins s'avérer difficile, principalement à cause de la difficulté rencontrée par la majorité des hôpitaux et cliniques à repérer les lits non-occupés et à savoir si ces lits sont réellement disponibles⁹, mais aussi à cause du manque de transparence de certains établissements de soins dans leurs règles de sélection des patients basées, par exemple, sur l'intérêt médical du cas ou les ressources économiques du patient (Savas, 1969).

Finalement, bien que souvent considérés comme déterministes dans les modèles analytiques, les durées de services pré-hospitaliers (transports et soins) sont en réalité très variables en fonction de facteurs tels que les conditions de trafic, les conditions climatiques ou les besoins médicaux du patient. Cette variabilité doit être prise en compte, en particulier lors de la prise de décisions d'affectation d'équipes SMUR aux bases de sorte que les durées de transports restent raisonnables pour toutes les tranches horaires.

2.2. Caractéristiques du système étudié : Le SAMU du Val-de-Marne

2.2.1. Le département du Val-de-Marne

Le Val-de-Marne est l'un des huit départements de la région Ile-de-France (Paris (75), Seine-et-Marne (77), Yvelines (78), Essonne (91), Hauts-de-Seine (92), Seine-Saint-Denis (93), Val-de-Marne (94), Val-d'Oise(95)). Il est composé de 47 communes (cf. **Figure 4**) réparties dans trois arrondissements : Créteil, L'Haÿ-les-Roses et Nogent-sur-Marne. L'INSEE lui attribue le code 94.

La population totale du département est de 1 340 868 habitants en 2010 (source INSEE). C'est l'un des plus petits départements français avec une surface de 245 km². Ainsi, avec une densité moyenne de population de 5472.9 hab./km², le département se classe au 4^{ème} rang national. Cette densité cache néanmoins une grande disparité entre les communes du département qui va de 25 491,6 hab./km² à Vincennes et 24 594,6 hab./km² à Saint-Mandé contre seulement 663,5 hab./km² à Périgny et 370,9 hab./km² à Santeny en 2009. En outre, à l'image de la distribution géographique de la population, les emplois ne sont pas répartis de manière homogène sur le territoire départemental. Les densités d'emploi les plus fortes sont observées dans les communes

⁹ Rapport sur la gestion des lits dans les hôpitaux et cliniques. Bonnes pratiques organisationnelles & Retours d'expériences, publié par l'Agence Nationale d'Appui à la performance des Etablissements de santé et médico-sociaux. Disponible au : http://www.anap.fr/uploads/tx_sabasedocu/BPO_Gestion_des_lits.pdf

situées au nord du département ayant une frontière avec Paris. Dans le reste du département, seule la commune de Rungis dispose d'une densité d'emplois supérieure à 7 000 emplois / km²¹⁰.

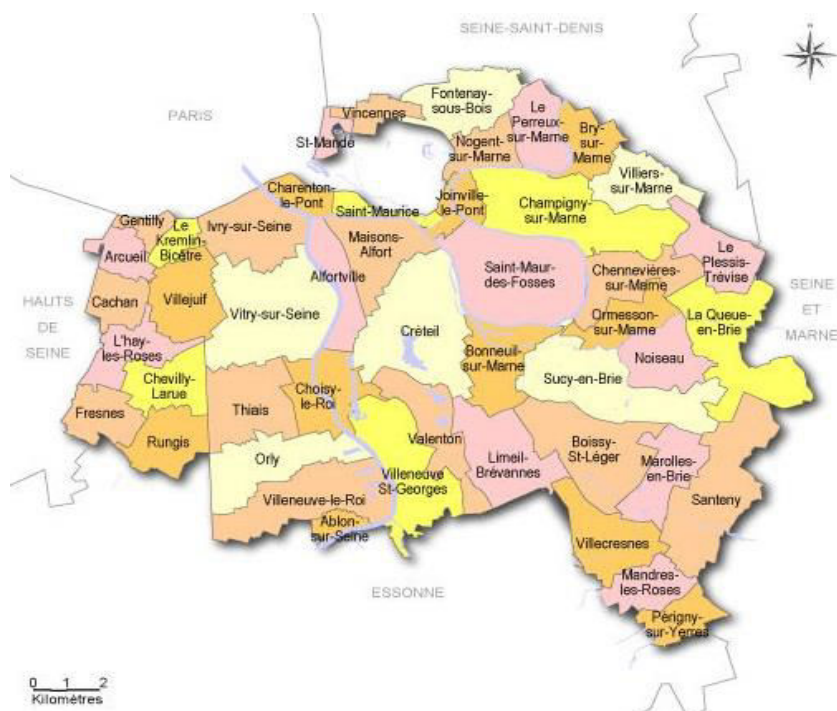


Figure 4 : Les 47 communes du Val-de-Marne

Le département comporte plusieurs contraintes environnementales, principalement liée aux nombreux cours d'eau qui le traversent (le fleuve Seine, la rivière Marne, la Bièvre, le Réveillon et le Morbras). Par ailleurs, le territoire est bordé par un large arc boisé à l'Est (cf. **Figure 5**).

Le Val-de-Marne est également marqué par la présence de nombreuses infrastructures de transports (réseau ferré, réseau routier, aéroport). Plus de la moitié de la population Val-de-Marnaise est desservie par un transport en commun structurant : RER, métro ou bus en site propre. Par ailleurs, le réseau routier comprend quatre autoroutes (l'A4, l'A6, l'A86 et l'A106) et des routes nationales gérées par l'Etat, ainsi qu'un réseau départemental de 422 km de voiries qui est constitué de grands axes de distribution et de transit qui assurent les principales liaisons avec les départements voisins et le réseau routier national, de routes qui facilitent les échanges intercommunaux et de voiries qui permettent une desserte locale plus fine. Ces infrastructures constituent un atout pour le développement du territoire, mais sont aussi une contrainte car elles génèrent un morcellement des tissus urbains et forment des coupures qui handicapent certaines formes de déplacements.

¹⁰ Rapport du conseil général du Val-de-Marne sur le bilan des déplacements en Val-de-Marne. <http://www.cg94.fr/bilan-deplacements>

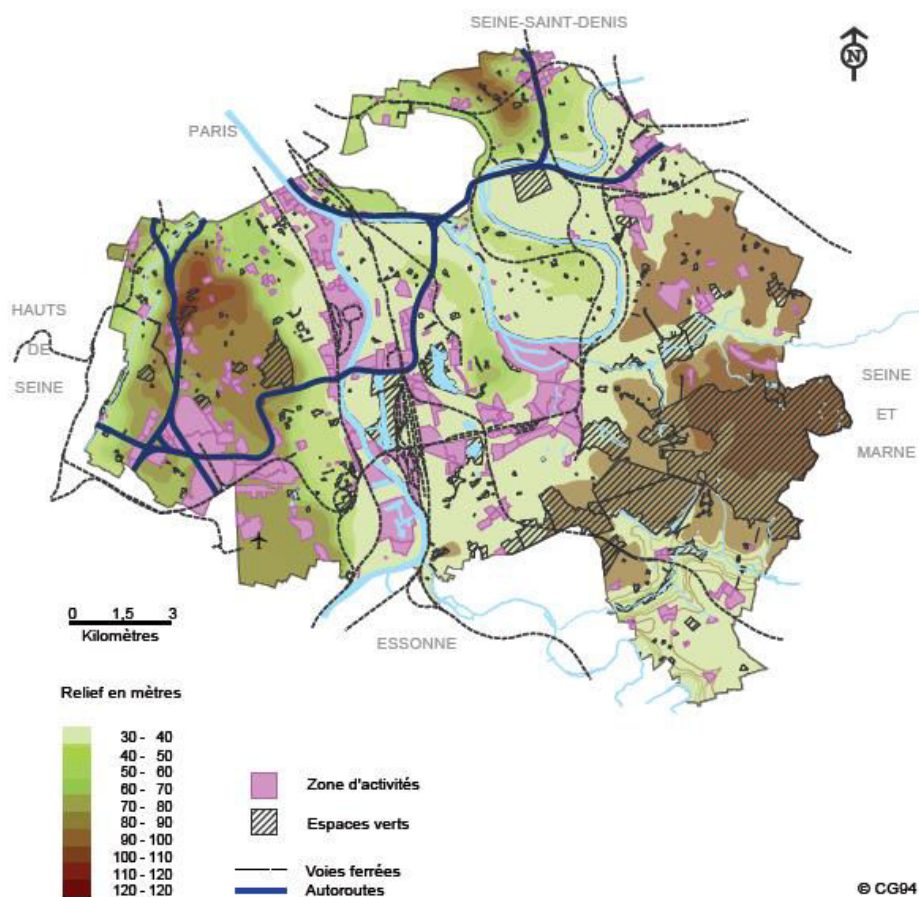


Figure 5: Coupures physiques et artificielles du Val-de-Marne
(Source: Conseil Général du Val-de-Marne)

Toutes ces caractéristiques font du Val-de-Marne un département de choix pour la présente étude dans la mesure où il intègre un grand nombre de contraintes et une distribution hétérogène de population et d'activités. Ainsi, et compte tenu des nombreuses caractéristiques communes entre les différents SAMU de France en termes de processus de soins, les méthodes développées pourront, par la suite, être transposables aux autres situations urbaines de la France Métropolitaine moyennant quelques modifications mineures relatives aux données d'entrée.

2.2.2. Le SAMU 94

Le SAMU 94 est situé au Centre hospitalier Universitaire (CHU) Henri Mondor dans la commune de Créteil. Son fonctionnement est fortement contraint par un nombre d'appels élevé, en forte croissance et dont la nature et la gravité sont très diversifiée. Sur la période d'étude d'une durée de 15 mois d'activité (Octobre 2010 à Décembre 2011), le SAMU 94 a reçu 304 400 appels, dont uniquement 3.9% ont été classés comme suffisamment urgents pour nécessiter l'envoi d'un SMUR. La **Figure 6** présente le nombre total d'appels reçus et d'interventions réalisées, ventilés par heure de la journée et jour de semaine. La majorité des appels sont reçus entre 9h et 23h (2357

appels/jour en moyenne) et la plupart des interventions sont effectuée entre 9h et 21h (77 interventions/ heure en moyenne). En revanche, il y a peu d'appels et d'interventions en fin de soirée et tôt le matin (1319 appels et 40 interventions/heure en moyenne). Le volume horaire des interventions est relativement stable pour tous les jours de la semaine, tandis que le nombre d'appels tend à augmenter considérablement les weekends, en particulier entre 9h et 20h avec une augmentation de 55% en moyenne. Ceci traduit le comportement de la population qui consiste à appeler le numéro d'urgence pour des requêtes mineures durant les jours non-travaillés.

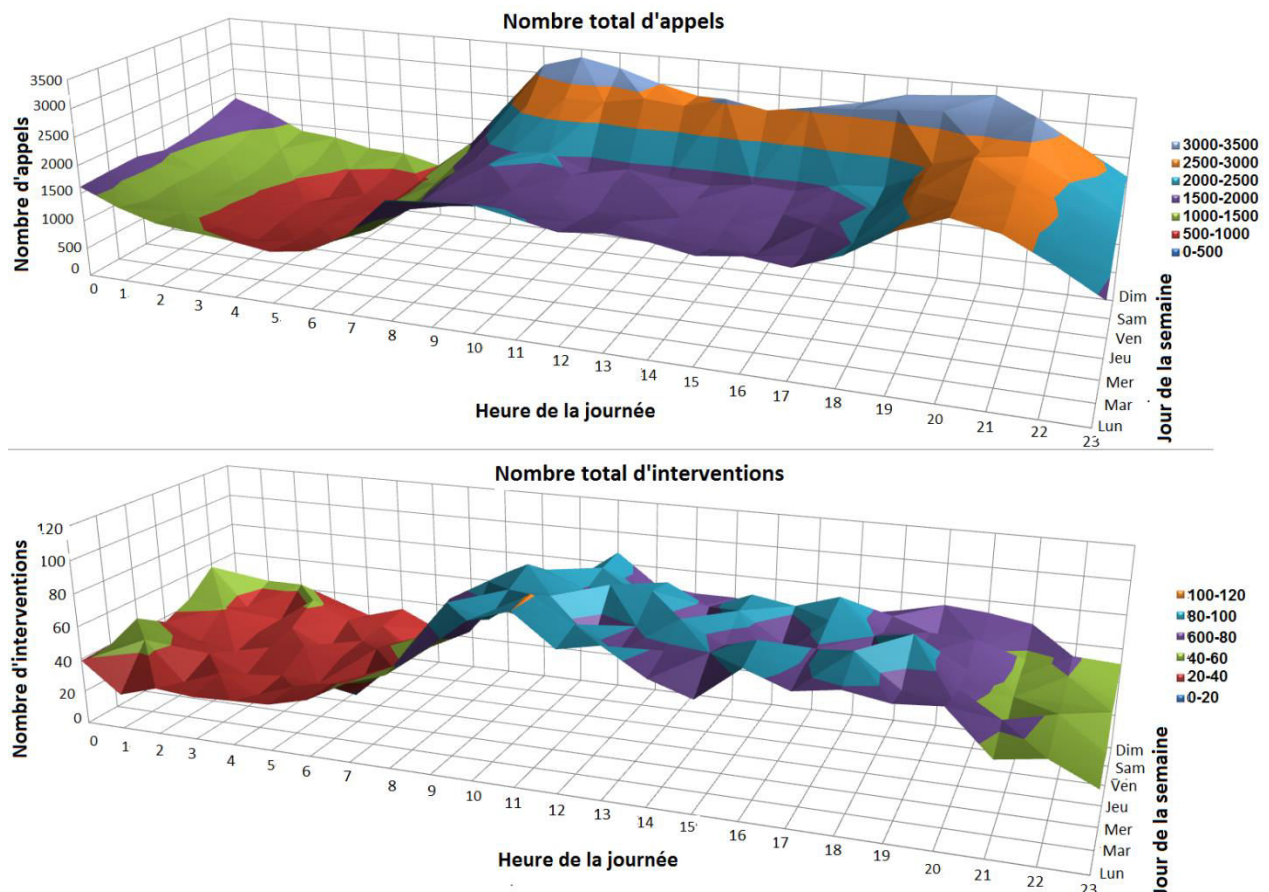


Figure 6: Nombre total d'appels et d'interventions du SAMU 94 par heure de la journée et jour de semaine (Octobre 2010 - Décembre 2011)

Les opérations externes du SAMU 94 sont opérées par deux SMUR hospitaliers situés au CHU Henri-Mondor (HM) et au Centre Hospitalier Intercommunal de Villeneuve-Saint-Georges (CHIV). Les interventions primaires représentent plus de 76% de l'activité. Dans 81.7% des interventions primaires, le premier effecteur est le SMUR. Par ailleurs, le SAMU 94 est parfois appelé à effectuer des interventions dans des départements limitrophes (Paris, Seine-et-Marne, Essonne, etc.). Cela se produit dans 8% des interventions primaires, et seulement 3% des interventions secondaires. De même, les structures d'accueil des patients se répartissent entre 22

hôpitaux publics et cliniques privées du Val-de-Marne et 79 établissements de soins situés dans les autres départements d'Ile-de-France (cf. **Figure 7**).

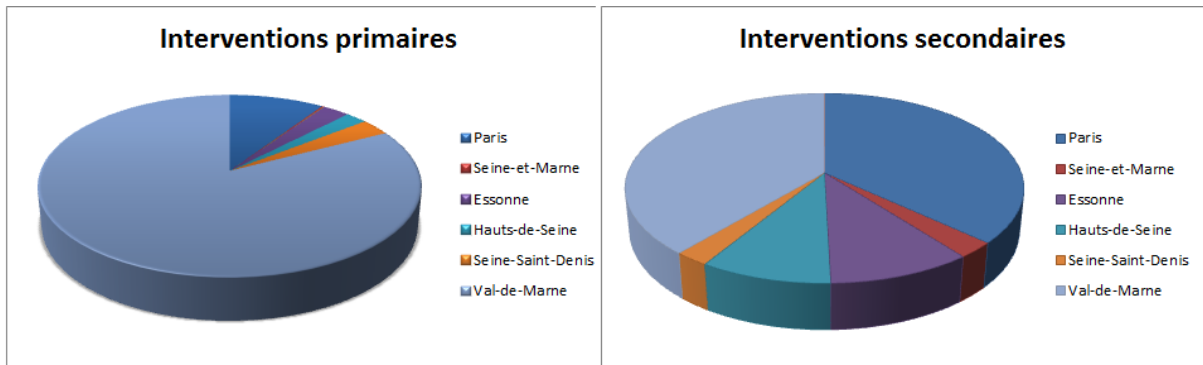


Figure 7: Répartition géographique des hôpitaux de destination des patients (Octobre 2010 - Décembre 2011)

3. Revue de littérature

Dans la littérature, les Services d'Aide Médicale Urgente sont plus communément appelés Services Médicaux d'Urgence (*Emergency Medical Services*) ou Services Ambulanciers (*Ambulance Services*). Dans cette section, nous donnons un aperçu général de la littérature associée aux modèles d'aide à la décision appliqués à ces systèmes en mettant en avant les différents types de décisions qui y sont abordées et les indicateurs de performance utilisés pour en mesurer la qualité.

3.1. Niveaux de décisions

Face au processus de fonctionnement des SAMU et aux divers facteurs d'incertitudes qui y sont associés décrits dans la section précédente, plusieurs questions émergent quant aux stratégies à mettre en place et au nombre de moyens à déployer afin de répondre efficacement aux demandes de soins. Ces questions se traduisent par un certain nombre de décisions étroitement liées entre elles à différents niveaux de planification:

- Niveau long terme : (1) détermination des objectifs de performance (économiques, médicaux, délais, etc.), (2) dimensionnement du nombre de ressources humaines de différentes qualifications à embaucher, (3) dimensionnement des véhicules et des équipements médicaux à acquérir, (4) détermination de la localisation et de la capacité du CRRA, (5) détermination de la localisation et de la capacité des bases potentielles où les équipes SMUR pourraient être stationnées entre deux interventions.

- Niveau moyen terme : (1) détermination des bases à ouvrir parmi celles identifiées dans le niveau long terme, ainsi que du nombre d'équipes SMUR à affecter à chaque base de sorte à arriver rapidement auprès du patient et à atteindre le niveau de service escompté. Dans la littérature, cette décision est appelée problème de déploiement. Un *plan de déploiement* ou un *schéma de déploiement* fait référence à l'ensemble des bases sélectionnées suite à la prise de cette décision ; (2) programmation des plannings des ressources par la détermination des horaires de travail des différentes ressources humaines du CRRA et des équipes (problème d'affectation « shift- ressources»), puis de la localisation de chaque véhicule en service (problème d'affectation « base-véhicule ») et des équipages (problème d'affectation « ressource-véhicule »).
- Niveau court terme : (1) détermination des règles d'affectation des appels aux PARM et par la suite aux régulateurs de sorte à réduire les temps de traitement des appels, (2) détermination des règles d'affectation des équipes de secours aux interventions, appelées règles de dispatching, de sorte à réduire leur durée totale de service et ainsi d'améliorer leur disponibilité pour répondre aux futurs appels, (3) détermination des règles d'affectation des patients aux centres hospitaliers qui répond aux besoins des patients tout en réduisant les durées de transport et de transmission médicale, (4) détermination de la stratégie de redéploiement, aussi appelée problème de relocalisation, qui fait référence au repositionnement temporaire des équipes SMUR disponibles dans des bases en réponse à certains changements du système, afin d'assurer une meilleure couverture prévisionnelle aux futurs appels entrants par les véhicules disponibles. Ces changements peuvent être relatifs aux fluctuations temporelles et géographiques de la demande pendant une période de temps. Le redéploiement est alors qualifié de «multi-période». Le redéploiement peut également avoir lieu en réponse au changement du nombre de ressources disponibles suite à l'affectation ou à la libération d'une équipe. Il est alors qualifié de «redéploiement dynamique», (4) planification des périodes d'arrêts programmés dédiées au nettoyage, vérification et réapprovisionnement des véhicules.

A très court terme, ces décisions sont exécutées pour chaque appel entrant en choisissant le PARM et le régulateur pour traiter l'appel, et le cas échéant, l'équipe SMUR à envoyer, les soins médicaux à apporter et l'établissement de soins à sélectionner.

Dans la littérature, si les modèles analytiques se sont presque exclusivement penchés sur les problèmes de déploiement/redéploiement (Bélangier et al., 2012; Brotcorne et al., 2003), les modèles de simulation appliqués aux systèmes SAMU permettent, par leur flexibilité, d'analyser

une plus grande diversité de décisions. Dans le **Tableau 1**, nous présentons un aperçu de ces études de simulation en précisant la région géographique à laquelle chaque modèle est appliqué et les décisions qui y sont évaluées. Le tableau souligne en particulier que les décisions traitées dans cette littérature se focalisent exclusivement sur la planification des opérations externes.

Tableau 1: Les décisions de planification dans la littérature de la simulation des systèmes d'urgence

Référence	Région géographique	Niveau long terme			Niveau moyen terme		Niveau court terme		
		Objectifs de performance	Localisation de bases potentielles	Dimensionnement des ressources	Problème de déploiement	Programmation des horaires	Dispatching	Sélection de l'hôpital de destination	Problème de redéploiement
(Savas, 1969)	New York, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fitzsimmons, 1971)	Los Angeles, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fitzsimmons, 1973)	Los Angeles, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Swoveland et al., 1973)	Vancouver, Canada	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Berlin and Liebman, 1974)	-	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Uyeno and Seeberg, 1984)	Victoria, Canada	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fujiwara et al., 1987)	Bangkok, Thaïlande	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Iskander, 1989)	Virginia, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Trudeau et al., 1989)	Montréal, Canada	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Goldberg et al., 1990a)	Arizona, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Wears and Winton, 1993)	Florida et Georgia, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Repede and Bernardo, 1994)	Kentucky, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Harewood, 2002)	Barbade	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Su and Shih, 2002)	Taipei, Taiwan	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Su and Shih, 2003)	Taipei, Taiwan	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Ingolfsson et al., 2003)	Edmonton, Canada	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Koch and Weigl, 2003)	Autriche	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Peleg and Pliskin, 2004)	Israël	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Gunes and Szechtman, 2005)	Californie, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Henderson and Mason, 2005)	Auckland, Nouvelle-Zélande	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Inoue et al., 2006)	Japon	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Aringhieri et al., 2007)	Milano, Italie	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Maxwell et al., 2009)	Edmonton, Canada	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Inakawa et al., 2010)	Seto, Japon	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Silva and Pinto, 2010)	Belo Horizonte, Brésil	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Aboueljinnane et al., 2012)	Val-de-Marne, France	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Lee et al., 2012)	Corée	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(van Buuren et al., 2012)	Amsterdam, Pays Bas	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Wang et al., 2012)	Pittsburgh, Etats Unis	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

En outre, certaines décisions ont reçu une attention beaucoup plus soutenue de la part de la communauté scientifique que d'autres. En effet, les problèmes de dimensionnement des ressources et de déploiement ont été considérés respectivement dans 41% et 59% de l'ensemble de la littérature recensée. En revanche, la décision de programmation des horaires est abordée dans

uniquement 8% des travaux. En outre, les articles qui traitent des décisions à court terme se sont multipliés au cours des deux dernières décennies. Ce dernier constat n'est pas surprenant dans la mesure où les progrès réalisés en informatique et technologies de l'information (logiciels, stockage et traitement des données, etc.) offrent de nouvelles opportunités pour modéliser et analyser ce type de problèmes temps réel qui nécessitent généralement une résolution rapide et répétée en raison de leur caractère opérationnel.

3.2. Evaluation des performances

L'efficacité d'un système d'urgence est mesurée par sa capacité à fournir le service adéquat au bon endroit et au moment opportun (**Beraldi and Bruni, 2009**). Plusieurs facteurs peuvent en influencer la qualité comme la distribution géographique et la fréquence des appels, le nombre de ressources, les compétences du personnel, la qualité de l'équipement et des véhicules, la localisation des hôpitaux, la localisation des bases, l'adéquation de l'organisation et des communications (**Peleg and Pliskin, 2004; Savas, 1969**). Pour évaluer cette qualité, il existe plusieurs indicateurs de performance qui sont naturellement liés aux enjeux des systèmes SAMU décrits dans la **Section 2.1.1**. Ainsi, comme représentés dans le **Tableau 2**, il existe trois catégories principales de mesures de performance utilisées dans la littérature: les indicateurs de délais, de taux de survie et de coût. Le Tableau démontre que la recherche s'est principalement focalisée sur les mesures de délai suivantes, résumées dans la **Figure 8**:

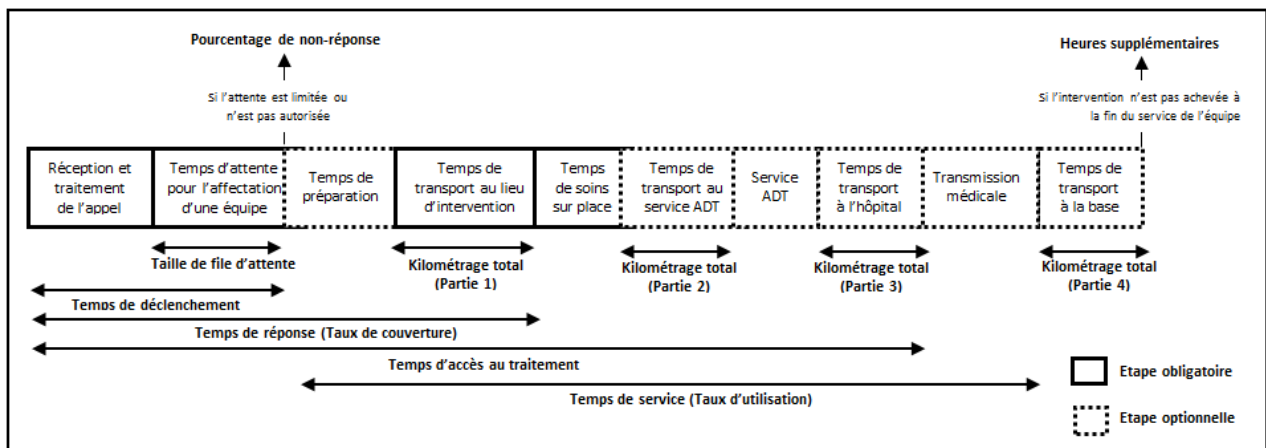


Figure 8: Indicateurs de délais dans les systèmes SAMU

Tableau 2: Indicateurs de performance considérés dans la littérature des systèmes d'urgence

Références	Délai/Distance													Survie	Coût	
	Temps de réponse moyen	Taux de couverture dans un délai T	Taux de non-couverture au-delà d'un délai T	Temps d'accès au traitement	Temps de service	Taux d'utilisation	# d'appels servis par base/équipe	Temps de déclenchement	Temps de transport au lieu d'intervention	Temps d'attente	Taille de file d'attente	Pourcentage de non-réponse	Heures supplémentaires	Distance parcourue	Taux de survie	Rentabilité
(Savas, 1969)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=20 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Fitzsimmons, 1971)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fitzsimmons, 1973)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=6 min	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Swoveland et al., 1973)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Berlin and Liebman, 1974)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Uyeno and Seeberg, 1984)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fujiwara et al., 1987)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Lubicz and Mielczarek, 1987)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=30 min	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Liu and Lee, 1988)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Iskander, 1989)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Trudeau et al., 1989)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=5 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Goldberg et al., 1990a)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=8 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Wears and Winton, 1993)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Repede and Bernardo, 1994)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=10 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Harewood, 2002)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=10 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Su and Shih, 2002)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Su and Shih, 2003)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Ingolfsson et al., 2003)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=9 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Koch and Weigl, 2003)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Peleg and Pliskin, 2004)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=8 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Gunes and Szechtman, 2005)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Henderson and Mason, 2005)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=10 min/16 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Inoue et al., 2006)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Aringhieri et al., 2007)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=8 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Maxwell et al., 2009)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=8 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Inakawa et al., 2010)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Silva and Pinto, 2010)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Aboueljineane et al., 2012)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=20 min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Lee et al., 2012)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(van Buuren et al., 2012)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/> T=15 min/30min	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Wang et al., 2012)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

- (1) **Le temps de réponse** (*Response time*), défini comme la durée entre la réception de l'appel et l'arrivée d'une équipe SMUR au lieu d'intervention. C'est un benchmark important dans le domaine des systèmes d'urgence dans la mesure où l'arrivée rapide sur le lieu de détresse permet de sauver des vies, de réduire la souffrance du patient et d'améliorer la fiabilité du service d'urgence auprès des citoyens (**Savas, 1969**). Le temps de réponse peut être calculé sous différentes formes telles que le temps de réponse moyen, ou encore le **taux de couverture** (*Coverage*) qui est défini comme le pourcentage d'appels dont le temps de réponse est inférieur à un seuil T. La valeur de T peut être spécifiée par des recommandations standards de systèmes d'urgence (exemple : répondre à au moins 90% des appels les plus critiques en moins de 9 min en Amérique du nord (**Ingolfsson et al., 2003**)), des lois (exemple : la loi Italienne stipule que 100% des réponses doivent être apportées en moins de 8 min dans les zones urbaines (**Aringhieri et al., 2007**)) ou encore des objectifs contractuels avec des entreprises de santé (exemple : La région d'Auckland (Nouvelle-Zélande) impose des cibles de couverture à l'hôpital St.Johns suivant les régions (urbaine/rurale) et les priorités d'appels (urgents/non-urgents) (**Henderson and Mason, 2005**)). Un **taux de non-couverture** peut également être mesuré. Il est défini comme le pourcentage d'appels dont le temps de réponse excède un délai maximum T. C'est un indicateur qui doit être minimisé afin d'éviter des délais de réponse aux appels qui soient excessivement longs.
- (2) **Le temps d'accès au traitement** (*Round trip time*), défini comme la durée entre la réception de l'appel et l'arrivée de l'équipe SMUR avec le patient à l'hôpital de destination. C'est un paramètre particulièrement important dans les cas où le patient a besoin d'une intervention médicale rapide dans le service d'urgence de l'hôpital (**Savas, 1969**). De manière similaire au taux de couverture, (**Lee et al., 2012**) définissent la fraction de transports réussis comme le pourcentage d'appels dont le temps d'accès au traitement est inférieur à un seuil T. Une autre mesure équivalente est le temps d'arrivée à l'hôpital définie par (**Su and Shih, 2003**) comme la durée entre la notification d'une équipe SMUR et son arrivée avec le patient à l'hôpital de destination.
- (3) **Le temps de service** (*Service time*), défini comme la période de temps qu'une équipe SMUR passe en intervention. La fraction du temps de service sur le temps total de travail d'une équipe est appelée **taux d'utilisation** (*utilization rate*). Il est essentiel de concevoir des services médicaux d'urgence avec de faible taux d'utilisation afin de s'assurer qu'une équipe SMUR soit toujours disponible pour son envoi rapide à un appel urgent. C'est

également un indicateur avec une dimension sociale puisque l'équité dans la charge de travail réduit sa pénibilité ainsi que le sentiment d'injustice ressenti par le personnel (Goldberg, 2004). De ce point de vue, une mesure équivalente est le **nombre d'appels servis par chaque équipe** (*number of calls served by each team*).

- (4) Le **temps de déclenchement** (*Dispatching time*), précédemment défini comme la durée entre la réception de l'appel et la notification de l'équipe SMUR affectée à l'intervention. Cette composante du temps de réponse évalue l'efficacité des opérations internes, par opposition au **temps de transport au lieu d'intervention** (*travel time to scene*) qui peut dépendre de facteurs exogènes tels que la localisation de l'appel ou les conditions de circulation (Su and Shih, 2003).
- (5) Le **temps d'attente** (*Waiting time*), défini comme la période de temps passé en attente lorsqu'aucune équipe n'est disponible pour répondre à l'appel. De même, le nombre d'appels en attente pour l'affectation d'une équipe est appelé **taille de file d'attente** (*size of queue*). (Silva and Pinto, 2010) utilisent la taille moyenne de file d'attente comme indicateur de la coordination entre opérations internes et externes, ainsi que sa valeur maximale pour vérifier le comportement du système en heures de pointe.
- (6) Le **pourcentage de non-réponse** (*Loss ratio*), désigne l'échec de réponse à un appel dans un système avec des temps d'attente limités (exemple : 30 minutes dans (Zaki et al., 1997)) ou non autorisés (Inakawa et al., 2010)). Cet indicateur peut s'avérer utile dans la mesure où l'échec de réponse à un appel, qui peut éventuellement mettre des vies en danger, est nettement plus grave qu'un temps de réponse plus long de quelques minutes (Zaki et al., 1997).
- (7) Les **heures supplémentaires** (*Overtime*). Une équipe fait des heures supplémentaires si elle est en intervention ou située trop loin de sa base à la fin de son service. Les heures supplémentaires entraînent des coûts salariaux additionnels ainsi que des retards dans le commencement des services suivants. Néanmoins, la réduction de cet indicateur peut dégrader les performances en termes de temps de réponse, spécialement pour les appels qui arrivent peu de temps avant ou pendant les changements de service (Ingolfsson et al., 2003).
- (8) Le **Kilométrage total** (*Total mileage*), défini comme la distance totale parcourue par une équipe SMUR à partir de sa notification jusqu'à la fin de l'intervention, incluant la distance parcourue de la base (ou l'emplacement initial de l'équipe) au lieu d'intervention (Kilométrage total (partie 1) dans la **Figure 8**), si un passage par un service ADT est

nécessaire, du lieu d'intervention au service ADT (Kilométrage total (partie 2) dans la **Figure 8**), si le patient a besoin d'être transporté, du lieu d'intervention (ou service ADT) à l'hôpital de destination (Kilométrage total (partie 3) dans la **Figure 8**), et, si l'équipe n'est pas affectée à une autre intervention, de l'hôpital à la base (Kilométrage total (partie 4) dans la **Figure 8**). C'est une mesure d'efficacité de la politique de dispatching, ainsi que des itinéraires empruntés.

Une seconde catégorie de mesures de performance présentée dans le **Tableau 2** est relative au taux de survie (*Survival rate*), c'est-à-dire le pourcentage de patients qui survivent à un accident pendant une période déterminée (exemple : après le rapport d'accident, avant les soins définitifs, après l'admission dans un établissement de soins). Bien que ce soit une mesure de qualité de soins qui traduit la capacité d'un service médical d'urgence à répondre adéquatement à son objectif premier de sauver des vies, très peu de littérature y est consacrée en raison de la difficulté à relier des mesures quantitatives précises du taux de survie à des changements organisationnels dans le processus de soins. Pour surmonter cette difficulté, quelques modèles ont été proposés dans la littérature. Typiquement, ces modèles estiment le taux de survie en se basant sur l'état initial du patient et sa détérioration prévisionnelle au cours du temps si aucun soin ou traitement n'est administré. Par exemple, (**Inoue et al., 2006**) approximent le taux de survie de patient gravement blessé en cas de catastrophe en utilisant une courbe en S non linéaire. (**Sacco et al., 2005**) proposent une fonction logistique pour estimer le taux de survie initial en se basant sur des valeurs codées de la fréquence respiratoire, du pouls et de la réponse motrice. Les auteurs estiment également par la méthode Delphi un *taux de dégradation* qui est une probabilité décroissante du taux de survie du patient pendant qu'il attend les soins définitifs. (**Wang et al., 2012**) utilisent ce dernier modèle afin de calculer la *mortalité globale* des patients en cas d'événements comportant un grand nombre de blessés.

La dernière catégorie de mesures de performance prend en compte l'aspect financier, incluant les coûts d'investissement et d'exploitation qui résultent des changements appliqués aux services médicaux d'urgence en vue d'améliorer les mesures de performance susmentionnées. Ainsi, réaliser une analyse coût-efficacité en comparant les coûts de chaque alternative au temps gagné ou à l'amélioration du taux de survie obtenue peut s'avérer nécessaire pour atteindre l'objectif escompté à moindre coût. Néanmoins, le **Tableau 2** montre que l'aspect financier est négligé dans la littérature des services médicaux d'urgence, certainement en raison de la complexité de l'évaluation des composantes de coûts détaillées associées à chaque scénario étudié.

Il s'agit donc d'une piste de recherche qui demeure à explorer en utilisant des classifications de coûts standards comme celles proposées dans (Lerner et al., 2007; Savas, 1969).

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux caractéristiques du système d'aide médicale urgente en France. En particulier, nous avons d'abord cherché à définir les enjeux principaux de ce système afin de mieux cerner les attentes de chaque partie prenante en termes de création de valeurs (vies sauvées, qualité de soins, qualité des interventions, couvertures spatiales temporelles...). Nous nous sommes également intéressés aux missions du SAMU qui visent essentiellement à organiser les réponses les mieux adaptées aux situations d'urgence par des moyens médicaux. Afin de répondre à cet objectif, un processus de soins standard est mis en place. Nous avons détaillé les différentes étapes de ce processus depuis la réception d'un appel jusqu'à la fin de la réponse à cette demande. Sur la base de ce processus, nous avons mis en lumière les différents facteurs d'incertitude qui en découlent tels que la fréquence et la distribution géographique des appels.

Nous nous sommes ensuite focalisés sur les caractéristiques du système sélectionné pour la réalisation de la présente étude, en l'occurrence le SAMU 94. Pour cela, nous avons dans un premier temps, décrit les spécificités territoriales du Val-de-Marne, qui est caractérisé par l'hétérogénéité dans la distribution de la population et des activités, ainsi que l'existence de nombreuses contraintes environnementales. Nous avons également mis l'accent sur la configuration actuelle du SAMU 94 en termes de nombre d'appels reçus, d'intervention réalisées et de localisation des bases, des interventions et des établissements de soins.

Finalement, nous avons fourni une classification des modèles de simulation appliqués aux systèmes SAMU sur la base des principales décisions qui se rapportent à différents niveaux de planification. Cette analyse qualitative a permis de relever les disparités dans le traitement de ces décisions par les auteurs. De même, nous avons présenté différents types d'indicateurs de performance qui sont utilisés dans la littérature des systèmes SAMU. Cette revue de littérature a souligné que les indicateurs les plus largement utilisés sont relatifs aux délais de service, car plus facilement mesurable en pratique comparé aux indicateurs de taux de survie et de coût.

Toutes les caractéristiques des systèmes SAMU relevées dans ce chapitre et liées à leurs objectifs, à leur fonctionnement, à l'évaluation de leurs performances et à la prise des décisions qui s'y rapportent montrent bien la nécessité de développer un modèle adapté aux spécificités de chaque système SAMU afin d'en améliorer le processus de soins pré-hospitaliers. Par ailleurs, la

prise en compte de la diversité des sources d'incertitude associées à ces systèmes peut s'avérer difficile, voire irréalisable dans le cadre d'approches analytiques comme les modèles mathématiques (**Bélangier et al., 2012**). Ce constat confirme la pertinence du choix de la simulation pour traiter cette problématique dans un environnement plus réaliste. Ainsi, nous proposons dans le prochain chapitre de modéliser les spécificités du SAMU 94 par un modèle de simulation à événements discrets qui permettra d'évaluer et d'améliorer ses performances en comparant différents schémas organisationnels.

CHAPITRE 2 : LE MODELE DE SIMULATION

1. Introduction

La simulation est un ensemble de méthodes et d'applications qui vise à imiter le comportement d'un système réel, le plus souvent sur ordinateur par un logiciel approprié, afin de mieux comprendre son fonctionnement, de mesurer et d'améliorer ses performances, ou de le concevoir s'il n'existe pas (Kelton et al., 2008). Il existe plusieurs types de simulation qui peuvent être classés en statique/dynamique suivant que la composante du temps joue (Sindhya et al., 2014) ou non (Murray et al., 2012) un rôle important, en continu/discret/mixte suivant que l'état du système change de manière continue (Ha et al., 2014), discrète (Almeida et al., 2014) ou continue et discrete dans un même modèle (Antmann et al., 2013), ou encore en déterministe/stochastique suivant la nature aléatoire (Tsekouras and Koutsoyiannis, 2014) ou non (Li et al., 2008) des données de simulation.

Dans cette thèse, nous nous intéressons à une simulation dynamique, discrète et le plus souvent stochastique appelée *simulation à événements discrets* (SED). Un modèle de SED représente typiquement le flux de patients comme le mouvement d'entités individuelles à travers une série de files d'attente et de processus de soins. Il vise à mieux comprendre le comportement du système étudié et à évaluer l'impact de divers changements de planification à des niveaux long, moyen ou court terme sur les indicateurs de performance sélectionnés tels que les temps d'attente et les durées de séjour (Tako and Robinson, 2010; Zeng et al., 2012). C'est l'une des méthodes les plus utilisées en recherche opérationnelle pour identifier des potentiels d'amélioration dans des systèmes complexes en offrant des moyens d'évaluation moins coûteux, plus rapides et moins perturbateurs pour le système réel (Benneyan, 1997). Ainsi, il existe différentes applications de la SED dans la littérature, notamment dans les domaines du déploiement militaire (Yıldırım et al., 2009), de l'énergie (Gutiérrez-Alcaraz and Sheblé, 2009; Soto Frances et al., 2014), des chaînes logistiques (Cigolini et al., 2014; Mobini et al., 2011; Tako and Robinson, 2012), de la maintenance (Iwata and Mavris, 2013; Van den Bergh et al., 2013), de la production (Grigolato et al., 2011; Löfgren and Tillman, 2011), du planning de ressources (Dorfman and Medanic, 2004), de la construction (González and Echaveguren, 2012), et de la santé (Arrospide et al., 2013; Kim et al., 2013; Singh et al., 2013). En particulier, la SED a été très largement utilisée dans le secteur de la santé et représente typiquement le flux de patients comme le mouvement d'entités individuelles à travers une série de files d'attente et de processus de soins, afin de mieux comprendre le comportement du système étudié et d'évaluer l'impact de divers

changements stratégiques et opérationnels sur les indicateurs de performance sélectionnés tels que les temps d'attente et les durées de séjour (Tako and Robinson, 2010; Zeng et al., 2012). Il existe ainsi diverses applications relatives, par exemple, à l'allocation de lits d'hôpitaux (Holm et al., 2013), à l'analyse du flux des patients (Konrad et al., 2013), au surpeuplement des urgences hospitalières (Paul and Lin, 2012), à la localisation géographique de nouvelles structures hospitalières (Harper et al., 2005), et à la gestion de services médicaux d'urgence (Aboueljinane et al., 2012; Lee et al., 2012).

Dans le contexte de gestion d'urgence pré-hospitalière, la SED est une technique particulièrement bien adaptée pour atteindre les objectifs de délais et d'efficacité en investiguant différentes configurations des systèmes SAMU, tout en prenant en compte différents aspects stochastiques et en intégrant simultanément divers éléments tels que: i) la fréquence et la localisation d'appels de différentes priorités, ii) la charge de travail et la localisation des différentes ressources humaines et matérielles qui peuvent avoir différents statuts (libre, occupé, etc.), iii) les différentes règles d'affectation des équipes SMUR et hôpitaux de destination, et iv) les durées des activités de transport et de soins qui peuvent être fortement variables. Comme souligné par (Henderson and Mason, 2005), elle permet ainsi d'éviter les simplifications d'hypothèses nécessaires à la résolution de ce type de problèmes en un temps de calcul raisonnable lorsque d'autres méthodes analytiques sont appliquées, comme la programmation mathématique ou la théorie de files d'attente. L'application de SED aux systèmes SAMU n'est pas un sujet de recherche récent puisque l'une des premières études est apparue à la fin des années 60 pour un système d'ambulance à New York (Savas, 1969). Elle s'est par la suite intensifiée grâce au gain en maturité de l'outil de simulation par une plus grande facilité d'utilisation, des ordinateurs plus rapides, de meilleures animations et une plus grande ouverture à d'autres packages (feuilles de calcul, bases de données,...) qui permettent de collecter, stocker et analyser les données du système (Kelton et al., 2008).

L'objectif de ce chapitre est de décrire de manière détaillée la méthodologie que nous avons utilisée pour la construction de notre modèle de SED à travers 3 étapes : la collecte des données d'entrée nécessaires à l'étude, la construction et l'implémentation du modèle, et la vérification et la validation du modèle développé.

Le chapitre est organisé comme suit : dans la **Section 2**, nous décrivons la revue de littérature relative à la construction d'un modèle de simulation en deux étapes. La première étape détaille l'approche générale utilisée dans la littérature pour conduire une étude de simulation. La deuxième étape est plus spécifique aux services médicaux d'urgence et s'intéresse aux techniques

utilisées dans les modèles de simulation qui y sont appliqués pour le traitement des données d'entrée, la description des éléments de modélisation utilisés, ainsi que la vérification et validation de la configuration initiale du système. Dans la **Section 3**, nous détaillons la méthodologie que nous avons utilisée pour la construction du modèle de SED pour le SAMU 94. Pour cela nous décrivons les données issues du système d'information du SAMU 94 qui ont été collectées en vue d'alimenter le modèle, la modélisation du système et son implémentation en utilisant le logiciel ARENA, ainsi que les différentes techniques utilisées pour vérifier et valider le modèle développé. Finalement, les conclusions sont présentées dans la **Section 4**.

2. Revue de littérature

Un modèle de simulation est un processus complexe de formulation, modélisation et analyse qui requiert différentes compétences (informatique, statistique,...) et une importante quantité de données. Il est primordial d'avoir une méthodologie robuste pour la construction de modèles de simulation afin de produire des solutions crédibles et d'éviter toute décision erronée qui peut induire d'importantes dépenses et menacer la survie des patients. Dans cette section, nous présentons d'abord l'approche générale utilisée dans la littérature pour construire un modèle de simulation, avant de détailler son application dans les modèles de simulation appliqués aux services médicaux d'urgence.

2.1. Méthodologie générale et étapes clés de la simulation

La plupart des auteurs dans la littérature de la simulation s'accordent sur le processus typique à suivre pour conduire une étude réussie. Les principales étapes de ce processus, décrites dans (**Baldwin et al., 2004; Law and McComas, 2001**) peuvent être résumées comme suit (cf. **Figure 9**) :

- (1) *La formulation du problème* : Réunions et entretiens impliquant des spécialistes en simulation, des intervenants et des experts du système sont nécessaires pour définir de manière précise les objectifs et le périmètre de l'étude, clarifier le processus de fonctionnement détaillé associé au système étudié et spécifier les indicateurs de performance utilisés pour mesurer son efficacité. Cette étape peut être longue et fastidieuse dans la mesure où les échanges entre les différents intervenants impliqués peuvent se multiplier jusqu'à l'obtention d'une compréhension du modèle qui est, à leur sens, acceptable (**Law, 2009**).
- (2) *La collecte et l'analyse des données* : En accord avec les objectifs de l'étude, différentes informations relatives à la configuration du système étudié, à son fonctionnement et à ses

performances doivent être collectées afin de spécifier les paramètres du modèle, de vérifier la cohérence des données, de les ajuster à des distributions de probabilité, et de valider le modèle à l'étape 4. (**Baldwin et al., 2004**) souligne en particulier l'importance de l'étape de vérification de ces données de manière à s'assurer qu'elles soient suffisantes et fiables.

- (3) La *construction et l'implémentation du modèle* : Le fonctionnement du système, ses hypothèses, ses règles et ses données collectées aux étapes 1 et 2 sont traduits sous forme d'une représentation logique connue sous le nom de modèle conceptuel. Ce modèle est ensuite traduit sous forme d'un modèle informatisé qui sera implémenté par un logiciel commercial de simulation ou un langage de programmation générique (C, C++...). Certains aspects comme la longueur et le nombre de répliques ou la phase transitoire sont également déterminés dans cette étape.
- (4) La *vérification et la validation* : La vérification désigne le processus qui consiste à s'assurer que le modèle informatisé ne comporte pas d'erreurs et que sa logique fonctionne comme escompté (**Benneyan, 1997**), tandis que la validation peut être définie comme le processus qui consiste à déterminer si le modèle de simulation est une représentation précise du système réel étudié, pour les objectifs particuliers de l'étude (**Law and McComas, 2001**). Ces deux processus sont essentiels dans la mesure où si le modèle ne représente pas une bonne approximation du système réel, toute conclusion qui en dérive est susceptible d'être erronée.
- (5) La *conception de scénarios et l'analyse de résultats* : Les expérimentations sont conçues pour décrire avec précision les scénarios à tester. Un scénario fait référence à un ou plusieurs changements appliqués aux hypothèses, algorithmes et/ou données du modèle de simulation afin d'en évaluer l'impact sur les performances. Pour chaque scénario d'intérêt, le modèle de simulation est exécuté, les résultats sont analysés, interprétés puis éventuellement rapportés dans une documentation détaillée. Enfin, si les décideurs jugent le modèle suffisamment crédible, les résultats peuvent être implémentés.

Comme souligné dans la **Figure 9**, ces étapes peuvent être itératives. En effet, des erreurs peuvent être révélées à chaque étape (exemple : configuration erronée du système, erreurs d'enregistrement dans les données, omissions dans le modèle conceptuel, etc.) ou de nouvelles informations peuvent être mises à disposition nécessitant ainsi des révisions aux étapes antérieures afin d'identifier et de corriger des erreurs ou de revoir la formulation du problème. Ce processus itératif se poursuit jusqu'à ce que le comportement global du modèle soit jugé suffisamment valide (**Balci, 1998**).

Le modèle de SED pour le SAMU 94 a été développé en suivant cette méthodologie. L'étape 1 de formulation du problème a été abordée en détail dans le Chapitre 1. Dans la suite de ce chapitre, nous nous focaliserons sur les données, les éléments de modélisation et les techniques de vérification et de validation (étapes 2 à 4) des modèles développés dans la littérature, puis du modèle spécifique développé pour le SAMU 94. L'étape 5 d'analyse des résultats sera développée dans le **Chapitre 3**.

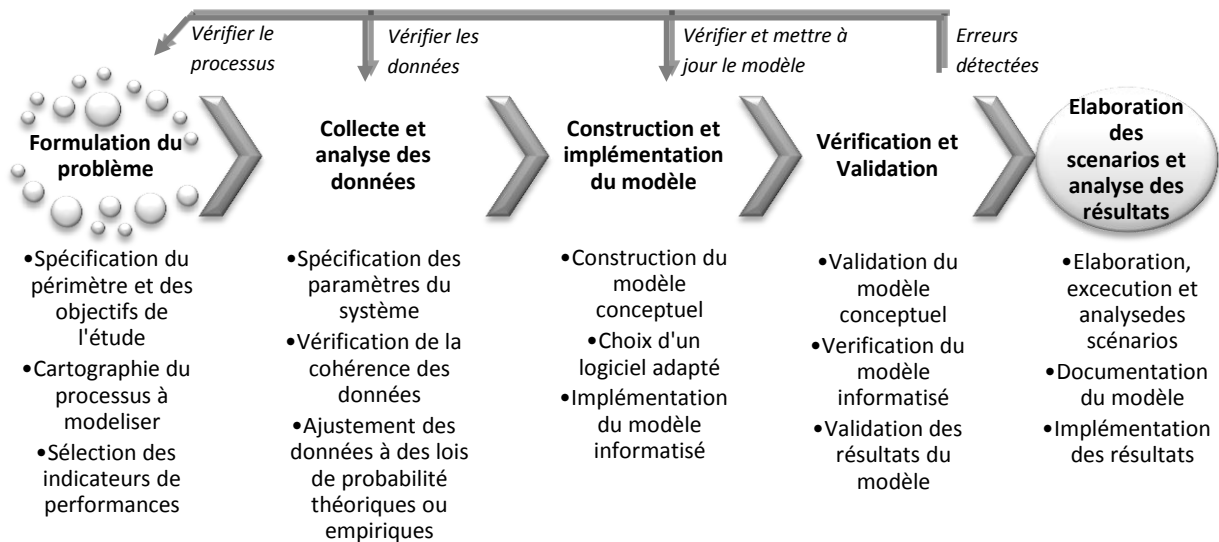


Figure 9: Les étapes clés de construction d'un modèle de simulation

2.2. Collecte de données et conception de modèles

Les données nécessaires pour construire un modèle de simulation appliqué aux services médicaux d'urgence peuvent être obtenues grâce à l'historique de données du système étudié ou d'un système similaire. Si de telles données n'existent pas ou si des données supplémentaires sont nécessaires, un processus de collecte de données doit être mis en place. (**Law and McComas, 2001**) relève quatre difficultés courantes rencontrées à ce stade:

- Les données peuvent ne pas être représentatives des objectifs particuliers de l'étude ;
- Les données peuvent ne pas avoir le type ou le format adéquat ;
- Les données peuvent contenir des erreurs de mesure, d'enregistrement ou d'arrondi ;
- Les données peuvent ne pas correspondre aux mesures réelles pour des motifs d'intérêt personnel.

Une fois collectées, les données doivent être structurées, nettoyées en éliminant tout enregistrement incohérent et intégrées dans le modèle conceptuel (**Henderson and Mason, 2005**). Dans un service médical d'urgence, ces données sont typiquement liées aux caractéristiques de la

demande (cf. **Section 2.2.1**), les règles d'affectation d'équipes SMUR aux appels (cf. **Section 2.2.2**) et des patients aux établissements de soins définitifs (cf. **Section 2.2.5**), les temps de transport entre les différents emplacements de bases, lieux d'intervention et hôpitaux (cf. **Section 2.2.3**) et les durées de service qui incluent, par exemple, les activités de traitement de l'appel, de stabilisation des patients et de leur admission à l'hôpital de destination (cf. **Section 2.2.4**).

2.2.1. Données relatives à la demande

Comme résumé dans le **Tableau 3**, il y a trois principales caractéristiques qui doivent être considérées dans une modélisation réussie de la demande des services médicaux d'urgence : l'arrivée des appels, leur localisation et leur priorité.

En ce qui concerne l'arrivée des appels, nous notons que la loi de Poisson est la distribution d'entrée la plus largement utilisée dans la littérature, ce qui correspond à un temps inter-arrivées (temps entre deux appels successifs) qui suit une loi exponentielle. Cette hypothèse découle du fait que chaque personne appartenant à la large population du territoire desservi a une faible probabilité de recourir au service de secours (**Goldberg et al., 1990a**). Afin d'améliorer la précision de la modélisation de la demande, certains auteurs utilisent un processus de Poisson non-homogène avec un taux d'arrivée qui est fonction de l'heure de la journée, du jour de semaine et/ou de la localisation des appels (cf. colonne « Paramètres du taux d'arrivée » du **Tableau 3**).

Par ailleurs, spécifier la localisation exacte de chacun des appels peut exiger un effort de calcul considérable en raison du grand nombre d'appels reçus par les systèmes d'urgence. Ainsi, le compromis communément utilisé dans la littérature entre une modélisation précise et un temps de calcul raisonnable est d'agréger les appels en fonction de leur proximité sous forme de zones. Ces zones peuvent prendre différentes formes telles que des secteurs de recensement ou des régions de codes postaux (cf. colonne « Forme des zones » du **Tableau 3**). La structure en zones est ensuite utilisée pour organiser les données relatives à la demande et aux temps de transport en considérant généralement le centre des zones comme étant l'emplacement des appels, véhicules, bases et hôpitaux. La colonne « Distribution géographique » du **Tableau 3** montre que la localisation des appels dans les zones a été modélisée de deux manières différentes. La première consiste à utiliser une distribution des arrivées spécifique pour chaque zone. Une seconde méthode largement utilisée consiste à affecter les zones à des appels préalablement générés en utilisant une distribution théorique ou empirique.

Tableau 3: Les données relatives à la demande des services médicaux d'urgence

Référence	Arrivée des appels		Localisation des appels		Caractéristiques des priorités	
	Distribution des arrivées	Paramètres du taux d'arrivée	Forme des zones	Distribution géographique	Echelle de priorités	Facteurs de classification
(Fitzsimmons, 1971)	Loi de Poisson	Heure de la journée	Zone carrée de 60000 pieds de coté (1 zone)	Distribution uniforme des appels à travers le territoire	Priorités non spécifiées	
(Fitzsimmons, 1973)	Loi de Poisson	Heure de la journée	Secteurs de recensement (308 zones)	Distribution empirique des zones d'appels	Pas de priorités (Tous les appels sont considérés comme des urgences absolues)	
(Swoveland et al., 1973)	Loi de Poisson	Heure de la journée	Zones approximativement égales en population (55 zones)	Distribution de probabilité non spécifiée	Priorités non spécifiées	
(Berlin and Liebman, 1974)	Loi de Poisson	Zone	Nœuds du réseau correspondant aux points de demandes et aux bases existantes et potentielles	Loi de Poisson par point de demande	Priorités non spécifiées	
(Fujiwara et al., 1987)	Loi de Poisson	-	Zone carrées d'1/4 km de coté	Loi de Poisson pour la sélection de zones Distribution uniforme des appels à travers les zones	Priorités non spécifiées	
(Lubicz and Mielczarek, 1987)	Loi de Poisson	Heure de la journée Jour de semaine	39 zones homogènes, 1 base et 4 hôpitaux de destination (44 zones)	Distribution de probabilité non spécifiée	Priorités 0, 1, 2 et P	Urgences absolues/urgences relatives/appels peu urgents/interventions secondaires
(Goldberg et al., 1990a)	Distribution empirique	-	Secteurs de recensement (247 zones)	Distribution empirique des zones d'appels	Priorités non spécifiées	
(Repede and Bernardo, 1994)	Loi de Poisson	Heure de la journée Jour de semaine Zone	Districts	Loi de Poisson par zone	Priorités 1 et 2	Gravité perçue de la maladie ou du traumatisme
(Harewood, 2002)	Loi de Poisson	-	Secteurs de recensement (382 zones)	Distribution empirique des zones d'appels	Priorités non spécifiées	
(Ingolfsson et al., 2003)	Loi de Poisson	Heure de la journée Jour de semaine Zone	Nœuds du réseau correspondant aux points de demandes, 10 bases et 6 hôpitaux de destination	Loi de Poisson par zone	4 priorités d'appels allant de A à D (D sont les urgences absolues)	Urgence absolue/ appels peu urgents
(Henderson and Mason, 2005)	Données réelles d'arrivée des appels	-	2200 nœuds du réseau	Données réelles de localisation des appels	Priorités 1 et 2	Appels urgents/ Appels peu urgents et interventions secondaires
(Aringhieri et al., 2007)	Données réelles d'arrivée des appels	-	Zone carrées de près de 593 mètres de coté	Données réelles de localisation des appels	Code couleur (rouge/jaune/vert)	Appels urgents/ Appels peu urgents
(Maxwell et al., 2009)	Loi de Poisson	Heure de la journée Zone	Grille de taille appropriée	Loi de Poisson par zone	Priorités non spécifiées	
(Inakawa et al., 2010)	Loi de Poisson	Zone	Régions de codes postaux (361 zones)	Loi de Poisson par zone	Priorités non spécifiées	
(Silva and Pinto, 2010)	Loi de Poisson	-	Régions (9 zones)	Distribution aléatoire des appels dans chaque zone	Priorités non spécifiées	
(Aboueljiane et al., 2012)	Distributions théoriques (non spécifiées)	Heure de la journée Jours de semaine/weekend	Secteurs de recensement de près de 2000 résidents (527 zones)	Distribution empirique des zones d'appels	2 niveaux de priorités évaluées par le régulateur au téléphone (4 priorités) et l'équipe SMUR sur le lieu d'intervention (8 priorités)	Type d'appel (primaire/ secondaire) Sévérité d'appel (urgence absolue/peu urgent) Besoin de soins en hôpital
(Lee et al., 2012)	Données réelles d'arrivée des appels	-	Grille de 25km×25km	Données réelles de localisation des appels	Priorités non spécifiées	
(van Buuren et al., 2012)	Loi de Poisson	-	Régions de codes postaux	Distribution de probabilité non spécifiée	Priorités A1, A2 et B	Urgences absolues/blessures graves potentielles/Appels peu urgents
(Wang et al., 2012)	Nombre déterministe de patients	-	202nœuds correspondant au lieu d'intervention, intersection des routes principales, bases et hôpitaux	1 seul lieu d'intervention	Type de blessure (General/Spécialisé) Code couleur (rouge/jaune/vert)	Adultes/ Enfants Gravité des blessures évaluées par les valeurs de la fréquence respiratoire, du pouls et de la réponse motrice

Une priorité est un code spécifique affecté à chaque appel en fonction de l'état du patient. Des exemples d'échelles de priorités et de facteurs utilisés pour définir ces échelles sont présentés dans les colonnes « Echelle de priorité » et « Facteurs de classification » du **Tableau 3**. Le tableau indique que les priorités sont souvent utilisées pour distinguer les urgences absolues des appels moins urgents. L'objectif premier d'une telle classification est d'établir une hiérarchie de réponses aux appels simultanés ou en attente pour l'affectation d'une équipe. En outre, d'un point de vue modélisation, certains auteurs ont utilisé le critère de priorités pour estimer les temps de transport puisque les équipes peuvent être autorisées à se déplacer à différentes vitesses en fonction de la gravité de l'appel (exemple : possibilité de ne pas respecter les limitations de vitesse et la signalisation pour les appels les plus urgents, par opposition aux vitesses standard autrement). La pertinence et le temps requis pour effectuer certaines activités peuvent également dépendre des priorités. Par exemple, certains auteurs prennent en compte les priorités d'appels dans l'ajustement de distributions de probabilité aux temps de traitement des appels (**Repede and Bernardo, 1994**), aux temps de soins sur place (**Lubicz and Mielczarek, 1987**), aux temps de transmission médicale à l'équipe de l'hôpital de destination (**Ingolfsson et al., 2003**), et à la nécessité de transport à l'hôpital (**Lubicz and Mielczarek, 1987**). De manière similaire aux données d'entrée, les indicateurs évalués par la simulation peuvent également être analysés en fonction des priorités d'appels, comme par exemple le temps de réponse pour les urgences absolues (**Henderson and Mason, 2005**).

Finalement, il est intéressant de mentionner la récente utilisation dans la littérature de la *trace-driven simulation*. Elle consiste à directement réutiliser les données réelles des appels enregistrées dans une base de données du service médical d'urgence afin de générer des appels dans le modèle de simulation (**Aringhieri et al., 2007; Henderson and Mason, 2005; Lee et al., 2012**). Cette approche nécessite un volume de données historiques important qui soit représentatif de différentes conditions spatiales et temporelles. D'autre part, elle permet une modélisation précise du système SAMU qui permet de saisir la structure de corrélation complexe entre la localisation, le temps d'occurrence et la priorité des appels.

2.2.2. Règle de dispatching

Le problème de dispatching dans les services médicaux d'urgence fait référence à l'affectation de l'équipe la plus appropriée à un appel entrant, étant donnée la localisation géographique de toutes les équipes disponibles. L'objectif est typiquement de minimiser la distance totale parcourue ou le temps total de transport pour toutes les interventions. Le **Tableau 4** résume les différentes règles

de dispatching proposées dans la littérature. Une grande partie de la littérature utilise une règle appelée « *l'équipe disponible la plus proche* » qui consiste à envoyer sur le lieu d'intervention l'équipe libre ayant le temps de transport estimé le plus court. Il existe différentes variantes de cette règle. La règle « *équipe disponible la plus proche avec préemption* » prend en compte la possibilité de réaffecter une équipe en intervention de faible priorité à un appel plus prioritaire. « *La base la plus proche* » consiste à affecter les appels à la base la plus proche disposant d'une équipe disponible. Si toutes les équipes sont occupées, l'appel est placé en attente dans la file de la base la plus proche. « *L'équipe avec le temps de réponse le moins élevé* » affecte l'équipe ayant le durée entre le temps d'arrivée de l'appel et le temps estimé d'arrivée au lieu d'intervention le plus court parmi toutes les équipes, y compris celles se trouvant en intervention au moment de la réception de l'appel. Finalement, (Aringhieri et al., 2007) utilise l'équipe disponible la plus proche conditionnée par les priorités d'appels de sorte que les appels les plus urgents soient immédiatement affectés à l'équipe la plus proche tandis que les appels peu urgents sont mis en attente jusqu'à ce que le nombre d'équipes libres dépasse un certain seuil.

Tableau 4: Les règles de dispatching utilisées dans les modèles de simulation appliqués aux services médicaux d'urgence

Références	Règles de dispatching				
	L'équipe disponible la plus proche	L'équipe disponible la plus proche avec préemption	La base la plus proche	L'équipe avec le temps de réponse le moins élevé	La réponse régionalisée
(Savas, 1969)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fitzsimmons, 1971)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Swoveland et al., 1973)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Berlin and Liebman, 1974)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Uyeno and Seeberg, 1984)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Fujiwara et al., 1987)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Lubicz and Mielczarek, 1987)	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Iskander, 1989)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Trudeau et al., 1989)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Goldberg et al., 1990a)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Wears and Winton, 1993)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Repede and Bernardo, 1994)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Su and Shih, 2002)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Su and Shih, 2003)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Ingolfsson et al., 2003)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Gunes and Szechtman, 2005)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
(Henderson and Mason, 2005)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Aringhieri et al., 2007)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Maxwell et al., 2009)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Inakawa et al., 2010)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Silva and Pinto, 2010)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Aboueljineane et al., 2012)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(Lee et al., 2012)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
(van Buuren et al., 2012)	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Une autre règle de dispatching utilisée dans la littérature est appelée « *La réponse régionalisée* ». Elle consiste à affecter chaque équipe ou base à une zone spécifique. Si l'équipe affectée est occupée ou si toutes les équipes de la base affectée sont indisponibles, l'équipe

disponible/base la plus proche doit assumer la mission. Le principal avantage de cette règle est de réduire les temps de transport en raison de la zone géographique limitée que l'équipe doit traverser pour répondre à un appel, ainsi que d'améliorer la familiarité des ambulanciers avec le réseau routier de la région affectée.

Il est certainement possible de développer des algorithmes plus sophistiqués pour traiter le problème de dispatching sur la base de critères tels que le niveau de préparation (c'est-à-dire la capacité de répondre aux appels présents et futurs) ou le nombre de relocalisations dynamiques nécessaires à la suite d'une décision de dispatching pour couvrir le territoire avec les équipes qui restent disponibles (**Andersson and Värbrand, 2007; Gendreau et al., 2001**). Néanmoins, des règles simples comme celles décrites ci-dessus sont plus largement utilisées dans la pratique car elles sont plus faciles à mettre en œuvre avec un potentiel d'erreurs plus réduit.

2.2.3. Modèles des temps de transport

Afin de pouvoir évaluer de nouveaux schémas de déploiement/redéploiement ou de nouvelles règles de dispatching, les modèles de simulation appliqués aux services médicaux d'urgence requièrent des estimations précises des temps de transport sur tout le réseau routier du territoire desservi, faute de données historiques relatives aux tronçons inexplorés jusqu'à présent. Selon (**Henderson and Mason, 2005**), une attention particulière a été accordée à la modélisation des temps de transport dans la littérature dans la mesure où les résultats de la simulation sont très sensibles à la manière dont cette modélisation parvient à capturer le rapport réel entre temps de transport et distance. Par ailleurs, outre la distance parcourue, les temps de transport dépendent de plusieurs facteurs comme les conditions de circulation (heures de pointe, jours de semaine/weekend, journées/soirées, etc.), les conditions climatiques, les priorités d'appels, les accidents de circulation, la qualité des routes ou la difficulté à retrouver un lieu d'intervention exacte (**Fujiwara et al., 1987; Harewood, 2002; Henderson and Mason, 2005; Zaki et al., 1997**).

Dans la littérature existante, plusieurs modèles de temps de transport ont été proposés. (**Fitzsimmons, 1971**) calcule les temps de transport en supposant que la vitesse des véhicules est déterministe et en estimant la distance parcourue entre deux points comme étant la somme des déplacements rectangulaires, sur la base de l'agencement orthogonal des rues de la zone urbaine de Los Angeles. De manière similaire, (**Lubicz and Mielczarek, 1987**) calculent les temps de transport interzones sur la base d'une vitesse déterministe mais en utilisant une approche plus sophistiquée pour le calcul de la matrice des distances entre les zones en appliquant l'algorithme

du plus court chemin de Floyd au réseau routier. L'utilisation dynamique de l'algorithme du plus court chemin a été introduite par **(Henderson and Mason, 2005)**. Ainsi, en utilisant les données détaillées du réseau routier et du volume de circulation dans la région d'Auckland (Nouvelle-Zélande), les auteurs obtiennent les temps de transport pour chaque route et période de temps (matin/midi/soir), ce qui leur permet de pré-calculer le plus court chemin entre chaque nœud origine et destination à chaque période. Ils proposent également un facteur multiplicatif, ajusté aux données historiques, qui permet de réduire les temps de parcours pour les appels les moins urgents. **(Goldberg et al., 1990a)** proposent une approche différente, basée sur la régression linéaire, qui permet d'estimer la moyenne et l'écart type des temps de transport entre bases et zones en distinguant quatre types de routes (autoroutes, nationales, départementales, voies communales).

Les approches citées ci-dessus requièrent une grande quantité de données relatives à la représentation du réseau routier et l'estimation des temps de transport pour chaque section de route. De ce fait, **(Aringhieri et al., 2007; Fujiwara et al., 1987; Silva and Pinto, 2010)** utilisent une méthode plus simple qui consiste à calculer les distances entre deux points en multipliant la distance euclidienne par un facteur correctif obtenu par régression linéaire appliquée aux données historiques. **(Aringhieri et al., 2007; Silva and Pinto, 2010)** utilisent ensuite des vitesses déterministes pour calculer les temps de transport, tandis que **(Fujiwara et al., 1987)** les estime comme une fonction de la distance parcourue D de sorte que pour les courts trajets (inférieurs à une distance de tolérance d), le temps de transport est proportionnel à la racine carrée de D , contrairement aux longs trajets (supérieurs à d) où le temps de transport est proportionnel à D . **(Ingolfsson et al., 2003)** proposent un modèle similaire qui relie les distances aux temps de transport pour courts et longs trajets, tout en utilisant un algorithme du plus court chemin pour pré-calculer les distances entre chaque origine et destination possibles.

2.2.4. Durées de traitement

Dans la littérature, très peu d'articles traitent de la génération de procédures d'estimation pour obtenir des distributions fiables des durées de traitement (temps de déclenchement, temps de préparation, temps de soins sur place, temps d'acte diagnostique ou thérapeutique et temps de transmission médicale). Ceci peut s'expliquer par la quantité de données importantes nécessaires pour réaliser ce type d'études. Ainsi, si aucune information sur les durées de service n'est disponible, les auteurs utilisent généralement des approximations déterministes. **(Fitzsimmons, 1971)** et **(Su and Shih, 2002)** considèrent un temps de déclenchement déterministe (égal à zéro)

car il est suffisamment court pour être négligé (de l'ordre de quelques secondes). (**Maxwell et al., 2009**) considèrent un temps de préparation déterministe qui dépend de la localisation initiale de l'équipe (c'est-à-dire dans une base ou sur route). (**Ingolfsson et al., 2003**) considèrent des temps de soins sur place déterministes qui dépendent du lieu d'intervention et de la nécessité ou non de transport à l'hôpital de destination, et des temps de transmission médicale déterministes qui dépendent de l'établissement de soins et de la priorité d'appel. (**Silva and Pinto, 2010**) utilisent un temps moyen entre les remplacements de matériel déterministe par type de véhicule pour estimer les temps d'arrêts programmés.

Dans le cas où une quantité raisonnable de données relatives aux durées de service est disponible, la modélisation des temps de traitement peut être réalisée en utilisant deux approches de simulation : *self-driven* ou *trace-driven*. Les modèles *self-driven* utilisent des distributions de probabilité standards ajustées aux données réelles du système comme valeurs d'entrée du modèle. Par exemple, (**Repede and Bernardo, 1994**) utilisent le logiciel d'ajustement des courbes Unifit pour déterminer les distributions les plus appropriées pour les temps de déclenchement et de soins sur place en fonction des priorités d'appels. (**Su and Shih, 2002**) utilisent le logiciel BestFit (Palisades Corp, Newfield, NY) afin de sélectionner la meilleure distribution ajustée au temps de préparation, en utilisant les données des pompiers de Taipei. (**Lubicz and Mielczarek, 1987**) ajustent la distribution des temps de soins sur place en fonction du jour de la semaine. La deuxième approche de simulation *trace-driven* utilise les données réelles ordonnées des temps de traitement telles qu'elles figurent dans la base de données du service médical d'urgence. Ce type d'entrées déterministes permet de reproduire les mêmes effets d'interférence entre des événements séquentiels que celles observées dans le système réel et de réduire les aléas dans les résultats de simulation, ce qui facilite la validation du modèle et permet une comparaison plus équitable de différents scénarios (**Aringhieri et al., 2007; Henderson and Mason, 2005**).

Si seules des informations partielles relatives à certaines durées de service sont disponibles, les temps de traitement associés peuvent être modélisés sous une forme agrégée. Ainsi, (**Goldberg et al., 1990a**) utilisent une distribution empirique pour modéliser la durée de service totale dans le service d'urgence de Tucson, qui inclut le temps de soins sur place, le temps de transport à l'hôpital et le temps de transmission médicale. (**Fujiwara et al., 1987**) incluent les temps de soins sur place et de transmission médicale dans les temps de transport au lieu d'intervention et à l'hôpital respectivement. Cette agrégation réduit les capacités des modèles de simulation à tester un certain nombre de scénarios tels que le changement des protocoles de soins sur place ou de transmission médicale.

2.2.5. Choix des hôpitaux de destination

Une fois la stabilisation du patient sur le lieu d'intervention achevée et le besoin de soins intra-hospitaliers pour le patient confirmé, un établissement de soins doit être sélectionné. Une règle largement répandue dans la littérature consiste à choisir l'hôpital de destination le plus proche du lieu d'intervention (**Aringhieri et al., 2007; Fitzsimmons, 1971; Fujiwara et al., 1987; Lee et al., 2012; Su and Shih, 2002; Swoveland et al., 1973; van Buuren et al., 2012**). Néanmoins, (**Ingolfsson et al., 2003**) soulignent que la proximité pourrait ne pas être le seul facteur à prendre en compte puisque dans le service d'urgence d'Edmonton, 50% des patients ne sont pas transportés à l'hôpital le plus proche. (**Savas, 1969**) décrit d'autres facteurs qui pourraient être considérés comme la disponibilité de lits d'hôpitaux, la disponibilité de compétences ou d'installations adéquates (spécialistes, équipement particulier, etc.), ou le choix du patient en fonction de ses ressources économiques. C'est pour cette raison que certains auteurs optent pour l'utilisation de distributions empiriques pour sélectionner la zone de l'hôpital de destination (**Ingolfsson et al., 2003; Repede and Bernardo, 1994**). (**Henderson and Mason, 2005**) utilisent les données historiques des affectations appels-hôpitaux dans le cadre d'une simulation *trace-driven*. Finalement, (**Silva and Pinto, 2010**) suggèrent un programme prédéterminé pour l'affectation d'un appel à un hôpital de destination en fonction de la nature médicale de l'appel.

Outre ce contexte d'opérations journalières des services médicaux d'urgence, le problème de sélection d'hôpital de destination est particulièrement critique dans des situations de catastrophes impliquant un grand nombre de blessés à différents niveaux de gravité comme les attentats, les crashes d'avions ou les catastrophes naturelles. Dans de telles situations exceptionnelles, la décision de sélection d'hôpitaux de destination consiste à déterminer la meilleure séquence pour l'affectation des victimes à des établissements de soins adéquats parmi un ensemble d'établissements potentiels. Cette sélection prend en compte différents critères tels que la distance du lieu de la catastrophe à l'hôpital ou la taille de file d'attente dans les hôpitaux (**Wang et al., 2012**).

2.3. Techniques de vérification et de validation

L'étape de vérification consiste à évaluer l'exactitude de l'implémentation informatisée du modèle de simulation. Quant à la validation, elle implique que la construction même du modèle, en termes de théories et d'hypothèses, est suffisamment précise pour l'application ou l'objectif pour lequel il a été conçu. Nous rappelons que le développement d'un modèle de simulation consiste, à partir d'un système réel constitué d'idées, de situations, de politiques et de phénomènes à créer un

modèle conceptuel qui en est la représentation mathématique /logique. Ce modèle conceptuel, implémenté sur ordinateur, devient un *modèle informatisé*. A partir de ces définitions, (**Sargent, 2011**) définit plusieurs types de vérifications et validations:

- La validation du modèle conceptuel : Elle détermine si les théories et les hypothèses sous-jacentes à ce modèle (linéarité, indépendance des données, lois d'arrivées,...) sont correctes grâce à des analyses mathématiques et des méthodes statistiques (ajustement des distributions aux données, estimation des valeurs des paramètres, traçage des données pour en déterminer la stationnarité,...). Elle assure aussi que la représentation du système réel et de la structure, la logique, les relations mathématiques et causales du modèle est raisonnable. Cette deuxième validation est généralement effectuée en présentant le diagramme de fonctionnement du modèle aux experts du problème ou en effectuant une trace pour le suivi des entités dans chaque sous modèle et dans le modèle de simulation en entier afin de déterminer si sa logique est correcte et si la précision nécessaire est obtenue.
- La vérification du modèle informatisé : qui assure que le programme informatique et son implémentation traduisent correctement le modèle. A noter que l'utilisation d'un langage de simulation spécifique plutôt qu'un langage de programmation générique (FORTRAN, C, C++,...) minimise généralement le risque d'erreurs, nécessite moins de temps et permet plus de flexibilité.
- La validation des données : assure que les données nécessaires pour la construction et l'évaluation du modèle sont adéquates et correctes. Pour cela, de bonnes procédures de collecte et de maintenance des données doivent être utilisées (sous forme de base de données par exemple). Ensuite les données collectées doivent être testées en utilisant des techniques telles que l'exécution pour un modèle stochastique de plusieurs répliques afin de s'assurer que la variabilité n'est pas excessive (remise en question des données), ou encore l'affichage des données pour déterminer les valeurs aberrantes et en vérifier la cohérence.
- La validation opérationnelle : détermine si le comportement des outputs du modèle a une précision suffisante pour l'usage et dans le domaine d'application pour lesquels il est prévu. Ce type de validation est généralement réalisé en comparant les résultats du modèle à l'historique du système étudié ou d'autres systèmes préalablement validés, en utilisant soit une approche subjective par un affichage graphique (animation, histogrammes, boîtes à moustache, etc.), ou une approche objective en réalisant des tests et des procédures statistiques (intervalles de confiance, tests d'hypothèse). Dans le cas d'un système (modèle

de simulation) stochastique, il est préférable de procéder à une validation par approche objective. Ce n'est cependant pas toujours possible car : (1) les hypothèses nécessaires pour effectuer les tests statistiques (ex : l'indépendance, la normalité,...) ne sont pas (ou difficilement) satisfaites, (2) les données disponibles du système sont insuffisantes. Les méthodes de validation graphique restent donc les plus largement utilisées (**Sargent, 2011**).

Pour atteindre ces objectifs de vérification et validation, plusieurs techniques ont été détaillées dans la littérature (**Carson, 2002; Champagne and Hill, 2005; Kleijnen, 1995; Sargent, 2011**). En particulier, les techniques suivantes ont été utilisées dans les modèles de simulation appliqués aux services médicaux d'urgence :

- *Animation* : cette technique a été utilisée par (**Henderson and Mason, 2005**) afin de visualiser graphiquement les mouvements des appels à travers le réseau routier. Diverses couleurs ont été utilisées afin de représenter les différentes priorités d'appels et les différents statuts des équipes, dans l'objectif de vérifier si les règles de dispatching, les itinéraires sélectionnés et le processus de soins sont conformes à ce qui a été prévu, ainsi que de promouvoir la crédibilité du modèle.
- *Validité apparente* : évoquée dans (**Silva and Pinto, 2010; Su and Shih, 2002**), cette technique consiste à faire évaluer la conception du modèle et le comportement de ses résultats par des spécialistes et des gestionnaires du système réel étudié.
- *Traces* : cette technique est utilisée dans (**Ingolfsson et al., 2003**) afin de suivre le mouvement des équipes et l'occurrence de chaque événement dans le modèle (arrivée des appels, affectation d'équipe, temps de transport, sélection d'hôpital de destination, etc.) afin de valider l'exactitude de la logique du modèle.
- *Comparaison à d'autres modèles* : cette technique fait référence à la validation opérationnelle des résultats de la simulation en utilisant des résultats connus de modèles analytiques. Par exemple, (**Fitzsimmons, 1971**) vérifie la cohérence du modèle de simulation en utilisant un « test d'ajustement Khi-Deux » afin de comparer statistiquement les résultats de la simulation à des modèles de files d'attente M/G/1 et M/G/∞ pour lesquels les résultats analytiques sont disponibles.
- *Analyse de sensibilité* : cette technique consiste à changer les valeurs des paramètres d'entrée de la simulation (exemple : taux d'arrivée) afin de vérifier que les résultats du modèle ont un comportement cohérent (**Uyeno and Seeberg, 1984**).

- *Implémentation modulaire* : cette technique est utilisée afin de vérifier le modèle informatisé dans (Silva and Pinto, 2010; Uyeno and Seeberg, 1984). Elle consiste à implémenter puis exécuter chaque partie du modèle séparément afin de tester la cohérence des résultats avec le comportement attendu de cette partie.
- *Validation historique des données* : cette technique fait référence à la validation opérationnelle des résultats de la simulation en utilisant les données empiriques du système réel. Différentes mesures de performance sont d'abord sélectionnées puis comparées aux mesures correspondantes obtenues par le modèle de simulation. (Lubicz and Mielczarek, 1987) réalisent une validation historique en appliquant le test Khi-Deux afin de vérifier la compatibilité des temps de réponse réels avec les résultats de la simulation. Les résultats du test montrent que la différence entre les distributions réelle et simulée n'est pas significative au niveau de 5%. (Repede and Bernardo, 1994) utilisent des tests de conformité pour la comparaison de moyennes de trois mesures de performance observées (couverture, temps de réponse et temps de service) dans le système d'urgence de Louisville, et des performances simulées correspondantes. Finalement, (Ingolfsson et al., 2003) et (Aboueljinane et al., 2012) réalisent des comparaisons graphiques entre les statistiques de temps de réponse dans les systèmes d'urgence d'Edmonton (Canada) et Val-de-Marne (France), et les distributions de temps de réponse correspondantes obtenues par les modèles de simulation développés.

3. Modèle de simulation développé pour le SAMU 94

Dans cette section, nous présentons la méthodologie de construction du modèle de SED du SAMU 94 en décrivant les étapes de collecte des données d'entrée du modèle, de conception et d'implémentation sur le logiciel ARENA, ainsi que l'étape de vérification et de validation.

3.1. Collecte et analyse des données

Les données collectées pour alimenter le modèle de simulation sont issues du système d'information du SAMU 94 et correspondent à 15 mois d'opérations (du 1er octobre 2010 au 31 décembre 2011). Nous disposons des données d'appels sur cette période d'étude, ventilées par heure de la journée, jour de la semaine et type d'appel, c'est-à-dire, appel sans mobilisation d'une équipe SMUR, interventions primaires et interventions secondaires. Nous disposons également de données relatives aux interventions sous forme d'une base de données appelées base de régulation, et qui intègre, pour chaque intervention, les données suivantes :

(1) La date et l'heure de l'arrivée de l'appel ;

- (2) L'origine de l'appel ;
- (3) Le type d'intervention (primaire/secondaire) ;
- (4) Le premier effecteur (SMUR ou PS) pour les interventions primaires ;
- (5) Les priorités affectées à l'appel suivant son degré de gravité établie par le régulateur lors de l'entretien téléphonique et après l'évaluation de l'équipe SMUR sur le lieu d'intervention ;
- (6) Le véhicule affecté à l'intervention ;
- (7) L'hôpital de destination ;
- (8) Les horaires des différentes étapes du processus de soins: la notification de l'équipe, le départ de la base, l'arrivée sur le lieu d'intervention, le départ des lieux, l'arrivée au service d'acte diagnostique ou thérapeutique, le départ de ce service, l'arrivée à l'hôpital de destination et le départ de l'hôpital.

Un premier travail a été fait sur cette base de données, en collaboration avec les médecins du SAMU 94, pour en éliminer les enregistrements (appels) avec des données manquantes ou aberrantes dues à des erreurs de saisie par exemple. Suite à ce traitement, 2.1% des enregistrements de la base ont été éliminés, obtenant ainsi une base de données de 9836 appels. Ces données vérifiées ont été utilisées pour obtenir les paramètres et distributions des données d'entrée suivantes : fréquence d'arrivée et caractéristiques des appels, nombre et horaires des ressources, temps de traitement et temps de transport.

3.1.1. Fréquence d'arrivée et caractéristiques des appels

Afin d'ajuster la distribution de la fréquence des appels en fonction de leur type, nous avons choisi de procéder par tranches horaires homogènes pour chaque jour de semaine. Pour cela, nous avons utilisé le module « Input Analyzer » du logiciel de simulation ARENA spécialement conçu pour ajuster les distributions théoriques aux données observées en estimant leurs paramètres et en mesurant la qualité de leur ajustement par le test d'ajustement khi-deux qui teste l'hypothèse suivante :

- $H_0 = \{ \text{la distribution observée n'est pas significativement différente de la distribution théorique} \}$
- Contre $H_1 = \{ \text{la distribution observée est significativement différente de la distribution théorique} \}$

L'acceptation ou le rejet de l'hypothèse H_0 dépend de la probabilité critique du test, appelée p-value, qui représente son erreur de type 1 c'est-à-dire la probabilité de rejeter H_0 alors

que H_0 est vraie. C'est une valeur comprise entre 0 et 1. Plus elle est élevée, moins il y a de preuves pour rejeter l'ajustement des données à la loi. La règle de décision est donc la suivante :

- Si $p\text{-value} \geq 0,05$ l'hypothèse H_0 est acceptée car le risque d'erreur de rejeter H_0 alors qu'elle est vraie est trop important
- Si $p\text{-value} < 0.05$ l'hypothèse H_0 est rejetée car le risque d'erreur de rejeter H_0 alors qu'elle est vraie est trop faible

Les résultats de ce test montrent que la meilleure distribution d'arrivée des appels sans mobilisation d'une équipe SMUR correspond à un processus de Poisson non-homogène dont le taux d'arrivée est fonction du temps. La **Figure 10** montre l'exemple du rapport d'ajustement de la distribution du nombre d'appels pour la tranche horaire des lundis de 0h-1h. Le **Tableau 5** récapitule les taux d'arrivée de la loi de Poisson par tranche horaire et jour de semaine. Le découpage des tranches horaires est basé sur le nombre moyen d'appels reçus par heure sur toute la période d'étude. Les tranches représentées en vert, jaune et rouge correspondent à un nombre moyen d'appels reçus qui appartient respectivement aux intervalles $[4.8, 10.9]$, $] 10.9, 17.1]$ et $] 17.1, 23,2]$.

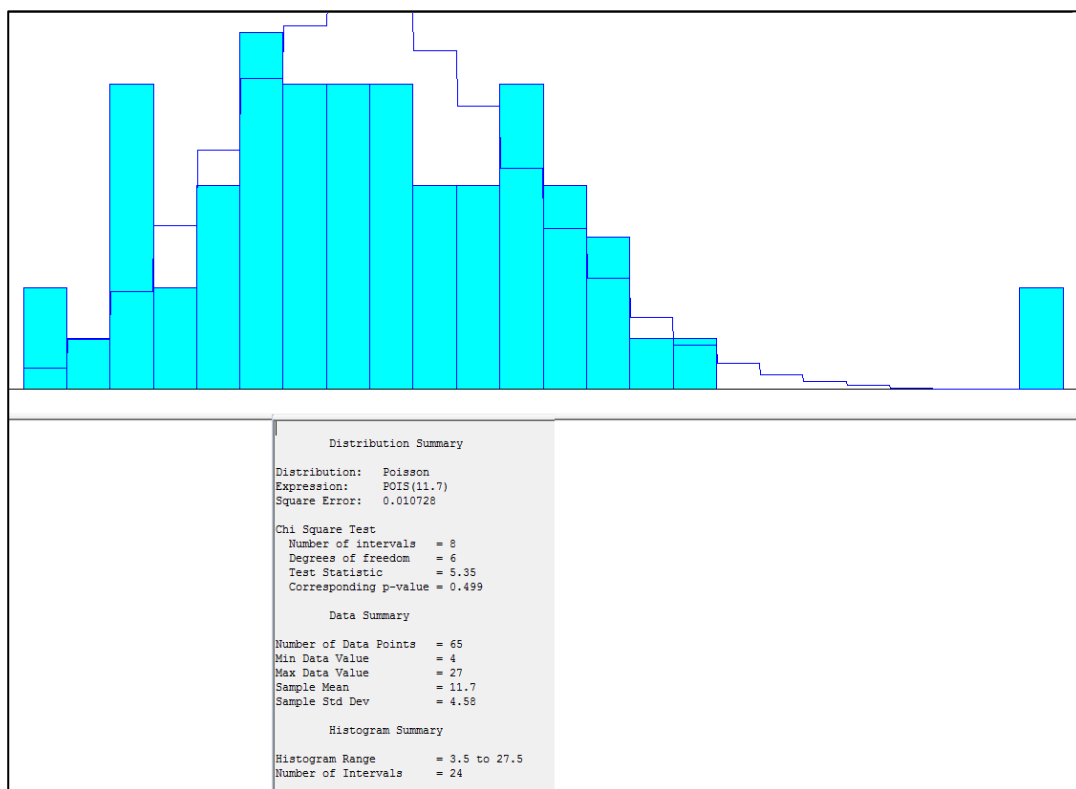


Figure 10: Rapport d'ajustement de la distribution du nombre d'appels pour la tranche horaire lundi 0h-1h (Input Analyzer)

Tableau 5: Taux d'arrivée de la loi de Poisson représentant la fréquence des appels sans mobilisation de moyen SMUR par tranche horaire (données 1/10/2010 au 31/12/2011)

Tranche horaire	0h-1h	1h-2h	2h-3h	3h-4h	4h-5h	5h-6h	6h-7h	7h-8h	8h-9h	9h-10h	10h-11h	11h-12h	12h-13h	13h-14h	14h-15h	15h-16h	16h-17h	17h-18h	18h-19h	19h-20h	20h-21h	21h-22h	22h-23h	23h-0h
Lun	11.7	7.67						13.5											19.1	13.6				
Mar	13.6	6.55						11.7											10.5	13.7	19	13.7		
Mer	13.7	6.61						11.5											10.5	13.3	19.1	15.7		
Jeu	7.28						12.3											19.2	15.2					
Ven	7.24						12.3											18.6	14					
Sam	14	7.38						13.9	20.3											13.4				
Dim	13.4	8.61						16.3	20.7											15				

Quant aux fréquences d'appels pour les interventions primaires et secondaires, le test khi-deux montre des p-values très faibles. Ainsi, nous avons opté pour la génération des appels primaires et secondaires en utilisant un calendrier d'arrivée (*arrival schedule*) disponible sur ARENA qui utilise le nombre d'appels empirique par heure et par jour. En effet, comme souligné par (Kelton et al., 2008), les distributions empiriques permettent une meilleure représentation des caractéristiques des données d'entrée dans le cas de faibles p-values.

Une fois les appels de tous types générés, des distributions empiriques sont également utilisées pour spécifier les attributs d'appels suivants :

- Le premier effecteur (SMUR ou PS) dans le cas des interventions primaires. Le pourcentage d'appels avec envoi SMUR en première intention s'élève à 81.7% ;
- Les priorités de chaque type d'intervention établies par le régulateur au téléphone puis par l'équipe SMUR une fois sur le lieu d'intervention en fonction de l'échelle décrite dans le **Tableau 6**. Ces priorités ont été utilisées dans le modèle SED afin d'établir une hiérarchie de réponse aux appels simultanés et aux appels en attente de l'affectation d'une équipe. Les distributions empiriques des priorités établies en régulation sont calculées en fonction du type et du premier effecteur de l'intervention (cf. **Tableau 7**). Quant aux distributions empiriques relatives aux priorités établies par le SMUR, elles sont calculées en fonction du type, du premier effecteur de l'intervention et de la priorité initiale préalablement établie en régulation (cf. **Tableau 8**) ;

Tableau 6: Echelle de priorités établie par le SAMU 94

	Échelle	Interventions primaires	Intervention secondaire
Motif de départ établi en régulation	1	Engagement du pronostic vital immédiat	Indication à investigations urgentes au sein du service receveur
	2	Cas autres que priorité 1	Cas autres que priorités 1 et 3
	3		Secondaire non urgent
Évaluation par le SMUR	0	Patient non transporté	Patient non transporté
	1	Nécessité d'investigations intra-hospitalières urgentes	Indication à investigations urgentes au sein du service receveur
	2	Cas autres que priorités 0, 1 et 3	Cas autres que priorités 0, 1 et 3
	3	Absence de défaillance des fonctions vitales	Secondaire non urgent

Tableau 7: Répartition empirique des priorités établies en régulation en fonction des types d'interventions

Priorité établie en régulation	Primaire avec envoi SMUR en 1ere intention	Primaire avec envoi PS en 1ere intention	Secondaire
1	17.5%	5.0%	13.5%
2	82.5%	95.0%	84.3%
3			2.3%

Tableau 8: Répartition empirique des priorités établies par le SMUR en fonction des priorités initiales établies en régulation et des types d'interventions

Priorité établie par le SMUR	Priorité initiale établie en régulation	Primaire avec envoi SMUR en 1ere intention	Primaire avec envoi PS en 1ere intention	Secondaire
0	1	53.3%	57%	5.1%
1	1	27.1%	27%	88.9%
2	1	10.6%	11%	5.4%
3	1	9.0%	5%	0.6%
0	2	34%	35.9%	4.5%
1	2	7%	5.5%	3.9%
2	2	36%	32.7%	84.0%
3	2	22%	26.0%	7.6%
0	3			1.9%
1	3			0.0%
2	3			13.2%
3	3			84.9%

- La localisation de l'intervention (dans le Val-de-Marne ou hors du Val-de-Marne). La distribution empirique de cette localisation a été calculée en fonction du type, du premier effecteur de l'intervention et de la priorité établie en régulation (cf. **Tableau 9**).
- La localisation des appels dans le Val-de-Marne par priorité d'appel établie par le régulateur et par zone. Ces zones correspondent à la segmentation du Val-de-Marne en mailles de taille homogène appelées IRIS (cf. **Figure 11**). Ce sigle signifie « Ilots Regroupés pour l'Information Statistique » et constitue une partition du territoire des communes en " quartiers " dont la population est de l'ordre de 2000 habitants. Le Val-de-Marne compte 527 IRIS. Ce découpage représente un compromis entre un temps de calcul raisonnable et une modélisation géographique des appels suffisamment précise dans la mesure où la demande est agrégée sous forme de petites zones à l'intérieur desquelles les temps de transport ne varient pas de manière significative.

Tableau 9: Répartition empirique de la localisation des appels dans le Val-de-Marne ou hors du Val-de-Marne

Priorité établie en régulation	Localisation	Primaire avec envoi SMUR en 1ere intention	Primaire avec envoi PS en 1ere intention	Secondaire
1	Dans le Val-de-Marne	94.0%	92.6%	98.1%
	Hors du Val-de-Marne	6.0%	7.4%	1.9%
2	Dans le Val-de-Marne	90.2%	98.5%	96.6%
	Hors du Val-de-Marne	9.8%	1.5%	3.4%
3	Dans le Val-de-Marne			96.2%
	Hors du Val-de-Marne			3.8%

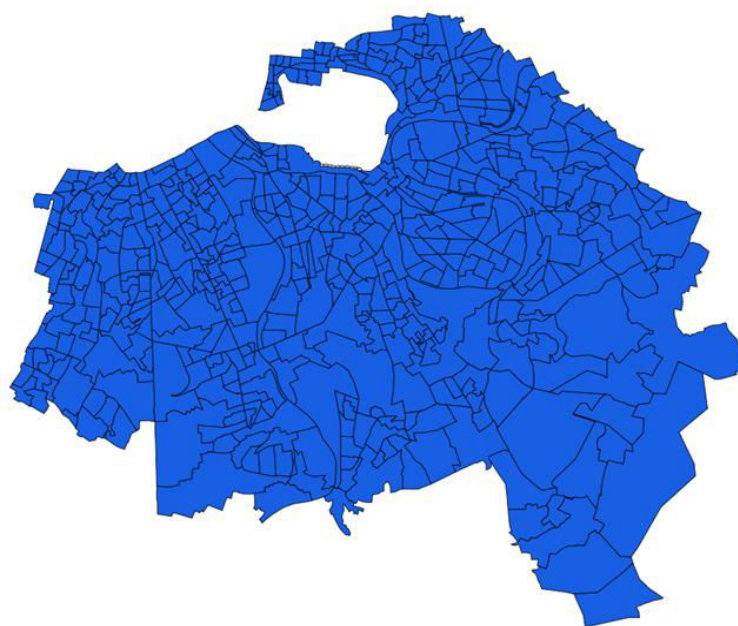


Figure 11: Découpage du territoire de Val-de-Marne en IRIS

3.1.2. Nombre et planning des ressources

Le **Tableau 10** résume le nombre actuel de ressources programmées par jour de semaine et heure de la journée. En semaine, le nombre d'équipes SMUR localisées au CHIV, de régulateurs PDS, d'UMH et de VL en service sont identiques pour toute heure de la journée, tandis que le nombre de PARM, de régulateurs SAMU, de rescues et d'équipes SMUR localisées à HM varient. La plupart des changements d'équipe ont lieu le matin (entre 7h et 10h30), l'après-midi (de 12h30 à 14h) ou le soir (entre 19h30 et 22h30). En week-end, la majorité des ressources programmées ont un nombre fixe à différents moments de la journée (régulateurs SAMU et PDS, équipes SMUR localisées à HM et au CHIV). Ces nombres de ressources sont déterminés sur la base des variations du nombre d'appels et d'interventions dans le temps, ainsi que certaines contraintes

Tableau 10: Ressources du SAMU 94

	Nombre de ressources en jours de semaine	Nombre de ressources en Week-end
PARM	4 (de 21h à 7h) 5 (de 7h à 14h) 6 (de 14h à 21h)	4 (de 21h à 7h) 5 (de 7h à 14h) 6 (de 14h à 21h)
Régulateurs PDS	2 (24h/24)	3 (24h/24)
Régulateurs SAMU	2 (de 12h30 à 8h) 1 (de 8h à 12h30)	2 (24h/24)
Rescue	1 (de 8h à 17h)	1 (de 8h à 17h)
Équipes SMUR à Henri Mondor	5 (de 12h30 à 19h30) 4 (de 10h30 à 12h30 et de (19h30 à 22h30) 3 (de 22h30 à 10h30)	3 (24h/24)
Équipes SMUR à Villeneuve-Saint-Georges	1 (24h/24)	1 (24h/24)
UMH	5	5
VL	2	2

socio-économiques comme la durée légale du temps de travail par semaine et l'équilibre de la charge de travail.

3.1.3. Temps de traitement

Grâce aux données vérifiées de la base de régulation, nous avons calculé les temps de traitement suivant pour les interventions primaires :

- Les temps de déclenchement : ces temps varient en fonction de deux paramètres : le premier effecteur de l'intervention et la priorité établie en régulation. Il varie de 4.7 et 6.8 min en moyenne pour les appels avec envoi SMUR en première intention de priorité 1 et 2 respectivement, à 30.1 et 38.1 min en moyenne pour les appels avec envoi PS en première intention de priorité 1 et 2 respectivement;
- Les temps de préparation pour les interventions dans le Val-de-Marne: ces temps varient en fonction de la priorité de l'appel établie par le régulateur de 3.3 à 3.9 min en moyenne pour les appels de priorité 1 et 2 respectivement ;
- Les temps de soins sur place pour les interventions dans le Val-de-Marne: ces temps varient en fonction de la priorité de l'appel établie par l'équipe SMUR une fois sur le lieu de l'intervention, allant de 45.9 min en moyenne pour les priorités 0 et 1, à 47.6 et 51.6 min pour les priorités 2 et 3 respectivement.
- Les temps ADT pour les interventions dans le Val-de-Marne: compte tenu de la faible occurrence des appels qui nécessitent un ADT dans la base de régulation (3% des interventions), la distribution des temps ADT a été estimée sans tenir compte des priorités d'appels (60.9 min en moyenne) ;
- Les temps de transmission médicale pour les interventions dans le Val-de-Marne: similaires aux temps de soins sur place, ces temps varient en fonction de la priorité d'appel établie par l'équipe SMUR une fois sur le lieu de l'intervention, avec une moyenne de 37.0, 30.5 et 21.3 min pour les priorités 1 à 3 respectivement ;
- Temps de transport au service ADT et à l'hôpital de destination pour les interventions dans le Val-de-Marne: Ces temps de transport ont été représentés par des distributions au vu de l'absence de données relatives à la localisation des services ADT d'un côté, et du fait que plus de 17% des hôpitaux de destination se situent hors du Val-de-Marne. Les distributions des temps de transport à l'hôpital (sans passage par le service ADT) sont ajustées en fonction de la priorité d'appel établie par l'équipe SMUR une fois sur le lieu de l'intervention, et représentent donc implicitement la corrélation entre le lieu d'intervention,

l'état du patient et le choix de l'hôpital de destination. Ils ont une moyenne de 14.7, 14.6 et 10.7 min pour les priorités 1 à 3 respectivement. De même que les temps ADT, les temps de transport lieu d'intervention-service ADT et service ADT-hôpital de destination ont été estimés sans tenir compte des priorités d'appels, avec des moyennes respectives de 14.2 et 13.2 min ;

- Les temps de service pour les interventions hors du Val-de-Marne : font référence aux intervalles de temps entre la notification de l'équipe affectée à l'intervention et le retour à la base en fin d'intervention. Ces temps de service ont été agrégés car ils incluent les temps de transport hors des frontières du Val-de-Marne dont l'estimation figure hors du périmètre de l'étude. Ils varient en fonction des priorités d'appels établies par le régulateur, allant de 98.2 à 103.6 min pour les priorités 1 et 2 respectivement.

Les interventions secondaires sont considérées comme des appels de faible priorité dont l'objectif est de fournir le service de transport aux patients sans contraintes de délai. Ainsi, les temps de traitement associés à ces interventions ont été représentés dans le modèle sous forme d'un temps de service agrégé de sorte à estimer correctement le taux d'utilisation des ressources. A noter cependant qu'en ce qui concerne les interventions qui se situent dans le Val-de-Marne, ce temps de service exclut les temps de préparation et de transport car ce dernier peut être altéré suite à un changement de localisation de bases par exemple, et ainsi affecter l'estimation correcte du taux d'utilisation des équipes pour certains scénarios.

Tous ces temps de traitement sont soumis au même traitement que la fréquence des appels en ajustant leur distribution en fonction du type d'intervention et des degrés de priorité grâce au module « Input Analyzer » d'ARENA. Comme pour la fréquence des interventions primaires et secondaires, le résultat du test Khi-Deux a été le rejet de l'ajustement des distributions aux lois théoriques disponibles sur le logiciel (Beta, Erlang, Exponentiel, Gamma, Johnson, Lognormal, Normal, Poisson, Triangulaire, Uniforme et Weibull) suite à une trop faible p-value. Nous avons donc encore une fois décidé d'opter pour des distributions empiriques afin de mieux représenter les caractéristiques des données d'entrée. La densité empirique de chaque temps de traitement est constituée de la proportion des observations prenant chaque valeur pouvant être retournée. Ainsi, pour une distribution ayant des valeurs triées par ordre croissant t_1, \dots, t_N , la fonction de répartition empirique est définie comme suit :

$$F(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N 1_{t \geq t_n} \quad \text{avec } 1_{t \geq t_n} \text{ est la fonction indicatrice qui vaut 1 lorsque son argument } (t \geq t_n) \text{ est vrai.}$$

La **Figure 12** montre l'exemple d'une fonction de répartition empirique pour le temps de préparation de l'intervention :

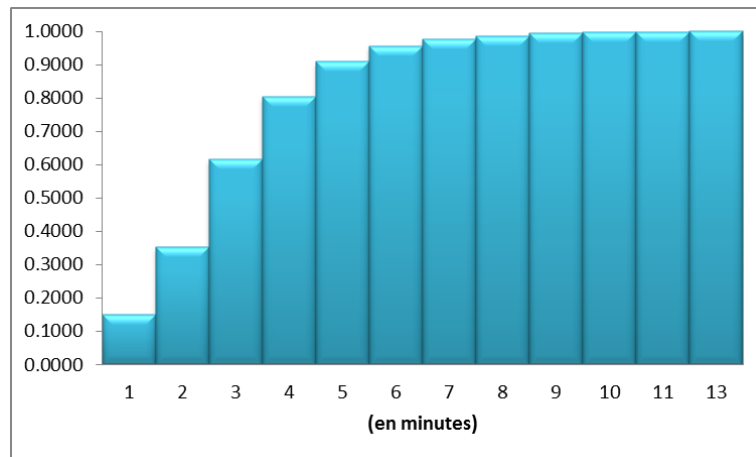


Figure 12: Fonction de répartition empirique des temps de préparation pour les interventions primaires de priorité 1 dans le Val-de-Marne

3.1.4. Temps de transport jusqu'au lieu d'intervention

Le temps de transport jusqu'au lieu d'intervention fait référence à la durée entre le mouvement initial d'une équipe SMUR localisée dans une base, le lieu de l'intervention précédente ou un hôpital, jusqu'à son arrivée sur le lieu de l'intervention. Contrairement à la fréquence, la localisation des appels et les temps de traitement, les distributions empiriques ne peuvent être utilisées pour des scénarios où les itinéraires empruntés sont différents de l'historique (exemple : changement du schéma de déploiement/redéploiement, changement de règle de dispatching). Afin d'estimer ces temps de transport, le partenaire IGN avec lequel nous avons collaboré dans le projet, utilise les données de la base de régulation ainsi que des données GPS (ensemble continu de points espacés de 10 secondes) qui ont été obtenues suite à l'équipement des véhicules SMUR par un système de géolocalisation qui permet de les situer en temps réel. Ainsi, la méthodologie proposée pour l'estimation des temps de transport est la suivante (cf. **Figure 13**) :

- (1) Croiser la base de régulation avec les données de traces GPS afin d'extraire des trajectoires « pertinentes », c'est-à-dire correspondant à des interventions effectives et non à des opérations de ravitaillement en essence, maintenance, etc. Ces trajectoires pertinentes représentent 70% des points GPS enregistrés.
- (2) Apparier et recalcr les trajectoires pertinentes sur le réseau routier effectif du département de Val-de-Marne (cf. **Figure 14**).
- (3) Affecter à chaque tronçon du réseau routier du département, suivant sa typologie (nationale, autoroute, départementale, voie communale), un temps de parcours estimé à partir des points

GPS en divisant la longueur de ce tronçon par la vitesse moyenne estimée pour chacune des six plages horaires qui reflètent différentes conditions de circulation en distinguant entre jours de semaine (6h-10h, 10h-15h, 15h-21h, 21h-6h) et week-ends (12h-21h, 21h-12h).

- (4) Calcul de l'itinéraire le plus rapide entre un point de départ et un point de destination en utilisant l'algorithme du plus court chemin de Dijkstra (**Dijkstra, 1959**) en considérant les temps de parcours de tronçons estimés lors de l'étape 3 comme poids des arcs.

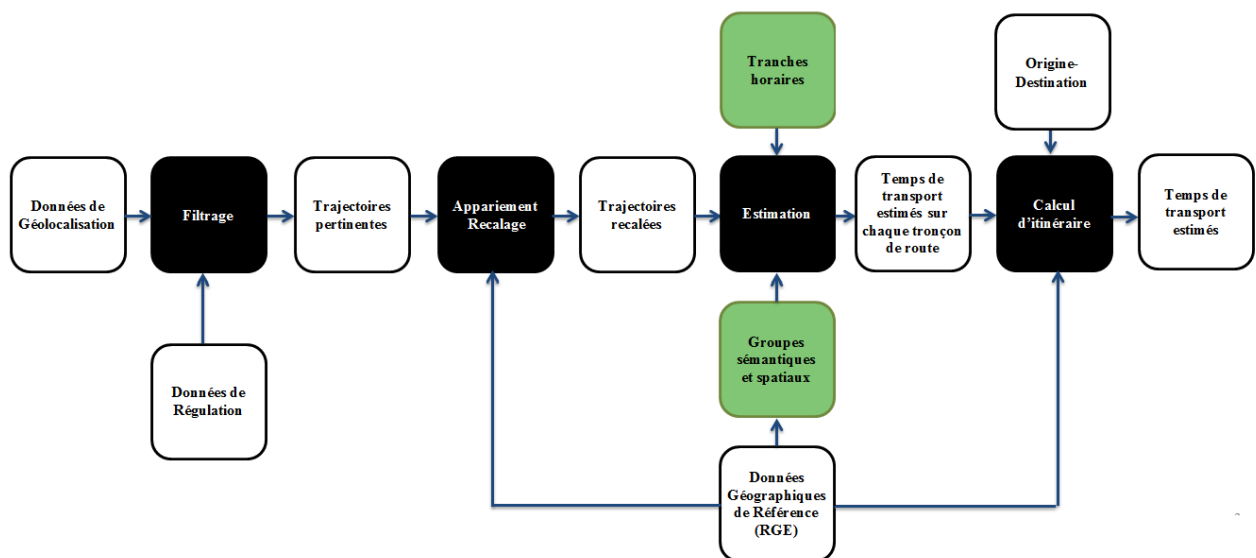


Figure 13: Méthodologie d'estimation des temps de parcours

Dans un premier temps, nous avons utilisé une interface logicielle pour utiliser ce module de calcul des temps de transport en temps réel dans le modèle de simulation à travers une API (Interface de programmation d'applications -*Applications Programming Interface*) qui utilise une fonction VBA intégrée dans le modèle de simulation pour :

- (1) Récupérer ses paramètres d'entrées (jour, heure, IRIS de départ et d'arrivée) ;
- (2) Se connecter à la base qui contient des données pré-calculées (temps de parcours des tronçons de routes par tranche horaire) ;
- (3) Sélectionner aléatoirement un point dans l'IRIS de départ et un point dans l'IRIS d'arrivée ;
- (4) Exécuter une requête de plus court chemin entre ces deux points. Le résultat obtenu est la somme de tous les temps de transport estimés sur les tronçons de route appartenant à ce chemin.

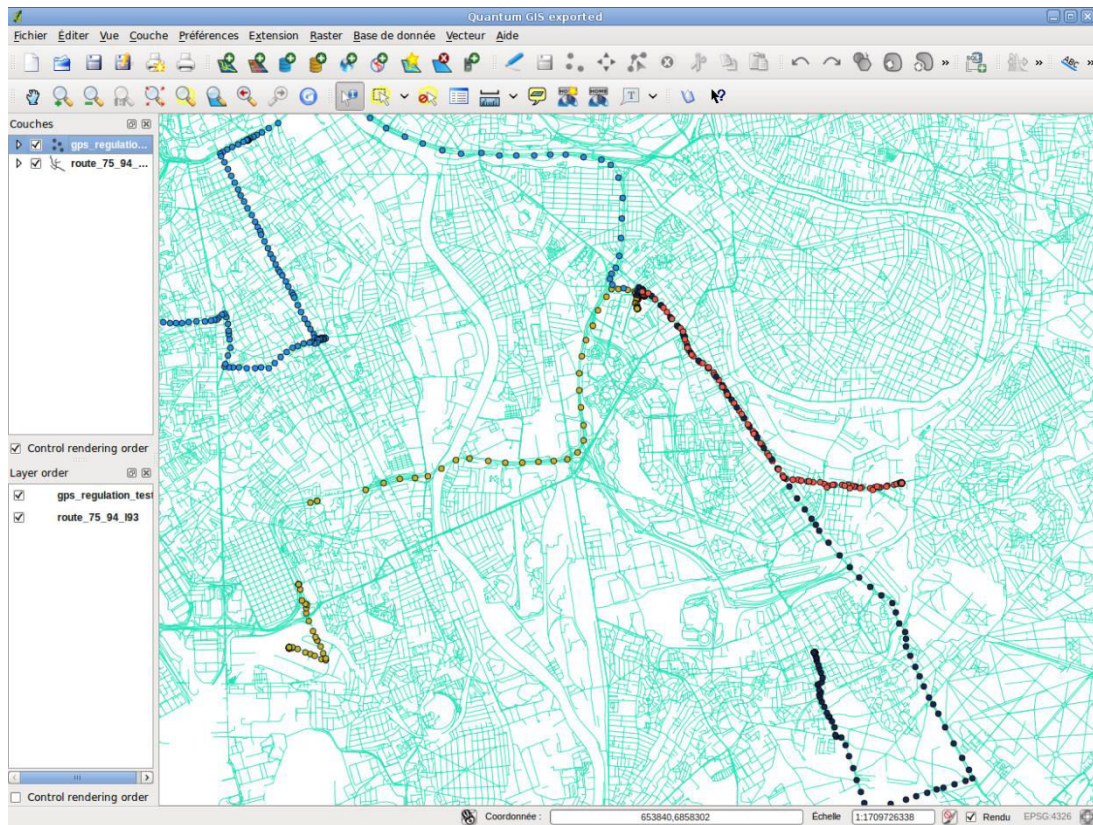


Figure 14: Appariement points GPS/Base de régulation

Ce module a été utilisé pour le calcul des temps de transport jusqu'au lieu d'intervention, mais aussi lors de la prise de décision de l'envoi de l'équipe par le régulateur afin de choisir l'équipe disponible la plus proche du lieu d'intervention suivant la règle de dispatching en vigueur. Cette méthodologie génère des temps de simulation très longs (près de 15 jours pour 20 réplifications du modèle) qui sont dus à une durée d'exécution de chaque requête (connexion BD, accès BD, calcul du plus court chemin) de 200 ms.

Afin d'obtenir des temps de simulation plus raisonnables, nous avons opté pour une deuxième approche qui consiste à pré-calculer une matrice origine-destination (527×527) pour chaque plage horaire. Chaque élément de matrice correspond à la moyenne d'un échantillon de 10 temps de transport générés par le module de calcul décrit ci-haut. Finalement, la gravité de certaines interventions peut nécessiter le non-respect de la limitation de vitesse et de la signalisation. Ainsi, les temps de transport pour les appels primaires de priorité 1 ont été pondérés par un facteur de régression simple calculé sur Microsoft Excel et estimé à 0.962 afin de les diminuer en comparaison avec les temps de transport standard.

3.2. Conception et implémentation du modèle

Comme définies dans l'étape 3 de la méthodologie générale de construction d'un modèle de simulation (cf. **Section 2.1**), la conception et l'implémentation du modèle passent par trois phases principales: la construction du modèle conceptuel, le choix d'un logiciel adéquat et l'implémentation du modèle informatisé. Pour la première phase, nous avons tenté de traduire le plus fidèlement possible le fonctionnement réel du SAMU 94 en un modèle conceptuel. Toutefois, nous avons eu recours à un certains nombres d'hypothèses théoriques qui résultent principalement d'un manque de données. Ces hypothèses sont comme suit:

- L'effet saisonnier ou mensuel de l'arrivée des appels sans mobilisation d'une équipe SMUR n'a pas été inclus dans le modèle ;
- Certaines tâches administratives qui sont exécutées par les PARM hors du temps de traitement des appels ne sont pas prises en compte dans le modèle ;
- Les durées de traitement PARM lorsque l'appel n'est pas une demande médicale ont été estimées à 30s ;
- Les durées de traitement PARM et régulateur lorsque l'appel est une demande médicale sans mobilisation d'une équipe SMUR sont estimées respectivement par une loi exponentielle de moyenne 2 min et une loi uniforme de paramètres [1 min, 4 min] ;
- Les équipes SMUR sont affectées prioritairement aux appels primaires de priorité 1, puis indifféremment aux appels primaires de priorité 2 ou secondaire de priorité 1 et finalement aux secondaires de priorité 2 et 3 ;
- Une seule équipe SMUR est affectée par appel car l'envoi multiple d'équipes est rare ;
- Une équipe SMUR est considérée comme indisponible durant son trajet retour à la base pour les interventions hors du Val-de-Marne ;
- Afin de calculer le temps de transport retour hôpital-base pour les interventions dans le Val-de-Marne, nous supposons que l'hôpital de destination se situe également dans le département et utilisons la distribution empirique de la localisation des hôpitaux en fonction du type d'intervention ;
- Les tâches de nettoyage, vérification et restockage des véhicules ne sont pas prises en compte dans le modèle car elles sont supposées être effectuées par les équipes SMUR en dehors des interventions ;

- Le nombre de véhicules de rechange est supposé infini de sorte qu'un véhicule qui tombe en panne est instantanément remplacé ;
- Les durées nécessaires pour effectuer les changements d'équipes et les changements de bases sous des schémas de redéploiement multi-période sont négligées.

Le processus de soins décrit dans la **Section 2.1.3** du **Chapitre 1**, les données décrites dans la **Section 3.1** du **Chapitre 2** et les hypothèses citées ci-dessus sont résumés sous forme du modèle conceptuel représenté dans la **Figure B.1** de l'annexe B. Ce modèle a été créé puis itérativement corrigé sur la base des discussions avec les gestionnaires et les médecins du SAMU 94.

Pour la deuxième phase du choix d'un logiciel adéquat, nous avons opté pour le logiciel de simulation ARENA (Rockwell Software, version 12.0). C'est un outil largement utilisé dans le milieu industriel mais aussi dans le milieu académique pour la compréhension et l'analyse de différents systèmes complexes (production, supply-chain, santé, militaire,...) et la prédiction de différentes performances des systèmes sous diverses conditions et critères de décision. Dans une étude comparative incluant dix-neuf outils de simulation spécialisés dans la conception de processus (Arena, Simul8, WITNESS, ProModel, ExtendSim, AnyLogic, FlexSim, AutoMod, Plant Simulation, QUEST, Entreprise Dynamics, SIMPROCESS, ProcessModel, Simio, Micro Saint, SimCAD Pro, SLX, ShowFlow, GPSS World for Windows), (**Dias et al., 2011**) soulignent que la plupart de ces outils proposent des listes de caractéristiques similaires, mais qu'arena est classé comme l'outil le plus populaire, c'est-à-dire le plus utilisé sur la base de plusieurs sources telles qu'internet, conférences scientifiques, bases documentaires ou encore réseaux sociaux. En particulier, plusieurs auteurs ont utilisé ARENA pour la simulation de services médicaux d'urgence (**Koch and Weigl, 2003; Silva and Pinto, 2010**). (**Koch and Weigl, 2003**) affirment que c'est un environnement de développement confortable pour ce genre de système. Il présente les avantages suivants : (1) C'est un outil graphique qui repose sur le principe de la modélisation hiérarchique et modulaire, et qui permet notamment de capturer la logique des processus et les coûts par activité, (2) il intègre la facilité d'utilisation caractéristique des simulateurs de haut niveau qui fournissent des modules graphiques de modélisation et d'analyse, ce qui permet de minimiser le temps de développement et d'éviter des erreurs de modélisation, (3) il offre la grande flexibilité des langages de simulation accessibles dans les modules de bas niveau mais aussi des langages procéduraux comme Visual Basic ou C/C++ qui permettent de modéliser n'importe quel niveau de détails et de complexité, (4) il peut s'interfacer à d'autres logiciels, et permet

notamment la lecture et l'écriture dans des feuilles de calcul et des bases de données, (5) il permet de communiquer facilement avec les experts grâce au module d'animation du logiciel. En outre, ARENA permet des analyses statistiques des données d'entrée et des résultats grâce à ses différents modules :

- **Input analyzer** qui, comme mentionné précédemment, permet d'ajuster l'historique des données d'entrée du modèle de simulation à un certain nombre de distributions théoriques ou empiriques tout en estimant leurs paramètres et en mesurant la qualité de l'ajustement grâce à des tests statistiques (khi-deux et Kolmogorov-Smirnov) ;
- **Process Analyzer** qui permet d'évaluer et de comparer au sens statistique différents scénarios par rapport à des mesures de performance prédéfinies ;
- **OptQuest** qui combine les techniques de simulation avec des méthodes méta-heuristiques afin de déterminer les scénarios optimaux ou proche de l'optimum.

Finalement, la troisième phase d'implémentation du modèle informatisé est représentée dans l'**Annexe C**. La **Figure C.1** de cette annexe présente le premier niveau du modèle ARENA du SAMU 94 qui est une séquence de deux types de blocs (modules d'organigramme et de données) et de connecteurs à travers lesquels les entités (appels) vont se déplacer. Plusieurs attributs sont affectés aux entités afin de spécifier les caractéristiques des appels (exemple : 1^{er} effecteur, priorité, IRIS, etc.). Les modules d'organigramme sont organisés de manière hiérarchique en utilisant des *sous-modèles* qui permettent une implémentation modulaire de chaque partie du modèle séparément (Voir un exemple de sous-modèle dans la **Figure C.2** de l'**Annexe C**). Cette organisation facilite la vérification du modèle de simulation, garantit une bonne lisibilité et maintenabilité et réduit le risque d'erreurs.

Les modules d'organigramme incluent les blocs *create* et *dispose* utilisés comme les points de début et de fin de chaque diagramme, les blocs de contrôle de flux utilisés pour diriger les entités dans le processus et pour spécifier les modalités de traitement (exemple : envoyer les appels d'une priorité et effecteur donnés au processus dédié, réaliser la stabilisation du patient pour une priorité donnée), ainsi que les blocs d'importation, exportation et affectation utilisés pour affecter des données, obtenues à partir d'un fichier d'entrée ou d'un module *assign*, à une liste de variables ou d'attributs, ou encore pour écrire des données sur un fichier de sortie (exemple : établir la localisation des appels par IRIS, enregistrer la distribution ordonnée des temps de réponse dans un fichier de données).

Les modules de données contrôlent la création d'interventions, la définition de variables (exemple : matrice origine-destination par plage horaire, vecteur de disponibilité et de localisation

de chaque équipe SMUR) et le diagramme de charge des ressources. Finalement, l'utilisation de fonctions VBA définies par l'utilisateur (*user defined functions*) dans le modèle a permis une grande flexibilité dans l'implémentations des règles de dispatching, la collecte de différentes statistiques par plage horaire, la définition et l'affectation des plages horaires aux appels, et la lecture des matrices origine-destination (sur des fichiers Excel) afin d'obtenir les temps de transport par IRIS origine, IRIS destination et plage horaire.

3.3. Vérification et validation du modèle

Afin de vérifier et de valider le modèle de SED du SAMU 94, nous utilisons certaines techniques décrites dans (Sargent, 2013). Tous les résultats obtenus à ce stade résultent de 20 réplifications du modèle, en utilisant différents germes de nombres aléatoires pour chaque réplification. La longueur de chaque réplification correspond à la durée réelle de l'historique (15 mois) ajoutée à 24 heures de phase transitoire dont les observations ont été écartées. La phase transitoire sert à éviter tout biais d'initialisation dans l'estimation des paramètres représentatifs de l'état stationnaire de la simulation en remplissant les files d'attente plutôt que de commencer à vide. Ainsi, les techniques de vérification et validation utilisées sont comme suit :

- **Validité de l'évènement (*Event validity*)** : Nous avons comparé le nombre d'appels obtenus par le modèle de simulation pour chaque type, priorité établie par le régulateur et 1^{er} effecteur au nombre d'appels qui figurent dans l'historique du SAMU 94. Pour cela, nous calculons les intervalles de confiance (IC) obtenus pour les 20 réplifications du modèle définis par :

$$\bar{X}(n) \mp t_{n-1, 1-\frac{\alpha}{2}} \sqrt{\frac{S^2(n)}{n}}$$

Avec : n=20 est le nombre de réplifications

$\alpha=5\%$ est le risque d'erreur de l'IC à 100(1- α)%

$\bar{X}(n) = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$ est l'estimateur sans biais de la moyenne du nombre appels X_i pour n réplifications

$t_{n-1, 1-\frac{\alpha}{2}}$ est lu dans la table de Student pour un risque d'erreur $\alpha/2$ et (n - 1) degrés de liberté.

$S^2(n) = \frac{\sum_{i=1}^n [X_i - \bar{X}(n)]^2}{n-1}$ est l'estimateur sans biais de la variance du nombre d'appels pour n réplifications

Le **Tableau 11** présente les résultats de cette validation et indique que les différences maximales ϵ entre les bornes de l'IC (Borne Inférieure BI et Borne Supérieure BS) et les

valeurs historiques sont comprises entre 1% et 9 % du nombre d'appels observé pour tous types, priorités et 1^{er} effecteurs d'appels.

Tableau 11: Résultats de la validité d'évènements

Type/Priorité affectée par le régulateur/1 ^{er} effecteur	Historique du nombre d'appels (μ_0)	Moyenne des nombres d'appels simulés	IC à 95% des nombres d'appels simulés [BI,BS]		$ BI-\mu_0 $	$ BS-\mu_0 $	$\varepsilon = \text{Max}(BI-\mu_0 , BS-\mu_0) / \mu_0$
Appels sans intervention SMUR	292.799	303.376	296.445	310.307	3.646	17.508	6%
Primaire/1/SMUR	1.075	1.079	1.064	1.093	11	18	2%
Primaire/2/SMUR	5.056	5.034	5.007	5.061	49	5	1%
Primaire/1/PS	68	68	65	72	3	4	6%
primaire/2/PS	1.302	1.307	1.294	1.320	8	18	1%
Secondaire/1	314	318	309	327	5	13	4%
Secondaire/2	1.967	1.975	1.955	1.995	12	28	1%
Secondaire/3	53	52	48	55	5	2	9%

- **Validité apparente (*Face validity*)** : Les experts du SAMU 94 ont été sollicités pour évaluer la conception du modèle (c'est-à-dire la structure, la logique et les relations mathématiques et causales utilisées) et le comportement de ses résultats, et ont confirmé qu'ils étaient cohérents en comparaison avec le système réel.
- **Validation historique des données (*Historical data validation*)** : Les données historiques ont été utilisées pour déterminer si le modèle se comporte de manière similaire au système réel en comparant les distributions empiriques des données d'entrée (temps de traitement et temps de transport) et des résultats (taux de couverture) par type, priorité et 1^{er} effecteur, aux distributions correspondantes obtenues par le modèle de SED. Les **Figures D.1 à D.32** de l'**Annexe D** montrent les résultats de la comparaison des données d'entrée, et indiquent que les écarts entre les prévisions moyennes du modèle et les valeurs observées n'excèdent pas 8.1% et 6.0% pour les temps de traitement et les temps de transport respectivement. Par ailleurs, la comparaison des résultats des taux de couverture par seuil de 10 à 30 min est présentée dans le **Tableau 12**. Le Tableau indique que les résultats du modèle sont proches des distributions observées dans la mesure où les différences entre les bornes des IC et les valeurs historiques sont comprises entre 0% et 8.9%, avec une moyenne des écarts de 2.3%. Tous les écarts obtenus à ce niveau dans la validité de l'évènement et la validation historique sont autant de seuils raisonnables pour considérer le modèle de SED comme valide et permettre une prise de décision sur la base de ses résultats (**Abo-Hamad and Arisha, 2013; Werker et al., 2009**).

Tableau 12: Résultats de la validation historique du taux de couverture pour les interventions primaires

Priorité affectée par le régulateur/1er effecteur	Seuil de couverture T (min)	Couverture historique en T (p_0)	Moyenne du taux de couverture simulé en T	IC à 95% du taux de couverture simulé en T [BI,BS]		BI- p_0	BS- p_0
Priorité 1/SMUR en 1 st effecteur	10	12.7%	12.3%	11.9%	12.7%	0.8%	0.0%
	15	56.0%	48.7%	48.0%	49.4%	8.0%	6.6%
	20	83.7%	79.9%	79.2%	80.6%	4.4%	3.1%
	25	94.1%	92.0%	91.6%	92.4%	2.5%	1.6%
	30	97.3%	95.5%	95.2%	95.8%	2.1%	1.6%
Priorité 2/SMUR en 1 st effecteur	10	4.2%	5.1%	5.0%	5.3%	0.8%	1.1%
	15	27.6%	30.3%	30.0%	30.5%	2.4%	2.9%
	20	62.4%	64.8%	64.4%	65.2%	2.0%	2.8%
	25	85.7%	84.8%	84.5%	85.2%	1.3%	0.5%
	30	95.2%	92.3%	92.0%	92.5%	3.2%	2.7%
Priorité 1/PS en 1 st effecteur	25	3.2%	4.4%	3.2%	5.6%	0.0%	2.4%
	30	19.0%	16.8%	14.3%	19.4%	4.7%	0.3%
	40	54.0%	48.2%	45.1%	51.4%	8.9%	2.6%
	50	79.4%	75.6%	72.5%	78.6%	6.8%	0.8%
	60	92.1%	90.6%	88.6%	92.5%	3.4%	0.4%
Priorité 2/PS en 1 st effecteur	25	0.5%	0.7%	0.6%	0.7%	0.1%	0.3%
	30	4.2%	3.7%	3.5%	3.9%	0.7%	0.3%
	40	22.4%	24.7%	24.1%	25.3%	1.7%	3.0%
	50	56.0%	58.1%	57.2%	58.9%	1.2%	2.9%
	60	78.9%	78.6%	78.2%	79.0%	0.7%	0.2%

4. Conclusion

Dans ce chapitre, des techniques de simulation à événements discrets sur ARENA ont été utilisées afin de modéliser le fonctionnement du service d'aide médicale urgente du département du Val-de-Marne à travers trois étapes :

- Etape 1 : La collecte des données d'entrée nécessaires à l'étude sur une durée déterminée, la vérification de leur cohérence et leur ajustement à des lois de probabilité.
- Etape 2 : La construction du modèle conceptuel qui traduit le fonctionnement du système réel et son implémentation par un logiciel de simulation ou un langage de programmation adéquat.
- Etape 3 : La vérification de la logique du modèle informatisé et la validation du modèle conceptuel en s'assurant qu'il est une représentation suffisamment précise du système réel pour les objectifs particuliers de l'étude.

Nous avons, dans un premier temps, proposé une revue de littérature de ces trois étapes appliquées aux modèles de simulation des services médicaux d'urgence. Cette revue a permis de classer les principales données, éléments de modélisation et techniques de validation utilisés pour la construction de ce type de modèles. Elle a également souligné qu'il n'existe aucune approche standard pour l'implémentation de ces trois étapes, mais que chaque projet de simulation représente un enjeu particulier à relever dont la difficulté dépend de plusieurs facteurs tels que la complexité du système réel, la quantité et le format des données disponibles ou encore les techniques de programmation utilisées.

Par la suite, nous avons détaillé les étapes de construction du modèle de SED du SAMU 94. Ce modèle a permis de prendre en compte divers facteurs de complexité du système notamment le taux d'arrivée des appels par type d'appel et tranche horaire, différents temps de traitement aléatoires par type et priorité d'appel, des distributions géographiques de la demande et des temps de transport organisés suivant une structure fine par IRIS, ainsi que la diversité des ressources et leurs horaires. Plusieurs techniques ont ensuite permis de valider le modèle développé, principalement en démontrant que les différences entre les valeurs historiques et simulées des données d'entrée et des indicateurs de performance ne dépassent pas 9%.

En utilisant ce modèle de SED, il est maintenant possible de tester une grande variété de scénarios. Ces scénarios sont implémentés en changeant certains paramètres du modèle afin d'estimer l'impact de ces variations sur le fonctionnement actuel du SAMU 94. Dans le prochain chapitre, nous proposons de concevoir, d'expérimenter, puis d'analyser les résultats de différents scénarios qui intéressent particulièrement les gestionnaires du SAMU 94 afin d'améliorer la performance de couverture actuelle du système.

CHAPITRE 3 : L'IMPACT DES SCENARIOS DE SIMULATION SUR LES PERFORMANCES DU SAMU 94

1. Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons détaillé les spécificités et les processus opérationnels du SAMU 94, ainsi que la méthodologie utilisée pour la conception et la validation du modèle de SED qui représente le fonctionnement actuel de ce système. Dans le présent chapitre, nous proposons d'utiliser le modèle développé pour conduire une analyse de type « si-alors » (« *What-if* » *analysis*) afin d'examiner le comportement du système SAMU 94 face à divers changements censés améliorer ses performances. Comme souligné par (Churilov et al., 2013), l'objectif de cette analyse est de mettre une base objective pour la prise de décision à disposition des décideurs, en l'occurrence les gestionnaires du SAMU 94, qui permettra l'évaluation puis la comparaison de différentes alternatives par rapport à certains indicateurs de performance sélectionnés.

Les capacités qu'offre une telle analyse sont illustrées à travers l'investigation de sept différentes familles de stratégies. Chaque famille de stratégie étudie un type particulier de changement appliqué au fonctionnement initial du SAMU 94 en testant et comparant plusieurs scénarios. Les stratégies se rapportent principalement aux nombres de ressources humaines et matérielles, à la localisation de ces ressources à travers le territoire du Val-de-Marne et à la règle d'affectation de ces ressources aux interventions. En outre, des analyses de sensibilité ont été menées sur différents paramètres du modèle dont le nombre d'appels reçus, les temps de trajet et les temps de service. Ces analyses permettent d'analyser le système en étudiant l'impact de la variabilité de ces paramètres d'entrée sur ses performances. Deux indicateurs de performance ont été utilisés pour l'évaluation de chaque scénario : le taux de couverture en moins de 20 minutes et le taux d'utilisation des ressources. Comme précédemment discuté dans les **Sections 2.1** et **3.2** du **Chapitre 1**, ces deux indicateurs revêtent une importance capitale pour les systèmes SAMU dans la mesure où ils sont associés à l'objectif premier de ces systèmes qui consiste à réduire la mortalité des patients tout en maîtrisant le coût des opérations. Le seuil de couverture de 20 minutes a été fixé comme critère de travail en concertation avec les gestionnaires et médecins du SAMU 94.

Ainsi, l'objectif de ce chapitre est de décrire les scénarios associés aux diverses stratégies, puis d'analyser les résultats numériques obtenus. La discussion de ces résultats vise à préconiser un ensemble de recommandations pour la mise en œuvre de stratégies de réformes pour le SAMU 94.

Le chapitre est organisé comme suit : La **Section 2** décrit la revue de littérature relative aux scénarios utilisés dans des études de simulation pour des services médicaux d'urgence, ainsi que les résultats qui en découlent. La **Section 3** est consacrée à la description des familles de stratégies investiguées par le modèle de SED du SAMU 94, et la présentation des résultats numériques obtenus. Dans la **Section 4**, nous proposons une discussion de ces résultats qui hiérarchise les stratégies suivant les avantages de couverture qu'ils présentent, puis fournissons les principales recommandations aux gestionnaires du SAMU 94. Finalement, les conclusions du chapitre sont présentées dans la **Section 5**.

2. Revue de littérature

Dans la littérature de simulation, les auteurs qui ont traité des problématiques relatives aux services médicaux d'urgence proposent différents scénarios qui visent à améliorer les performances de ces systèmes. Nous avons classé ces scénarios en 7 familles, suivant le type de décision (cf. **Tableau 1**) auquel ils se rapportent, c'est-à-dire le dimensionnement des ressources et la localisation de bases potentielles (cf. **Section 2.1**), le problème de déploiement (cf. **Section 2.2**), la programmation des horaires (cf. **Section 2.3**), le dispatching (cf. **Section 2.4**), la sélection de l'hôpital de destination (cf. **Section 2.5**) et enfin, le problème de redéploiement (cf. **Section 2.6**). Une autre catégorie de scénarios dont l'objectif est de mener des analyses de sensibilité sur plusieurs paramètres utilisés dans les modèles de simulation a été abordée dans la **Section 2.7**.

2.1. Dimensionnement des ressources et localisation des bases potentielles

Les services médicaux d'urgence requièrent des professionnels de santé hautement qualifiés pour mener à bien le processus de soins pré-hospitaliers. Ainsi, le problème de dimensionnement des équipes de secours a un impact significatif sur la conception de ces systèmes, laquelle doit prendre en compte l'arbitrage entre l'insuffisance des ressources qui conduit à un rallongement des temps d'attente et la sous-utilisation des ressources qui s'accompagne de coûts salariaux élevés. Une fois le nombre d'équipes de secours spécifié, il faut sélectionner les bases potentielles dans lesquelles elles pourraient être placées afin de couvrir la zone géographique de compétence de manière adéquate. Ces bases potentielles correspondent généralement à des infrastructures existantes (Exemple : hôpitaux, casernes de pompiers, commissariats de police, polycliniques) ou encore à des emplacements assez rudimentaires tels que des stations d'essence ou des coins de rue. L'outil de simulation a souvent été sollicité dans la littérature pour traiter ces deux types de problèmes.

Ainsi, plusieurs études de simulation ont exploré simultanément la possibilité d'ajouter /supprimer des équipes de secours et des bases potentielles afin de comparer ces deux stratégies en

termes de performances de qualité et de coût. A titre d'exemple, **(Savas, 1969)** a examiné ces deux alternatives appliquées au système médical d'urgence de l'hôpital Kings County (New York) afin de diminuer le temps de réponse moyen. Les résultats obtenus indiquent que l'ajout de nouvelles équipes localisées dans la base initiale (un hôpital), ramenant le nombre d'équipes de sept à dix, diminuerait le temps de réponse moyen de 0.3 minutes. En revanche, aucune amélioration n'a été constatée lorsque la taille de la flotte dépasse dix véhicules. Les résultats montrent également que l'emplacement optimal des sept (resp. dix) équipes qui consiste à toutes les placer dans une nouvelle base appelé « garage satellite » (resp. six équipes dans le garage satellite et quatre à l'hôpital), améliorerait sensiblement le temps de réponse de 11% (resp. 19%). L'auteur a également effectué une analyse détaillée des coûts d'investissement et d'exploitation pour les différentes alternatives proposées. Suite à cette utilisation pionnière de la simulation, la ville de New-York a changé sa politique de localisation des équipes de secours dans les hôpitaux en les plaçant plutôt à proximité de la demande **(Green and Kolesar, 2004)**.

Plus récemment, **(Gunes and Szechtman, 2005)** ont développé un modèle de SED pour évaluer l'impact de l'extension des opérations d'un hélicoptère de 5 à 7 jours par semaine dans le système médical d'urgence par hélicoptère du nord de la Californie (États-Unis). Les auteurs ont démontré que sous la demande actuelle, la configuration à temps plein ne se justifiait pas car elle n'aurait aucun impact significatif sur la performance du temps de réponse, tout en réduisant le taux d'utilisation de l'hélicoptère de 43%. **(Ingolfsson et al., 2003)**, **(Inakawa et al., 2010)** et **(Aboueljinane et al., 2012)** ont utilisé des modèles de simulation pour évaluer l'impact de l'ajout de nouvelles équipes et de nouvelles bases aux services médicaux d'urgence d'Edmonton (Canada), Seto (Japon) et Val-de-Marne (France) respectivement. **(Ingolfsson et al., 2003)** ont montré que contrairement à l'alternative de l'ajout d'une nouvelle base, l'ajout de deux équipes de secours serait suffisant pour améliorer le pourcentage d'appels répondus en moins de 9 minutes de 87% à l'objectif de 90 %. A l'inverse, **(Inakawa et al., 2010)** et **(Aboueljinane et al., 2012)** ont démontré que l'effet de l'ajout d'une nouvelle équipe sur la performance en temps de réponse serait inférieur à celui du déplacement des équipes de secours dans une ou plusieurs nouvelles bases potentielles.

2.2. Problème de déploiement

Le déploiement statique est le problème le plus étudié dans la littérature liée à la conception et le fonctionnement des services médicaux d'urgence. Il consiste à déterminer le nombre d'équipes de secours nécessaires dans chaque base potentielle pour atteindre des temps de transport réduits jusqu'aux lieux d'interventions. Dans la littérature, les scénarios de déploiement sont

généralement étudiés conjointement avec le scénario de l'ajout de bases potentielles décrit précédemment afin d'évaluer l'affectation des équipes de secours aux bases existantes et potentielles. Les recherches publiées se concentrent essentiellement sur deux catégories de stratégies de déploiement:

- Les plans de déploiement sélectionnés en accord avec la législation régionale, les recommandations des gestionnaires des systèmes d'urgence ou sur la base d'heuristiques qui visent à améliorer la performance du système.
- Les plans de déploiement obtenus à partir de modèles analytiques, tels que la programmation mathématique ou les modèles de file d'attente.

Dans le cadre de la première catégorie, **(Fitzsimmons, 1971)** a proposé une des premières applications qui confirme l'intérêt de la relocalisation des équipes de secours en dehors des centres de traitement vers des zones à forte demande dans la vallée de San Fernando à Los Angeles (États-Unis). En utilisant un modèle de simulation développé en Simscript, l'auteur a comparé un schéma de déploiement où toutes les équipes sont situées de façon centralisée dans un hôpital avec un schéma de déploiement décentralisé où les équipes sont réparties à travers toute la zone desservie. Les résultats ont montré que pour les flottes de taille supérieure à quatre équipes, le schéma de déploiement centralisé mènerait à un système saturé où aucune amélioration du temps de réponse moyen ne serait observée lorsque le nombre d'équipes augmente. En revanche, le schéma de déploiement décentralisé permettrait d'obtenir un meilleur temps de réponse qui serait d'autant plus amélioré en augmentant le nombre d'équipes.

De manière similaire, **(Goldberg et al., 1990a)** ont proposé un modèle de simulation afin d'évaluer deux schémas de déploiement alternatifs pour le système médical d'urgence de la ville de Tucson (Arizona, États-Unis). Ces schémas consistent à déplacer une des deux bases existantes vers une base potentielle située dans la partie centre-nord de la ville, afin d'améliorer les performances du système. Les résultats ont montré que les deux alternatives augmenteraient de manière significative le taux de réussite, c'est à dire le pourcentage d'appels pour lesquels le temps de réponse n'excède pas 8 minutes, dans les régions nord. Une des deux solutions a été retenue car elle permettrait d'obtenir un meilleur équilibre de la charge de travail des équipes et un meilleur taux de réussite pour toute la zone desservie. Le modèle a également été utilisé pour évaluer l'impact sur le niveau de service de la relocalisation de quatre parmi les sept véhicules existants dans les parties sud-est et sud de Tucson.

Plus récemment, **(Henderson and Mason, 2005)** ont développé un logiciel nommé BartSim qui utilise une approche de SED combinée à des outils de visualisation GIS pour

reconsidérer l'affectation des équipes aux bases dans le service ambulancier St Johns (Région d'Auckland , Nouvelle-Zélande). Cet outil a permis l'affichage des résultats de simulation en termes de nombre d'appels ayant une performance de temps de réponse donnée, et l'évaluation de l'impact d'un déploiement heuristique des équipes dans des zones de faible performance.

La deuxième catégorie de scénarios de déploiement conçus sur la base de solutions obtenues par des modèles analytiques est une approche encore plus répandue dans la littérature des services médicaux d'urgence. Elle sera discutée plus en détail dans la **Section 3.1** du **Chapitre 4**.

2.3. Programmation des horaires

Le problème de programmation des horaires vise à déterminer les heures de travail et la localisation des véhicules et des équipages. Dans un premier temps, chaque véhicule disponible est affecté à une base (cas de déploiement statique) ou plusieurs bases (cas de redéploiement multi-période ou dynamique). Une deuxième étape consiste à générer des missions, définies comme des shifts continus durant lesquels des ressources humaines sont affectées au même véhicule. Chaque mission est ensuite affectée à une ressource donnée afin de déterminer les horaires de travail du personnel. L'objectif est de répondre aux besoins journaliers/horaires en termes de nombre d'équipes de secours définis par le plan de déploiement/redéploiement. Le problème est soumis à plusieurs contraintes légales, contractuelles, socio-économiques et techniques, comme la continuité, la longueur et l'heure de début des shifts, les limitations du nombre d'heures de travail hebdomadaires, les pauses, la réglementation des congés et des heures supplémentaires, l'équilibre de la charge de travail et l'indisponibilité des véhicules.

La recherche relative à la programmation des horaires dans le contexte des services médicaux d'urgence est limitée. (Trudeau et al., 1989) proposent un algorithme général pour déterminer les horaires hebdomadaires optimaux des équipes d'urgence sous plusieurs contraintes comme le nombre total d'équipes, la longueur des shifts, les limites de télécommunication et la maintenance des véhicules. Cet algorithme a été appliqué dans le service médical d'urgence de Montréal, et s'est avéré être un outil rapide et flexible pour la génération d'horaires qui s'ajustent à la courbe de demande et respectent toutes les contraintes. (Ingolfsson et al., 2003) ont utilisé un modèle de SED pour estimer l'impact de l'utilisation d'un programme amélioré des horaires de travail qui évite les changements d'équipes pendant les périodes à forte demande pour réduire les heures supplémentaires des équipes. Ce scénario permettrait d'améliorer le taux de couverture en moins de 9 minutes de 0.6% sans augmenter le nombre total d'heures travaillées. Les auteurs ont ainsi suggéré que d'autres études relatives à la programmation des horaires pourraient améliorer la performance du système à moindre coût.

2.4. Dispatching

Il existe peu de modèles de simulation dédiés à l'analyse de scénarios relatifs aux règles de dispatching décrites dans la **Section 2.2.2 du Chapitre 2. (Repede and Bernardo, 1994)** ont étudié une règle de dispatching alternative à la « réponse régionalisée » pour le service médical d'urgence de Louisville (Kentucky, États-Unis). Initialement, une équipe principale était affectée au service de chaque district. Si l'équipe principale est occupée, l'équipe disponible la plus proche est envoyée hors des limites du district auquel elle est affectée, entraînant une demande non couverte dans les délais standards. L'alternative proposée consiste à envoyer l'équipe ayant la plus faible probabilité de recevoir un appel dans son district principal. Cette règle améliorerait légèrement le taux de couverture pour de petites tailles de flotte.

(Koch and Weigl, 2003) ont comparé deux règles de dispatching appliquées au service de la Croix-Rouge autrichien. La première règle, appelée planification centralisée, permet à toutes les équipes de couvrir l'ensemble de la région desservie en utilisant une heuristique proche-optimale pour l'affectation équipe-intervention. Cette heuristique est basée sur la règle de « l'équipe disponible la plus proche » soumise à des contraintes d'efficacité relatives à la distance parcourue et le temps d'attente des patients. La deuxième règle, appelée planification décentralisée, est une réponse régionalisée où les équipes affectées à une zone donnée sont autorisées à desservir exclusivement les appels qui proviennent de cette zone. Les résultats ont montré que la planification centralisée améliorerait légèrement le temps d'attente des patients et le kilométrage total en comparaison avec la planification décentralisée.

Un modèle de simulation qui analyse plusieurs règles de dispatching dans un système médical d'urgence à deux niveaux dans la ville de Taipei (Taiwan) a été proposé par **(Su and Shih, 2003)**. L'étude s'est focalisée sur la coopération entre 36 unités d'intervention d'urgence employant des techniciens médicaux qui interviennent au premier niveau pour fournir des soins immédiats en réanimation, et 23 hôpitaux en réseau qui envoient des unités de réanimation intensive comme deuxième niveau de soins pour les interventions les plus critiques. Les auteurs ont défini le taux d'envoi à deux niveaux comme le pourcentage d'interventions auxquelles les deux types d'unités sont affectées et ont analysé l'augmentation de ce taux de sa valeur empirique de 2% à des valeurs simulées de 10 et 20%. Cette augmentation aurait pour effet de dégrader le temps de traitement des appels d'une moyenne de 0.54 minutes à 0.8 minutes et 1.52 minutes respectivement. En outre, le modèle de simulation a été utilisé pour évaluer l'augmentation du nombre d'hôpitaux qui coopèrent avec chacune des 36 unités d'intervention afin d'assurer les interventions à deux niveaux, d'un seul hôpital (modèle d'envoi 1) à deux (modèle d'envoi 2) ou

trois (modèle d'envoi 3) hôpitaux dans un ordre préétabli. Les résultats ont montré que la probabilité qu'un patient attende pour l'envoi d'une unité (car l'hôpital ne dispose d'aucune équipe disponible) pourrait être réduite de 2.38% (modèle d'envoi 1 avec un taux d'envoi de 2%) à moins de 0.52% et 0.02% pour les modèles d'envoi 2 et 3 respectivement, pour tous les taux d'envoi (2%, 10% et 20%). Les auteurs recommandent finalement le modèle d'envoi 2 comme étant l'alternative la plus efficace qui simplifie les procédures de décision du régulateur.

2.5. Sélection de l'hôpital de destination

La plupart des modèles de simulation qui proposent des scénarios de sélection des hôpitaux de destination traitent des situations de catastrophes décrites dans la **Section 2.2.5 du Chapitre 2**. Généralement, l'objectif de ces modèles est de minimiser les temps d'accès des patients au traitement définitif et de maximiser le taux de survie global. Ce problème comprend différents paramètres et contraintes relatifs à la configuration du système médical d'urgence (exemple : nombre d'équipes de secours disponibles, capacité des véhicules), aux hôpitaux (exemple : localisation géographique, capacité, spécialité), et aux patients (exemple : nombre de victimes, type de blessures).

Parmi les travaux existants, (**Wears and Winton, 1993**) utilisent un modèle de simulation pour étudier les changements de politiques d'affectation d'hôpitaux de destination dans un service médical d'urgence par hélicoptère du nord-est de la Floride et le sud de la Géorgie (États-Unis). Initialement, un appel ayant une priorité inférieure à 90% de la priorité maximale est directement affecté à un hôpital de niveau 1 (sur une échelle de niveau allant de 1 à 3), ignorant ainsi toute possibilité d'affectation à des hôpitaux plus proches. Les auteurs ont comparé ce scénario initial à deux autres alternatives ayant des seuils d'affectation de 80% et 95% de la priorité maximale. Les résultats montrent que les principaux effets de ces deux scénarios sont la diminution (resp. l'augmentation) du taux d'utilisation des hélicoptères et l'augmentation (resp. la diminution) des temps d'attente.

(**Wang et al., 2012**) proposent un modèle de simulation à base d'agents pour analyser douze différentes politiques d'affectation des victimes aux hôpitaux de destination suite à une explosion dans le centre-ville de Pittsburgh (États-Unis). Les politiques d'affectation prennent en compte différents critères dans la prise de décision comme la distance entre l'emplacement de l'explosion et l'hôpital, la longueur de la file d'attente des arrivées dans le service d'urgence (SU) des hôpitaux, la longueur des files d'attente des arrivées dans les autres services des hôpitaux (les unités de soins intensifs (USI) et les services généraux (SG)), le nombre de patients prévus à l'arrivée, le nombre de lits disponibles dans les SU des hôpitaux, le nombre de lits disponibles

dans les USI et les SG des hôpitaux et le type de blessures. Les résultats de la simulation ont montré que les politiques qui combinent plusieurs critères de décision permettraient d'obtenir un meilleur taux de survie que les politiques qui combinent peu ou pas de critères (affectation aléatoire).

2.6. Problème de redéploiement

Le problème de déploiement étudié dans la littérature (**Section 2.2**) est le plus souvent statique, c'est-à-dire qu'il ignore l'évolution dans le temps de paramètres tels que la demande ou les temps de transport. Le redéploiement multi-période permet de prendre en compte ces évolutions en relocalisant les équipes de secours dans différentes bases afin d'assurer une couverture adéquate de la population sur différentes périodes de temps. Un autre type de relocalisation peut également prendre place à la suite de variations dans le nombre d'équipes disponibles, après l'affectation ou la libération d'une équipe au début ou à la fin d'une intervention. C'est ce qu'on appelle un redéploiement dynamique dont l'objectif est d'améliorer la couverture des demandes futures, étant donné l'ensemble des équipes disponibles.

La recherche dans ce domaine est relativement récente. Comme pour le problème de déploiement, la littérature s'est intéressée aux deux catégories de scénarios de redéploiement heuristiquement sélectionnés ou obtenus à partir de modèles analytiques. Dans le cadre de la première catégorie, (**Peleg and Pliskin, 2004**) ont utilisé une approche de simulation pour évaluer un scénario de redéploiement multi-période dans le système médical d'urgence israélien qui localise les équipes de secours de manière dynamique dans différentes périodes de temps correspondant aux jours de semaines et aux conditions de circulation. Pour chaque période, les bases sont initialement positionnées dans des zones à forte demande. Un système d'information géographique est ensuite utilisé pour construire un polygone autour de chaque base de sorte que le temps de transport entre celle-ci et n'importe quel point du polygone n'excède pas 8 minutes. Positionner les équipes dans les polygones modélisés permettrait d'améliorer le taux de couverture dans le seuil des 8 minutes d'une valeur initiale de 34% et 62% dans les régions de Camel (urbaine) et Lachish (rurale) respectivement, à plus de 94% dans les deux régions. Plus récemment, (**van Buuren et al., 2012**) ont proposé un outil de simulation nommé TIFAR (*Testing Interface For Ambulance Research*) qui combine l'utilisation d'une interface graphique, d'un logiciel de planification d'itinéraire et d'une approche de SED. TIFAR a été utilisé pour évaluer le temps de réponse pour différentes politiques de redéploiement dynamique conçues pour garantir que les équipes disponibles soient uniformément réparties à travers trois zones de service dans la région d'Amsterdam (Pays-Bas).

Enfin, et comme pour le problème de déploiement statique, la deuxième catégorie de scénarios de redéploiement basés sur des solutions de modèles analytiques sera discutée plus en détail dans la **Section 3.1** du **Chapitre 4**.

2.7. Scénarios relatifs aux analyses de sensibilité

Outre les scénarios relatifs aux différents niveaux de décision dans les services médicaux d'urgence présentés jusqu'ici, plusieurs auteurs ont mené des analyses de sensibilité sur certains paramètres d'entrée des modèles de simulation afin d'en mesurer l'impact sur la performance du système. Parmi les paramètres analysés se trouve l'augmentation de la demande qui peut découler de plusieurs facteurs, décrits par **(Silva and Pinto, 2010)**, comme la croissance démographique, l'amélioration de l'accès des patients au service d'urgence ou l'élargissement de la zone géographique de compétence du système. Ainsi, **(Lubicz and Mielczarek, 1987)** ont proposé un modèle de simulation pour un service médical d'urgence rural dans le sud-est de la Pologne. En estimant l'augmentation annuelle de la demande à un taux constant de 5%, le modèle prédit que le nombre d'équipes initial pourrait satisfaire le niveau de service escompté de 95% des appels couverts en moins de 30 minutes pour cinq années, au-delà desquelles la taille de la flotte devra être augmentée. **(Silva and Pinto, 2010)** ont utilisé un modèle de SED implémenté sur ARENA pour évaluer des scénarios de 10% à 100% d'augmentation de la demande dans le SAMU de la ville de Belo Horizonte (Brésil). Les résultats montrent que 30% d'augmentation de la demande générerait un système congestionné caractérisé par une augmentation du temps de réponse moyen de 21.2 minutes à 38.4 minutes et une taille moyenne de file d'attente de 4.09, ce qui n'est pas acceptable pour le type de système d'urgence étudié.

Un deuxième paramètre étudié dans les analyses de sensibilité est relatif au temps de transport des équipes. **(Aringhieri et al., 2007)** a utilisé un modèle de simulation à base d'agents développé pour le système médical d'urgence de Milan (Italie) pour analyser divers changements opérationnels dans les vitesses de circulation des équipes sous divers schéma de déploiement. Les scénarios proposés testent autant l'augmentation que la réduction des vitesses moyennes, qui correspondent respectivement à l'utilisation de couloirs de circulations dédiés aux véhicules d'urgence et à l'augmentation des embouteillages. De manière similaire, **(Liu and Lee, 1988)** ont mené une analyse de sensibilité sur les vitesses de circulation dans le service médical d'urgence de Taipei (Taiwan) en utilisant un modèle de simulation qui prend en compte le nombre de lits disponibles dans les services d'urgence des hôpitaux. Les résultats démontrent que les changements de vitesse auraient peu d'impact sur les performances du système en termes de temps

d'accès au traitement, temps de service, nombre de lits d'hôpitaux disponibles et taux d'utilisation des équipes.

Finalement, d'autres scénarios d'analyse de sensibilité, relatifs à l'amélioration du niveau de préparation du personnel, de l'efficacité du système médical d'urgence et de la sensibilisation de la population, ont été proposés dans la littérature. **(Iskander, 1989)** a étudié un scénario de 25% de réduction des appels d'urgence qui pourrait être atteinte à l'aide de nouveaux programmes de sensibilisation et normes de sécurité, ainsi que des scénarios de 50% de réduction du temps de traitement des appels et de 25% de réduction du temps de soins sur place qui pourraient résulter de l'utilisation de ressources qualifiées plutôt que de bénévoles. Ces scénarios ont été appliqués au système médical d'urgence de l'état de Virginie-Occidentale (États-Unis) et ont permis d'améliorer considérablement les performances de ce système en termes de temps d'attente moyen, temps de réponse et temps d'accès au traitement. **(Su and Shih, 2002)** ont analysé des scénarios de réduction des transports inutiles résultant, par exemple, d'appels frauduleux ou d'une description insuffisante du lieu d'intervention. Les auteurs ont souligné que la réduction de ces situations chronophages pourrait être atteinte grâce à la formation du personnel et à la sensibilisation du public. Une analyse de sensibilité a été menée pour évaluer l'impact de la réduction des transports inutiles sur le taux d'utilisation des équipes, le temps de réponse et le temps d'accès au traitement dans le système médical d'urgence de la ville de Taipei (Taiwan).

2.8. Conclusion de la revue de littérature

Cette section a fourni une description détaillée de la littérature relative aux différents scénarios développés dans des études de simulation conçues pour les services médicaux d'urgence. Ces scénarios permettent de construire un argumentaire chiffré qui s'appuie sur l'évaluation et la comparaison de ces différentes alternatives afin de préconiser la mise en œuvre des meilleures stratégies organisationnelles. A cet égard, ils servent de base de décision et de communication aux gestionnaires des systèmes d'urgence qui s'avère particulièrement utile pour faire face à l'évolution de certains facteurs (exemple : demande, temps de transport...) ou pour anticiper l'impact de nouvelles réformes (exemple : changement de la législation relative à l'emplacement des bases ou au niveau de couverture souhaité). Il est à souligner qu'aucun des scénarios cités ne paraît être meilleur que les autres dans l'absolu et qu'ainsi, les performances de chacune des alternatives dépend fortement des hypothèses, règles de fonctionnement et données initiales de chaque système étudié. Ainsi, dans la prochaine section, nous proposons d'utiliser le modèle de SED développé dans le **Chapitre 2** pour évaluer l'impact d'un ensemble de stratégies sur les performances du SAMU 94.

3. Résultats des scénarios pertinents pour le SAMU 94

Dans cette section, nous utilisons le modèle de SED du SAMU 94 pour évaluer et comparer les performances de différentes stratégies. Chaque stratégie étudie une catégorie particulière de changements en testant différents scénarios. La variété de scénarios qui peuvent être testés pour chaque stratégie est très large. Par conséquent, nous limitons l'analyse aux alternatives les plus pertinentes qui ont un intérêt particulier pour les gestionnaires du SAMU 94, comme détaillé ci-dessous.

3.1. Stratégie A : Variation du nombre et de la charge des ressources

Cette première catégorie de scénarios vise à évaluer le degré de sensibilité du modèle de SED à la variation du nombre ou de la charge de travail (c'est-à-dire le nombre de tâches affectées) des ressources. Elle vise également à identifier, dans la perspective d'une étude complète intégrant le coût de ces scénarios, le meilleur compromis entre les coûts associés au recrutement de nouveau personnel (resp. les réductions de coûts associées à la diminution des effectifs) et l'amélioration (resp. la dégradation) de la performance qui en résulte. Pour cela, nous faisons varier le nombre ou les tâches affectées à différents types de ressources (c'est-à-dire PARM, régulateurs, équipes SMUR) durant des périodes de temps critiques. Ces périodes sont caractérisées par une forte affluence des appels et/ou sont en cohérence avec les contraintes de programmation des horaires du personnel comme la longueur et l'heure de début des shifts ou les limitations du nombre d'heures de travail hebdomadaires. Ainsi, les neuf scénarios qui ont été retenus pour cette famille de stratégie sont comme suit :

- *Scénario1*: 1 PARM en plus de 8h à 20h
- *Scénario2*: 1 PARM en moins de 8h à 20h
- *Scénario3*: 1 SMUR en plus à HM de 8h à 20h
- *Scénario4*: 1 SMUR en moins à HM de 8h à 20h
- *Scénario5*: 1 SMUR en moins à HM de 20h à 0h
- *Scénario6*: 1 SMUR en moins à HM de 0h à 8h
- *Scénario7*: 1 régulateur PDS en moins le WE (24h/24)
- *Scénario8*: 1 régulateur SAMU en plus de 8h à 12h30
- *Scénario9* : Envoi d'une équipe sans médecin pour les secondaires de célérité 2 et 3

La **Figure 15** illustre les résultats obtenus pour ces scénarios en comparaison avec le scénario initial qui correspond à la configuration actuelle du SAMU 94. La comparaison a été effectuée sur la base de trois indicateurs : le taux d'utilisation des ressources dont le nombre a été

changé, le taux de couverture en moins de 20 minutes pour les interventions primaires de priorités 1 avec envoi SMUR en premier effecteur, et le taux de couverture en moins de 20 minutes pour les interventions primaires de priorités 2 avec envoi SMUR en premier effecteur. Les diagrammes en boîtes représentent les intervalles de confiance à 95% pour chaque indicateur et chaque scénario, et les moustaches représentent les valeurs minimum et maximum sur la base de 20 réplifications. Comme le montre la **Figure 15**, les scénarios qui font varier le nombre de PARM (scénarios 1 et 2), de régulateurs PDS (scénario 7), de régulateurs SAMU (scénario 8), ainsi que le scénario qui élimine la charge de travail des médecins relative aux interventions secondaires de faible priorité (scénario 9) ne montrent aucune variation significative du taux de couverture, mais en revanche impactent les taux d'utilisation qui varient de -3% à 2.6% en moyenne. En particulier, les scénarios 1 et 8 indiquent un système saturé caractérisé par la stagnation des performances de couverture lorsqu'on augmente le nombre de PARM et de régulateurs SAMU. A l'inverse, l'absence d'impact sur l'efficacité du système lorsque le nombre de ressources est diminué (scénarios 2 et 7) suggère qu'il est possible de diminuer le nombre de PARM et de régulateurs PDS sans encourir de temps d'attente supplémentaires pour les appels. Les **Tableaux 13** et **14** indiquent que les temps d'attente moyens des PARM et des régulateurs PDS augmentent très peu dans les scénarios 2 et 7 respectivement, en comparaison avec le scénario initial, confirmant ainsi qu'à priori, ces ressources sont en mesure de faire face à la réduction de leur nombre. Il convient de mentionner qu'aux heures de pointe (moins de 0,1% des cas), certaines réplifications du scénario 7 montrent un temps d'attente maximum de plus de 12 min, ce qui représente près du double de la valeur maximale actuelle et indique un système d'urgence congestionné. Néanmoins dans l'ensemble, ce scénario semble réduire les coûts salariaux tout en garantissant un niveau de performance que les gestionnaires du système considèrent tout à fait acceptable.

La **Figure 15** montre également que la variation du nombre d'équipes SMUR impacte de manière statistiquement significative le taux de couverture, suggérant ainsi la criticité de cette ressource. En effet, l'ajout d'une équipe de 8h à 20h améliore le taux de couverture global en moins de 20 minutes de 2.2% et 1.9% pour les priorités 1 et 2 respectivement. Cette amélioration est plus remarquable en weekend puisqu'elle atteint 4.3% et 3.8% en moyenne pour les priorités 1 et 2 respectivement, contre seulement 1.9% et 1.8% pour les jours de semaine. En outre, ce même créneau horaire 8h-20h semble être le plus sensible à la diminution du nombre d'équipes, avec une baisse moyenne du taux de couverture de 3.9% et 3.1% pour les priorités 1 et 2 respectivement, et une augmentation moyenne de 3.5% du taux d'utilisation des équipes SMUR.

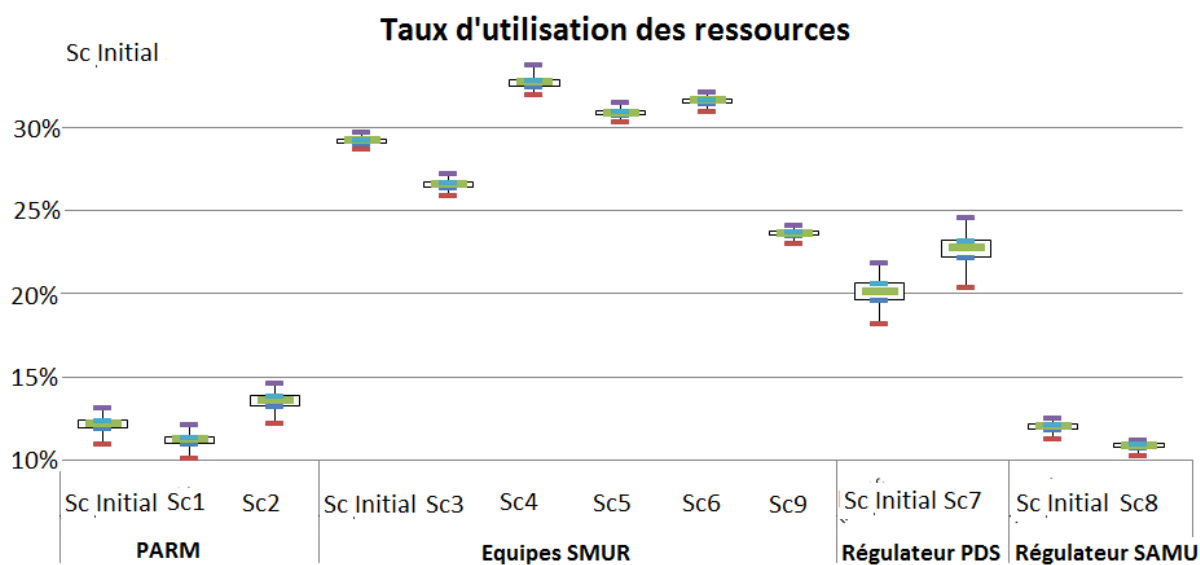
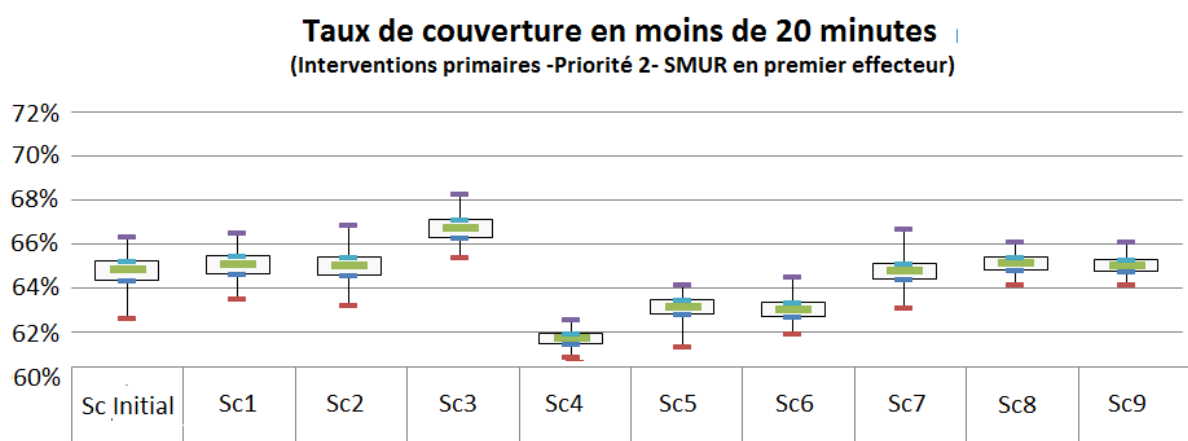
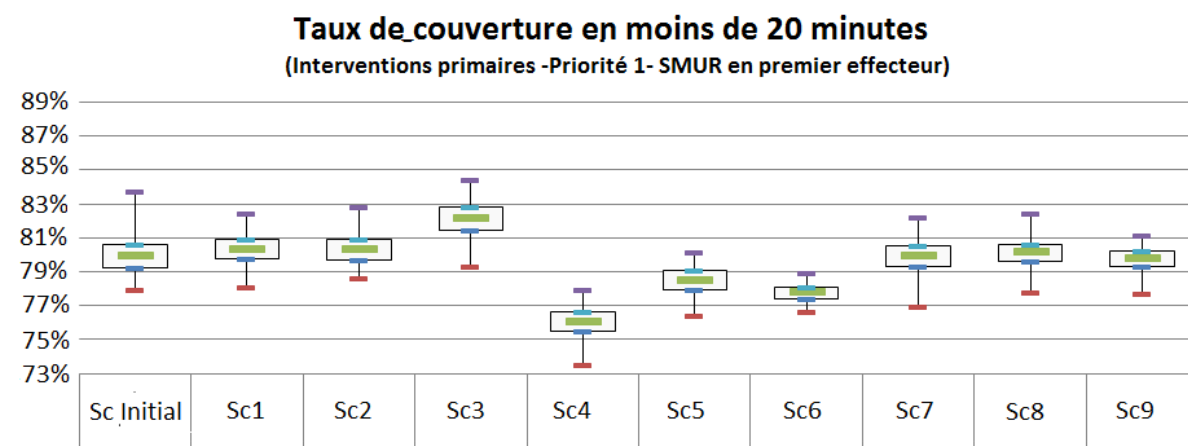


Figure 15: Résultats de la stratégie A

Tableau 13: Intervalles de confiance à 95% des temps d'attente des PARM

	Minimum (en minutes)	Maximum (en minutes)	Moyenne (en minutes)	Distribution empirique				
				< 1 min	< 2 min	< 3 min	< 4 min	< 5 min
Scénario initial	0.0 ± 0.0	3.6 ± 0.4	0.0 ± 0.0	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%
Scénario 2	0.0 ± 0.0	4.3 ± 0.3	0.0 ± 0.0	99.9% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%

Tableau 14: Intervalles de confiance à 95% des temps d'attente des régulateurs PDS

	Minimum (en minutes)	Maximum (en minutes)	Moyenne (en minutes)	Distribution empirique				
				< 1 min	< 2 min	< 3 min	< 4 min	< 5 min
Scénario Initial	0.0 ± 0.0	7.7 ± 0.5	0.1 ± 0.0	96.5% ± 0.3%	98.9% ± 0.1%	99.7% ± 0.0%	99.9% ± 0.0%	100.0% ± 0.0%
Scénario 7	0.0 ± 0.0	8.6 ± 0.8	0.1 ± 0.0	94.0% ± 0.5%	97.9% ± 0.3%	99.4% ± 0.1%	99.8% ± 0.1%	99.9% ± 0.0%

3.2. Stratégie B : augmentation du volume des interventions primaires et secondaires

Afin d'analyser le comportement des performances du SAMU 94 face à des événements tels que la croissance démographique ou le vieillissement de la population, nous avons augmenté le taux d'arrivée des interventions dans le modèle de SED de 20% à 100% par palier de 20% (scénarios de 10 à 14). Ces scénarios ont ensuite été comparés au scénario initial (+0% d'augmentation de la demande). Nous nous sommes particulièrement intéressés à la moyenne du temps de réponse et au taux de couverture en moins de 20 et 30 minutes pour les interventions les plus prioritaires (primaires avec envoi SMUR en premier effecteur). Outre notre critère de travail de 20 minutes, le seuil de couverture de 30 minutes a été pris en compte car le système SAMU français fixe à 90% le niveau de couverture requis en moins de 30 minutes pour les interventions primaires de priorité 1. L'analyse vise ainsi à prédire dans quelle mesure le volume des interventions peut être augmenté tout en respectant ce niveau de couverture. Les résultats sont présentés dans le **Tableau 15** et montrent que la moyenne du temps de réponse pour les interventions de priorité 1 augmente marginalement pour chaque palier d'augmentation de la demande de manière relativement constante (de 8% à 13% en moyenne) en comparaison avec les interventions de priorité 2 (de 11% à 41% en moyenne). Ainsi, l'augmentation totale de la moyenne du temps de réponse lorsque la demande actuelle est doublée atteint 118% en moyenne pour les interventions de priorité 2, contre 52% pour la priorité 1. Ceci s'explique par la hiérarchie dans le traitement des appels par priorité. En termes de couverture en moins de 20 minutes, l'augmentation de la demande de 20% dégrade légèrement la performance de 3.7% et 3.3% en moyenne pour les priorités 1 et 2 respectivement. Par la suite, la dégradation marginale des performances augmente de manière plus prononcée jusqu'à atteindre, entre 80% et 100% d'augmentation de la demande, une moyenne de 5.5% et 5.4% pour les priorités 1 et 2 respectivement. Le niveau de service requis en termes de couverture en moins de 30 minutes pourra être satisfait jusqu'à une augmentation de la demande de 20%. Au-delà de ce seuil, le nombre actuel de ressources devra être augmenté pour maintenir cette performance.

Tableau 15: Intervalles de confiance à 95% des moyennes de temps de réponse et taux de couverture en moins de 20 et 30 minutes face à l'augmentation de la demande

	Pourcentage d'augmentation de la demande					
	+0%	+20%	+40%	+60%	+80%	+100%
Envoi SMUR en premier effecteur priorité 1						
Moy (min)	16.8 ± 0.1	18.1 ± 0.2	19.6 ± 0.2	21.3 ± 0.3	23.4 ± 0.3	25.5 ± 0.2
Couverture en moins de 20 min	79.9% ± 0.7%	76.2% ± 0.6%	71.8% ± 0.5%	67.1% ± 0.5%	61.5% ± 0.6%	56.0% ± 0.5%
Couverture en moins de 30 min	95.5% ± 0.3%	92.5% ± 0.5%	88.9% ± 0.3%	85.3% ± 0.5%	80.8% ± 0.6%	76.5% ± 0.4%
Envoi SMUR en premier effecteur priorité 2						
Moy (min)	20.3 ± 0.2	22.5 ± 0.2	26.0 ± 0.3	30.3 ± 0.5	35.9 ± 0.6	44.3 ± 0.7
Couverture en moins de 20 min	64.8% ± 0.4%	61.5% ± 0.3%	57.0% ± 0.3%	52.4% ± 0.3%	47.2% ± 0.4%	41.8% ± 0.4%
Couverture en moins de 30 min	92.3% ± 0.3%	88.5% ± 0.2%	83.0% ± 0.3%	77.4% ± 0.3%	70.5% ± 0.4%	63.2% ± 0.4%

Afin de mieux spécifier le besoin en ressources face à l'augmentation de la demande, nous nous intéressons aux temps d'attente pour l'affectation de chaque type de ressource. La **Figure 16** montre qu'il y a peu ou pas d'attente pour l'affectation d'un PARM ou d'un régulateur PDS ou SAMU, même après que le volume d'interventions actuel ait doublé. En revanche, l'attente moyenne pour l'affectation d'une équipe SMUR a quasiment triplé au bout d'une augmentation de la demande de 40%, et continue à augmenter jusqu'à dépasser 8 et 24 minutes pour les priorités 1 et 2 respectivement lorsque la demande est augmentée de 100%, ce qui est une valeur tout à fait inadéquate dans ce contexte d'urgence. Ceci confirme les résultats de la stratégie A sur la criticité de la ressource 'équipes SMUR' dans le système.

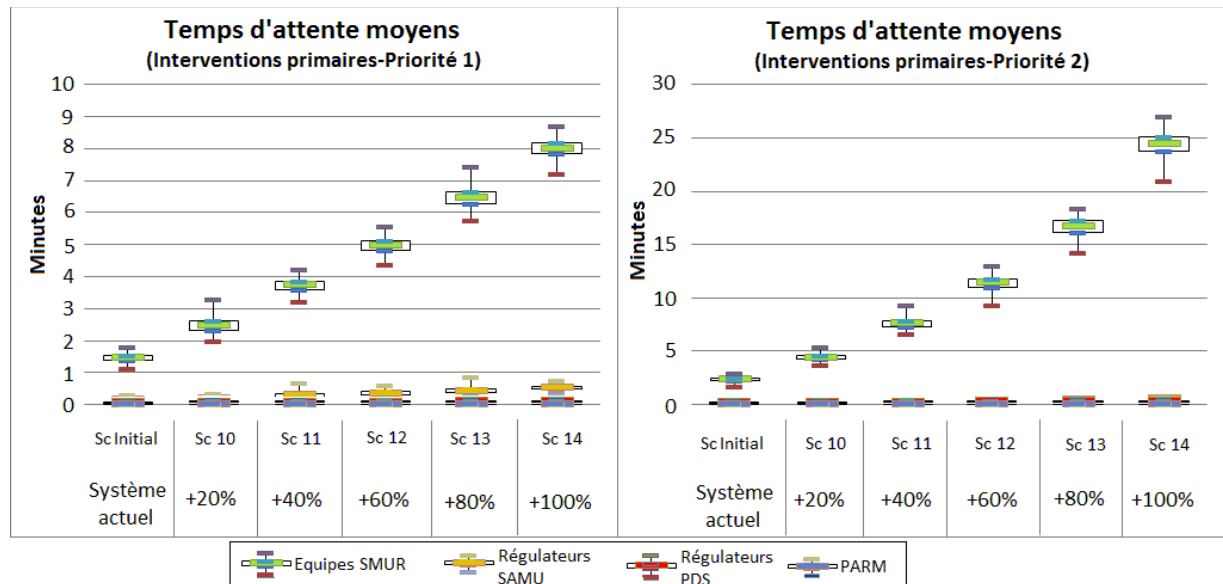


Figure 16: Impact de l'augmentation de la demande sur les intervalles de confiance à 95% des temps d'attente pour l'affectation des ressources

Nous avons donc repris les mêmes scénarios d'augmentation de la demande en ajoutant une équipe SMUR dans la tranche 8h-20h (scénarios de 15 à 19). La **Figure 17** compare le taux de couverture en moins de 30 minutes pour les interventions primaires de priorité 1 avec envoi SMUR en premier effecteur avant et après l'ajout de l'équipe. Il ressort que la performance souhaitée de 90% de réponses en moins de 30 minutes est satisfaite jusqu'à une hausse de 40% de la demande actuelle avec la ressource supplémentaire. Notons également que l'intérêt de l'équipe SMUR supplémentaire est d'autant plus important que le nombre d'interventions augmente. En effet, le taux de couverture en moins de 30 minutes est amélioré de 1.2% en moyenne sous la demande actuelle, contre 4.2% pour une augmentation de 100% de la demande.

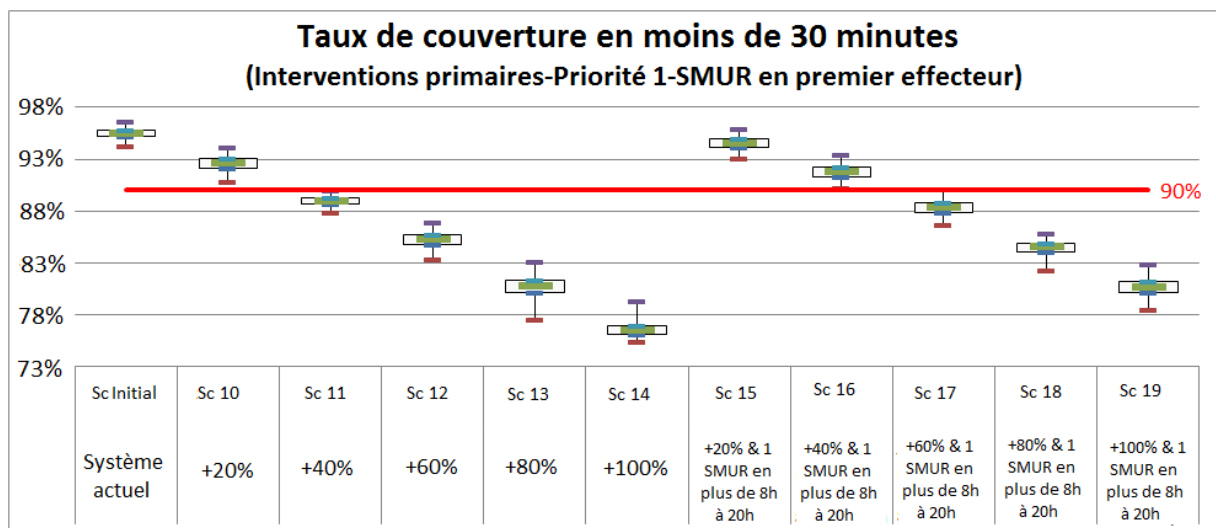


Figure 17: Impact de l'ajout d'une équipe SMUR de 8h à 20h face à l'augmentation de la demande

3.3. Stratégie C : Plan de déploiement amélioré des équipes SMUR

Outre le nombre d'équipes SMUR, leur localisation est un facteur décisif pour la conception de services médicaux d'urgence efficaces qui garantissent l'équité de l'accès à l'offre de soins en tout point du territoire desservi. Le déploiement statique permet, à travers la détermination de la localisation des équipes disponibles, de réduire les temps de transport jusqu'aux lieux d'intervention et ainsi, d'améliorer le taux de couverture globale.

Dans cette famille de scénarios, nous analysons l'effet de la relocalisation graduelle d'une à trois équipes SMUR, initialement situées à HM, de manière décentralisée dans d'autres bases potentielles du Val-de-Marne. En accord avec la législation française actuelle, ces bases potentielles correspondent à trois hôpitaux publics qui se situent dans le département : Saint-Camille (SC), Bicêtre (B) et Emile-Roux (ER) (cf. **Figure 18**).

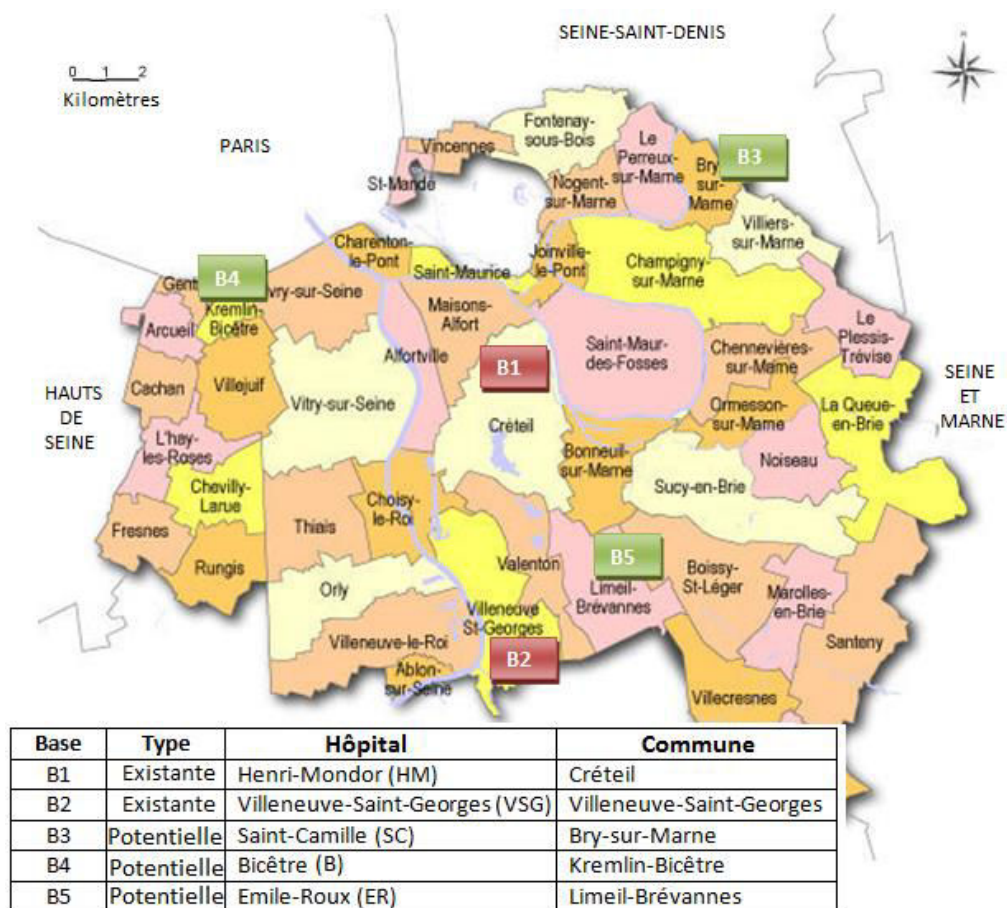


Figure 18: Distribution géographique des bases existantes et potentielles du Val-de-Marne

Ainsi, nous utilisons l'analyse si-alors pour évaluer l'impact de toutes les relocalisations possibles d'une, deux ou trois équipes SMUR de 8h à 20h dans chacune des bases potentielles susmentionnées. La comparaison des scénarios est effectuée sur la base de cinq indicateurs : le taux d'utilisation des équipes SMUR entre 8h et 20h, ainsi que le taux de couverture en moins de 20 minutes entre 8h et 20 h pour les interventions primaires de priorités 1 et 2 avec envoi SMUR en premier effecteur, en distinguant entre jours de semaine et weekend, afin de prendre en considération les variations en termes de fréquence des appels et nombre d'équipes en service.

Le **Tableau 16** présente les intervalles de confiance à 95% en comparaison avec le scénario initial. Les résultats suggèrent que l'hôpital Saint-Camille (Scénario 20) est le meilleur emplacement pour une première relocalisation, avec une augmentation moyenne du pourcentage d'interventions atteintes en moins de 20 min de 8h à 20h allant de 2,9% à 6% pour l'ensemble des priorités et des jours de la semaine. Déplacer une seconde équipe SMUR à l'emplacement optimal (hôpital Bicêtre, Scénario 26) a pour effet d'améliorer le taux de couverture moyen en moins de 20 minutes de 1.9% supplémentaire pour les interventions primaires de priorité 2 en jours de semaine, tout en ayant un impact négatif sur les performances des interventions de priorité 1 en weekend

(diminution moyenne de 2.1%). Aucun impact significatif n'est constaté en ce qui concerne les autres indicateurs de couverture. De même, la relocalisation optimale d'une troisième équipe (hôpital Saint-Camille, Scénario 32) améliore la couverture pour les interventions de priorité 1 en jours de semaine (1.9% en moyenne), tout en réduisant considérablement les performances en week-ends (jusqu'à -3,9% en moyenne). En outre, ces trois scénarios réduisent légèrement la charge de travail des équipes SMUR par une diminution de leur taux d'utilisation entre 8h et 20h allant de 0.4% à 0.6% en moyenne, en comparaison avec le scénario initial.

Tableau 16: Résultats de la stratégie C

Nombre de relocations	Scénario	Bases de relocalisation	Taux de couverture en moins de 20 min de 8h à 20h pour les interventions primaires avec envoi SMUR en 1er effecteur				Taux d'utilisation des équipes SMUR de 8h à 20h
			Priorité 1 en jours de semaine	Priorité 2 en jours de semaine	Priorité 1 en weekend	Priorité 2 en weekend	
-	Scénario initial	-	79.8% ± 1.2%	63.1% ± 0.5%	78.1% ± 1.3%	65.8% ± 1.1%	32.7% ± 0.2%
1 équipe SMUR relocalisée	Sc 20	SC	82.6% ± 0.8%	69.2% ± 0.5%	83.4% ± 1.1%	68.9% ± 0.8%	32.3% ± 0.2%
	Sc 21	B	77.9% ± 0.9%	67.3% ± 0.6%	77.3% ± 1.7%	65.5% ± 1.0%	32.3% ± 0.2%
	Sc 22	ER	77.6% ± 0.9%	65.7% ± 0.5%	77.8% ± 1.1%	65.1% ± 0.8%	32.6% ± 0.2%
2 équipes SMUR relocalisées	Sc 23	SC- SC	82.3% ± 0.9%	69.9% ± 0.4%	82.2% ± 1.5%	67.4% ± 0.9%	32.4% ± 0.2%
	Sc 24	B-B	76.9% ± 0.9%	65.5% ± 0.6%	73.2% ± 1.6%	60.6% ± 0.9%	32.1% ± 0.2%
	Sc 25	ER-ER	75.3% ± 1.0%	63.2% ± 0.5%	75.6% ± 1.8%	59.4% ± 1.1%	32.6% ± 0.2%
	Sc 26	SC- B	81.7% ± 0.9%	71.1% ± 0.6%	81.4% ± 0.9%	69.3% ± 1.2%	32.2% ± 0.3%
	Sc 27	SC- ER	82.1% ± 0.9%	69.1% ± 0.6%	82.2% ± 1.4%	68.1% ± 0.9%	32.3% ± 0.2%
	Sc 28	B-ER	78.3% ± 1.1%	67.3% ± 0.6%	76.9% ± 1.5%	62.9% ± 0.9%	32.3% ± 0.2%
3 équipes SMUR relocalisées	Sc 29	SC- SC-SC	81.6% ± 0.8%	68.1% ± 0.4%	76.3% ± 1.3%	61.1% ± 0.7%	32.3% ± 0.2%
	Sc 30	B-B-B	72.0% ± 0.8%	60.3% ± 0.6%	60.8% ± 1.4%	47.3% ± 1.1%	32.3% ± 0.2%
	Sc 31	ER-ER-ER	72.2% ± 1.2%	58.0% ± 0.6%	65.5% ± 1.6%	48.3% ± 1.1%	32.7% ± 0.2%
	Sc 32	SC- SC-B	83.5% ± 0.7%	71.4% ± 0.4%	80.0% ± 1.3%	65.4% ± 0.9%	32.1% ± 0.2%
	Sc 33	SC- SC-ER	83.1% ± 0.7%	69.2% ± 0.4%	79.6% ± 1.3%	65.0% ± 1.2%	32.3% ± 0.2%
	Sc 34	B-B-SC	80.5% ± 0.8%	69.2% ± 0.5%	74.7% ± 1.5%	61.4% ± 0.9%	32.2% ± 0.2%
	Sc 35	B-B-ER	75.4% ± 0.9%	63.7% ± 0.3%	69.0% ± 1.7%	53.5% ± 0.7%	32.2% ± 0.1%
	Sc 36	ER-ER-SC	79.4% ± 0.9%	65.1% ± 0.5%	75.8% ± 1.5%	59.7% ± 0.9%	32.4% ± 0.2%
	Sc 37	ER-ER-B	75.6% ± 0.9%	63.2% ± 0.6%	67.5% ± 1.6%	53.4% ± 0.9%	32.4% ± 0.2%
	Sc 38	SC-B-ER	81.7% ± 1.0%	70.3% ± 0.6%	78.9% ± 1.4%	64.3% ± 0.9%	32.0% ± 0.2%

3.4. Stratégie D : Augmentation des temps de transport (Journées exceptionnelles)

Sur la base des données historiques, nous avons identifié dix jours atypiques dans la période d'étude caractérisés par des temps de transport exceptionnellement longs. Ce phénomène se produit lors de certains événements tels que les mauvaises conditions météorologiques, certains événements sportifs ou encore les grèves générales dans les transports publics. Ainsi, trois tendances ont été observées correspondant à 100%, 150% et 300% d'augmentation des temps de transport habituels. Le SAMU 94 est principalement intéressé par l'évaluation de l'intérêt de la relocalisation des équipes SMUR au cours de ces journées. Nous avons donc appliqué l'augmentation des temps de transport au scénario initial (Scénarios 39 à 41), ainsi qu'aux meilleurs scénarios de relocalisation obtenus dans la stratégie C (Scénarios 42 à 50). Les résultats sont présentés dans le **Tableau 17**.

Tableau 17: Résultats de la stratégie D

Relocalisations	Scenario	Augmentation des temps de transport	Taux de couverture en moins de 20 min de 8h à 20h pour les interventions primaires avec envoi SMUR en 1er effecteur				Taux d'utilisation des équipes SMUR de 8h à 20h
			Priorité 1 en jours de semaine	Priorité 2 en jours de semaine	Priorité 1 en weekend	Priorité 2 en weekend	
Aucune relocalisation	Scénario initial	+ 0%	79.8% ± 1.2%	63.1% ± 0.5%	78.1% ± 1.3%	65.8% ± 1.1%	32.7% ± 0.2%
	Sc 39	+ 100%	26.3% ± 1.1%	19.1% ± 0.3%	33.1% ± 1.7%	21.3% ± 0.8%	35.1% ± 0.3%
	Sc 40	+ 150%	15.4% ± 0.7%	10.9% ± 0.4%	22.9% ± 1.5%	12.1% ± 0.5%	36.7% ± 0.2%
	Sc 41	+ 350%	4.2% ± 0.3%	1.7% ± 0.1%	5.5% ± 0.9%	2.3% ± 0.2%	41.9% ± 0.2%
1 relocalisation à SC	Sc 20	+ 0%	82.6% ± 0.8%	69.2% ± 0.5%	83.4% ± 1.1%	68.9% ± 0.8%	32.3% ± 0.2%
	Sc 42	+ 100%	32.5% ± 0.9%	26.7% ± 0.5%	48.2% ± 1.2%	26.8% ± 0.6%	34.9% ± 0.2%
	Sc 43	+ 150%	20.6% ± 0.8%	16.1% ± 0.4%	35.2% ± 1.8%	17.3% ± 0.8%	36.3% ± 0.3%
	Sc 44	+ 350%	5.2% ± 0.4%	2.6% ± 0.2%	7.9% ± 1.2%	2.8% ± 0.3%	41.3% ± 0.2%
2 relocalisations à SC-B	Sc 26	+ 0%	81.7% ± 0.9%	71.1% ± 0.6%	81.4% ± 0.9%	69.3% ± 1.2%	32.2% ± 0.3%
	Sc 45	+ 100%	34.0% ± 1.1%	28.6% ± 0.5%	44.1% ± 1.8%	27.8% ± 0.8%	34.4% ± 0.2%
	Sc 46	+ 150%	23.3% ± 0.7%	17.5% ± 0.5%	35.7% ± 1.8%	17.2% ± 0.5%	35.8% ± 0.2%
	Sc 47	+ 350%	5.9% ± 0.5%	3.3% ± 0.2%	7.4% ± 1.1%	3.0% ± 0.3%	40.4% ± 0.3%
3 relocalisations à SC-SC-B	Sc 32	+ 0%	83.5% ± 0.7%	71.4% ± 0.4%	80.0% ± 1.3%	65.4% ± 0.9%	32.1% ± 0.2%
	Sc 48	+ 100%	36.2% ± 0.9%	30.0% ± 0.6%	41.4% ± 1.8%	24.6% ± 0.8%	34.2% ± 0.2%
	Sc 49	+ 150%	24.7% ± 1.1%	18.6% ± 0.6%	32.0% ± 1.9%	16.1% ± 0.6%	35.6% ± 0.2%
	Sc 50	+ 350%	6.0% ± 0.4%	3.0% ± 0.1%	7.3% ± 1.1%	2.9% ± 0.3%	40.4% ± 0.3%

En comparaison avec les journées typiques, la relocalisation de plus de deux équipes SMUR pendant les journées exceptionnelles améliore leur taux d'utilisation de manière plus substantielle correspondant à une réduction allant jusqu'à 1.5% en moyenne. En outre, l'effet des relocalisations optimales d'équipes SMUR sur le taux de couverture augmente significativement lorsque les temps de transport sont augmentés de 100%, à la fois en jours de semaine (jusqu'à 10.9% d'amélioration en moyenne) et en weekend (jusqu'à 15% d'amélioration en moyenne). Cependant, cet effet s'atténue progressivement à mesure que les temps de transport sont plus longs, avec moins de 2.4% de taux couverture supplémentaire pour 350% d'augmentation des temps de transport. Ceci s'explique par le fait que les économies de temps obtenues par la relocalisation ne sont pas suffisantes pour contrebalancer l'impact de temps de transport trop longs sur le taux de couverture en moins de 20 minutes. Dans de telles situations, davantage de pistes doivent être explorées pour améliorer le niveau de service. Ces pistes impliquent des changements organisationnels plus importants comme l'ajout d'équipes SMUR supplémentaires localisées de manière décentralisées ou encore la présence permanente des équipes dans leur véhicule pour éliminer le temps de préparation.

3.5. Stratégie E : Utilisation d'une règle de dispatching alternative (Réponse Régionalisée)

Dans la configuration actuelle du SAMU 94, l'Equipe Disponible la Plus Proche (EDPP), en termes de temps de transport, est envoyée pour réaliser une intervention. Nous avons voulu tester une règle de dispatching alternative, connue sous le nom de Réponse Régionalisée (RR), qui

consiste à affecter chaque équipe à une zone d'intervention spécifique. Si l'équipe affectée est occupée, l'équipe disponible la plus proche réalise l'intervention. Nous rappelons que cette dernière règle est largement utilisée dans plusieurs services médicaux d'urgence à travers le monde (Gunes and Szechtman, 2005; Repede and Bernardo, 1994; Su and Shih, 2003). Son principal avantage est de réduire les temps de transport en raison de la zone géographique limitée que l'équipe doit traverser pour se rendre sur les lieux d'intervention.

Nous appliquons cette règle au scénario initial, ainsi qu'aux meilleurs scénarios de relocalisation obtenus dans la stratégie C (Scénarios 20, 26 et 32). Ainsi, pour chaque scénario, les équipes SMUR sont affectées pour servir les IRIS les plus proches de leur base, ce qui constitue leur zone d'intervention. Les résultats sont présentés dans **Tableau 18**.

Tableau 18: Résultats de la stratégie E

Relocalisations	Scenario	Règle de dispatching	Taux de couverture en moins de 20 min de 8h à 20h pour les interventions primaires avec envoi SMUR en 1er effecteur				Taux d'utilisation des équipes SMUR de 8h à 20h
			Priorité 1 en jours de semaine	Priorité 2 en jours de semaine	Priorité 1 en weekend	Priorité 2 en weekend	
Aucune relocalisation	Scénario initial	EDPP	79.8% ± 1.2%	63.1% ± 0.5%	78.1% ± 1.3%	65.8% ± 1.1%	32.7% ± 0.2%
	Sc 51	RR	80.0% ± 1.0%	63.8% ± 0.7%	79.0% ± 1.4%	66.5% ± 0.9%	32.4% ± 0.2%
1 relocalisation à SC	Sc 20	EDPP	82.6% ± 0.8%	69.2% ± 0.5%	83.4% ± 1.1%	68.9% ± 0.8%	32.3% ± 0.2%
	Sc 52	RR	82.5% ± 0.8%	69.7% ± 0.5%	82.9% ± 1.4%	69.3% ± 0.9%	32.5% ± 0.2%
2 relocalisations à SC-B	Sc 26	EDPP	81.7% ± 0.9%	71.1% ± 0.6%	81.4% ± 0.9%	69.3% ± 1.2%	32.2% ± 0.3%
	Sc 53	RR	83.0% ± 0.9%	71.5% ± 0.6%	80.3% ± 1.6%	69.6% ± 0.9%	32.1% ± 0.2%
3 relocalisations à SC-SC-B	Sc 32	EDPP	83.5% ± 0.7%	71.4% ± 0.4%	80.0% ± 1.3%	65.4% ± 0.9%	32.1% ± 0.2%
	Sc 54	RR	84.6% ± 0.8%	72.6% ± 0.6%	78.5% ± 1.4%	65.7% ± 1.0%	31.8% ± 0.2%

Les résultats montrent que pour les scénarios avec deux relocalisations et moins, la RR ne génère aucune différence significative en termes de taux de couverture et d'utilisation par rapport aux scénarios d'EDPP correspondants, à la fois en jours de semaine et en weekend. Seule la configuration la plus décentralisée (c'est-à-dire trois relocalisations), appliquée en jours de semaine, semble être positivement impactée par la nouvelle règle de dispatching en termes de taux de couverture. En effet, l'avantage de cette relocalisation sur le taux de couverture en moins de 20 minutes passe de 3.8% et 8.3% en moyenne sous l'EDPP à 4.9% et 9.5% en moyenne sous la RR pour les priorités 1 et 2 respectivement.

3.6. Stratégie F : Amélioration du processus de traitement des appels

Si les stratégies testées précédemment s'intéressent à la réduction des temps d'attente pour la libération des ressources et des temps de transport, la présente stratégie vise à évaluer l'impact de la réduction du temps de déclenchement, défini comme l'intervalle entre l'arrivée de l'appel et la

notification d'une équipe SMUR, sur les performances du système. La réduction de ce temps de traitement pourrait avoir lieu suite à la mise en place d'actions telles que l'exécution de certaines tâches de régulation et de préparation de l'intervention de manière simultanée, ou l'utilisation de moyens technologiques plus efficaces pour le traitement des dossiers médicaux. En l'occurrence, nous avons testé une réduction estimée par les gestionnaires du SAMU 94 à 40 secondes, correspondant à l'utilisation d'une technologie plus rapide pour la notification des équipes après une décision d'engagement de moyens SMUR (Scénario 55). Nous avons par la suite voulu évaluer le degré de sensibilité du modèle de SED à cette réduction sur une large distribution des temps de réponse. Pour cela, nous en analysons le taux de couverture primaire pour différentes valeurs de seuil de couverture, allant de 15 à 30 minutes (cf. **Tableau 19**).

Tableau 19: Résultats de la stratégie F

Priorité	Seuil de couverture	Taux de couverture pour les interventions primaires avec envoi SMUR en 1er effecteur	
		Scénario initial	Scénario 55
Priorité 1	15 min	48.7% ± 0.7%	53.4% ± 0.7%
	20 min	79.9% ± 0.7%	82.6% ± 0.5%
	25 min	92.0% ± 0.4%	93.2% ± 0.5%
	30 min	95.5% ± 0.3%	95.9% ± 0.4%
Priorité 2	15 min	30.3% ± 0.3%	35.4% ± 0.4%
	20 min	64.8% ± 0.4%	69.0% ± 0.4%
	25 min	84.8% ± 0.4%	86.6% ± 0.3%
	30 min	92.3% ± 0.3%	92.8% ± 0.3%

Le tableau montre que l'avantage d'un temps de déclenchement réduit est particulièrement remarquable pour les seuils de couverture bas. En effet, il est intéressant de constater qu'une faible réduction de ce temps de traitement apporte une amélioration de la couverture globale qui atteint 4.7% et 5.2% en moyenne pour le seuil de 15 minutes et les priorités 1 et 2 respectivement, en comparaison avec le scénario initial. Pour le seuil de travail de 20 minutes, cette amélioration de couverture est ramenée à 2.7% et 4.2% en moyenne pour les priorités 1 et 2 respectivement.

3.7. Stratégie G : Considération de scénarios combinés

Un objectif raisonnable d'une réorganisation efficace du SAMU 94 serait de sélectionner une combinaison de stratégies afin d'obtenir des performances de couverture encore meilleures, en comparaison avec la mise en place de stratégies indépendantes. Ainsi, afin de répondre à certaines questions spécifiques que se posent les gestionnaires du SAMU 94, nous proposons de tester les combinaisons de scénarios suivantes :

Q1 : Quel est l'impact de l'ajout d'une équipe SMUR dans un schéma de déploiement décentralisé dans la tranche horaire 8h-20h?

Scénarios proposés :

- *Scénario 56*: 1 équipe SMUR en plus de 8h à 20h (Scénario 3) + Relocalisation d'une équipe à Saint-Camille de 8h à 20h (Scénario 20)
- *Scénario 57*: 1 équipe SMUR en plus de 8h à 20h (Scénario 3) + Relocalisation d'une équipe à Saint-Camille et d'une équipe au Kremlin-Bicêtre de 8h à 20h (Scénario 26)
- *Scénario 58*: 1 équipe SMUR en plus de 8h à 20h (Scénario 3) + Relocalisation de deux équipes à Saint-Camille et d'une équipe au Kremlin-Bicêtre de 8h à 20h (Scénario 32)

Q2 : Dans quelle mesure l'effet de la réduction du nombre d'équipes SMUR de 8h à 20h peut-il être atténué par la réduction de la charge secondaire de priorités 2 et 3 des équipes SMUR?

Scénario proposé:

- *Scénario 59*: 1 équipe SMUR en moins de 8h à 20h (Scénario 4) + Envoi d'une équipe sans médecin pour les secondaires de célérité 2 et 3 (Scénario 9)

Q3 : Dans quelle mesure l'effet de la réduction du nombre de gardes des équipes SMUR (de 0h à 8h) sur les performances globales du système peut-il être atténué par la relocalisation d'une équipe SMUR de 8h à 20h ?

Scénario proposé:

- *Scénario 60*: 1 SMUR en moins de 0h à 8h (Scénario 6) + Relocalisation d'une équipe à Saint-Camille de 8h à 20h (Scénario 20)

Le **Tableau 20** montre que l'impact de l'ajout d'une équipe SMUR de 8h à 20h sur leur taux d'utilisation dans cette même tranche horaire varie très peu en fonction du schéma de déploiement utilisé, avec une réduction moyenne allant de 4.7% à 5.1%. En revanche, le bénéfice de l'ajout d'une équipe sur le taux de couverture en moins de 20 minutes de 8h à 20h augmente graduellement avec le nombre d'équipes délocalisées. Cette augmentation passe, en jours de semaine (resp. en weekend), de 1.9% et 1.8% (resp. 4.3% et 3.8%) en moyenne sous la configuration actuelle à 3% et 4.1% (resp. 5.3% et 9.1%) sous trois équipes relocalisées, pour les priorités 1 et 2 respectivement. Ainsi au total, l'amélioration de la performance moyenne atteint 6.8% et 12.4% en jours de semaine et 9.4% et 7% en weekend pour les priorités 1 et 2 respectivement. A noter que cette amélioration correspond à une hausse moyenne de 10.4% par rapport à la somme des impacts de chacun des scénarios lorsqu'ils sont analysés indépendamment, ce qui démontre bien l'intérêt de tels scénarios combinés. Le tableau souligne également que la

réduction de la charge secondaire de priorités 2 et 3 des équipes SMUR réduit leur taux d'utilisation de 6.8% en moyenne lorsqu'une équipe est retranchée de 8h à 20h. En revanche, cette réduction de charge ne produit aucune amélioration significative sur le taux de couverture en moins de 20 minutes pour les deux priorités, autant en jours de semaine qu'en weekend.

Tableau 20: Résultats de la stratégie G

Scenarios combinés	Scenario	Taux de couverture en moins de 20 min de 8h à 20h pour les interventions primaires avec envoi SMUR en 1er effecteur				Taux d'utilisation des équipes SMUR de 8h à 20h
		Priorité 1 en jours de semaine	Priorité 2 en jours de semaine	Priorité 1 en weekend	Priorité 2 en weekend	
-	Scénario initial	79.8% ± 1.2%	63.1% ± 0.5%	78.1% ± 1.3%	65.8% ± 1.1%	32.7% ± 0.2%
Sc3+Sc20	Sc 3	81.7% ± 0.6%	64.9% ± 0.5%	82.4% ± 1.8%	69.6% ± 0.8%	27.7% ± 0.2%
	Sc 20	82.6% ± 0.8%	69.2% ± 0.5%	83.4% ± 1.1%	68.9% ± 0.8%	32.3% ± 0.2%
	Sc 56	83.8% ± 0.6%	71.1% ± 0.5%	87.5% ± 1.2%	72.8% ± 0.8%	27.6% ± 0.2%
Sc3+Sc26	Sc 3	81.7% ± 0.6%	64.9% ± 0.5%	82.4% ± 1.8%	69.6% ± 0.8%	27.7% ± 0.2%
	Sc 26	81.7% ± 0.9%	71.1% ± 0.6%	81.4% ± 0.9%	69.3% ± 1.2%	32.2% ± 0.3%
	Sc 57	83.8% ± 0.8%	73.7% ± 0.5%	87.1% ± 1.4%	74.3% ± 0.8%	27.1% ± 0.2%
Sc3+Sc32	Sc 3	81.7% ± 0.6%	64.9% ± 0.5%	82.4% ± 1.8%	69.6% ± 0.8%	27.7% ± 0.2%
	Sc 32	83.5% ± 0.7%	71.4% ± 0.4%	80.0% ± 1.3%	65.4% ± 0.9%	32.1% ± 0.2%
	Sc 58	86.6% ± 0.5%	75.5% ± 0.6%	85.4% ± 1.3%	74.5% ± 0.6%	27.0% ± 0.2%
Sc4+Sc9	Sc 4	75.5% ± 0.9%	59.6% ± 0.3%	69.5% ± 1.8%	59.3% ± 0.9%	39.2% ± 0.2%
	Sc 9	79.2% ± 0.8%	63.3% ± 0.3%	78.8% ± 1.8%	66.4% ± 0.9%	26.5% ± 0.2%
	Sc 59	75.4% ± 1.0%	59.7% ± 0.5%	71.2% ± 2.3%	59.0% ± 1.1%	32.4% ± 0.2%

Finalement, les résultats du scénario 60 (cf. **Figure 19**) montrent que la relocalisation d'une équipe SMUR de 8h à 20h améliore de manière statistiquement significative le taux de couverture global en moins de 20 minutes de 1.9% et 3.2% pour les priorités 1 et 2 respectivement, lorsque la garde d'une équipe est supprimée de 0h à 8h. Ainsi, l'impact négatif de la suppression de la garde sur la performance de couverture global est largement compensé par la relocalisation puisqu'en comparaison avec le scénario initial, le scénario 60 améliore de manière statistiquement significative la couverture de 1.5% pour les interventions de priorité 2, et ne montre aucune différence significative de couverture pour les interventions de priorité 1. Nous notons cependant que le taux d'utilisation des équipes SMUR sous ce scénario demeure plus élevé de 2.2% en moyenne, en comparaison avec le scénario initial, ce qui s'explique par l'importante augmentation de la charge de travail des équipes (+7.1% en moyenne) sur la période 0h-8h.

4. Synthèse et discussion des résultats

Les résultats obtenus dans la section précédente permettent d'établir une hiérarchie dans la préconisation de stratégies à adopter afin d'améliorer les performances du SAMU 94. En effet, la stratégie la plus intéressante en termes d'amélioration du taux de couverture en moins de 20 minutes serait relative au déploiement des équipes SMUR à travers le département. Ainsi,

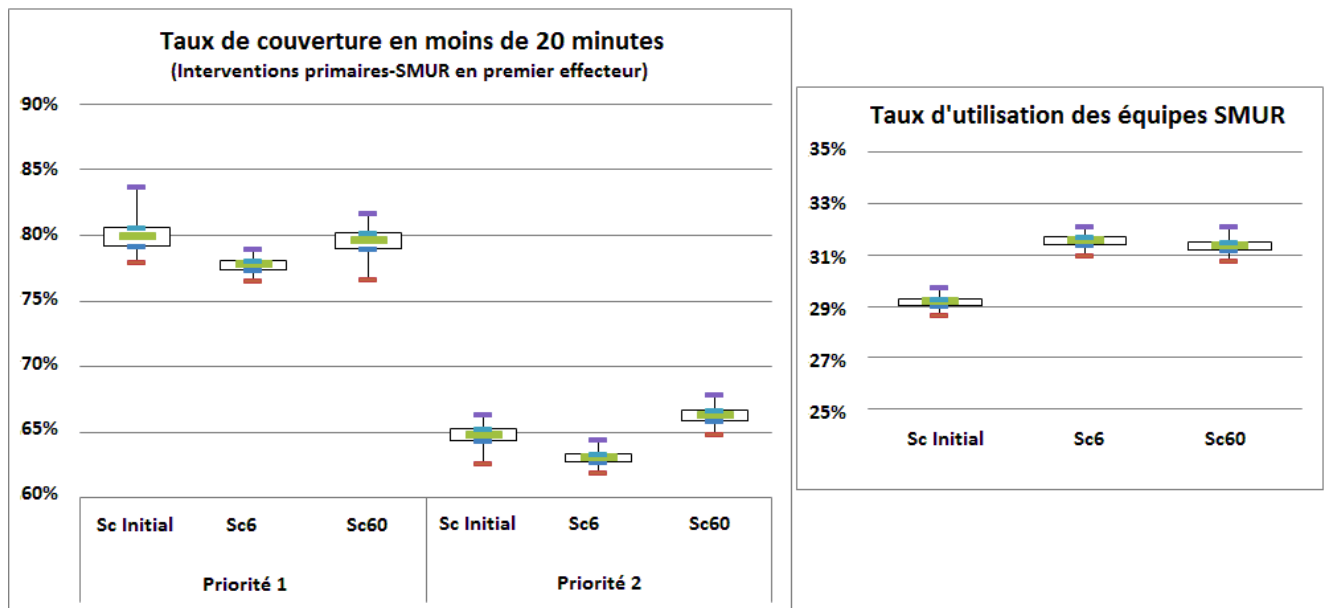


Figure 19: Effet de la relocalisation d'une équipe SMUR de 8h à 20h sur la réduction du nombre de gardes des équipes SMUR (de 0h à 8h)

conformément aux résultats présentés dans le **Tableau 16**, nous recommandons d'opter pour la meilleure stratégie de relocalisation suivante :

- Délocaliser deux équipes SMUR à l'hôpital Saint-Camille et une équipe à l'hôpital Bicêtre pendant les jours de semaine. Ceci aurait pour effet d'améliorer le taux de couverture en moins de 20 minutes entre 8h et 20h de 3.8% et 8.3% en moyenne pour les priorités 1 et 2 respectivement ;
- Délocaliser seulement une équipe à l'hôpital Saint-Camille en weekend. Ceci entraînerait une amélioration du taux de couverture en moins de 20 minutes entre 8h et 20h de 5.3% et 3.1% en moyenne pour les priorités 1 et 2 respectivement.

La mise en œuvre de cette stratégie de déploiement est particulièrement appropriée lors de journées exceptionnelles avec une augmentation des temps de transport de 100%, dans la mesure où l'amélioration du taux de couverture en moins de 20 minutes pourrait alors atteindre 10.9% en jours de semaine et 15% en weekend, en comparaison avec l'augmentation des temps de transport sous la configuration actuelle (cf. **Tableau 17**).

Une autre stratégie qui semble prometteuse est liée de la réduction des temps de déclenchement. En effet, le modèle a permis de constater qu'une réduction de 40 secondes de ce temps de traitement pourrait conduire à une amélioration significative du taux de couverture globale en moins de 20 minutes qui atteindrait 4.2% (cf. **Tableau 19**). Ceci suggère que des réductions similaires dans d'autres étapes du processus de soins, comme les temps de préparation

ou les temps de soins sur place, pourraient entraîner des gains d'efficacité supplémentaires en termes de temps de réponse et de temps d'accès au traitement pour une arrivée plus rapide aux établissements de soins définitifs.

Des améliorations du taux de couverture plus modestes devraient en revanche résulter de l'augmentation du nombre de ressources. En effet, d'après le modèle de SED, l'augmentation du nombre de PARM (scénario 1), de régulateurs PDS (scénario 7) et de régulateurs SAMU (scénario 8) n'aurait aucun impact significatif sur la couverture en moins de 20 minutes, tandis que l'ajout d'une équipe SMUR supplémentaire de 8h à 20h (scénario 3) se traduirait par une amélioration du taux de couverture moyen dans cette tranche horaire qui ne dépasse pas 2,5% pour les deux priorités 1 et 2. Il est cependant à relever que cette dernière amélioration de la performance serait différemment ventilée en fonction des jours de la semaine, car si elle ne dépasse pas 1.9% en semaine, elle pourrait atteindre 4.3% en weekend. En outre, l'impact de l'équipe SMUR supplémentaire sur le taux de couverture en moins de 20 minutes devrait être encore plus important sous certaines conditions comme la mise en place d'un plan de déploiement décentralisé ou l'augmentation de la demande, puisqu'il atteint respectivement 9.1% quand trois équipes sont relocalisées et 9.8% quand la demande augmente de 100%. A la lumière de ces observations, nous recommandons de mettre l'accent sur le recrutement d'équipes SMUR supplémentaires, en tant que ressources critiques du système, uniquement en weekend sous la configuration actuelle. Si toutefois la demande devait être augmentée ou si le plan de déploiement recommandé devrait être appliqué, le recrutement d'équipes SMUR devrait alors être étendu à tous les jours de semaine.

D'un autre côté, la réduction du nombre de PARM et de régulateurs PDS semblerait avoir un impact très limité sur les performances du système (cf. **Figure 15**, **Tableau 13** et **Tableau 14**). Un tel résultat indique que le taux de couverture actuel pourrait être maintenu même en diminuant le nombre de ces ressources. Cependant, il y a lieu de souligner que ces économies sont susceptibles d'être réalisées au détriment d'une augmentation du niveau de stress au travail des ressources restantes. Cette situation pourrait alors avoir pour conséquence de détériorer la qualité de service, de rallonger les durées de traitement et ainsi d'avoir une incidence globale négative sur la performance de couverture.

De même, le modèle de SED démontre que la stratégie de changement de la règle de dispatching en réponse régionalisée n'a pas d'impact significatif sur la performance de couverture dans la configuration actuelle du système (**Tableau 18**). Dans le cas où le plan de déploiement recommandé devait être adopté en jours de semaine, l'application de la réponse régionalisée devrait légèrement améliorer la couverture moyenne en moins de 20 minutes de 1.1% et 1.2%

supplémentaire pour les priorités 1 et 2 respectivement. Ainsi, compte tenu de ce faible gain, nous recommandons de ne pas changer la règle de dispatching actuelle, sauf si la réponse régionalisée se révélait avoir certains avantages opérationnels, comme une facilité de mise en œuvre ou un risque réduit d'erreurs.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé le modèle de SED du SAMU 94 pour évaluer l'impact de plusieurs changements dans le niveau et la localisation des ressources, principalement sur le taux de couverture en moins de 20 minutes et le taux d'utilisation des ressources. En nous basant sur les résultats obtenus, nos recommandations aux praticiens ont été de se focaliser en priorité sur la relocalisation des équipes SMUR, ce qui aurait pour effet d'améliorer significativement les performances de couverture tout en engageant un minimum de coût. Nous recommandons également le recrutement d'équipes SMUR en priorité car ce sont les ressources critiques du système, en particulier sous certaines conditions comme l'augmentation de la demande. Finalement, nous recommandons de mener des études subséquentes pour améliorer le processus de soins en éliminant les étapes sans valeur ajoutée, tels que les processus redondants ou les procédures inutiles, en se basant par exemple sur des approches de type Lean appliquées au domaine de la santé. **(Robinson et al., 2012)** illustre ces étapes par des exemples comme la duplication de l'information par l'enregistrement des renseignements sur les patients sous différents formats, le stockage des équipements fréquemment utilisés de manière centralisée plutôt que dans les endroits où ils sont utilisés, ou encore l'administration de soins ou la demande d'examens inutiles.

La principale limite de l'analyse si-alors menée dans ce chapitre est relative au fait que l'aspect financier, comprenant les coûts d'investissement et d'exploitation, n'a pas été pris en compte. En effet, **(Aboueljinane et al., 2013)** soulignent l'importance de mener une analyse coût-efficacité dans les études de simulation appliquée aux systèmes d'urgence en comparant les coûts de chaque scénario à l'amélioration du taux de couverture obtenue en vue d'atteindre l'objectif escompté à moindre coût. Dans la présente étude, le facteur coût n'est pas inclus en raison de l'absence d'éléments de coûts détaillés associés à chaque stratégie étudiée pour soutenir l'analyse. Une autre limite de l'étude est liée aux hypothèses de modélisation décrites dans la **Section 3 du Chapitre 2**. Par exemple, la disponibilité de données relative aux localisations exactes des hôpitaux et des services ADT permettrait la modélisation des temps de transport associés en utilisant les matrices origine-destination présentées dans la **Section 3.1.4 du Chapitre 2**. Il serait

ainsi possible d'évaluer les changements de règles d'affectation des hôpitaux destination qui prendraient éventuellement en compte de nouveaux facteurs d'affectation (exemple : nouvelle organisation sanitaire, nouveaux accords de coopération, etc.) et de nouveaux établissements de soins. Finalement, les stratégies de déploiement étudiées dans ce chapitre considèrent une localisation fixe des équipes tout au long de la période de relocalisation. Or, le volume d'appels dans les systèmes d'urgence peut considérablement varier dans une même journée. Dans le prochain chapitre, nous proposons d'étudier la relocalisation multi-période des équipes SMUR qui consiste à les positionner dans différentes bases suivant la période de temps dans la journée afin de prendre en considération les fluctuations journalières de la circulation et de la demande et ainsi, d'assurer une couverture du territoire plus appropriée.

CHAPITRE 4 : ETUDE DE L'IMPACT DU REDEPLOIEMENT MULTI-PERIODE SUR LES PERFORMANCES DU SAMU 94

1. Introduction

Dans le **Chapitre 3**, nous avons proposé sept catégories de scénarios afin de déterminer l'impact de différents changements sur le niveau de ressources et leur localisation. Les résultats de ces scénarios montrent que le taux de couverture en moins de 20 min est particulièrement amélioré lorsque le plan de déploiement des équipes SMUR est modifié. Ce déploiement statique positionne les équipes dans une base qui reste la même sur toute la période de planification, incluant différentes tranches horaires dans une journée. En réalité, et comme souligné dans la **Section 2.2.2** du **Chapitre 1**, le comportement des appels d'urgence reçus par le SAMU 94 change dynamiquement suivant les activités journalières de la population (exemple : travail, domicile, sorties, etc.). Par ailleurs, le nombre d'équipes en service (cf. **Section 3.1.2** du **Chapitre 2**) et les temps de trajets (cf. **Section 3.1.4** du **Chapitre 2**) peuvent considérablement varier en fonction du temps. Ainsi, l'affectation des équipes SMUR en service aux bases doit être ajustée afin de couvrir adéquatement les évolutions spatio-temporelles de la demande tout en prenant en compte les conditions de circulation. Ce type de relocalisation est qualifié de « redéploiement multi-période » et consiste à changer le positionnement des équipes dans des bases en réponse à ces évolutions pour assurer la meilleure couverture possible du territoire à tout moment de la journée. Nous rappelons que ce type de redéploiement est à différencier du redéploiement dynamique qui consiste à repositionner les équipes disponibles après chaque affectation ou libération d'une équipe afin d'améliorer la couverture des demandes futures.

Il peut ainsi être intéressant d'étudier l'application du redéploiement multi-période des équipes SMUR du SAMU 94 afin d'améliorer la performance globale du taux de couverture. Pour cela, le présent chapitre s'intéresse à un scénario de redéploiement multi-période appliqué au modèle de SED développé dans le **Chapitre 2**. Nous considérons un nombre de périodes correspondant à huit tranches horaires pour les jours de semaine et deux tranches horaires pour les weekends. En outre, nous faisons un choix moins restreint des bases potentielles afin d'obtenir de meilleures performances. Cette situation n'est certes pas compatible avec la législation française actuelle. Néanmoins, notre objectif est de quantifier le bénéfice de nouvelles opportunités qui pourraient être considérées dans d'éventuelles lois futures.

La principale problématique à laquelle nous nous sommes confrontés pour pouvoir sélectionner un plan de redéploiement multi-période satisfaisant en termes de performances est

relative au large espace de solutions. En effet, les scénarios de déploiement statique étudiés dans la **Section 3.3** du **Chapitre 3** constituent un espace réalisable (c'est-à-dire des combinaisons possibles de bases sélectionnées) de faible dimension qui se prête à une comparaison exhaustive de l'ensemble des solutions. En revanche, l'extension multi-période doit prendre en considération les différents paramètres et décisions relatifs au nombre de périodes, au nombre d'équipes SMUR disponibles par période, et au nombre de bases potentielles pour chaque couple période-équipe. Ceci rend très vite impossible l'énumération de toutes les solutions possibles. Pour traiter ce type de problèmes, les chercheurs ont tenté de coupler la simulation à des méthodes analytiques, afin de combiner les avantages en termes de flexibilité de la première technique avec la production de solutions optimales ou proche optimales de la seconde. C'est ce qu'on appelle l'optimisation par la simulation ou *Simulation Optimization*. Selon (**Wang and Shi, 2013**), un problème d'optimisation par simulation peut généralement être formulé comme suit :

$$\min_{\theta \in \Theta} f(\theta) = E[L(\theta, \omega)]$$

où ω représente le caractère aléatoire du système de simulation, $L(\theta, \omega)$ est la performance obtenue à partir des résultats de la simulation et $f(\theta)$ est un estimateur sans biais de la performance. Le problème d'optimisation par simulation peut être vu comme une approche structurée et systématique pour déterminer les paramètres d'entrée optimaux θ dans un espace de solutions Θ qui minimisent (ou maximisent) les mesures de performance $L(\theta, \omega)$. Dans notre problème, θ représente la localisation des équipes SMUR par tranche horaire. $L(\theta, \omega)$ est le pourcentage d'appels primaires de priorité 1 et 2 dont les temps de transport sont inférieurs à 5 et 10 minutes respectivement, qui est obtenu à partir de chaque réplique du modèle de SED. Finalement, $E[L(\theta, \omega)]$ indique l'espérance de $L(\theta, \omega)$ sur toutes les répliques.

Dans la littérature, on retrouve une large variété de techniques d'optimisation par la simulation conçues pour résoudre différents types de problèmes d'optimisation (cf. revues de littérature récentes sur le sujet dans (**Nguyen et al., 2014; Wang and Shi, 2013**)). Dans ce chapitre, nous proposons d'appliquer une technique d'optimisation par la simulation qui est compatible avec les caractéristiques du problème du redéploiement multi-période des équipes SMUR du SAMU 94, c'est-à-dire un espace de solution de localisations Θ large et discret. Cette technique utilise des méthodes heuristiques pour guider le modèle de SED à générer un plan de relocalisation optimal ou proche optimal en utilisant un module complémentaire fourni par le logiciel ARENA appelé OptQuest. Ensuite, afin de réduire les temps de calcul trop longs inhérents à la recherche de solution par OptQuest, nous proposons d'appliquer une seconde technique

d'optimisation par la simulation. Cette technique est une méthode itérative qui combine l'utilisation d'un modèle mathématique probabiliste de couverture maximale pour trouver la localisation optimale des équipes SMUR à différentes périodes, avec l'utilisation du modèle de SED pour évaluer le paramètre de taux d'utilisation nécessaire pour la résolution du modèle analytique, ainsi que pour analyser les performances du système sous les plans de redéploiement obtenue par ce modèle.

Le chapitre est organisé comme suit : dans la **Section 2**, nous proposons une revue de littérature relative à l'utilisation de l'optimisation par la simulation par une approche heuristique utilisant OptQuest. Nous décrivons également la formulation du problème de redéploiement du SAMU 94 sous OptQuest et les résultats numériques relatifs aux temps d'exécution de la recherche OptQuest et aux performances de taux de couverture qui en découlent. Dans la **Section 3**, nous proposons une revue de littérature des modèles de simulation appliqués aux services médicaux d'urgence combinés à des approches analytiques. Nous présentons ensuite le modèle de couverture probabiliste appliqué au cas du SAMU 94 ainsi que la méthode itérative qui l'utilise avec le modèle SED pour obtenir un plan de redéploiement multi-période de meilleure qualité. Pour cela nous décrivons les principales hypothèses, éléments de modélisation et premiers résultats du modèle. La comparaison des temps de calcul et des performances de taux de couverture obtenus par les deux méthodes est détaillée dans la **Section 4**. Finalement, les conclusions du chapitre sont présentées dans la **Section 5**.

2. Modèle d'optimisation par la simulation en utilisant une approche heuristique

Depuis le début des années 2000, la plupart des logiciels de SED offrent un module d'optimisation qui effectue une recherche de valeurs optimales des paramètres d'entrée dans les modèles de simulation. Cette généralisation de l'implémentation commerciale de ces modules est liée à l'amélioration exponentielle de la puissance de calcul et aux progrès réalisés dans le domaine des méta-heuristiques qui sont les méthodes les plus couramment utilisées par ces modules (**April et al., 2003**).

Lorsque les méta-heuristiques sont combinées aux modèles de simulation, ces derniers peuvent être considérés comme des boîtes noires qui reçoivent des paramètres d'entrée et retournent des évaluations ou des réponses. Ces évaluations sont utilisées pour guider le processus de recherche dans les méta-heuristiques en sélectionnant la prochaine solution à évaluer. La **Figure 20** illustre cette relation entre les modèles de simulation et les méta-heuristiques dans les modules d'optimisation des logiciels commerciaux.

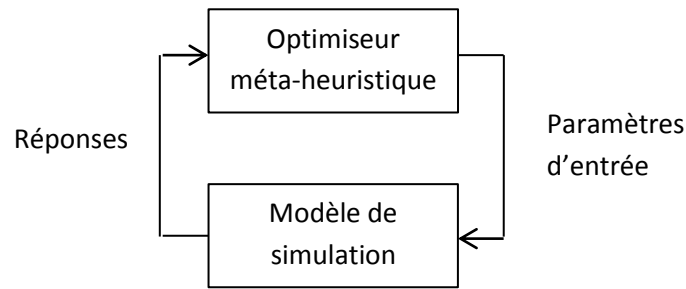


Figure 20: Approche de boîte noire dans les modules d'optimisation commerciaux (April et al., 2003)

Dans cette section, nous discutons l'usage dans la littérature d'un des modules d'optimisation les plus connus appelé OptQuest (OptTek Systems Inc), qui est fourni par le logiciel ARENA (Section 2.1). Nous décrivons ensuite l'utilisation de cet optimiseur pour traiter le problème de redéploiement multi-période du SAMU 94 (Section 2.2).

2.1. Revue de littérature

La première version d'OptQuest a été adaptée pour optimiser les simulations à événements discrets modélisées par Micro Saint 2.0 (Glover et al., 1996). Aujourd'hui, OptQuest est l'optimiseur intégré dans différents logiciels de simulation comme Arena, AnyLogic, Promodel, Simul8, Simio, et bien d'autres¹¹.

Le moteur d'optimisation principal d'OptQuest est basé sur la méthode de recherche dispersée (*Scatter search*) combinée à d'autres méta-heuristiques comme la recherche tabou (*Tabu search*) et le réseau de neurones (*Neural Networks*) pour obtenir des solutions de haute qualité. La recherche dispersée, qui est la principale technologie d'optimisation implémentée dans OptQuest, est une méta-heuristique évolutionnaire basée sur la population qui a été introduite par (Glover, 1977). Elle est conçue pour obtenir un ensemble de solutions de bonne qualité à partir de combinaisons linéaires pondérées de solutions initiales (dites de référence) et de mécanismes d'arrondi généralisés utilisés pour assurer les contraintes d'intégrité des points (Wang and Shi, 2013). OptQuest utilise cette approche pour générer un nombre important de solutions. La recherche tabou y est ensuite superposée pour contrôler les solutions à chaque itération (Vaghefi and Sarhangian, 2009). Cette dernière a été initialement proposée dans (Glover, 1986) et consiste principalement à explorer le voisinage d'une solution donnée, puis à choisir la position qui optimise une certaine fonction objectif. L'idée de la méthode est d'utiliser une mémoire

¹¹ <http://www.opttek.com/partners>

adaptative pour interdire de revenir sur les dernières positions explorées. OptQuest intègre également une composante de réseau de neurones qui permet d'écarter les mauvaises solutions sans avoir besoin de soumettre ces solutions à une évaluation complète par la simulation. En d'autres termes, le réseau de neurones agit comme un modèle de prévisions qui aide le système à accélérer la recherche en évitant les simulations dont les résultats sont pressentis comme inférieurs (**Vaghefi and Sarhangian, 2009**).

OptQuest a été largement utilisé dans la littérature à travers différentes applications pour améliorer les performances de divers systèmes complexes. Une des applications les plus largement étudiée concerne la gestion de production. En effet, (**Sarhangian et al., 2008**) utilisent OptQuest pour ARENA afin de déterminer la stratégie optimale de contrôle de qualité des produits après chaque étape de fabrication dans un processus multi-étapes. Pour chaque étape, le modèle est capable de déterminer le type de contrôle (0%, 100% ou échantillonnage) et aussi les paramètres de contrôle lorsque l'échantillonnage est sélectionné (exemple : nombre de produits à contrôler, procédure de prise de décision). Les auteurs affirment que la stratégie optimale permet une réduction du coût total des contrôles de 25%, en comparaison avec la stratégie initiale, qui correspond à un contrôle en fin de chaîne uniquement, tout en garantissant le seuil de qualité requis. Une extension de ce modèle qui prend en compte les erreurs possibles de contrôle (c'est-à-dire le rejet de bons produits appelé erreur de type 1, ou l'acceptation de produits défectueux appelé erreur de type 2) a été proposée dans (**Vaghefi and Sarhangian, 2009**). Le modèle OptQuest utilisé permet d'analyser l'effet de la variation de différents paramètres (c'est-à-dire la proportion des produits défectueux à chaque étape et les niveaux d'erreurs 1 et 2) sur les stratégies optimales de contrôles et les coûts totaux associés. (**Behret and Korugan, 2009**) utilisent OptQuest pour Arena dans le contexte d'un système hybride qui permet à la fois la fabrication de nouveaux produits et la remanufacturation de produits retournés. En adoptant une classification des produits retournés basée sur trois niveaux de qualité et en analysant différents scénarios de coûts, l'optimiseur permet de réaliser des économies de coûts significatives de plus de 8% en comparaison avec un modèle benchmark. (**Rahmani et al., 2012**) proposent un modèle OptQuest pour optimiser le nombre de postes de réparation et la dimension du stock tampon afin de concevoir une ligne de retouches où sont, au besoin, réglés et réparés les produits assemblés dans une usine automobile. Ce modèle a permis de trouver un compromis adéquat entre le rendement de la ligne de retouche et les coûts de mise en place des stations de travail. (**Melouk et al., 2013**) proposent une étude visant à diminuer les coûts de détention de stock et d'arrêt de la production dans une aciérie. Le modèle OptQuest utilisé suggère que des économies significatives des coûts

moyens journaliers (30.1 à 75%) peuvent être réalisées par l'ajustement des niveaux de stock initiaux de bobines et de plaques d'aciers et par le changement de capacité et des durées de production.

En gestion des stocks, **(Eskandari et al., 2011)** étudient un système mono-produit qui utilise une politique de gestion à point de commande et niveau de complètement (s,S) de sorte que si le niveau de réapprovisionnement s est atteint, une commande doit être passée pour compléter la position du stock jusqu'à un niveau S ($s < S$). Les auteurs développent un modèle d'optimisation par simulation qui vise à minimiser le coût total moyen (c'est-à-dire la somme des coûts de possession de stock, de passation de commande et de rupture) en agissant sur les paramètres s et S. Ce modèle a été résolu en utilisant les deux optimiseurs OptQuest et Witness Optimizer qui trouvent des solutions proche-optimales en un temps de calcul raisonnable. De manière similaire, **(Fu-gui et al., 2012)** étudient cette même politique de gestion avec reconstitution d'un stock maximal (s,S) dans un entrepôt. Un modèle d'optimisation qui minimise les coûts de possession de stock et de rupture en considérant le point de commande s comme paramètre d'optimisation et en imposant une contrainte qui garantit un certain niveau de service vis-à-vis du client a été implémenté sur OptQuest pour le logiciel AnyLogic. Les résultats du modèle permettent d'obtenir le point de commande optimal pour différentes demandes, et indiquent que l'entrepôt peut satisfaire le niveau de service requis à moindre coût si les stocks de sécurité peuvent couvrir deux ou trois jours de demande.

Dans le secteur de la distribution, **(Miwa and Takakuwa, 2010)** proposent un modèle OptQuest pour Arena afin d'optimiser le nombre d'employés dans un commerce en se basant sur la priorité et la fréquence des tâches à exécuter, ainsi que les règles de programmation d'horaires du staff. En particulier, l'objectif de ce modèle est de minimiser la durée totale de travail journalier, sous des contraintes relatives au temps d'attente des clients, au retard d'exécution de tâches planifiées et au nombre de tâches non achevées dans un délai donné. La solution optimale obtenue réduit la durée de travail initiale de 7.5%. **(Becerril-Arreola et al., 2013)** utilisent cette même approche d'optimisation par simulation dans le contexte de la vente sur internet. Dans cette étude, OptQuest est utilisé pour trouver les décisions optimales en termes de marge commerciale, seuil de livraison gratuite et niveau de stock dans l'objectif de maximiser le profit total espéré du vendeur, tout en respectant un niveau de service donné.

Dans le domaine de la santé, **(Weng et al., 2011)** utilisent OptQuest pour Simul8 pour améliorer l'allocation des ressources dans un service d'urgence. L'objectif du modèle proposé est de minimiser une mesure de la congestion du service appelée NEDOCS (*National Emergency*

Department Overcrowding Scale), qui prend en compte les temps d'attente, le taux d'occupation des lits, le nombre de patients hospitalisés et le nombre de patients aux urgences, sous la contrainte d'un nombre limité de ressources de chaque type (médecins et infirmiers). Le planning optimal obtenu a permis de réduire la valeur du NEDOCS de 8% en comparaison avec le planning initial. De même, **(Sivalingam et al., 2013)** proposent un modèle OptQuest pour trouver le calendrier des médecins dans un hôpital Indien afin de réduire le temps moyen d'attente des patients sous des contraintes de nombre limité de ressources. Comparé à la situation initiale, le calendrier optimal obtenu génère une réduction de plus de 33% du temps d'attente. **(Gupta et al., 2013)** s'intéressent à la planification d'un drive dans une clinique de vaccination en masse dans la ville de Louisville. Il s'agit d'un système avec pertes autorisées puisque lorsqu'un véhicule arrive, il est affecté à une file d'attente pour recevoir un formulaire de consentement à remplir avant de se diriger vers un point de distribution où sont vaccinés tous les passagers. Si toutes les files d'attentes sont pleines à l'arrivée, le véhicule est « perdu ». Le modèle OptQuest développé minimise les temps d'attente des véhicules dans le système avant l'administration du vaccin sous des contraintes relatives au pourcentage maximum de véhicules perdus « X » et à la capacité de la clinique en termes de nombres de véhicules « Y ». En outre, des limites inférieures et supérieures sont fixées pour le nombre et la longueur des files d'attente pour le formulaire de consentement et la vaccination, et pour le nombre d'employés dans chaque file. La résolution du modèle a permis d'analyser l'impact de la variation du nombre de véhicules attendus et du paramètre X sur le temps de réponse moyen des véhicules.

En conclusion, l'optimisation par simulation qui utilise l'optimiseur OptQuest s'est avéré être un outil très intéressant pour l'analyse et l'amélioration des performances de systèmes complexes à travers diverses applications dans la littérature. Cet outil reste néanmoins très peu utilisé dans le contexte des services médicaux d'urgence, puisqu'à notre connaissance, une seule application a été proposée par **(Silva and Pinto, 2010)**. Cette étude vise à obtenir le nombre minimum et le meilleur schéma de déploiement statique des équipes de secours à Belo Horizonte (Brésil) de sorte à obtenir un taux de couverture de 100% pour des seuils de couverture qui dépendent du type d'équipe (c'est-à-dire 18 minutes pour les unités de premiers secours et 15 minutes pour les équipes de réanimation d'urgence). La solution obtenue correspond à l'augmentation de la taille de la flotte de 17 unités de premiers secours (resp. 5 équipes de réanimation d'urgence) initialement, à 20 unités (resp. 8 équipes). Ainsi, et malgré l'absence de preuve d'optimalité d'une telle approche **(Fu, 2002; Kleijnen et al., 2010; Martins et al., 2013)**, il nous semble adéquat et prometteur de l'appliquer au problème de redéploiement multi-période

du SAMU 94 qui se caractérise par un nombre important de variables de décision (c'est-à-dire 47 variables associées à localisation de toutes les équipes sur toutes les tranches horaires), afin d'obtenir des performances de taux de couverture satisfaisantes.

2.2. Modèle OptQuest pour le redéploiement multi-période du SAMU 94

Dans cette section, nous présentons l'utilisation de l'optimiseur OptQuest pour la résolution du problème de redéploiement multi-période du SAMU 94. Pour cela, nous commençons d'abord par introduire le principe général de fonctionnement de la méthode dans la **Section 2.2.1**. Dans la **Section 2.2.2**, nous définissons les paramètres du problème d'optimisation du SAMU 94 ainsi que les premiers résultats obtenus.

2.2.1. Principe de fonctionnement général

OptQuest permet à l'utilisateur de trouver la solution optimale ou proche optimale parmi un large ensemble de solutions potentielles. Cette recherche de solution passe par la définition du *problème d'optimisation* qui consiste à sélectionner des contrôles, des réponses, un objectif, d'éventuelles contraintes et plusieurs options d'optimisation. Les *contrôles* peuvent être des variables de simulation ou des ressources dont la manipulation affecte significativement les performances du système. Outre les *valeurs inférieure* et *supérieure* des contrôles, OptQuest nécessite la spécification de *valeurs suggérées* utilisées comme points de départ du processus d'optimisation. Les *réponses* sont des statistiques collectées par le modèle de simulation qui reflètent le changement de valeurs des contrôles. Par ailleurs, chaque problème d'optimisation a une *fonction objectif* qui représente mathématiquement l'objectif du modèle en termes de réponses. L'objectif est typiquement de maximiser ou minimiser une statistique (exemple : la moyenne) associée à cette quantité. OptQuest offre également la possibilité de spécifier des contraintes définies comme une relation entre les contrôles et/ ou les réponses. Ces contraintes peuvent être linéaires ou non-linéaires. OptQuest peut évaluer les contraintes linéaires sans exécuter de simulation. Les solutions qui violent une contrainte linéaire sont alors écartées. En revanche, les contraintes non-linéaires nécessitent l'exécution d'une simulation pour déterminer leur faisabilité. Un modèle d'optimisation peut être formulé sans contraintes. Néanmoins, l'inclusion de contraintes appropriées améliore l'efficacité de la recherche de solutions optimales. Finalement, OptQuest permet de contrôler la longueur du processus d'optimisation en offrant plusieurs options d'optimisation relatives aux critères d'arrêt et au nombre de répliques par simulation. Les critères d'arrêt les plus utilisés sont l'arrêt de la recherche de solution après un nombre fixé de simulations ou lorsqu'il n'y a aucune amélioration significative de la meilleure

solution après 100 simulations. Le nombre de réplifications par simulation peut être fixe ou variable (compris entre un nombre minimum et maximum). Cette dernière option permet d'éliminer rapidement les solutions inférieures en testant la signification statistique entre la valeur de la fonction objectif de la simulation en cours (basée sur le nombre minimum spécifié de réplifications) et la meilleure valeur obtenue dans les simulations précédentes. Si la valeur en cours et la meilleure valeur sont statistiquement égales au regard d'une tolérance spécifiée par l'utilisateur, ARENA continue à exécuter des réplifications et à revérifier, jusqu'à atteindre le nombre maximum spécifié de réplifications. Autrement, la solution est supposée inférieure et la simulation se termine sans réplifications additionnelles.

2.2.2. Implémentation du problème de redéploiement multi-période du SAMU 94

Sur le logiciel ARENA, la mise en place et l'optimisation d'un modèle en utilisant OptQuest passe par les étapes suivantes :

1. Créer et valider le modèle ARENA du problème
2. Préparer le modèle ARENA pour l'optimisation en implémentant toutes les variables et en collectant toutes les statistiques qui vont servir à définir les contrôles et réponses du modèle d'optimisation
3. Commencer OptQuest et définir le problème d'optimisation à travers :
 - ✓ La sélection des contrôles à optimiser et la spécification de leurs caractéristiques (valeur inférieure, suggérée et supérieure, type du contrôle)
 - ✓ L'identification des réponses à utiliser dans l'expression de l'objectif et des contraintes
 - ✓ La spécification des contraintes
 - ✓ La spécification de l'objectif
 - ✓ La sélection des options d'optimisation (critères d'arrêt, nombre de réplifications par simulation...)
4. Exécuter l'optimisation
5. Interpréter les résultats
6. Raffiner les solutions en exécutant des réplifications additionnelles ou en effectuant une analyse de classement et sélection (*ranking and selection analysis*) qui permet d'avoir davantage de confiance dans le choix de la meilleure solution rapportée par OptQuest **(Eskandari et al., 2011)**.

Pour l'application d'OptQuest pour ARENA au problème de redéploiement multi-période du SAMU 94, et après la création et la validation du modèle de SED et l'implémentation des variables et des statistiques nécessaires (cf. **Chapitre 2**), nous définissons le problème d'optimisation comme suit :

Contrôles

Les 47 localisations des équipes SMUR par période (valeur inférieure=1, valeur suggérée=localisation actuelle à Henri Mondor ou Villeneuve-Saint-Georges, valeur supérieure=527, type= entier)

Réponses

R_1 = Nombre d'interventions primaires de priorité 1 avec temps de transport inférieur à 5 min
 R_2 = Nombre d'interventions primaires de priorité 2 avec temps de transport inférieur à 10 min
 R_3 = Nombre total d'interventions primaires de priorité 1
 R_4 = Nombre total d'interventions primaires de priorité 2

Objectif

Maximiser le taux de couverture total des interventions primaires : $(R_1 + R_2) / (R_3 + R_4)$

Contraintes

Aucune contrainte spécifiée

Options d'optimisation

Critère d'arrêt : arrêt de la recherche de solution après 500 simulations
Tolérance pour l'égalité de deux solutions : 0.0001
Nombre de réplifications par simulation : variable de 10 à 20

La notion de couverture utilisée dans la fonction objectif du modèle se rapporte aux temps de transport entre la localisation de l'équipe (c'est-à-dire, base, hôpital, ou lieu d'intervention précédente) et le lieu d'intervention, et non aux temps de réponse dans sa totalité. Cette définition de la couverture permet essentiellement de se focaliser sur la composante du temps de réponse qui est affectée par la décision de redéploiement (c'est à dire le temps de transport au lieu d'intervention, en opposition aux temps de déclenchement et de préparation). Nous avons fixé les rayons de couverture à 5 et 10 minutes pour les interventions de priorité 1 et 2 respectivement, afin de prendre en compte la différence de vitesses autorisées en fonction de la gravité des appels.

La **Figure 21** représente la recherche de la stratégie de redéploiement optimale ou proche optimale par OptQuest dans le cas où la solution initiale correspond à la localisation actuelle des équipes à Henri-Mondor et Villeneuve-Saint-Georges. La figure montre ainsi l'évolution de la meilleure valeur de la fonction objectif, c'est-à-dire le taux de couverture primaire, en fonction du nombre de simulations. Le temps d'exécution de chaque simulation est à peu près de 35min, ce

qui a abouti à un temps d'optimisation global de 12j 8h 31min. Nous notons que l'amélioration majeure du taux de couverture survient au bout des 100 premières itérations, ce qui correspond à 87% d'augmentation de la couverture initiale en comparaison avec l'amélioration de couverture globale obtenue à la fin de la recherche. Très peu d'amélioration est relevée dans les simulations restantes. Ceci démontre qu'en dépit du fait que de meilleures solutions peuvent être obtenues en exécutant plus de simulations, le critère d'arrêt choisi de 500 simulations semble être un bon compromis entre la durée de la recherche et la qualité de la solution obtenue.

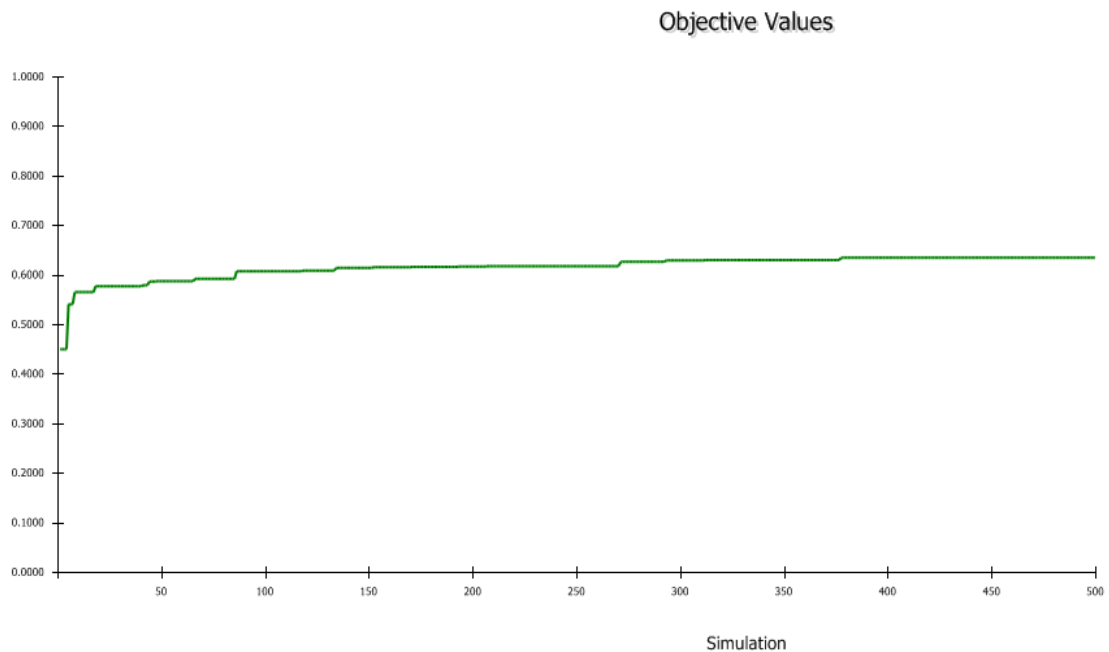


Figure 21: Progression de l'optimisation dans OptQuest

Par, ailleurs, il existe plusieurs facteurs qui affectent la performance de la recherche de solution par OptQuest comme le nombre de contrôles et leurs bornes, le nombre de répliques et de simulations, la complexité de l'objectif, mais aussi les valeurs initiales des contrôles. En effet, plus ces dernières seront proches des valeurs optimales, plus vite aboutira la recherche d'OptQuest. Ainsi, les valeurs des contrôles seront d'abord initialisées par le plan de déploiement statique actuel, puis en utilisant neuf autres instances aléatoires qui correspondent à la localisation de toutes les équipes sur toutes les tranches horaires et qui ont été générées en utilisant une loi uniforme (cf. **Figure E.1** de l'**Annexe E**).

La **Figure 22** illustre les taux de couverture primaire en moins de 20 minutes obtenus pour chacune de ces dix instances (c'est-à-dire plan de déploiement actuel et neuf instances aléatoires), en comparaison avec le scénario initial qui correspond à la configuration actuelle du SAMU 94 et le plan de déploiement statique recommandé dans la **Section 4** du **Chapitre 3**. Les résultats

montrent que globalement, l'amélioration du taux de couverture en moins de 20 min par rapport au scénario initial est statistiquement significative pour toutes les instances et varie en moyenne entre 1.4% et 4.9% (resp. 5.4% et 7.2%) pour les interventions primaires avec envoi SMUR en premier effecteur de priorité 1 (resp. priorité 2). En comparaison avec le plan de déploiement recommandé, l'amélioration du taux de couverture est statistiquement significative pour quatre instances sur dix (instances 2, 4, 5 et 10) pour les interventions de priorité 1 et pour toutes les instances pour les interventions de priorité 2. Néanmoins, cette dernière amélioration ne dépasse pas 2.7% en moyenne, toutes instances et priorités confondues.

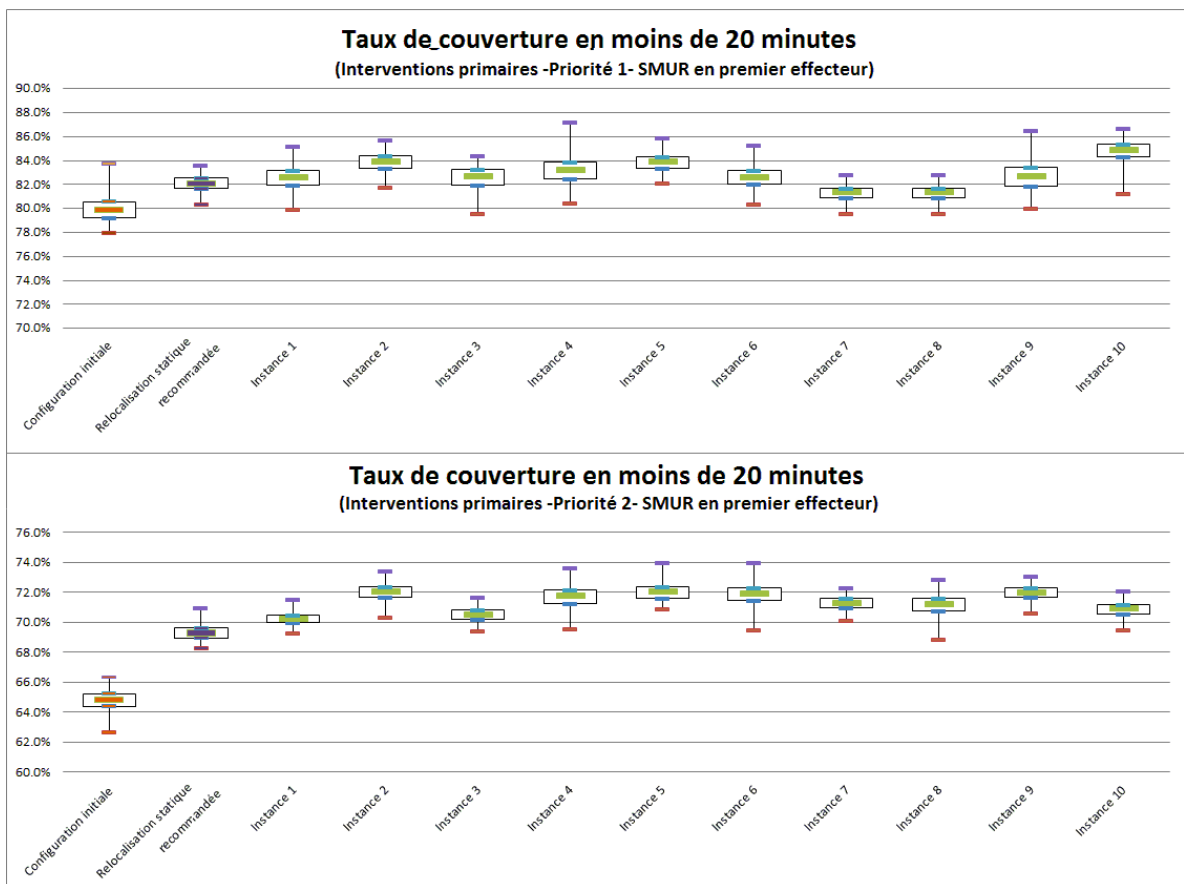


Figure 22: Taux de couverture en moins de 20 min obtenus par OptQuest

Par ailleurs, le **Tableau 21** montre la simulation à laquelle est obtenue la meilleure solution par OptQuest, ainsi que les temps de calcul total pour l'exécution de la recherche $T_{OptQuest}$. Ces temps correspondent à la durée de recherche de solution par OptQuest en utilisant 500 simulations et un nombre de réplifications par simulation variable de 10 à 20, additionnée à la durée de simulation en utilisant le plan de redéploiement obtenu, toujours pour 24 heures de phase transitoire et 20 réplifications de 15 mois. Cette approche a été implémentée en utilisant successivement OptQuest pour ARENA 12 et ARENA 12 sur un Intel Core 2 Duo, à 1.17GHz,

avec 3.5 Go de mémoire RAM. Ainsi, le **Tableau 21** montre que l'obtention de la meilleure solution est très variable en fonction du plan de déploiement initial puisqu'elle varie entre la 275^{ème} simulation pour l'instance 7 et la 463^{ème} simulation pour l'instance 9. De même, le temps d'exécution de la recherche par OptQuest varie considérablement entre 12j 3h 37min pour l'instance 4 et 17j 19h 13min pour l'instance 9. En moyenne, le temps d'exécution est de 15j 05h 03min, ce qui constitue un temps de calcul excessivement long. Ainsi, nous proposons dans la prochaine section d'expérimenter une seconde approche basée sur la combinaison de la simulation avec la programmation mathématique dans l'objectif d'obtenir des plans de redéploiement des équipes SMUR de meilleure qualité dans des délais plus raisonnables.

Tableau 21: Meilleure simulation obtenue et temps d'exécution de la recherche par OptQuest

	Instance 1	Instance 2	Instance 3	Instance 4	Instance 5	Instance 6	Instance 7	Instance 8	Instance 9	Instance 10
Meilleure simulation	378	451	457	461	435	342	275	422	463	337
Temps total d'exécution $T_{OptQuest}$	12j 8h 31min	15j 14h 21min	13j 15h 50min	12j 3h 37min	16j 2h 11min	14j 10h 17min	15j 10h 56min	17j 12h 06min	17j 19h 13min	17j 1h 23min

3. Modèles de simulation combinés à des approches analytiques

Contrairement aux méthodes analytiques, la simulation n'est pas un outil d'optimisation. Elle permet uniquement l'estimation de certaines mesures de performance pour différents paramètres d'entrée. C'est pour cela que le couplage de la simulation à des modèles analytiques s'est imposé en tant qu'approche très utilisée dans le domaine des services médicaux d'urgence pour résoudre des problèmes de déploiement statique et de redéploiement dynamique ou multi-période. Cette approche consiste à utiliser une technique analytique comme la programmation mathématique ou la théorie de file d'attente afin d'obtenir une solution de localisation/relocalisation optimale sous certaines hypothèses simplificatrices telles que la stationnarité de la demande sur tout l'horizon de planification, la disponibilité permanente des équipes ou encore la considération d'une probabilité d'indisponibilité des équipes indépendante du nombre total d'équipes occupées ou de l'étendue du territoire couvert. Ces modèles analytiques ont généralement pour principal avantage leur temps de calcul réduit car ils ne requièrent qu'une seule exécution, contrairement à la simulation qui nécessite un effort considérable en temps de calcul et en données. Néanmoins, les hypothèses simplificatrices susmentionnées peuvent remettre en cause la qualité de la solution optimale obtenue. C'est pour cela que cette solution est ensuite introduite dans l'outil de simulation pour pouvoir évaluer ses performances dans un environnement plus réaliste qui prend en compte divers facteurs de complexité du système comme la distribution de la demande, la programmation du

nombre de ressources, la gestion de leur indisponibilité ou encore les distributions des temps de service et de transport.

L'utilité de cette approche combinée a été démontrée dans plusieurs travaux de la littérature que nous présentons dans la **Section 3.1**. Nous décrivons ensuite l'application de cette approche pour traiter le problème de redéploiement multi-période du SAMU 94 dans la **Section 3.2**.

3.1. Revue de littérature

Cette section propose une revue des différents travaux publiés en lien avec le couplage des modèles analytiques avec des modèles de simulation pour la résolution de problèmes de déploiement et redéploiement des équipes de secours dans des services médicaux d'urgence. Ainsi, dans la **Section 3.1.1**, nous commençons d'abord par présenter brièvement quelques modèles de déploiement analytiques de base, avant de détailler leur application dans des approches de modélisation combinées à la simulation. Dans la **Section 3.1.2**, nous proposons une description des modèles combinés conçus pour le redéploiement des équipes d'urgence. Finalement, les conclusions de cette revue de littérature sont présentées dans la **Section 3.1.3**.

3.1.1. Modèles de déploiement

3.1.1.1. Modèles analytiques de base

Les premiers modèles de programmation mathématique utilisés pour obtenir des politiques de déploiement optimales dans des services médicaux d'urgence sont :

- Le Modèle de Localisation avec Couverture Totale ou *Location Set Covering Model (LSCM)*, développé par (**Toregas et al., 1971**) qui vise à minimiser le nombre d'équipes nécessaires pour couvrir tous les points de demande dans un seuil de distance ou de temps.
- Le Problème de Localisation avec Couverture Maximale ou *Maximal Covering Location Problem (MCLP)*, proposé par (**Church and ReVelle, 1974**), qui maximise la couverture de la population dans un seuil de distance ou de temps en utilisant un nombre limité d'équipes disponibles.

Ces modèles statiques surestiment la couverture car ils ignorent plusieurs aspects stochastiques comme le fait que les équipes affectées à des interventions deviennent indisponibles pour répondre à des appels entrants. Afin de pallier cet inconvénient, deux approches ont été proposées dans la littérature :

- Les modèles déterministes à couverture multiple : La couverture multiple fait référence à la couverture des points de demande par plus d'une équipe afin de servir les appels simultanés ou rapprochés. Des exemples de modèles à couverture multiple, nommés *BACOP1* et *BACOP2*, sont proposés par **(Hogan and ReVelle, 1986)**. Ces modèles sont des extensions du *MCLP* qui maximisent respectivement la seconde couverture et une combinaison pondérée de la première et la seconde couverture, en utilisant une taille de flotte prédéterminée. **(Gendreau et al., 1997)** ont développé un autre modèle à couverture multiple appelé Modèle avec Double Standard ou *Double Standard Model (DSM)* qui utilise deux distances de couverture r_1 et r_2 ($r_1 < r_2$). Le modèle vise à maximiser la demande couverte au moins deux fois dans un seuil r_1 sous des contraintes de double couverture totale dans le seuil r_2 et une portion minimum de couverture dans le seuil r_1 .
- Les modèles probabilistes : Ils modélisent explicitement le taux d'occupation des équipes ou *busy fraction* qui correspond à la probabilité qu'une équipe soit indisponible pour répondre à un appel. L'un des premiers modèles probabilistes, appelé Problème de Localisation avec Couverture Espérée Maximale ou *Maximum Expected Covering Location Problem (MEXCLP)*, a été proposé par **(Daskin, 1983)**. Sous l'hypothèse que toutes les équipes opèrent de manière indépendante et ont le même taux d'occupation, ce modèle vise à maximiser la demande couverte espérée en utilisant un nombre limité de véhicules. Deux autres modèles probabilistes, appelés Problèmes de Localisation avec Disponibilité Maximale ou *Maximum Availability Location Problem (MALP 1 et MALP2)*, ont été développés par **(ReVelle and Hogan, 1989)**. *MALP1* suppose des taux d'occupation identiques pour toutes les bases potentielles et l'indépendance des équipes. L'idée du modèle est de maximiser la demande totale couverte par un nombre minimum d'équipes. Ce nombre doit être suffisant pour assurer que chaque point de demande est couvert avec un niveau de fiabilité prédéterminé. *MALP2* a une formulation similaire tout en considérant différents taux d'occupation et une possible co-localisation de plusieurs équipes dans chaque base potentielle.

La formulation détaillée des modèles de programmation mathématique susmentionnés est présentée dans l'**Annexe F**.

La nature stochastique du problème de déploiement a aussi été abordée dans la littérature en utilisant des modèles de files d'attente. C'est une approche descriptive qui permet de générer différents indicateurs de performance pour un ensemble de localisations de bases donné. Dans ces modèles, les équipes sont souvent modélisées comme des serveurs dans un modèle simple de file

d'attente M/M/N (arrivées Poisson, temps de service exponentiel, N serveurs). Une contribution importante dans le domaine est le modèle hypercube développé par (**Larson, 1974**). Ce modèle utilise plusieurs hypothèses comme une distribution d'arrivée des appels Poisson avec un taux constant, et une durée de service exponentiellement distribuée indépendante du serveur, de la localisation de l'intervention et de l'historique du système. Le système médical d'urgence est ainsi modélisé comme un processus de Markov à espace d'états discret et temps continu avec $2N$ états où N est le nombre d'équipes. Chaque état est représenté par un vecteur de N éléments qui indique si l'équipe correspondante est libre (0) ou occupée (1). Par exemple, l'état (0,1,1,0) correspond à un système de 4 serveurs avec les équipes 2 et 3 occupées, et 1 et 4 libres. Etant donné un ensemble de localisations de base et une règle de dispatching (c'est-à-dire un ordre préféré d'équipes à allouer aux points de demande), le modèle est capable de calculer différentes mesures de performance (exemple : temps de réponse moyen, charge de travail, etc.) en résolvant un système à $2N$ équations d'équilibre en régime permanent.

L'application de la programmation mathématique déterministe et stochastique et des modèles de files d'attente aux problèmes de déploiement dans les services médicaux d'urgence a été détaillée dans (**Bélanger et al., 2012; Brotcorne et al., 2003**).

3.1.1.2. Modèles combinés utilisant la programmation mathématique déterministe

(**Berlin and Liebman, 1974**) sont parmi les premiers utilisateurs de l'approche qui combine l'utilisation de modèles mathématiques avec des modèles de simulation. Les auteurs utilisent un modèle dérivé du LSCM de (**Toregas et al., 1971**), qui vise à retrouver le nombre (coût) minimum de bases potentielles à ouvrir afin que tous les points de demande soient couverts dans un seuil de temps. Un modèle de simulation est par la suite utilisé pour estimer les performances du système (temps de réponse moyen, taux d'utilisation) pour différents ensembles de localisations obtenus pour différents seuils de temps de réponse.

Suivant l'idée de (**Berlin and Liebman, 1974**), (**Uyeno and Seeberg, 1984**) utilisent un modèle p-médian classique qui affecte un nombre fixe de véhicules à des bases potentielles de sorte que la distance totale nécessaire pour répondre à toute la demande à partir des bases les plus proches soit minimisée. Un modèle de simulation appliqué au système médical d'urgence du *Capital Regional District* (Victoria, Canada) a ensuite été validé puis utilisé pour évaluer et ajuster les localisations optimales obtenues pour deux types de véhicules et quatre priorités d'appels. Pour cela, des mesures de temps de réponse moyen et de nombre d'appels servis par véhicules ont été

utilisés. Les auteurs ont également réalisé une analyse de sensibilité du nombre de différents types de véhicules sur le temps de réponse moyen par priorité d'appels.

Plus récemment, (**Aringhieri et al., 2007**) développent un modèle de simulation à base d'agents appliqué au système médical d'urgence de la ville de Milan (Italie) afin d'évaluer la performance (pourcentage d'appels dont le temps de réponse excède un délai maximum) des stratégies de déploiement optimales obtenues à partir de quatre modèles de programmation linéaire déterministes : le MCLP, BACOP1 et BACOP2, ainsi qu'un modèle adapté au cas étudié appelé Couverture des Appels à Basse Priorité ou *Lower-Priority Calls Coverage (LPCC)* qui minimise le nombre de véhicules nécessaires pour couvrir la totalité de la demande dans un délai donné en considérant certaines spécificités liées aux priorités d'appels.

3.1.1.3. Modèles combinés utilisant la programmation mathématique probabiliste

L'approche combinée décrite ci-dessus a également été appliquée aux modèles mathématiques probabilistes. L'une des premières applications est décrite dans (**Fujiwara et al., 1987**). Ainsi, les auteurs utilisent le MEXCLP proposé par (**Daskin, 1983**) afin d'affecter des véhicules de manière optimale à un ensemble de bases potentielles en considérant le taux d'occupation p des véhicules. Les plans de déploiement obtenus pour différentes valeurs de p , volume de la demande, nombre de véhicules et délais de temps de réponse T ont été analysés en utilisant un modèle de simulation appliqué au service médical d'urgence de la ville de Bangkok (Thaïlande), afin de collecter davantage de mesures de performance telles que le temps de réponse, le temps de service et le taux d'utilisation. Les résultats de cette étude montrent un système saturé dans lequel les mesures initiales du temps de réponse et de couverture espérée sont maintenues après une diminution du nombre de véhicules, et ceci même associé à une demande plus élevée dans la mesure où un plan de relocalisation est appliqué.

De même, (**Harewood, 2002**) propose un modèle de simulation appliqué au système médicale d'urgence de la Barbade, afin de valider et d'analyser un modèle multiobjectif inspiré du MALP proposé par (**ReVelle and Hogan, 1989**). Ce modèle vise à maximiser la population couverte dans un seuil de distance par un nombre minimum de véhicules nécessaire pour assurer que chaque point de demande est couvert avec un niveau de fiabilité donné et de minimiser le coût de couverture de la population. Le modèle de simulation a ensuite été utilisé pour évaluer les performances des politiques de déploiement obtenues (temps de réponse, temps d'inactivité et taux de couverture) sous différents changements dans le seuil de distance, le niveau de fiabilité désiré, les vitesses et le nombre de véhicules.

(Lee et al., 2012) ont développé une technique itérative d'optimisation par la simulation qui utilise la SED avec modèle mathématique probabiliste pour localiser de manière optimale à la fois les centres de traumatologie et les hélicoptères ambulances en Corée. Le modèle analytique vise à maximiser le nombre de patients transportés aux centres dans un délai de 60 minutes en considérant les taux d'occupation des hélicoptères ambulances associés à chaque point de demande, centre de traumatologie, et nombre d'hélicoptères localisées dans chaque base. Ces valeurs ne peuvent être présumées a priori dans la mesure où la charge de travail de chaque hélicoptère (valeur d'entrée du modèle) dépend de sa localisation (valeur de sortie du modèle). Ainsi, les auteurs utilisent le modèle de simulation afin de calculer les paramètres du taux d'occupation en utilisant les localisations fournies par le modèle d'optimisation. Ces estimations actualisées sont utilisées comme valeur d'entrée dans le modèle mathématique pour l'itération suivante et le processus est répété jusqu'à ce que la solution de localisation converge. Les résultats montrent que les performances du système obtenues par la méthode proposée sont meilleures que celles fournies par des approches à deux étapes qui résolvent séparément le problème de localisation des centres de traumatologie et le problème d'allocation des hélicoptères.

3.1.1.4. Modèles combinés utilisant la théorie de files d'attente

Certaines études existent sur l'utilisation de la simulation pour évaluer les solutions obtenues par des modèles de files d'attente. Cette approche est cependant beaucoup moins utilisée que la programmation mathématique combinée à la simulation. L'une des premières applications est décrite dans (Fitzsimmons, 1973). Ce travail a pour objectif de localiser de manière optimale des véhicules d'urgence dans des casernes de pompiers potentielles dans le centre de Los Angeles (États-Unis). Un modèle M/G/∞ a été utilisé pour estimer le temps de réponse moyen pour chaque état (c'est à dire le nombre de véhicules occupés) et la probabilité d'occurrence de cet état pour chaque ensemble possible de localisations de véhicules. Ce modèle analytique a été combiné à une routine de recherche de chemin dans un modèle informatisé de déploiement d'ambulance appelé CALL (*Computerized Ambulance Location Logic*), qui évalue les changements de localisations des véhicules jusqu'à trouver une solution qui minimise le temps de réponse moyen du système. Les localisations sélectionnées par CALL ont permis d'obtenir une amélioration significative de 8.6% du temps de réponse moyen en comparaison avec le plan de déploiement initial, ce qui correspond à une amélioration de 18% de la probabilité de rétablissement après un traumatisme grave. Un autre avantage de l'utilisation de ce modèle est la réduction substantielle du déséquilibre

de la charge de travail des équipes. Par la suite, CALL a été utilisé avec succès pour la planification du système médical d'urgence de la ville de Melbourne (Australie).

(Trudeau et al., 1989) ont utilisé le modèle hypercube développé par (Larson, 1974) pour évaluer différentes stratégies de déploiement représentées par le couple (N, p) où N est le nombre de véhicules et p la charge de travail moyenne du système, en adoptant la règle de dispatching « véhicule disponible le plus proche ». Le modèle hypercube a été appliqué au système médical d'urgence de la ville de Montréal (Canada) et résolu en utilisant une approche heuristique basée sur l'algorithme développé par (Jarvis, 1975) avec l'objectif de minimiser le temps de réponse moyen. Les solutions obtenues par ce modèle analytique ont ensuite été vérifiées en utilisant un modèle de SED qui prend en compte différents aspects stochastiques comme le temps, la localisation et la priorité des appels, les durées de service et la sélection de l'hôpital de destination. Le modèle de simulation peut aussi être utilisé pour tester différents scénarios suggérés par les auteurs relatifs aux règles de dispatching (réponse régionalisée), aux stratégies de redéploiement (relocalisation dynamique dans des bases fixes/ patrouilles), aux nombres d'équipes et à la programmation des horaires du personnel

3.1.2. Modèles de redéploiement

Contrairement à la version statique du déploiement, il existe peu d'études combinant des modèles de redéploiement analytiques à la simulation. (Repede and Bernardo, 1994) utilisent la simulation pour analyser les résultats d'une extension multi-période du *MEXCLP* développé par (Daskin, 1983), appelée Problème de Localisation Multi-période avec Couverture Espérée Maximale ou *Maximal Expected Coverage Location Model with Time Variation (TIMEXCLP)*. Le *TIMEXCLP* vise à maximiser le pourcentage espéré d'appels répondus en moins de dix minutes en considérant explicitement les variations du schéma de la demande, de la taille de la flotte et des temps de transport dans une journée, et à déterminer les localisations optimales des véhicules utilisées comme paramètre d'entrée du modèle de simulation développé pour le système médical d'urgence de Louisville (Kentucky-Etats Unis). Cette approche a produit un plan de redéploiement qui a amélioré la proportion d'appels couverts en moins 10 min de 84% au niveau désiré de 95%, qui a réduit le temps de réponse de 36% et qui a généré des économies annuelles de 250 000\$. Le modèle de simulation a également été utilisé pour examiner l'effet d'une nouvelle règle de dispatching, de la meilleure localisation pour un véhicule additionnel et des localisations de véhicules pour des événements exceptionnels comme des manifestations sportives.

(Ingolfsson et al., 2003) ont traité l'aspect dynamique du redéploiement qui consiste à déterminer la base la plus appropriée pour la localisation d'une équipe à la fin d'une intervention. Initialement, le système utilise une simple liste de localisations prioritaires dans lesquelles une équipe devrait être stationnée de sorte que le doublement, c'est-à-dire envoyer une équipe dans une base dans laquelle une équipe disponible est déjà localisée, n'est autorisé que si toutes les bases disposent déjà d'une équipe disponible. Les auteurs proposent un schéma de redéploiement alternatif basé sur la solution de modèles de couverture espérée maximale (Daskin, 1983; Saydam and McKnew, 1985). Les résultats montrent que ce schéma alternatif ne permettrait cependant d'obtenir aucune amélioration significative du taux de couverture.

Plus récemment, (Gendreau et al., 2006) ont développé un modèle mathématique probabiliste, appelé Problème de Relocalisation Maximale Espérée ou *Maximal Expected Coverage Relocation Problem (MECRP)*, qui pré-calcule les localisations optimales pour chaque état possible du système. L'objectif du *MECRP* est de maximiser la couverture espérée dans un certain délai, tout en limitant le nombre de relocalisations des véhicules. Un modèle de simulation a ensuite été développé en utilisant les données des services médicaux d'urgence des villes de Montréal et Laval (Canada). Les résultats de simulation indiquent que les politiques de relocalisations qui résultent du modèle analytique génèrent de meilleures performances que l'approche statique.

Finalement, (Maxwell et al., 2009) proposent un modèle de SED associé à une procédure de programmation dynamique approximée (PDA) afin de déterminer les politiques de redéploiement dynamique immédiatement après la libération des véhicules. L'approche PDA applique l'algorithme de programmation dynamique en utilisant une approximation linéaire de la fonction de valeur qui vise à minimiser le nombre d'appels non répondus en moins de 8 minutes. L'approximation linéaire est caractérisée par des paramètres itérativement affinés en utilisant la simulation des trajectoires du système suite à l'ensemble des événements possibles en partant d'un état initial. Le résultat de l'approche PDA, basé sur les données de la ville d'Edmonton (Canada), a été comparé à deux politiques de déploiement statique : une politique « sous-optimal » heuristiquement obtenue afin de minimiser l'utilisation des véhicules et une politique « proche-optimale » sélectionnée à partir d'un ensemble de plans de déploiement qui contient probablement la politique optimale. Les résultats indiquent que les plans de redéploiement obtenus par l'approche PDA apportent une amélioration de 5% par rapport à la politique sous-optimale et de 0.5% par rapport à la politique proche-optimale.

3.1.3. Conclusion de la revue de littérature

L'approche qui combine l'utilisation d'un modèle analytique avec la simulation semble représenter un outil efficace pour améliorer les performances de différents services médicaux d'urgence. Néanmoins, cet outil reste encore peu utilisé pour résoudre des problèmes de redéploiement multi-période ou dynamique qui considèrent l'évolution du système dans le temps. En particulier, l'approche itérative qui est illustrée dans un contexte statique par (Lee et al., 2012), permet d'améliorer la solution de localisation obtenue par l'approche combinée simple (c'est-à-dire une seule exécution du modèle analytique dont la solution est évaluée par le modèle de simulation) en l'affinant de manière itérative à travers l'ajustement des paramètres d'entrée du modèle d'optimisation à chaque étape. Cette approche semble ainsi être une piste prometteuse à explorer pour obtenir des plans de relocalisation multi-période ou dynamique encore plus performants. Dans la littérature, cette approche a d'ailleurs démontré son efficacité pour améliorer les performances de systèmes complexes lors de la dernière décennie, en traitant divers types de problèmes comme la conception et la planification de Supply Chains (Almeder et al., 2009; Nikolopoulou and Ierapetritou, 2012), l'ordonnancement en production (Klemmt et al., 2009; Zhang et al., 2014) ou encore la planification énergétique (Lin et al., 2012). Ainsi, dans la prochaine section, nous proposons d'utiliser cette approche itérative pour résoudre le problème de redéploiement multi-période du SAMU 94 en utilisant le modèle de SED développé dans le **Chapitre 2**, combiné à un modèle probabiliste de programmation mathématique.

3.2. Modèle itératif de redéploiement multi-période dans le SAMU 94

Dans cette section, nous présentons l'application d'une méthode itérative qui combine l'utilisation d'un modèle analytique avec le modèle de SED pour la résolution du problème de redéploiement multi-période du SAMU 94. Pour cela, nous commençons d'abord par introduire les hypothèses et la formulation mathématique détaillée du modèle analytique utilisé dans **Section 3.2.1**. Dans la **Section 3.2.2**, nous présentons l'algorithme de la méthode itérative ainsi que les premiers résultats obtenus.

3.2.1. Le modèle analytique

Le modèle analytique que nous avons développé dans le cadre de l'approche itérative appliquée au SAMU 94 est un modèle de couverture espérée probabiliste qui s'inspire du MEXCLP proposé par (Daskin, 1983). Nous avons opté pour ce modèle car il correspond à l'objectif poursuivi dans cette étude qui est de localiser les équipes SMUR en service le plus proche possible de la demande primaire afin d'améliorer les performances de couverture correspondantes. Par ailleurs, ce modèle

permet une modélisation plus réaliste du système étudié, en comparaison avec des modèles déterministes à couverture simple ou multiple, car il prend en compte la disponibilité des équipes en incorporant des taux d'occupation.

3.2.1.1. Hypothèses du modèle

Dans la formulation du modèle mathématique, nous considérons les hypothèses suivantes :

- Les bases et les points de demande sont modélisés sous forme d'IRIS du Val-de-Marne pour avoir une cohérence avec le modèle de SED ;
- La co-localisation d'équipes dans les bases est autorisée. En outre, aucune capacité maximale n'est fixée pour les bases potentielles car le nombre d'équipes est peu élevé par rapport à la capacité de stationnement de n'importe quelle structure sanitaire du département ;
- La demande à couvrir par le modèle correspond au nombre total d'interventions primaires pour chaque point de demande, période et priorité données sur toute la période d'étude ;
- Comme pour le modèle de SED, les temps de transport pour les appels primaires de priorité 1 ont été pondérés par un facteur de régression estimé à 0.962 afin de les diminuer en comparaison avec les temps de transport standard (priorité 2) ;
- Comme dans le modèle OptQuest et dans tous les modèles analytiques de base décrits dans la section précédente, la notion de couverture se rapporte aux temps de transport. Les rayons de couverture sont fixés à 5 min et 10 min pour les interventions de priorité 1 et 2 respectivement ;
- Lorsque l'estimation du taux d'occupation utilisé comme entrée du modèle n'est pas disponible pour un certain nombre d'équipes, on utilise la moyenne des estimations existantes pour d'autres points de demande. Plus d'explications relatives à cette hypothèse sont fournis dans la **Section 3.2.1.5**.

3.2.1.2. Ensembles d'indices

Nous définissons les ensembles d'indices suivant :

V est l'ensemble des points de demande

W est l'ensemble des bases potentielles

T est l'ensemble des périodes de temps

P est l'ensemble des priorités d'appels primaires établies par le régulateur

3.2.1.3. Paramètres

Nous utilisons les notations suivantes pour modéliser les paramètres du modèle :

r_{ijt} est le temps de transport de la base j au point de demande i pendant la période t

$W_{pit} = \{j \in W : r_{ijt} \leq S_p\}$ est l'ensemble des bases potentielles éligibles pour couvrir les appels de priorité p situés dans un point de demande i dans un délai S_p dans la période t

d_{itp} est le nombre total d'appels de priorité p reçus dans la période t associés au point de demande i

N_t est le nombre d'équipes SMUR programmées dans la période t

q_{ikpt} est le taux d'occupation moyen de k équipes SMUR éligibles pour couvrir la demande de priorité p située dans le point de demande i pendant la période t

3.2.1.4. Variables de décision

Les variables de décision du modèle mathématique sont comme suit :

x_{jt} sont des variables entières qui correspondent au nombre d'équipes SMUR affectées à une base j pendant la période t

y_{ikpt} sont des variables binaires égales à 1 si la demande de priorité p située dans le point de demande i est couverte par au moins k équipes SMUR pendant la période t

3.2.1.5. Formulation du modèle

En utilisant les notations décrites ci-dessus, le modèle de couverture espérée du SAMU 94 se formule comme suit :

$$\text{Max} \sum_{i \in V} \sum_{p \in P} \sum_{t \in T} \sum_{k=1}^{N_t} d_{itp} (q_{ik-1pt}^{k-1} - q_{ikpt}^k) y_{ikpt} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^{N_t} y_{ikpt} \leq \sum_{j \in W_{pit}} x_{jt} \quad (i \in V) \quad (t \in T) \quad (p \in P) \quad (2)$$

$$\sum_{j \in W} x_{jt} \leq N_t \quad (t \in T) \quad (3)$$

$$y_{ikpt} \leq y_{ik-1pt} \quad (i \in V) \quad (t \in T) \quad (p \in P) \quad (k = 2, \dots, N_t) \quad (4)$$

$$x_{jt} \in \mathbb{N} \quad (j \in W) \quad (t \in T) \quad (5)$$

$$y_{ikpt} \in \{0,1\} \quad (i \in V, k = 1, \dots, N_t, t \in T, p \in P) \quad (6)$$

Ce modèle vise à maximiser la couverture de la demande primaire espérée de priorités 1 et 2, qui se traduit par la somme de la contribution marginale de chaque équipe à la couverture

globale. Pour cela, la fonction objectif (1) est construite comme suit : la probabilité qu'une équipe soit disponible pour servir un appel de priorité p situé dans un point de demande i couvert sur une période t par k équipes est de $1 - q_{ikpt}^k$. La couverture espérée de la demande de priorité p à la période t en ce point de demande correspond à $E_{kitp} = d_{itp}(1 - q_{ikpt}^k)$ et la contribution marginale de la $k^{\text{ième}}$ équipe à cette valeur espérée est $E_{kitp} - E_{k-1itp} = d_{itp}(q_{ik-1pt}^{k-1} - q_{ikpt}^k)$.

La contrainte (2) définit la relation entre les variables binaires y_{ikpt} et entières x_{jt} en garantissant que pour chaque point de demande, priorité et période, l'ensemble des couvertures assurées par au moins k équipes SMUR ne dépasse pas le nombre d'équipes SMUR affectées aux bases potentielles éligibles pour couvrir cette demande. La contrainte (3) est la contrainte classique du respect de nombre maximal d'équipes utilisées. La contrainte (4) est nécessaire car la propriété de concavité de la fonction objectif qui caractérise le MEXCLP de (**Daskin, 1983**) n'est pas vérifiée dans notre modèle. Cette contrainte assure que si $y_{ikpt} = 1$ (respectivement $y_{ikpt} = 0$) alors $y_{ihpt} = 1$ (respectivement $y_{ihpt} = 0$) pour tout $h \leq k$ (respectivement $k \leq h$).

Pour la définition des taux d'occupation, (**Daskin, 1983**) définit dans le MEXCLP le taux d'occupation d'un point de demande comme la fraction de la durée pendant laquelle les équipes avoisinantes sont occupées sur la durée totale de service de ces équipes. Dans notre modèle, nous utilisons des taux d'occupation spécifiques définis pour chaque point de demande i , priorité d'appel p et période de temps t , dénotés q_{ikpt} . Ces taux sont également indicés par le nombre d'équipes k localisées dans W_{pit} . Ainsi, q_{ikpt} est formulé comme suit :

$$q_{ikpt} = \frac{\sum_{j \in W_{pit}} T_{jpt}^{\text{travaillé}}}{T_t^{\text{total}} \times k} \left(i \in V, t \in T, p \in P, k = \sum_{j \in W_{pit}} x_{jt} \right) \quad (7)$$

où $T_{jpt}^{\text{travaillé}}$ est la durée journalière moyenne passée en interventions de priorité p en période t par toutes les équipes SMUR localisées dans une base $j \in W_{pit}$. T_t^{total} correspond à la durée de service totale journalière de chaque équipe SMUR sur une période t et k est le nombre total d'équipes SMUR placées dans W_{pit} . Pour une période et une localisation d'équipes données, si le nombre d'équipes SMUR localisées dans le rayon de couverture S_p d'un certain point de demande est différent de k , nous ne disposons d'aucune information pour le calcul de $\sum_{j \in W_{pit}} T_{jpt}^{\text{travaillé}}$. Comme souligné par (**Lee et al., 2012**), si q_{ikpt} sont approximés par zéro, ceci biaiserait la recherche de solution car la localisation d'une équipe dans une base serait équivalent à localiser une infinité d'équipes, ce qui conduirait à une solution de couverture statique. Aussi, nous

proposons une approximation des taux d'occupation par la moyenne des taux existants pour le même nombre d'équipes k sur d'autres points de demande. Ceci revient à remplacer (7) par :

$$q_{ikpt} = \frac{\sum_{l \in V_{pit}} q_{lkpt}}{\text{Card}(V_{ikpt})} \left(i \in V, t \in T, p \in P, k = 1, \dots, N_t \text{ et } k \neq \sum_{j \in W_{pit}} x_{jt} \right) \quad (8)$$

où $V_{ikpt} = \{i \in V : \sum_{j \in W_{pit}} x_{jt} = k\}$ est l'ensemble des points de demande i couverts dans un délai S_p par exactement k équipes SMUR dans la période t .

Le principal avantage de cette approximation est d'éviter toute sous-estimation ou surestimation des taux d'occupation, et donc de la capacité du système à couvrir les points de demande en utilisant un nombre d'équipes donné.

Le modèle que nous avons proposé dans cette section partage des caractéristiques communes avec le modèle classique de couverture maximale espéré proposé par **(Daskin, 1983)**. Il en est cependant sensiblement différent dans la mesure où il intègre différents aspects qui sont plus en adéquation avec la réalité de fonctionnement du SAMU 94. Ainsi, les principales contributions du modèle sont comme suit :

- La prise en compte de rayons de couverture potentiellement différents suivant les priorités des appels, ce qui permet de considérer l'influence du délai sur le taux de survie des patients en fonction de la catégorie de pathologies (cf. enjeux de dimension médicale, **Section 2.1.1** du **Chapitre 1**);
- La prise en compte de l'aspect multi-période dans la décision de relocalisation des équipes SMUR, ce qui permet de considérer les variations des temps de transport et de respecter le planning des équipes dans une journée ;
- La relaxation de l'hypothèse peu réaliste d'un taux d'occupation identique pour tous les véhicules, indépendamment de leur localisation considérée dans le MEXCLP. Ainsi, notre modèle intègre des taux d'occupation qui sont estimés en fonction de divers paramètres susceptibles de les influencer, c'est-à-dire la localisation et la priorité de la demande, le nombre d'équipes affectées à cette demande et la période de temps.

3.2.1.6. Application numérique

Pour l'application du modèle, 47 localisations qui correspondent aux IRIS centrales des 47 communes du Val-de-Marne ont été sélectionnées comme bases potentielles. Les 527 IRIS du département sont considérés comme points de demande. Il y a entre 4 et 6 équipes SMUR en service les jours de semaine et 4 équipes en week-end (cf. **Tableau 10**). Comme le montre le

Tableau 22, dix périodes de temps ont été sélectionnées. Chaque période utilise une des six matrices origine-destination calculées pour chaque plage horaire de circulation (cf. **Section 3.1.4 du Chapitre 2**) et un nombre d'équipes SMUR planifié. Les vecteurs W_{it}^P des bases qui peuvent couvrir chaque point de demande pour chaque priorité et chaque période de temps ont été calculés sur la base des rayons de couverture spécifiés dans les hypothèses (5 min pour la priorité 1 et 10 min pour la priorité 2).

Tableau 22: Périodes de temps utilisées dans le programme mathématique

T	Jours de semaine								Week-End	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Période	6h-10h	10h-10h30	10h30-12h30	12h30-15h	15h-19h30	19h30-21h	21h-22h30	22h30-6h	12h-21h	21h-12h
Matrice OD	OD1 (6h-10h)	OD2 (10h-15h)			OD3 (15h-21h)		OD4 (21h-6h)		OD5 (12h-21h)	OD6 (21h-12h)
# équipes	4	4	5	6	6	5	5	4	4	4

3.2.2. La méthode itérative

Contrairement au MEXCLP de (Daskin, 1983) et aux modèles de couverture probabilistes semblables qui utilisent des taux d'occupation similaires et indépendants pour tous les véhicules (Fujiwara et al., 1987; Goldberg et al., 1990b; Repede and Bernardo, 1994; ReVelle and Hogan, 1989), il n'est pas possible de connaître a priori les valeurs des taux d'occupation pour notre modèle. En effet, ces taux d'occupation sont calculés à partir de la charge de travail des équipes (numérateur dans (7)), qui elle dépend de leur localisation (solution du modèle) dans la mesure où cette dernière influence les choix de dispatching et les temps de transport, et donc les durées de service. Nous avons ainsi d'un côté besoin des paramètres q_{ikpt} pour résoudre le modèle mathématique. D'un autre côté, ces paramètres ne peuvent être adéquatement estimés qu'après la résolution du problème. Pour surmonter cette difficulté, nous optons pour une méthode itérative qui consiste à utiliser le modèle de couverture probabiliste pour obtenir une localisation optimale des équipes pour une estimation donnée des q_{ikpt} , puis à exécuter le modèle de SED avec la solution obtenue pour affiner les estimations des q_{ikpt} en utilisant (7) et (8).

La procédure commence par le calcul des valeurs initiales des taux d'occupation $q_{ikpt}^{(0)}$ sur la base d'un plan de redéploiement multi-période donné appliqué au SAMU 94. En utilisant cette première estimation, le modèle mathématique est résolu pour obtenir une solution optimale ($y_{ikpt}^{(1)}, x_{jt}^{(1)}$). Cette solution est à son tour entrée dans le modèle de SED, et la simulation est exécutée. Ensuite, à l'aide d'une fonction VBA intégrée dans le modèle de simulation, nous

collectons les moyennes des durées journalières de service $T_{tpj}^{travaillé}$ pour chaque équipe, priorité et période. Nous calculons alors une nouvelle estimation $q_{ikpt}^{(1)}$. Avec cette estimation actualisée, nous résolvons le modèle mathématique pour la prochaine itération. Ce processus est répété jusqu'à ce que la solution de localisation converge, c'est-à-dire reste la même pour deux itérations successives n et $n+1$ avec $(\mathbf{y}_{ikpt}^*, \mathbf{x}_{jt}^*) = (\mathbf{y}_{ikpt}^{(n)}, \mathbf{x}_{jt}^{(n)}) = (\mathbf{y}_{ikpt}^{(n-1)}, \mathbf{x}_{jt}^{(n-1)})$ ou jusqu'à ce qu'un nombre maximum d'itérations soit atteint. Ces deux critères ont été utilisés conjointement pour éviter les deux problèmes majeurs liés aux conditions d'arrêts dans les méthodes itératives qui sont cités par (Nguyen et al., 2014): (1) l'échec de convergence de l'algorithme à une solution stationnaire (critère trop large) et (2) l'exécution d'itérations inutiles qui ont pour conséquence d'allonger le temps d'optimisation (critère trop restrictif).

La méthode itérative décrite ci-dessus est résumée dans la **Figure 23**. La qualité de la solution obtenue dépend fortement du plan de redéploiement initial sélectionné. Nous choisissons ainsi de recommencer l'algorithme un certain nombre de fois par une nouvelle solution qui est aléatoirement générée parmi tous les plans de redéploiement possibles. Ceci permettrait d'augmenter les chances de trouver un optimum global, ou au moins un meilleur optimum local de l'algorithme. Pour cela, comme pour l'approche heuristique d'OptQuest, la méthode itérative est appliquée au plan de déploiement statique actuel, puis aux mêmes neuf instances aléatoires générées par la loi uniforme (cf. **Figure E.1** de l'**Annexe E**).

La **Figure 24** montre l'évolution du taux de couverture estimé obtenu par le modèle analytique (cf. courbe orange) et du taux de couverture primaire en moins de 20 min avec envoi SMUR en premier effecteur obtenu par la simulation à travers les itérations de la méthode pour les 10 instances et les 2 priorités d'interventions primaires. Les boîtes vertes représentent les intervalles de confiance à 95% du taux de couverture simulé et les moustaches représentent le pire et le meilleur cas parmi 20 répliques indépendantes pour chaque instance. Nous relevons d'abord que pour 7 parmi les 10 instances proposées, l'algorithme converge suivant le critère d'égalité de solutions de deux itérations successives au bout de 3 à 6 itérations. Pour les 3 autres instances, l'algorithme converge suivant le critère du nombre d'itérations maximum N_{max} . Toutes les instances montrent cependant un même schéma d'évolution de la performance simulée du système puisque les plus importantes améliorations marginales du taux de couverture en moins de 20 min sont enregistrées entre les itérations 0 et 1. Cette amélioration peut atteindre en moyenne 15.7% et 19.6% pour les priorités 1 et 2 respectivement (cf. itération 4). A partir de l'itération $n=2$, les résultats obtenus ne montrent aucune différence marginale statistiquement significative pour

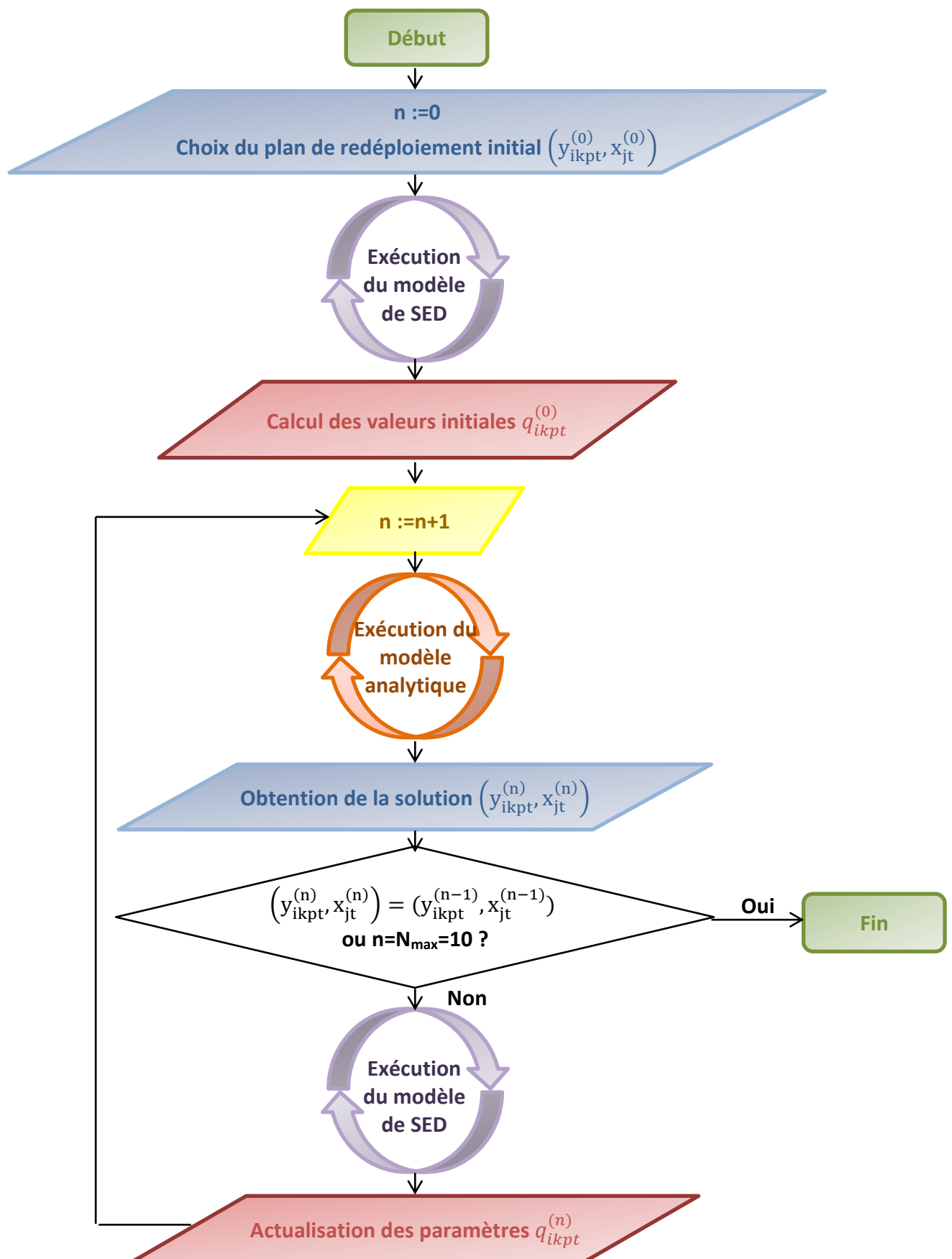


Figure 23: Algorithme de la méthode itérative

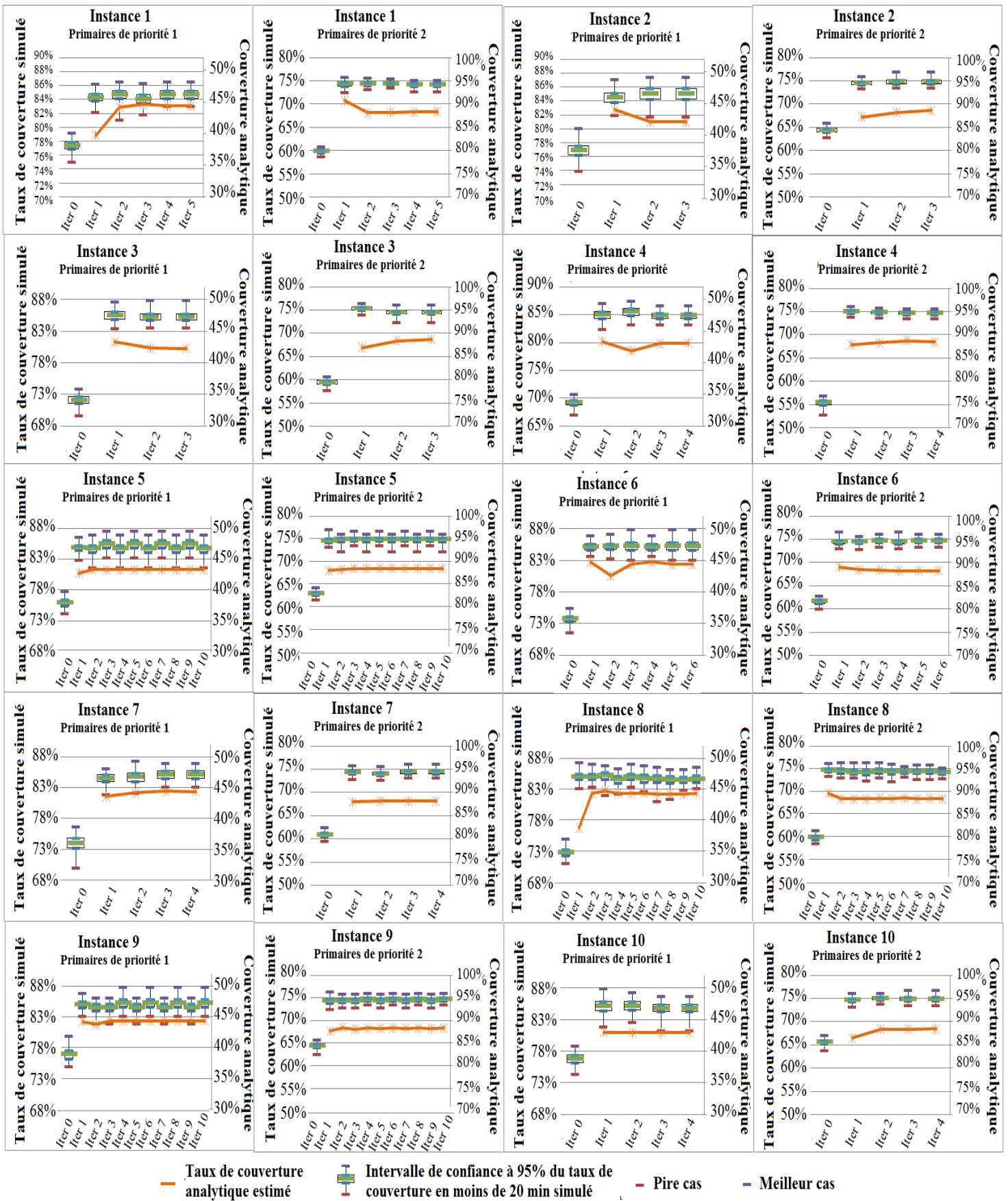


Figure 24: Résultats de la méthode itérative

toutes les instances et toutes les priorités. Néanmoins, la comparaison des performances de couverture de l'itération de convergence avec l'itération 1 montre une amélioration statistiquement significative pour 4 instances sur 10 qui atteint 1.9% en moyenne, ce qui démontre l'intérêt de la méthode itérative par rapport à l'approche combinée simple.

4. Comparaison des résultats numériques

Dans cette section, l'efficacité de la méthode itérative pour la résolution du problème de redéploiement multi-période du SAMU 94 est comparée à celle d'OptQuest au regard de deux aspects : le temps de calcul de chaque approche (cf. **Section 4.1**) et les performances en termes de taux de couverture qui en résultent (cf. **Section 4.2**).

4.1. Temps de calcul

Pour chacune des dix instances, le temps de calcul total par l'approche itérative T_{ai} correspond à la durée de simulation, additionnée à la durée d'exécution du modèle analytique pour toutes les itérations de l'algorithme jusqu'à sa convergence. Le modèle analytique a été résolu à chaque itération en utilisant le logiciel CPLEX 12.5 sur un processeur Intel Core i3, à 2.30GHz, avec 4Go de mémoire RAM. Le modèle de SED a été exécuté en utilisant ARENA 12 pour 24 heures de phase transitoire et 20 répliques de 15 mois sur un processeur Intel Core 2 Duo, à 1.17GHz, avec 3.5 Go de mémoire RAM. Ainsi, la durée de simulation varie entre 104.5 et 248.4 min avec une moyenne de 147.1 min. La durée d'exécution du modèle analytique est beaucoup plus réduite et varie entre 3.4 et 8.2 min avec une moyenne de 6.5 min. Ceci résulte en un temps moyen T_{ai} de 15h 30 min, avec cependant une variabilité importante en fonction du plan de redéploiement initial utilisé (c'est-à-dire l'instance), et qui s'explique par la variation du nombre d'itérations n nécessaires à la convergence de l'algorithme. En effet, les 7 instances testées qui convergent suivant le critère d'égalité de solutions pour deux itérations successives s'exécutent en un temps de calcul moyen de 10h17min. Quant aux 3 instances restantes qui convergent suivant le critère de nombre maximal d'itérations N_{max} , elles s'exécutent en un temps moyen qui dépasse 26h.

La comparaison des temps de calcul pour chacune des instances par la méthode itérative par rapport à l'approche OptQuest est résumée dans **Tableau 23**. Ainsi, comparé à l'approche itérative, on relève peu de variabilité du temps d'exécution de l'approche OptQuest entre les différentes instances avec un coefficient de variation de 13.3%, contre plus de 55% pour l'approche itérative. Par ailleurs, nous constatons que le temps total d'exécution de l'approche itérative est considérablement réduit par rapport au temps d'exécution d'OptQuest puisqu'il n'en représente que 4.1% en moyenne. Ce ratio est évidemment plus élevé lorsque le nombre

d'itérations pour la convergence de l'approche itérative est important, en l'occurrence lorsque l'algorithme converge suivant le critère du nombre maximal d'itérations. Il reste néanmoins inférieur à 7.1%, toutes instances confondues.

Tableau 23: Comparaison des temps de calcul pour l'exécution de la recherche par OptQuest et la convergence de l'approche itérative

		Instance 1	Instance 2	Instance 3	Instance 4	Instance 5	Instance 6	Instance 7	Instance 8	Instance 9	Instance 10
Approche itérative	Nombre d'itérations n	5	3	3	4	10	6	4	10	10	4
	Temps total d'exécution T_{ai}	12h 15min	7h 55min	8h 14min	9h 39min	27h 23min	13h 29min	9h 33min	29h	26h 36min	10h 52min
OptQuest	Temps total d'exécution $T_{OptQuest}$	12j 8h 31min	15j 14h 21min	13j 15h 50min	12j 3h 37min	16j 2h 11min	14j 10h 17min	15j 10h 56min	17j 12h 06min	17j 19h 13min	17j 1h 23min

4.2. Taux de couverture

Le **Tableau 24** présente les résultats des deux approches au regard des taux de couverture primaires avec envoi SMUR en premier effecteur pour les priorités 1 et 2 obtenus par le modèle de SED. Pour cela, plusieurs seuils de couverture, allant de 10 à 30 min, sont analysés afin de comparer la robustesse des solutions sur une large distribution de temps de réponse. La comparaison des résultats obtenus montre que l'approche itérative génère de meilleurs résultats qu'OptQuest pour toutes les instances. En effet, les taux de couverture en moins de 15 et 20 min obtenus par l'approche itérative sont significativement supérieurs à ceux obtenus par OptQuest pour toutes les instances et toutes les priorités. Les différences varient en moyenne entre 2.1% et 6.4% pour le seuil de 15 min et entre 1.2% et 4% pour le seuil de 20 min. Pour les seuils de 10 et 25 min, l'approche itérative produit des taux de couverture significativement similaires à ceux obtenus par OptQuest pour 2 instances, et une couverture significativement supérieure pour les 8 autres instances. Les différences moyennes varient de 0.4% à 3.4% pour le seuil de 10 min et de 0.6% à 2.1% pour le seuil de 25 min. Pour le seuil plus élevé de 30 min, les différences entre les solutions sont beaucoup moins prononcées puisque la méthode itérative obtient des résultats similaires à OptQuest pour 8 instances et seulement 2 résultats significativement meilleurs dont les différences ne dépassent pas 1.1%. Ceci s'explique par l'atténuation de l'effet de l'amélioration des temps de transport utilisés dans les fonctions objectifs des deux approches sur les taux de couverture à large rayon.

Tableau 24: Intervalles de confiance à 95% des taux de couverture des solutions obtenues par OptQuest et l'approche itérative

Priorité	Seuil de couverture	Solution	Instance 1	Instance 2	Instance 3	Instance 4	Instance 5	Instance 6	Instance 7	Instance 8	Instance 9	Instance 10	
Priorité 1	10 min	Approche Itérative	22.7% ± 0.6%	21.5% ± 0.7%	22.0% ± 0.6%	22.1% ± 0.6%	22.5% ± 0.5%	22.6% ± 0.5%	22.5% ± 0.7%	22.7% ± 0.6%	22.6% ± 0.5%	21.8% ± 0.6%	
		OptQuest	19.2% ± 0.7%	21.3% ± 0.7%	19.1% ± 0.7%	20.5% ± 0.5%	21.0% ± 0.5%	21.7% ± 0.5%	19.7% ± 0.6%	18.8% ± 0.5%	20.8% ± 0.7%	19.9% ± 0.4%	
	15 min	Approche Itérative	63.3% ± 0.6%	63.0% ± 0.9%	63.4% ± 0.7%	63.1% ± 0.7%	64.4% ± 0.8%	63.7% ± 0.6%	63.6% ± 0.7%	63.3% ± 0.6%	63.7% ± 0.6%	62.8% ± 0.7%	
		OptQuest	57.5% ± 0.9%	59.0% ± 0.7%	57.3% ± 0.7%	59.2% ± 0.7%	59.2% ± 0.7%	58.0% ± 0.7%	58.2% ± 0.7%	56.9% ± 0.6%	59.3% ± 0.8%	57.3% ± 0.9%	
	20 min	Approche Itérative	84.7% ± 0.6%	85.0% ± 0.7%	85.2% ± 0.5%	84.8% ± 0.5%	85.5% ± 0.6%	85.2% ± 0.6%	85.1% ± 0.6%	84.7% ± 0.6%	85.2% ± 0.6%	84.8% ± 0.5%	
		OptQuest	82.6% ± 0.6%	83.8% ± 0.5%	82.6% ± 0.7%	83.2% ± 0.7%	83.8% ± 0.5%	82.6% ± 0.6%	82.5% ± 0.7%	81.3% ± 0.4%	82.6% ± 0.8%	81.7% ± 0.7%	
	25 min	Approche Itérative	92.6% ± 0.4%	92.8% ± 0.5%	93.0% ± 0.4%	92.8% ± 0.4%	93.2% ± 0.5%	93.0% ± 0.5%	93.2% ± 0.5%	92.6% ± 0.4%	93.0% ± 0.5%	92.8% ± 0.3%	
		OptQuest	92.0% ± 0.4%	92.5% ± 0.5%	92.0% ± 0.4%	92.2% ± 0.5%	92.5% ± 0.4%	92.1% ± 0.5%	91.7% ± 0.5%	91.5% ± 0.4%	92.0% ± 0.5%	91.5% ± 0.5%	
	30 min	Approche Itérative	95.2% ± 0.3%	95.6% ± 0.4%	95.7% ± 0.3%	95.6% ± 0.3%	95.8% ± 0.4%	95.7% ± 0.4%	95.7% ± 0.3%	95.2% ± 0.3%	95.7% ± 0.4%	95.5% ± 0.3%	
		OptQuest	95.3% ± 0.3%	95.5% ± 0.4%	95.3% ± 0.3%	95.4% ± 0.3%	95.5% ± 0.3%	95.1% ± 0.4%	95.2% ± 0.3%	95.2% ± 0.3%	95.4% ± 0.4%	94.9% ± 0.4%	
	Priorité 2	10 min	Approche Itérative	10.7% ± 0.3%	10.5% ± 0.2%	10.7% ± 0.2%	10.7% ± 0.2%	10.9% ± 0.3%	10.8% ± 0.3%	10.8% ± 0.1%	10.7% ± 0.3%	10.8% ± 0.3%	11.1% ± 0.2%
			OptQuest	9.7% ± 0.2%	10.5% ± 0.2%	10.0% ± 0.2%	10.1% ± 0.2%	10.2% ± 0.3%	10.5% ± 0.2%	10.1% ± 0.2%	9.5% ± 0.2%	10.4% ± 0.2%	9.7% ± 0.2%
15 min		Approche Itérative	44.2% ± 0.4%	44.1% ± 0.3%	43.9% ± 0.4%	44.2% ± 0.3%	44.7% ± 0.2%	44.2% ± 0.3%	44.1% ± 0.4%	44.2% ± 0.4%	44.2% ± 0.3%	44.6% ± 0.4%	
		OptQuest	40.1% ± 0.4%	42.0% ± 0.4%	40.1% ± 0.3%	41.0% ± 0.4%	41.9% ± 0.4%	41.3% ± 0.4%	40.5% ± 0.4%	41.0% ± 0.5%	41.9% ± 0.3%	40.1% ± 0.3%	
20 min		Approche Itérative	74.2% ± 0.3%	74.8% ± 0.4%	74.5% ± 0.3%	74.6% ± 0.3%	74.9% ± 0.3%	74.7% ± 0.4%	74.4% ± 0.3%	74.2% ± 0.3%	74.7% ± 0.4%	74.9% ± 0.4%	
		OptQuest	70.2% ± 0.3%	72.0% ± 0.4%	70.5% ± 0.3%	71.7% ± 0.5%	72.0% ± 0.4%	71.9% ± 0.4%	71.3% ± 0.3%	71.2% ± 0.4%	72.0% ± 0.3%	70.9% ± 0.3%	
25 min		Approche Itérative	87.9% ± 0.3%	88.1% ± 0.3%	88.2% ± 0.3%	88.1% ± 0.2%	88.2% ± 0.3%	88.3% ± 0.2%	87.9% ± 0.3%	87.9% ± 0.3%	88.3% ± 0.2%	88.4% ± 0.3%	
		OptQuest	86.0% ± 0.3%	86.9% ± 0.3%	86.1% ± 0.3%	86.9% ± 0.4%	86.8% ± 0.3%	87.3% ± 0.3%	86.3% ± 0.3%	86.2% ± 0.3%	86.9% ± 0.3%	86.3% ± 0.3%	
30 min		Approche Itérative	92.9% ± 0.2%	92.9% ± 0.2%	93.1% ± 0.3%	93.0% ± 0.2%	92.9% ± 0.3%	93.1% ± 0.2%	92.9% ± 0.3%	92.9% ± 0.2%	93.1% ± 0.2%	93.2% ± 0.3%	
		OptQuest	92.1% ± 0.3%	92.6% ± 0.3%	92.1% ± 0.3%	92.6% ± 0.2%	92.5% ± 0.2%	92.7% ± 0.2%	92.3% ± 0.3%	92.1% ± 0.3%	92.6% ± 0.3%	92.1% ± 0.3%	

En optimisation par simulation, le terme « convergence » est souvent utilisé pour indiquer que la solution finale est atteinte par l'algorithme. (Nguyen et al., 2014) soulignent qu'un processus d'optimisation convergent ne veut pas nécessairement dire que l'optimum global est atteint. Les résultats de l'approche itérative viennent étayer ce constat puisque les performances des solutions obtenues à la convergence sont assez inégales en fonction du plan de redéploiement initial utilisé. En effet, la solution obtenue par l'instance 5 génère des performances similaires ou supérieures pour au moins un seuil de couverture en comparaison avec les solutions obtenues par toutes les autres instances. Ainsi, et même si cette solution n'est pas optimale, elle permet néanmoins une amélioration intéressante des performances initiales du système qui atteint en moyenne 15.7% et 14.4% pour le rayon de couverture de 15 min et les priorités 1 et 2 respectivement. Pour le seuil standard de 20 min, l'amélioration des performances initiales est en

moyenne de 5.6% et 10.1% pour les priorités 1 et 2 respectivement. La **Figure 25** récapitule et compare les performances de couverture de cette solution à celles de la meilleure solution obtenue par OptQuest à l'instance 5, ainsi qu'aux performances de la configuration initiale du SAMU 94 et du plan de déploiement statique recommandé dans la **Section 4** du **Chapitre 3**. Elle confirme que l'amélioration des performances obtenue par la solution d'OptQuest reste inférieure à celle de l'approche itérative puisqu'elle est de 10.5% (resp. 3.9%) et 11.7% (resp. 7.2%) pour le rayon de couverture de 15 min (resp. 20 min) et les priorités 1 et 2 respectivement. Finalement, en comparaison avec le plan de déploiement statique recommandé, la solution de la méthode itérative permet une amélioration des performances de 9.2% (resp. 3.4%) et 8.3% (resp.5.6%) en moyenne pour le rayon de couverture de 15 min (resp. 20 min) et les priorités 1 et 2 respectivement.

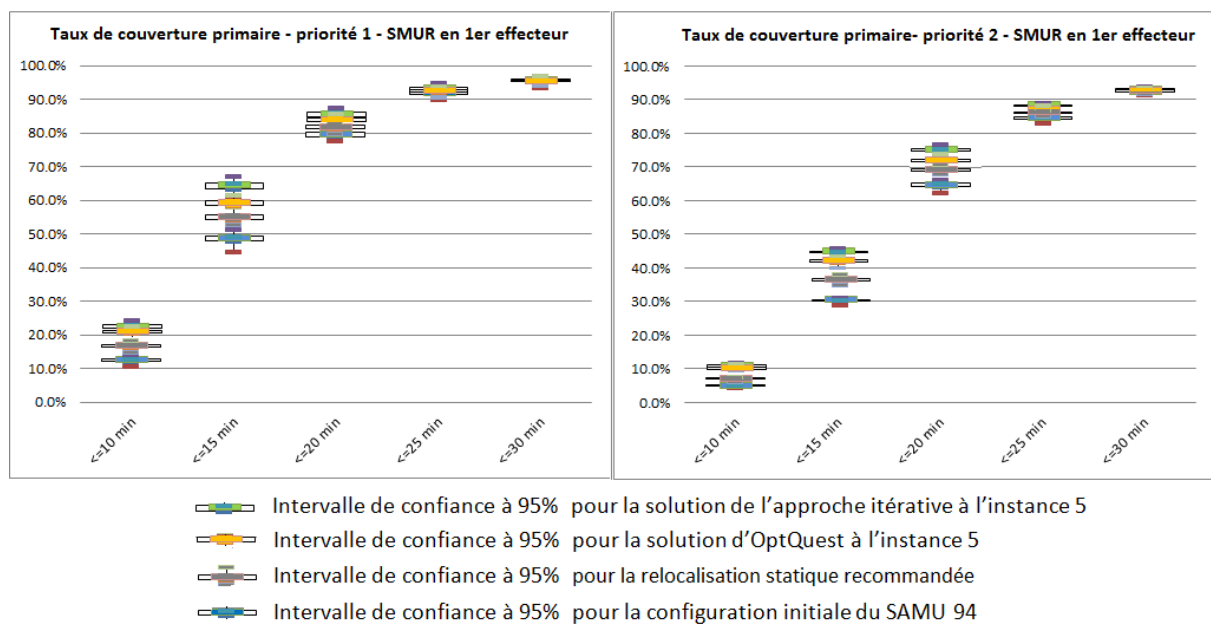


Figure 25: Comparaison des taux de couverture initiaux, et ceux du plan de relocalisation statique recommandé et des meilleures solutions obtenues par OptQuest et l'approche itérative à l'instance 5

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé des techniques d'optimisation par simulation afin de résoudre le problème de redéploiement multi-période dans le service d'aide médicale urgente du département du Val-de-Marne. La première technique utilise un module d'optimisation d'ARENA appelé OptQuest, qui permet de sélectionner des variables de décision, puis de définir la fonction objectif à optimiser en utilisant une recherche heuristique basée sur les méta-heuristiques de la recherche dispersée, la recherche tabou et le réseau de neurones. Le modèle OptQuest développé vise à maximiser le nombre total d'interventions couvertes pendant un temps de transport donné,

en agissant sur les localisations des équipes SMUR par tranche horaire. La seconde technique est une méthode itérative qui intègre un modèle mathématique probabiliste pour la relocalisation des équipes SMUR et le modèle de SED du SAMU 94. Le modèle mathématique vise à maximiser la demande estimée couverte pendant un temps de transport donné en disposant de ressources limitées, tandis que le modèle de simulation est utilisé pour estimer les taux d'occupation nécessaires comme données d'entrée dans le modèle analytique, ainsi que pour obtenir des estimations fiables des performances du système étant donnée la solution de relocalisation obtenue par le modèle mathématique.

Les deux méthodes ont été appliquées en utilisant 10 instances ou plans de redéploiement différents comme solution initiale. Les résultats expérimentaux des deux méthodes suggèrent que la méthode itérative permet d'obtenir de meilleures performances du système en termes de taux de couverture en comparaison avec le modèle OptQuest, et ce en 20 fois moins de temps en moyenne. L'amélioration des performances est particulièrement importante pour des seuils de temps de réponse réduits (c'est à dire 15 et 20 min). En comparaison avec la configuration initiale du SAMU 94, la meilleure solution de redéploiement obtenue à l'instance 5 améliore le taux de couverture jusqu'à 15,7% et 11,7% par l'approche itérative et OptQuest respectivement.

Au vu des résultats prometteurs obtenus par l'approche itérative, nous proposons quelques pistes pour des recherches futures. L'une des limites de la méthode est relative au nombre restreint et à la qualité des instances testées liée au caractère aléatoire de leur génération. Les résultats numériques ont confirmé que les performances des solutions obtenues sont fortement corrélées aux plans de redéploiement initiaux. Une perspective de recherche intéressante serait donc de tester un plus grand nombre d'instances, ou encore de développer une stratégie de sélection de solutions initiales susceptibles de mener à des solutions finales de meilleure qualité. Une seconde piste serait relative au critère de convergence de l'approche itérative. En effet, certaines instances testées ne montrent aucune amélioration statistiquement significative de la solution entre la première et la dernière itération, ce qui indique que des itérations inutiles ont été exécutées. Ainsi, la recherche de critères d'arrêt plus efficaces est une perspective pour améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme. Finalement, des analyses de sensibilité relatives à plusieurs paramètres du modèle analytique comme les rayons de couverture pour les différentes priorités et le nombre de périodes de temps (exemple : différenciation des mois ou des saisons) pourraient permettre d'obtenir des solutions de relocalisation plus performantes.

CHAPITRE 5 : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

1. Conclusions

La réorganisation du système SAMU est un enjeu majeur pour garantir l'équité de l'offre de soins dans la ville durable. En effet, et afin de définir des stratégies d'intervention efficaces, il est essentiel de prendre en compte un espace géographique qui s'est considérablement modifié depuis la création du SAMU et qui est caractérisé par l'hétérogénéité des territoires en termes de densité d'habitants, de conditions de circulation, d'accessibilité engendrée par les formes urbaines modernes et de ressources de soins, face à des besoins variables dans leur composante temporelle.

La présente thèse a pour objectif d'améliorer le fonctionnement du système SAMU dans le département du Val-de-Marne (le SAMU 94) de sorte à garantir l'accès aux soins sur ce territoire dans les délais recommandés pour certaines pathologies urgentes pour lesquelles le temps entre l'apparition du premier symptôme et la mise en œuvre d'une action thérapeutique appropriée est un paramètre crucial du pronostic. Pour cela, le **Chapitre 1** mène une étude quantitative qui permet de mettre en lumière les caractéristiques du système étudié en termes d'enjeux, de missions et de processus de soins en vigueur dans les SAMU français, de souligner certains facteurs de complexité qui les caractérisent, puis de décrire certaines spécificités démographiques, environnementales et organisationnelles du département du Val-de-Marne. Ensuite, nous nous intéressons aux travaux ayant traité la gestion de services médicaux d'urgence similaires, classés suivant les types de décisions auxquels ils se rapportent et les indicateurs de performance utilisés pour mesurer leur qualité. Cette étude préliminaire constitue une première étape de structuration et de formulation de la problématique particulière du SAMU 94 qui a permis de mettre en exergue sa complexité et de justifier la pertinence du choix de l'outil de simulation pour une modélisation réaliste prenant en compte le caractère aléatoire de ses processus.

Le **Chapitre 2** décrit la méthodologie détaillée utilisée pour la construction du modèle de simulation à événements discrets du SAMU 94 qui inclut trois étapes principales : (1) la collecte et l'analyse des données issues du système d'information du SAMU 94 sur 15 mois d'opérations. Ces données ont permis d'obtenir les paramètres et distributions d'entrée du modèle comme la fréquence d'arrivée et caractéristiques des appels, le nombre et horaires des ressources, ou encore les temps de traitement et de transport, (2) la modélisation du processus de soins et des données collectées sous forme d'un modèle conceptuel, qui a ensuite été représenté en utilisant le logiciel ARENA et (3) la vérification et validation du modèle ARENA par différentes techniques qui assurent qu'il est une représentation précise du système étudié, principalement à travers la

comparaison des distributions empiriques des données d'entrée et des taux de couverture des interventions, aux distributions correspondantes obtenues par le modèle.

Ce modèle a permis, dans le **Chapitre 3**, d'évaluer et de comparer différentes alternatives relatives aux changements de paramètres d'entrée et de règles de fonctionnement du système. Elles consistent à faire varier le nombre de ressources et leur plan de déploiement statique, les règles de leur affectation aux interventions, le temps de traitement et le volume des appels, ainsi que les temps de transport. Les résultats obtenus pour ces scénarios ont souligné l'importance de la relocalisation des équipes SMUR dans les hôpitaux publics du département et du recrutement prioritaire d'équipes SMUR sous certaines conditions comme l'augmentation de la demande, ce qui permettrait d'améliorer les performances de couverture primaire du système en moins de 20 minutes dans la tranche horaire 8h-20h jusqu'à 8.3% et 9.8% respectivement.

Le modèle de simulation développé a également permis de tester des alternatives dynamiques qui consistent à relocaliser les équipes SMUR de manière multi-période afin de couvrir adéquatement les évolutions spatio-temporelles des conditions de circulation et de la disponibilité des ressources. Ainsi, afin de sélectionner les alternatives à tester parmi un grand nombre de plans de redéploiement possibles, le **Chapitre 4** propose deux approches d'optimisation par la simulation: une approche par heuristique qui utilise le module complémentaire OptQuest pour ARENA, et une approche itérative qui combine l'utilisation de la simulation à un modèle mathématique probabiliste de couverture maximale. La comparaison des résultats numériques des deux approches montre que la méthode itérative est plus performante en termes de temps de résolution et de qualité des solutions obtenus car elle permet, en 20 fois moins de temps en moyenne, d'améliorer les performances de couverture globales en moins de 15 et 20 minutes jusqu'à 15.7% et 10.1% respectivement, contre 11.7% et 7.2% pour OptQuest.

Notre travail a plusieurs contributions. D'un point de vue académique, il s'agit, à notre connaissance, de la première étude qui s'intéresse à l'amélioration de l'accessibilité aux urgences médicales pré-hospitalières dans le système SAMU français à travers l'utilisation des outils de génie industriel. En effet, le modèle de simulation développé permet de représenter le fonctionnement du SAMU 94 de manière détaillée en termes de séquence d'événements dans le processus de soins, de type, de planning et de localisation des ressources engagées et de caractéristiques du réseau routier du Val-de-Marne, puis d'évaluer des pistes d'améliorations potentielles. A cet égard, il contribue à la littérature de la simulation en démontrant l'utilité de cet outil pour la modélisation et l'aide à la décision dans de tels services médicaux d'urgence. Une seconde contribution concerne le développement d'une approche itérative pour traiter le problème

de relocalisation multi-période du SAMU 94. En général, l'optimisation par simulation avec une approche itérative peut être très difficile et donc coûteuse à implémenter, en particulier dans le domaine de la santé (**Jun et al., 1999**). Il existe donc peu de travaux traitant de ce sujet dans la littérature. La méthode itérative utilisée dans ce travail est une approche à deux phases qui combine la simulation à la programmation linéaire probabiliste et permet de générer des schémas de redéploiement optimaux ou proche-optimaux qui tiennent compte des variations spatio-temporelles du système étudié. L'efficacité de cette méthode a été notamment démontrée à travers sa comparaison à l'approche largement utilisée dans la littérature de recherche heuristique de solution par l'optimiseur commercial OptQuest.

D'un point de vue opérationnel, notre principale contribution est d'avoir proposé un outil simple d'utilisation aux gestionnaires du SAMU 94 qui permet d'examiner une large variété de scénarios pour la planification tactique/opérationnelle de ce système d'urgence. La comparaison de différents scénarios permet d'identifier de manière plus objective les changements qui pourraient améliorer les performances du système avant d'engager les ressources concernées sur le terrain. En outre, ce modèle est suffisamment flexible pour être facilement adapté et utilisé dans d'autres départements, compte tenu des caractéristiques opérationnelles communes aux différents systèmes SAMU qui opèrent sur le territoire français. Le modèle serait par conséquent généralisable moyennant certaines modifications mineures relatives à l'ajustement des données d'entrée du modèle comme les lois d'arrivée des appels et des interventions, les distributions des temps de traitement et les matrices des temps de transport.

2. Perspectives

Nous avons identifié plusieurs perspectives qui pourraient s'avérer intéressantes pour de futurs travaux de recherche.

Ainsi, dans la continuité du travail effectué, l'une des pistes de recherche consisterait à utiliser des modèles de prévision de la demande à la fois en termes de fréquence et de localisation des appels d'urgence. En effet, pouvoir disposer de prévisions précises permettrait d'obtenir des schémas de déploiement/redéploiement plus robustes pour couvrir adéquatement la demande future tout en respectant le niveau de service requis. Elles permettraient également d'affiner les évaluations de performances obtenues dans le cadre des autres stratégies testées comme le changement du nombre de ressources ou de règles de dispatching. Dans la littérature de la recherche opérationnelle, plusieurs modèles de prévisions des appels d'urgence ont été développés. Ils utilisent des techniques comme la régression (**Kamenetzky et al., 1982**) ou le

réseau de neurones artificiels (**Setzler et al., 2009**), en se basant sur différentes variables comme le temps, la distribution géographique, les indicateurs démographiques, etc. Néanmoins, l'application de tels modèles dans la littérature de la simulation a reçu très peu d'attention de la part de la communauté scientifique. A notre connaissance, la seule étude de simulation appliquée aux systèmes d'urgence à avoir intégré l'aspect de prévision de la demande a été proposée par (**Trudeau et al., 1989**), et a utilisé un modèle ARIMA pour générer les prévisions horaires et journalières des appels, sans toutefois prendre en considération leur variabilité spatiale. Aussi, le développement de modèles de simulation pour systèmes d'urgence qui intègrent les prévisions de la demande sur une fine granularité géographique et de courts intervalles de temps pourrait être une piste de recherche intéressante pour la prise de décisions encore plus fiables.

Par ailleurs, la classification des décisions relatives aux services médicaux d'urgence (**Section 3.1 du Chapitre 1**) nous a permis de pointer certains problèmes de planification qui ont été peu étudiés dans la littérature comme la programmation des horaires des ressources. Dans la littérature, ce problème a été largement étudié dans différents environnements comme les hôpitaux (**Bailyn et al., 2007; Wright and Mahar, 2013**), les compagnies aériennes (**Jiang and Barnhart, 2013; Saddoune et al., 2009**), les restaurants (**Choi et al., 2009**) et l'industrie (**Bentfouet and Nembhard, 2013**). Il a été résolu par plusieurs approches comme les techniques d'énumération, la programmation par contraintes, la génération de colonnes ou encore les méthodes heuristiques. Des modèles similaires peuvent être adaptés dans le contexte des services médicaux d'urgence afin d'ajuster la planification des ressources existantes aux schémas de la demande, ce qui permettrait de réduire les temps d'attente et d'améliorer les temps de réponse, spécialement dans les périodes à forte demande. Les plannings ainsi obtenus peuvent ensuite être intégrés dans le cadre de la simulation afin d'évaluer les améliorations de performances potentielles qui en résultent.

Une autre perspective intéressante concerne le problème de relocalisation multi-période du SAMU 94 traité dans le **Chapitre 4**. En effet, malgré tout l'intérêt que représente l'application des schémas de redéploiement obtenus sur les performances de couverture du système, il pourrait y avoir plusieurs difficultés dans la mise en œuvre de telles stratégies en raison de certaines considérations pratiques comme l'éloignement des bases de repositionnement des équipes ou la haute fréquence des mouvements de relocalisations. Ainsi, comme suggéré par (**Gendreau et al., 2001**), la praticité des plans de redéploiement obtenus pourrait être améliorée en introduisant des pénalités dans les fonctions objectifs des modèles utilisés afin d'éviter, par exemple, les redéploiements successifs des mêmes équipes ou les longs trajets de repositionnement. A noter

cependant que de telles contraintes sont susceptibles de dégrader les performances de couverture des solutions obtenues.

Finally, the perimeter of the problem studied in this work could be expanded by adopting an approach of improvement of the performance of the global emergency pre-hospital system (that is, firefighters, private ambulances and doctors' vehicles), and hospital (that is, hospital emergency services). Generally, authors in the literature focus on a unique care delivery system. In practice, collaborative efforts between these different intervenors exist through notably the sharing of information and the coordination of resources. Such collaborations benefit all parties involved in order to achieve the common objective of saving lives. In this context, simulation could be the adequate tool to model such an integrated vision of the problem where the processes of the different links of the chain are modeled jointly, where different integrated strategies are analyzed and compared with mono-stage models and where global performance measures resulting from each strategy are adequately evaluated.

BIBLIOGRAPHIE

- Abo-Hamad, W., Arisha, A., 2013. Simulation-based framework to improve patient experience in an emergency department. *Eur. J. Oper. Res.* 224, 154–166. doi:10.1016/j.ejor.2012.07.028
- Aboueljainane, L., Jemai, Z., Sahin, E., 2012. Reducing ambulance response time using simulation: The case of Val-de-Marne department emergency medical service, in: *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*. C. Laroque, J. Himmelspach, R. Pasupathy, O. Rose, and A.M. Uhrmacher, eds.
- Aboueljainane, L., Sahin, E., Jemai, Z., 2013. A review on simulation models applied to emergency medical service operations. *Comput. Ind. Eng.* 66, 734–750. doi:10.1016/j.cie.2013.09.017
- Almeder, C., Preusser, M., Hartl, R.F., 2009. Simulation and optimization of supply chains: alternative or complementary approaches? *Spectr.* 31, 95–119. doi:10.1007/s00291-007-0118-z
- Almeida, R.M., Pero, M., Rossi, T., Sianesi, A., 2014. Linking supply chain configuration to supply chain performance: A discrete event simulation model. *Simul. Model. Pract. Theory* 40, 1–11. doi:10.1016/j.simpat.2013.08.002
- American Heart Association, 2005. 2005 American Heart Association Guidelines for Cardiopulmonary Resuscitation and Emergency Cardiovascular Care. *Circulation* 112, IV–1–IV–211. doi:10.1161/CIRCULATIONAHA.105.166550
- Andersson, T., Värbrand, P., 2007. Decision support tools for ambulance dispatch and relocation. *J. Oper. Res. Soc.* 58, 195–201. doi:10.1057/palgrave.jors.2602174
- Antmann, E.D., Shi, X., Celik, N., Dai, Y., 2013. Continuous-discrete simulation-based decision making framework for solid waste management and recycling programs. *Comput. Ind. Eng.* 65, 438–454. doi:10.1016/j.cie.2013.03.010
- April, J., Glover, F., Kelly, J.P., Laguna, M., 2003. Practical introduction to simulation optimization, in: *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*. pp. 71–78. doi:10.1109/WSC.2003.1261410
- Aringhieri, R., Carello, G., Morale, D., 2007. Ambulance location through optimization and simulation: the case of Milano urban area, in: *38th Annual Conference of the Italian Operations Research Society Optimization and Decision Sciences*.
- Arrospeide, A., Mar, J., Comas, M., Rue, M., Larrañaga, N., Acaiturri, T., Sarriugarte, G., 2013. Breast Cancer Screening Program in the Basque Country: Costs and Health Benefits Assessment Through Discrete Event Simulation. *Value Health* 16, A399–A400. doi:10.1016/j.jval.2013.08.442
- Bailyn, L., Collins, R., Song, Y., 2007. Self-scheduling for hospital nurses: an attempt and its difficulties. *J. Nurs. Manag.* 15, 72–77.
- Balci, O., 1998. Verification, validation, and testing, In *The Handbook of Simulation*. ed. J. Banks, New York, NY: John Wiley & Sons.
- Baldwin, L.P., Eldabi, T., Paul, R.J., 2004. Simulation in healthcare management: a soft approach (MAPIU). *Simul. Model. Pract. Theory* 12, 541–557. doi:10.1016/j.simpat.2004.02.003
- Becerril-Arreola, R., Leng, M., Parlar, M., 2013. Online retailers' promotional pricing, free-shipping threshold, and inventory decisions: A simulation-based analysis. *Eur. J. Oper. Res.* 230, 272–283. doi:10.1016/j.ejor.2013.04.006
- Behret, H., Korugan, A., 2009. Performance analysis of a hybrid system under quality impact of returns. *Comput. Ind. Eng.* 56, 507–520. doi:10.1016/j.cie.2007.11.001
- Bélangier, V., Ruiz, A., Soriano, P., 2012. Déploiement et Redéploiement des Véhicules Ambulanciers dans la Gestion d'un Service Préhospitalier d'Urgence. *INFOR Inf. Syst. Oper. Res.* 50, 1–30. doi:10.3138/infor.50.1.001

- Benneyan, J.C., 1997. An introduction to using computer simulation in healthcare: patient wait case study. *J. Soc. Health Syst.* 5, 1–15.
- Bentefouet, F., Nembhard, D.A., 2013. Optimal flow-line conditions with worker variability. *Int. J. Prod. Econ., Special Issue on Service Science* 141, 675–684. doi:10.1016/j.ijpe.2012.10.008
- Beraldi, P., Bruni, M.E., 2009. A probabilistic model applied to emergency service vehicle location. *Eur. J. Oper. Res.* 196, 323–331. doi:10.1016/j.ejor.2008.02.027
- Berlin, G.N., Liebman, J.C., 1974. Mathematical analysis of emergency ambulance location. *Socioecon. Plann. Sci.* 8, 323–328.
- Brotcorne, L., Laporte, G., Semet, F., 2003. Ambulance location and relocation models. *Eur. J. Oper. Res.* 147, 451–463. doi:10.1016/S0377-2217(02)00364-8
- Carson, J.S., 2002. Model verification and validation, in: *Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference*. E. Yücesan, C.-H. Chen, J. L. Snowdon, and J. M. Charnes, eds, pp. 52 – 58. doi:10.1109/WSC.2002.1172868
- Champagne, L.E., Hill, R.R., 2005. Simulation validation with historic outcomes, in: *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*. M. E. Kuhl, N. M. Steiger, F. B. Armstrong, and J. A. Joines, eds, pp. 1138–1147. doi:10.1109/WSC.2005.1574370
- Choi, K., Hwang, J., Park, M., 2009. Scheduling Restaurant Workers to Minimize Labor Cost and Meet Service Standards. *Cornell Hosp. Q.* 50, 155–167. doi:10.1177/1938965509333557
- Church, R., ReVelle, C., 1974. The maximal covering location problem. *Pap. Reg. Sci. Assoc.* 32, 101–118. doi:10.1007/BF01942293
- Churilov, L., Fridriksdottir, A., Keshtkaran, M., Mosley, I., Flitman, A., Dewey, H.M., 2013. Decision support in pre-hospital stroke care operations: A case of using simulation to improve eligibility of acute stroke patients for thrombolysis treatment. *Comput. Oper. Res.* 40, 2208–2218. doi:10.1016/j.cor.2012.06.012
- Cigolini, R., Pero, M., Rossi, T., Sianesi, A., 2014. Linking supply chain configuration to supply chain performance: A discrete event simulation model. *Simul. Model. Pract. Theory* 40, 1–11. doi:10.1016/j.simpat.2013.08.002
- Cummins, R.O., 1989. From concept to standard-of-care? Review of the clinical experience with automated external defibrillators. *Ann. Emerg. Med.* 18, 1269–1275.
- Daskin, M.S., 1983. A Maximum Expected Covering Location Model: Formulation, Properties and Heuristic Solution. *Transp. Sci.* 17, 48–70. doi:10.1287/trsc.17.1.48
- De Luca, G., Suryapranata, H., Ottervanger, J.P., Antman, E.M., 2004. Time Delay to Treatment and Mortality in Primary Angioplasty for Acute Myocardial Infarction Every Minute of Delay Counts. *Circulation* 109, 1223–1225. doi:10.1161/01.CIR.0000121424.76486.20
- Derekenaris, G., Garofalakis, J., Makris, C., Prentzas, J., Sioutas, S., Tsakalidis, A., 2001. Integrating GIS, GPS and GSM technologies for the effective management of ambulances. *Comput. Environ. Urban Syst.* 267–278.
- Dias, L.M.S., Pereira, G.A.B., Vik, P., Oliveira, J.A., 2011. Discrete Simulation Tools Ranking– a Commercial Software Packages comparison based on popularity, in: *Proceedings of the 2011 Industrial Simulation Conference*. Venice, Italy.
- Dijkstra, E., 1959. A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numer. Math.* 1, 269–271.
- Dong, J., Ndrepepa, G., Schmitt, C., Mehilli, J., Schmieder, S., Schwaiger, M., Schömig, A., Kastrati, A., 2002. Early resolution of ST-segment elevation correlates with myocardial salvage assessed by Tc-99m sestamibi scintigraphy in patients with acute myocardial infarction after mechanical or thrombolytic reperfusion therapy. *Circulation* 105, 2946–2949.

- Dorfman, M., Medanic, J., 2004. Scheduling trains on a railway network using a discrete event model of railway traffic. *Transp. Res. Part B Methodol.* 38, 81–98. doi:10.1016/S0191-2615(03)00006-7
- Eskandari, H., Mahmoodi, E., Fallah, H., Geiger, C.D., 2011. Performance analysis of commercial simulation-based optimization packages: OptQuest and Witness Optimizer, in: *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference.* pp. 2358–2368. doi:10.1109/WSC.2011.6147946
- Fitzsimmons, J.A., 1971. An emergency medical system simulation model, in: *Proceedings of the 1971 Winter Simulation Conference.* ACM, New York, NY, USA, pp. 18–25. doi:10.1145/800294.811420
- Fitzsimmons, J.A., 1973. A Methodology for Emergency Ambulance Deployment. *Manag. Sci.* 19, 627–636. doi:10.1287/mnsc.19.6.627
- Francone, M., Bucciarelli-Ducci, C., Carbone, I., Canali, E., Scardala, R., Calabrese, F., Sardella, G., Mancone, M., Catalano, C., Fedele, F., Passariello, R., Bogaert, J., Agati, L., 2009. Impact of primary coronary angioplasty delay on myocardial salvage, infarct size, and microvascular damage in patients with ST-segment elevation myocardial infarction: insight from cardiovascular magnetic resonance. *J. Am. Coll. Cardiol.* 54, 2145–2153. doi:10.1016/j.jacc.2009.08.024
- Fu, M.C., 2002. Optimization for simulation: Theory vs. practice. *Inf. J. Comput.* 14, 192–215.
- Fu-gui, D., Hui-mei, L., Bing-de, L., 2012. Agent-based Simulation Model of Single Point Inventory System. *Syst. Eng. Procedia* 4, 298–304. doi:10.1016/j.sepro.2011.11.079
- Fujiwara, O., Makjamroen, T., Gupta, K.K., 1987. Ambulance deployment analysis: A case study of Bangkok. *Eur. J. Oper. Res.* 31, 9–18. doi:10.1016/0377-2217(87)90130-5
- Gearhart, P.A., Wuerz, R., Localio, A.R., 1997. Cost-Effectiveness Analysis of Helicopter EMS for Trauma Patients. *Ann. Emerg. Med.* 30, 500–506. doi:10.1016/S0196-0644(97)70010-6
- Gendreau, M., Laporte, G., Semet, F., 1997. Solving an ambulance location model by tabu search. *Locat. Sci.* 5, 75–88. doi:10.1016/S0966-8349(97)00015-6
- Gendreau, M., Laporte, G., Semet, F., 2001. A dynamic model and parallel tabu search heuristic for real-time ambulance relocation. *Parallel Comput.* 27, 1641–1653. doi:10.1016/S0167-8191(01)00103-X
- Gendreau, M., Laporte, G., Semet, F., 2006. The maximal expected coverage relocation problem for emergency vehicles. *J. Oper. Res. Soc.* 57, 22–28.
- Glover, F., 1977. Heuristics for Integer Programming Using Surrogate Constraints. *Decis. Sci.* 8, 156–166. doi:10.1111/j.1540-5915.1977.tb01074.x
- Glover, F., 1986. Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence. *Comput Oper Res* 13, 533–549. doi:10.1016/0305-0548(86)90048-1
- Glover, F., Kelly, J.P., Laguna, M., 1996. New Advances and Applications of Combining Simulation and Optimization, in: *Proceedings of the 1996 Winter Simulation Conference, WSC '96.* IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, pp. 144–152. doi:10.1145/256562.256595
- Goldberg, J., Dietrich, R., Chen, J.M., Mitwasi, M., Valenzuela, T., Criss, E., 1990a. A simulation model for evaluating a set of emergency vehicle base locations: Development, validation, and usage. *Socioecon. Plann. Sci.* 24, 125–141. doi:10.1016/0038-0121(90)90017-2
- Goldberg, J., Dietrich, R., Ming Chen, J., Mitwasi, M.G., Valenzuela, T., Criss, E., 1990b. Validating and applying a model for locating emergency medical vehicles in Tucson, AZ. *Eur. J. Oper. Res.* 49, 308–324. doi:10.1016/0377-2217(90)90402-W
- Goldberg, J.B., 2004. Operations Research Models for the Deployment of Emergency Services Vehicles. *EMS Manag. J.* 1, 20–39.

- González, V., Echaveguren, T., 2012. Exploring the environmental modeling of road construction operations using discrete-event simulation. *Autom. Constr.* 24, 100–110. doi:10.1016/j.autcon.2012.02.011
- Green, L.V., Kolesar, P.J., 2004. Anniversary article: Improving Emergency Responsiveness with Management Science. *Manag. Sci.* 50, 1001–1014. doi:10.1287/mnsc.1040.0253
- Grigolato, S., Bietresato, M., Asson, D., Cavalli, R., 2011. Evaluation of the manufacturing of desk and stringer boards for wood pallets production by discrete event simulation. *Biosyst. Eng.* 109, 288–296. doi:10.1016/j.biosystemseng.2011.04.009
- Gunes, E., Szechtman, R., 2005. A simulation model of a helicopter ambulance service, in: *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*. doi:10.1109/WSC.2005.1574344
- Gupta, A., Evans, G.W., Heragu, S.S., 2013. Simulation and optimization modeling for drive-through mass vaccination – A generalized approach. *Simul. Model. Pract. Theory* 37, 99–106. doi:10.1016/j.simpat.2013.06.004
- Gutiérrez-Alcaraz, G., Sheblé, G.B., 2009. Modeling energy market dynamics using discrete event system simulation. *Energy* 34, 1467–1476. doi:10.1016/j.energy.2009.06.017
- Ha, J., Kim, J., Barlat, F., Lee, M.-G., 2014. Continuous strain path change simulations for sheet metal. *Comput. Mater. Sci.* 82, 286–292. doi:10.1016/j.commatsci.2013.09.042
- Harewood, S.I., 2002. Emergency ambulance deployment in Barbados: a multi-objective approach. *J. Oper. Res. Soc.* 53, 185–192. doi:10.1057/sj.jors.2601250
- Harper, P.R., Shahani, A.K., Gallagher, J.E., Bowie, C., 2005. Planning health services with explicit geographical considerations: a stochastic location–allocation approach. *Omega* 33, 141–152. doi:10.1016/j.omega.2004.03.011
- Henderson, S.G., Mason, A.J., 2005. Ambulance Service Planning: Simulation and Data Visualisation, in: Brandeau, M.L., Sainfort, F., Pierskalla, W.P. (Eds.), *Operations Research and Health Care*. Kluwer Academic Publishers, Boston, pp. 77–102.
- Hogan, K., ReVelle, C., 1986. Concepts and Applications of Backup Coverage. *Manag. Sci.* 32, 1434–1444. doi:10.1287/mnsc.32.11.1434
- Holm, L.B., Lurås, H., Dahl, F.A., 2013. Improving hospital bed utilisation through simulation and optimisation: with application to a 40% increase in patient volume in a Norwegian General Hospital. *Int. J. Med. Inf.* 82, 80–89. doi:10.1016/j.ijmedinf.2012.05.006
- Inakawa, K., Furuta, T., Suzuki, A., 2010. Effect of Ambulance Station Locations and Number of Ambulances to the Quality of the Emergency Service, in: *The 9th International Symposium on Operations Research and Its Applications (ISORA'10)*. Chengdu-Jiuzhaigou, China, pp. 340–347.
- Ingolfsson, A., Erkut, E., Budge, S., 2003. Simulation of single start station for Edmonton EMS. *J. Oper. Res. Soc.* 54, 736–746.
- Inoue, H., Yanagisawa, S., Kamae, I., 2006. Computer-simulated assessment of methods of transporting severely injured individuals in disaster--case study of an airport accident. *Comput. Methods Programs Biomed.* 81, 256–265.
- Iskander, W.H., 1989. Simulation Modeling For Emergency Medical Service Systems, in: *Proceedings of the 1989 Winter Simulation Conference*. E.A. MacNair, K.J.Musselman, P.Heidelberger, eds., pp. 1107 –1111. doi:10.1109/WSC.1989.718798
- Iwata, C., Mavris, D., 2013. Object-Oriented Discrete Event Simulation Modeling Environment for Aerospace Vehicle Maintenance and Logistics Process. *Procedia Comput. Sci.* 16, 187–196. doi:10.1016/j.procs.2013.01.020
- Jarvis, J.P., 1975. Optimization in stochastic service systems with distinguishable servers. (Thesis). Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Electrical Engineering and Computer Science., Massachusetts Institute of Technology. Dept. of Electrical Engineering and Computer Science.

- Jiang, H., Barnhart, C., 2013. Robust airline schedule design in a dynamic scheduling environment. *Comput. Oper. Res., Transport Scheduling* 40, 831–840. doi:10.1016/j.cor.2011.06.018
- Jun, J.B., Jacobson, S.H., Swisher, J.R., 1999. Application of Discrete-Event Simulation in Health Care Clinics: A Survey. *J. Oper. Res. Soc.* 50, 109–123. doi:10.2307/3010560
- Kamenetzky, R.D., Shuman, L.J., Wolfe, H., 1982. Estimating need and demand for prehospital care. *Oper. Res.* 30, 1148–1167.
- Kelton, W.D., Sadowski, R.P., Sturrock, D.T., 2008. *Simulation with Arena*, 4th edition. ed. McGraw-Hill, New York, NY, USA.
- Kim, B., Elstein, Y., Shiner, B., Konrad, R., Pomerantz, A.S., Watts, B.V., 2013. Use of discrete event simulation to improve a mental health clinic. *Gen. Hosp. Psychiatry* 35, 668–670. doi:10.1016/j.genhosppsy.2013.06.004
- Kleijnen, J.P.C., 1995. Verification and validation of simulation models. *Eur. J. Oper. Res.* 82, 145–162. doi:10.1016/0377-2217(94)00016-6
- Kleijnen, J.P.C., van Beers, W., van Nieuwenhuysse, I., 2010. Constrained optimization in expensive simulation: Novel approach. *Eur. J. Oper. Res.* 202, 164–174. doi:10.1016/j.ejor.2009.05.002
- Klemmt, A., Horn, S., Weigert, G., Wolter, K.-J., 2009. Simulation-based optimization vs. mathematical programming: A hybrid approach for optimizing scheduling problems. *Robot. Comput.-Integr. Manuf.* 25, 917–925. doi:10.1016/j.rcim.2009.04.012
- Koch, O., Weigl, H., 2003. Modeling ambulance service of the Austrian Red Cross, in: *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*. S. Chick, P. J. Sánchez, D. Ferrin, and D. J. Morrice, eds, pp. 1701 – 1706. doi:10.1109/WSC.2003.1261622
- Konrad, R., DeSotto, K., Grocela, A., McAuley, P., Wang, J., Lyons, J., Bruin, M., 2013. Modeling the impact of changing patient flow processes in an emergency department: Insights from a computer simulation study. *Oper. Res. Health Care* 2, 66–74. doi:10.1016/j.orhc.2013.04.001
- Krishnan, A., Lopes, R.D., Alexander, J.H., Becker, R.C., Goldstein, L.B., 2010. Antithrombotic therapy for ischemic stroke: guidelines translated for the clinician. *J. Thromb. Thrombolysis* 29, 368–377. doi:10.1007/s11239-010-0439-7
- Larson, R.C., 1974. A hypercube queuing model for facility location and redistricting in urban emergency services. *Comput. Oper. Res.* 1, 67–95. doi:10.1016/0305-0548(74)90076-8
- Law, A.M., 2009. How to build valid and credible simulation models, in: *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference*. M. D. Rossetti, R. R. Hill, B. Johansson, A. Dunkin and R. G. Ingalls, eds, pp. 24 –33. doi:10.1109/WSC.2009.5429312
- Law, A.M., McComas, M.G., 2001. How to build valid and credible simulation models, in: *Proceedings of the 2001 Winter Simulation Conference*. B. A. Peters, J. S. Smith, D. J. Medeiros, and M. W. Rohrer, eds, pp. 22 –29. doi:10.1109/WSC.2001.977242
- Lee, T., Cho, S.H., Jang, H., Turner, J.G., 2012. A simulation-based iterative method for a trauma center: air ambulance location problem, in: *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*. C. Laroque, J. Himmelspach, R. Pasupathy, O. Rose, and A.M. Uhrmacher.
- Lerner, E.B., Nichol, G., Spaite, D.W., Garrison, H.G., Maio, R.F., 2007. A Comprehensive Framework for Determining the Cost of an Emergency Medical Services System. *Ann. Emerg. Med.* 49, 304–313. doi:10.1016/j.annemergmed.2006.09.019
- Li, N., Zhao, H.-X., Cho, S.-H., Choi, J.-G., Kim, M.-H., 2008. A fast algorithm for voxel-based deterministic simulation of X-ray imaging. *Comput. Phys. Commun.* 178, 518–523. doi:10.1016/j.cpc.2007.11.008
- Lin, C.-H., Lin, S.-S., Horng, S.-C., 2012. Iterative simulation optimization approach for optimal volt-ampere reactive sources planning. *Electr. Power Energy Syst.* 43, 984–991.

- Liu, M.S., Lee, J.T., 1988. A Simulation Of A Hospital Emergency Call System Using SLAMII. *SIMULATION* 51, 216–221. doi:10.1177/003754978805100602
- Löfgren, B., Tillman, A.-M., 2011. Relating manufacturing system configuration to life-cycle environmental performance: discrete-event simulation supplemented with LCA. *J. Clean. Prod.* 19, 2015–2024. doi:10.1016/j.jclepro.2011.07.014
- Lubicz, M., Mielczarek, B., 1987. Simulation modelling of emergency medical services. *Eur. J. Oper. Res.* 29, 178–185. doi:10.1016/0377-2217(87)90107-X
- Martins, M.S.R., Fuchs, S.C., Pando, L.U., Lüders, R., Delgado, M.R., 2013. PSO with path relinking for resource allocation using simulation optimization. *Comput. Ind. Eng.* 65, 322–330. doi:10.1016/j.cie.2013.02.004
- Maxwell, M.S., Henderson, S.G., Topaloglu, H., 2009. Ambulance redeployment: An approximate dynamic programming approach, in: *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference*. M. D. Rossetti, R. R. Hill, B. Johansson, A. Dunkin, and R. G. Ingalls, eds, pp. 1850–1860. doi:10.1109/WSC.2009.5429196
- McLay, L.A., Mayorga, M.E., 2010. Evaluating emergency medical service performance measures. *Health Care Manag. Sci.* 13, 124–136.
- Melouk, S.H., Freeman, N.K., Miller, D., Dunning, M., 2013. Simulation optimization-based decision support tool for steel manufacturing. *Int. J. Prod. Econ.* 141, 269–276. doi:10.1016/j.ijpe.2012.08.001
- Miwa, K., Takakuwa, S., 2010. Optimization and analysis of staffing problems at a retail store, in: *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*. pp. 1911–1923. doi:10.1109/WSC.2010.5678879
- Mobini, M., Sowlati, T., Sokhansanj, S., 2011. Forest biomass supply logistics for a power plant using the discrete-event simulation approach. *Appl. Energy* 88, 1241–1250. doi:10.1016/j.apenergy.2010.10.016
- Murray, S.N., Rocher, B., O’Sullivan, D.T.J., 2012. Static Simulation: A sufficient modelling technique for retrofit analysis. *Energy Build.* 47, 113–121. doi:10.1016/j.enbuild.2011.11.034
- Nguyen, A.-T., Reiter, S., Rigo, P., 2014. A review on simulation-based optimization methods applied to building performance analysis. *Appl. Energy* 113, 1043–1058. doi:10.1016/j.apenergy.2013.08.061
- Nikolopoulou, A., Ierapetritou, M.G., 2012. Hybrid simulation based optimization approach for supply chain management. *Comput. Chem. Eng.* 47, 183–193. doi:10.1016/j.compchemeng.2012.06.045
- Paul, J.A., Lin, L., 2012. Models for improving patient throughput and waiting at hospital emergency departments. *J. Emerg. Med.* 43, 1119–1126. doi:10.1016/j.jemermed.2012.01.063
- Peleg, K., Pliskin, J.S., 2004. A geographic information system simulation model of EMS: reducing ambulance response time. *Am. J. Emerg. Med.* 22, 164–170. doi:10.1016/j.ajem.2004.02.003
- Rahmani, N., Tavakkoli-Moghaddam, R., Ahmadi, T., 2012. Designing the Retouch Line in an Automobile Factory using a Simulation-based Optimization Technique; A Real Case Study. *Procedia - Soc. Behav. Sci.* 62, 995–1000. doi:10.1016/j.sbspro.2012.09.169
- Repede, J.F., Bernardo, J.J., 1994. Developing and validating a decision support system for locating emergency medical vehicles in Louisville, Kentucky. *Eur. J. Oper. Res.* 75, 567–581. doi:10.1016/0377-2217(94)90297-6
- ReVelle, C., Hogan, K., 1989. The Maximum Availability Location Problem. *Transp. Sci.* 23, 192–200. doi:10.1287/trsc.23.3.192
- Riediger, G., Fleischmann-Sperber, T., 1990. Efficiency and cost-effectiveness of advanced EMS in West Germany. *Am. J. Emerg. Med.* 8, 76–80.

- Robinson, S., Radnor, Z.J., Burgess, N., Worthington, C., 2012. SimLean: Utilising simulation in the implementation of lean in healthcare. *Eur. J. Oper. Res.* 219, 188–197. doi:10.1016/j.ejor.2011.12.029
- Sacco, W.J., Navin, D.M., Fiedler, K.E., Waddell, R.K., Long, W.B., Buckman, R.F., 2005. Precise formulation and evidence-based application of resource-constrained triage. *Acad. Emerg. Med.* 12, 759–770.
- Saddoune, M., Desaulniers, G., Soumis, F., 2009. A rolling horizon solution approach for the airline crew pairing problem, in: *Proceedings of the 2009 International Conference on Computers Industrial Engineering*. pp. 344–347. doi:10.1109/ICCIE.2009.5223922
- Sánchez-Mangas, R., García-Ferrer, A., de Juan, A., Arroyo, A.M., 2010. The probability of death in road traffic accidents. How important is a quick medical response? *Accid. Anal. Prev.* 42, 1048–1056. doi:10.1016/j.aap.2009.12.012
- Sargent, R.G., 2011. Verification and validation of simulation models, in: *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*. S. Jain, R.R. Creasey, J. Himmelspach, K.P. White, and M. Fu, eds, pp. 183–198.
- Sargent, R.G., 2013. Verification and validation of simulation models. *J. Simul.* 7, 12–24. doi:10.1057/jos.2012.20
- Sarhangian, V., Vaghefi, A., Eskandari, H., Ardakani, M.K., 2008. Optimizing inspection strategies for multi-stage manufacturing processes using simulation optimization, in: *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference*. pp. 1974–1980. doi:10.1109/WSC.2008.4736291
- Savas, E.S., 1969. Simulation and Cost-Effectiveness Analysis of New York's Emergency Ambulance Service. *Manag. Sci.* 15, 608–627. doi:10.1287/mnsc.15.12.B608
- Setzler, H., Saydam, C., Park, S., 2009. EMS call volume predictions: A comparative study. *Comput. Oper. Res.* 36, 1843–1851. doi:10.1016/j.cor.2008.05.010
- Silva, P.M.S., Pinto, L.R., 2010. Emergency medical systems analysis by simulation and optimization, in: *Proceedings of the 2010 Winter Simulation Conference*. B. Johansson, S. Jain, J. Montoya-Torres, J. Hugan, and E. Yücesan, eds, pp. 2422–2432. doi:10.1109/WSC.2010.5678938
- Sindhya, K., Ojalehto, V., Savolainen, J., Niemistö, H., Hakanen, J., Miettinen, K., 2014. Coupling dynamic simulation and interactive multiobjective optimization for complex problems: An APROS-NIMBUS case study. *Expert Syst. Appl.* 41, 2546–2558. doi:10.1016/j.eswa.2013.10.002
- Singh, K.P., Wagner, B.L., Twilley, K., Cohn, S., Wang, A.Y., Shami, V.M., Sauer, B.G., 2013. 771 Discrete Event Simulation: a Useful Tool to Analyze and Improve Efficiency in Endoscopy Centers. *Gastrointest. Endosc.* 77, AB168–AB169. doi:10.1016/j.gie.2013.04.120
- Sivalingam, S., Ashraf Ali, S.M., Alex Anand, N.A.J., 2013. Optimal staff scheduling using discrete event simulation in Indian hospital, in: *Proceedings of the 2013 National Conference on Manufacturing Innovation Strategies & Appealing Advancements*.
- Soto Frances, V.M., Sarabia Escriva, E.J., Pinazo Ojer, J.M., 2014. Discrete event heat transfer simulation of a room. *Int. J. Therm. Sci.* 75, 105–115. doi:10.1016/j.ijthermalsci.2013.07.024
- Su, S., Shih, C.L., 2002. Resource reallocation in an emergency medical service system using computer simulation. *Am. J. Emerg. Med.* 20, 627–634. doi:10.1053/ajem.2002.35453
- Su, S., Shih, C.L., 2003. Modeling an emergency medical services system using computer simulation. *Int. J. Med. Inf.* 72, 57–72.
- Swoveland, C., Uyeno, D., Vertinsky, I., Vickson, R., 1973. A simulation-based methodology for optimization of ambulance service policies. *Socioecon. Plann. Sci.* 7, 697–703. doi:10.1016/0038-0121(73)90033-5

- Tako, A.A., Robinson, S., 2010. Model development in discrete-event simulation and system dynamics: An empirical study of expert modellers. *Eur. J. Oper. Res.* 207, 784–794. doi:10.1016/j.ejor.2010.05.011
- Tako, A.A., Robinson, S., 2012. The application of discrete event simulation and system dynamics in the logistics and supply chain context. *Decis. Support Syst.* 52, 802–815. doi:10.1016/j.dss.2011.11.015
- Toregas, C., Swain, R., ReVelle, C., Bergman, L., 1971. The Location of Emergency Service Facilities. *Oper. Res.* 19, 1363–1373. doi:10.1287/opre.19.6.1363
- Trudeau, P., Rousseau, J.-M., Ferland, J.A., Choquette, J., 1989. An operations research approach for the planning and operation of an ambulance service. *INFOR Inf. Syst. Oper. Res.* 27, 95–113.
- Tsekouras, G., Koutsoyiannis, D., 2014. Stochastic analysis and simulation of hydrometeorological processes associated with wind and solar energy. *Renew. Energy* 63, 624–633. doi:10.1016/j.renene.2013.10.018
- Uyeno, D.H., Seeberg, C., 1984. A practical methodology for ambulance location. *Simulation* 43, 79–87. doi:10.1177/003754978404300202
- Vaghefi, A., Sarhangian, V., 2009. Contribution of simulation to the optimization of inspection plans for multi-stage manufacturing systems. *Comput. Ind. Eng.* 57, 1226–1234. doi:10.1016/j.cie.2009.06.001
- Van Buuren, M., van der Mei, R., Aardal, K., Post, H., 2012. Evaluating dynamic dispatch strategies for emergency medical services: TIFAR simulation tool, in: *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*. C. Laroque, J. Himmelspach, R. Pasupathy, O. Rose, and A.M. Uhrmacher, pp. 46:1–46:11.
- Van den Bergh, J., De Bruecker, P., Beliën, J., De Boeck, L., Demeulemeester, E., 2013. A three-stage approach for aircraft line maintenance personnel rostering using MIP, discrete event simulation and DEA. *Expert Syst. Appl.* 40, 2659–2668. doi:10.1016/j.eswa.2012.11.009
- Vukmir, R.B., 2006. Survival from prehospital cardiac arrest is critically dependent upon response time. *Resuscitation* 69, 229–234. doi:10.1016/j.resuscitation.2005.08.014
- Wang, L.-F., Shi, L.-Y., 2013. Simulation Optimization: A Review on Theory and Applications. *Acta Autom. Sin.* 39, 1957–1968. doi:10.1016/S1874-1029(13)60081-6
- Wang, Y., Luangkesorn, K.L., Shuman, L., 2012. Modeling emergency medical response to a mass casualty incident using agent based simulation. *Socioecon. Plann. Sci.* 46, 281–290. doi:10.1016/j.seps.2012.07.002
- Wears, R.L., Winton, C.N., 1993. Simulation modeling of prehospital trauma care, in: *Proceedings of the 1993 Winter Simulation Conference*. G.W. Evans, M. Mollaghasemi, E.C. Russel, W.E. Biles.
- Weng, S.-J., Cheng, B.-C., Kwong, S.T., Wang, L.-M., Chang, C.-Y., 2011. Simulation Optimization for emergency department resources allocation, in: *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference*. pp. 1231–1238. doi:10.1109/WSC.2011.6147845
- Werker, G., Sauré, A., French, J., Shechter, S., 2009. The use of discrete-event simulation modelling to improve radiation therapy planning processes. *Radiother. Oncol. J. Eur. Soc. Ther. Radiol. Oncol.* 92, 76–82. doi:10.1016/j.radonc.2009.03.012
- White, C., 2007. Health Care Spending Growth: How Different Is The United States From The Rest Of The OECD? *Health Aff. (Millwood)* 26, 154–161. doi:10.1377/hlthaff.26.1.154
- White, R., Asplin, B., Bugliosi, T., Hankins, D., 1996. High Discharge Survival Rate After Out-of-Hospital Ventricular Fibrillation With Rapid Defibrillation by Police and Paramedics. *Ann. Emerg. Med.* 28, 480–485. doi:10.1016/S0196-0644(96)70109-9
- Wright, P.D., Mahar, S., 2013. Centralized nurse scheduling to simultaneously improve schedule cost and nurse satisfaction. *Omega* 41, 1042–1052. doi:10.1016/j.omega.2012.08.004

- Yen, Z.-S., Chen, Y.-T., Ko, P.C.-I., Ma, M.H.-M., Chen, S.-C., Chen, W.-J., Lin, F.-Y., 2006. Cost-effectiveness of Different Advanced Life Support Providers for Victims of Out-of-hospital Cardiac Arrests. *J. Formos. Med. Assoc.* 105, 1001–1007. doi:10.1016/S0929-6646(09)60284-9
- Yıldırım, U.Z., Tansel, B., Ç., Sabuncuoğlu, İ., 2009. A multi-modal discrete-event simulation model for military deployment. *Simul. Model. Pract. Theory* 17, 597–611. doi:10.1016/j.simpat.2008.09.016
- Zaki, A.S., Cheng, H.K., Parker, B.R., 1997. A Simulation Model for the Analysis and Management of An Emergency Service System. *Socioecon. Plann. Sci.* 31, 173–189. doi:10.1016/S0038-0121(97)00013-X
- Zeng, Z., Ma, X., Hu, Y., Li, J., Bryant, D., 2012. A simulation study to improve quality of care in the emergency department of a community hospital. *J. Emerg. Nurs. JEN Off. Publ. Emerg. Dep. Nurses Assoc.* 38, 322–328. doi:10.1016/j.jen.2011.03.005
- Zhang, R., Chiang, W.-C., Wu, C., 2014. Investigating the impact of operational variables on manufacturing cost by simulation optimization. *Int. J. Prod. Econ.* 147, Part C, 634–646. doi:10.1016/j.ijpe.2013.04.018

ANNEXE A : SCHEMA DU PROCESSUS DE SOINS COMPLET DU SAMU

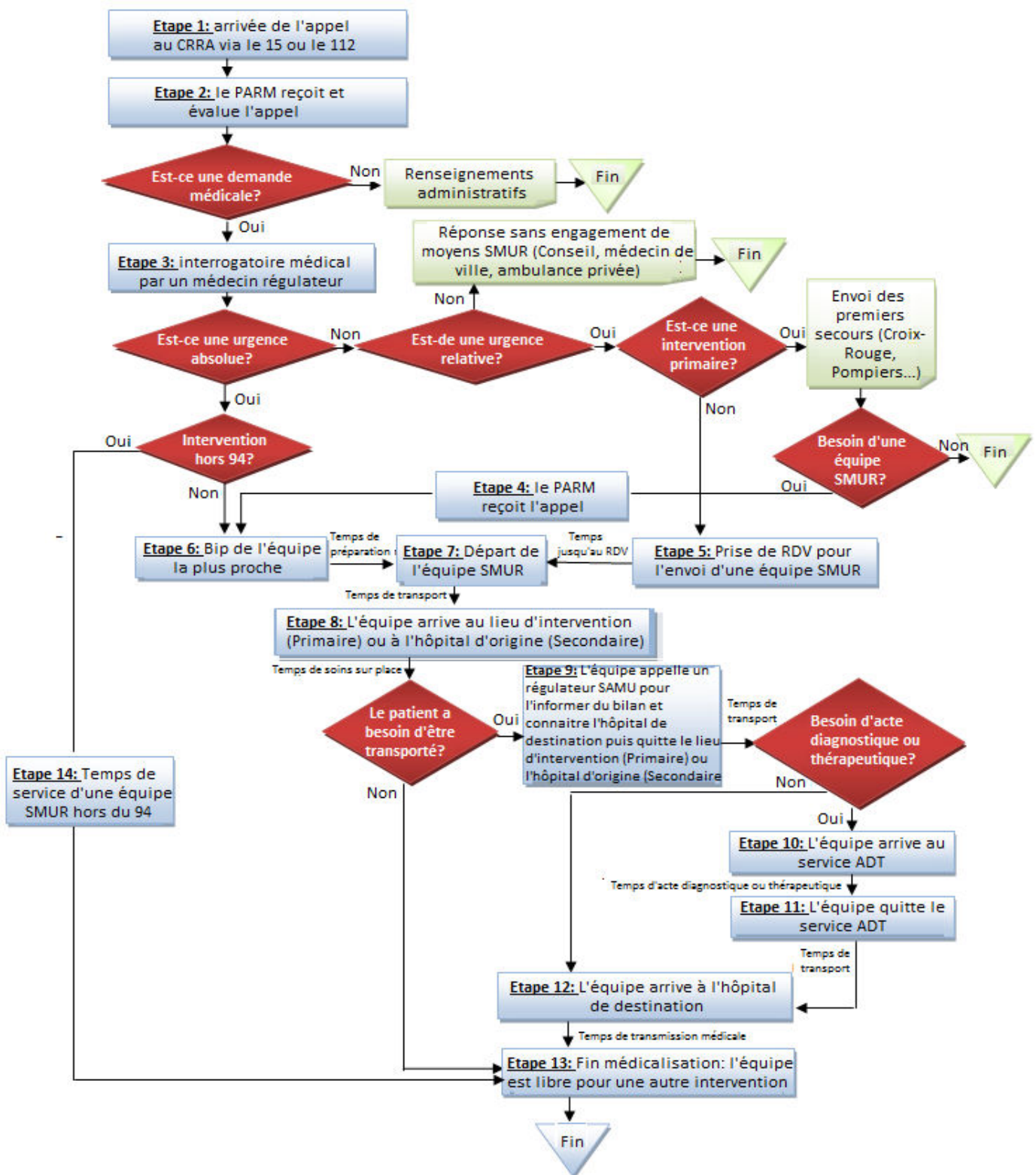


Figure A.1: Processus de soins du SAMU

ANNEXE B : MODELE CONCEPTUEL DU SAMU 94

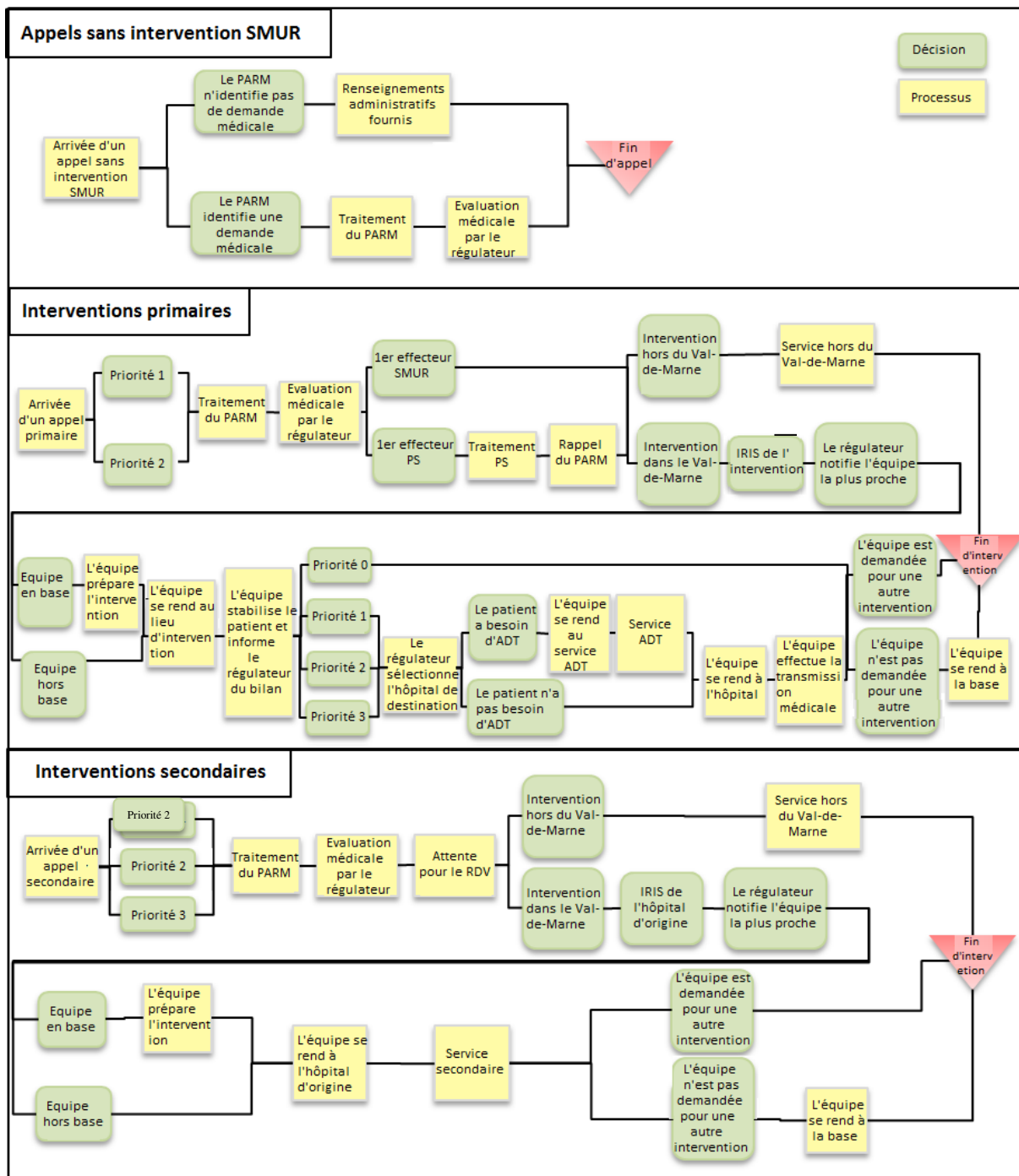


Figure B.1: Modèle conceptuel du SAMU 94

ANNEXE C : MODELE ARENA DU SAMU 94

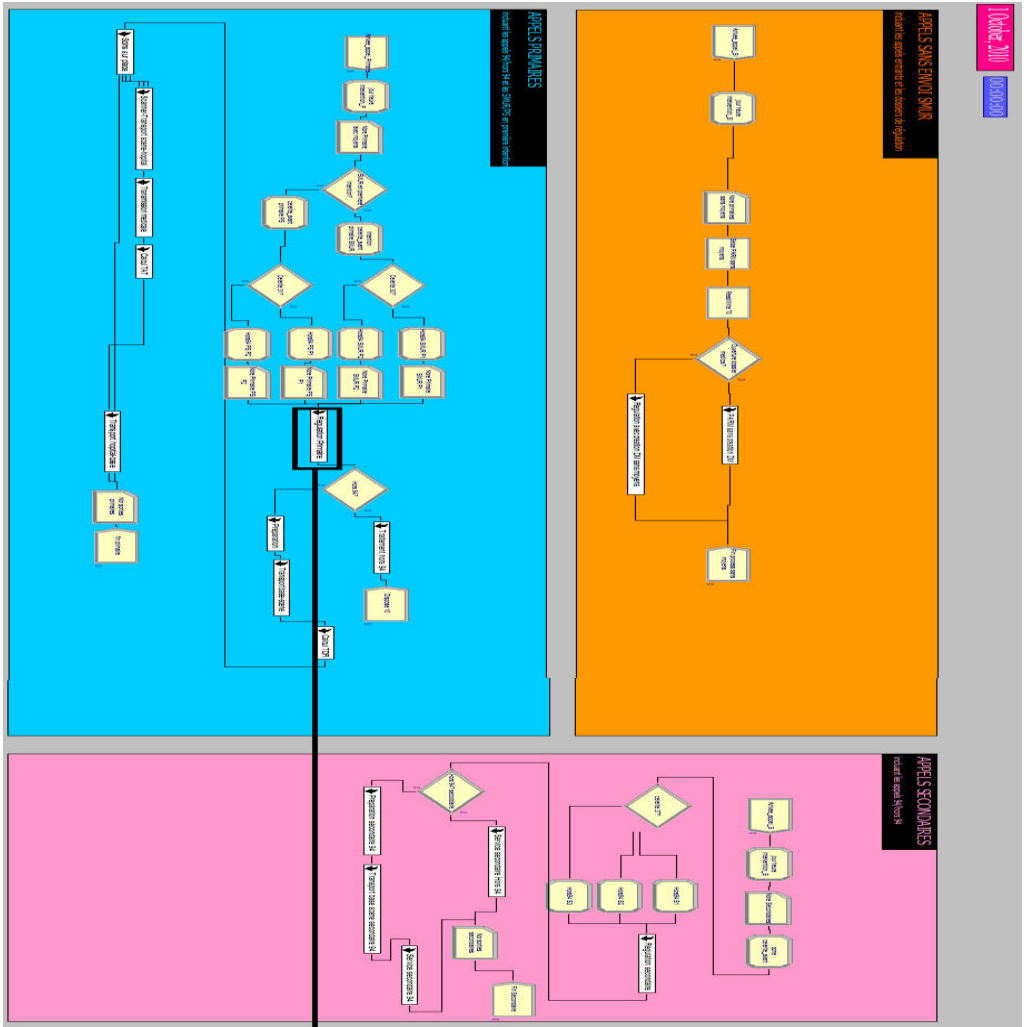


Figure C.1 : Modèle ARENA du SAMU 94 de premier niveau

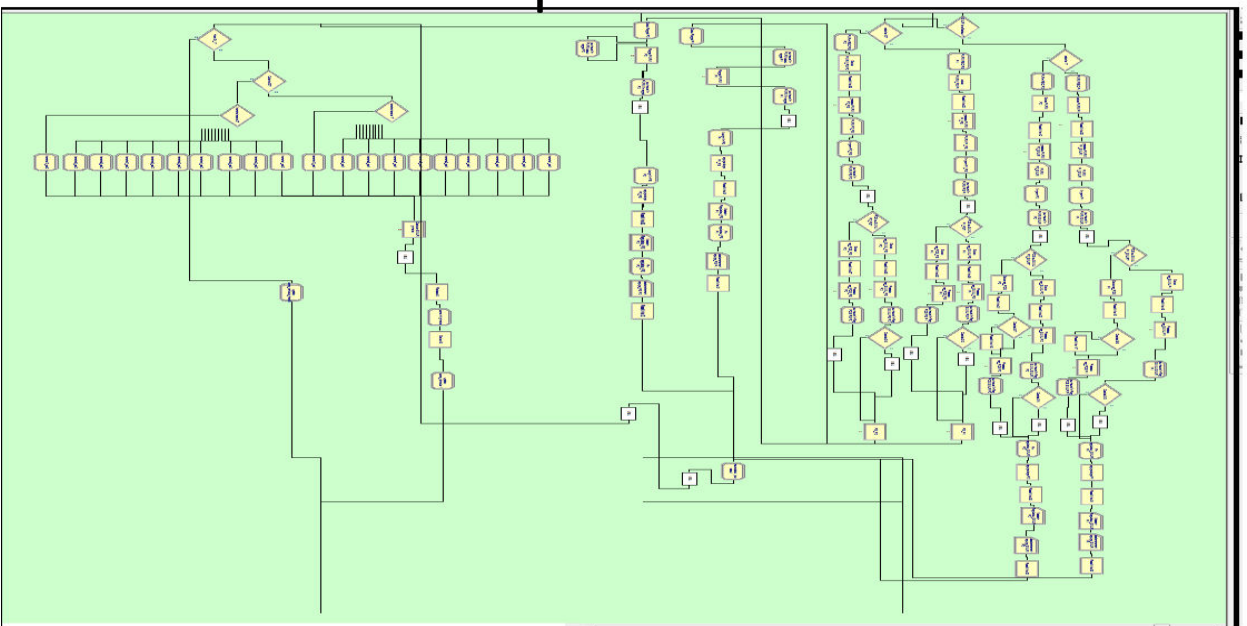


Figure C.2 : Sous-modèle ARENA de traitement des appels primaires

ANNEXE D : VALIDATION DES DONNEES D'ENTREE DE DU MODELE DE SED

1- Les temps de déclenchement :

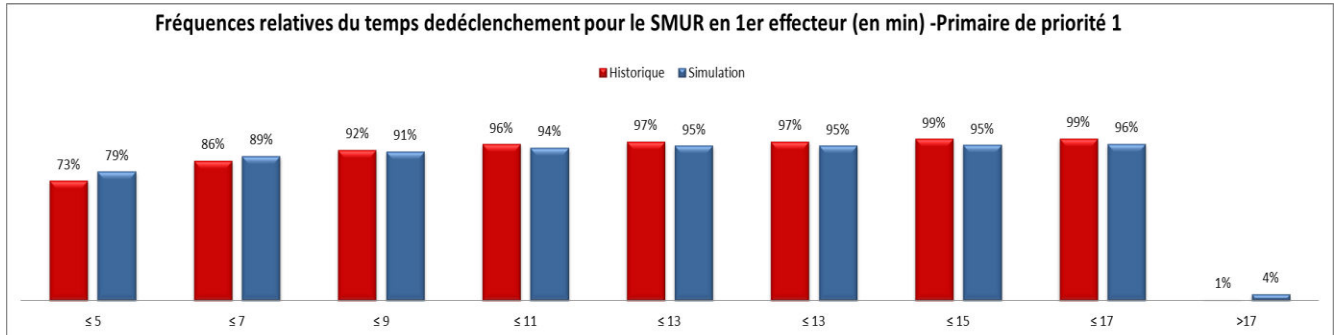


Figure D.1: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1-SMUR en 1^{er} effecteur

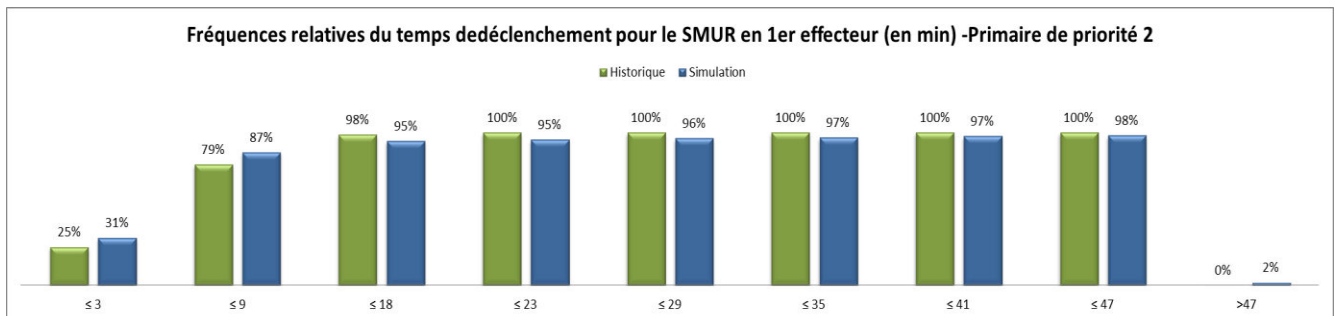


Figure D.2: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2-SMUR en 1^{er} effecteur

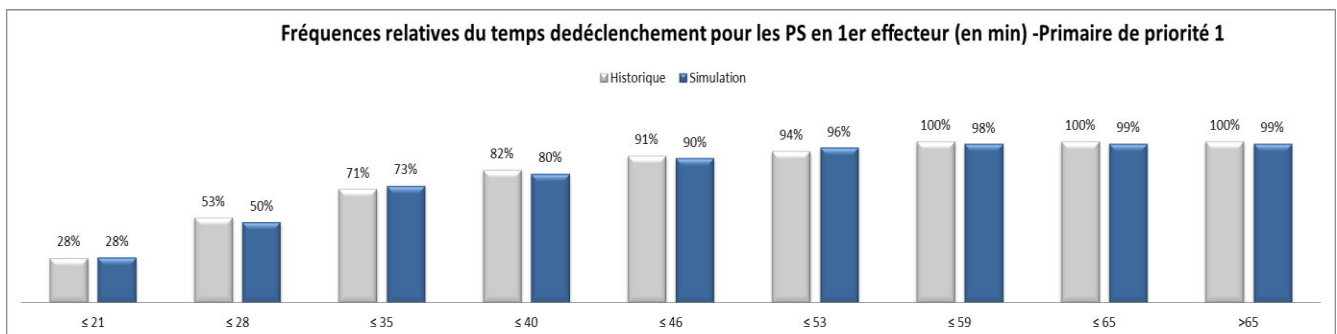


Figure D.3: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1-PS en 1^{er} effecteur

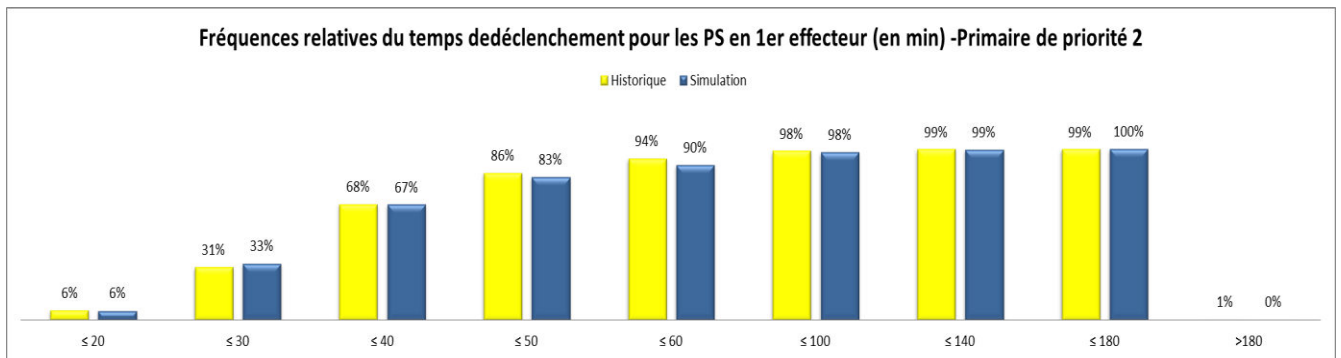


Figure D.4: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1-PS en 1^{er} effecteur

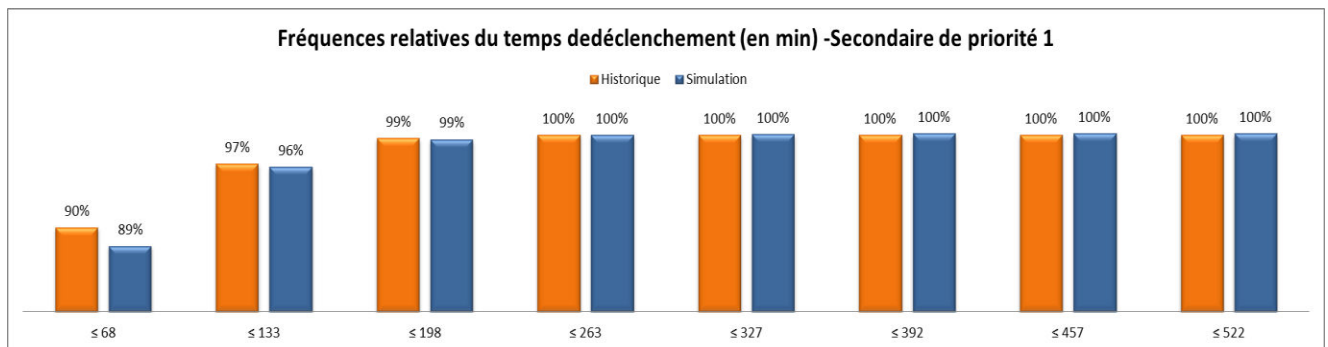


Figure D.5: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 1

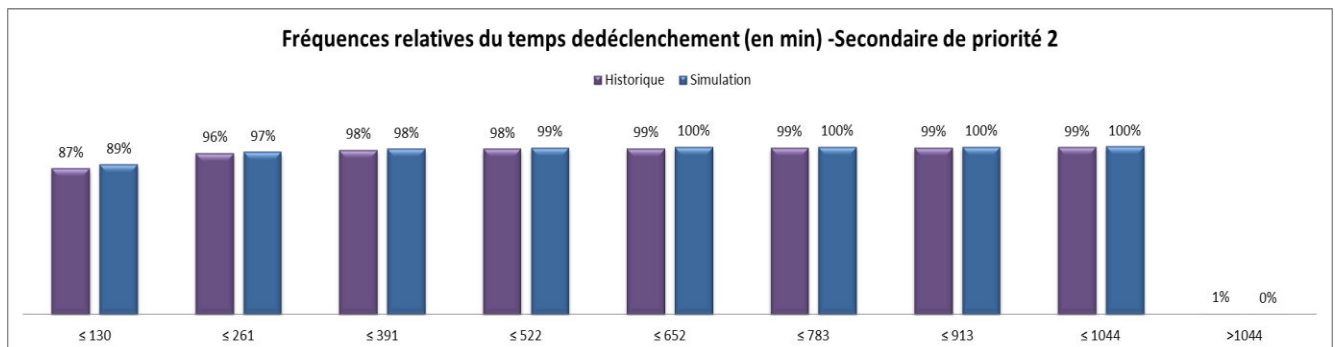


Figure D.6: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 2

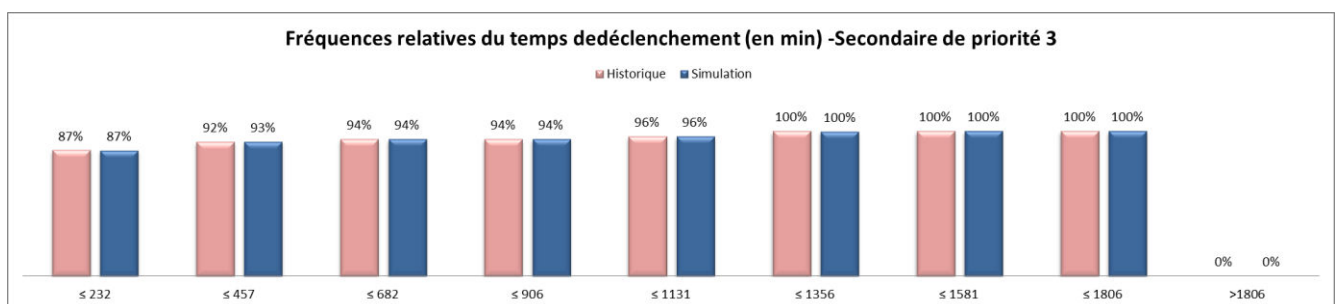


Figure D.7: Comparaison de la distribution des temps de déclenchement réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 3

2- Les temps de préparation :

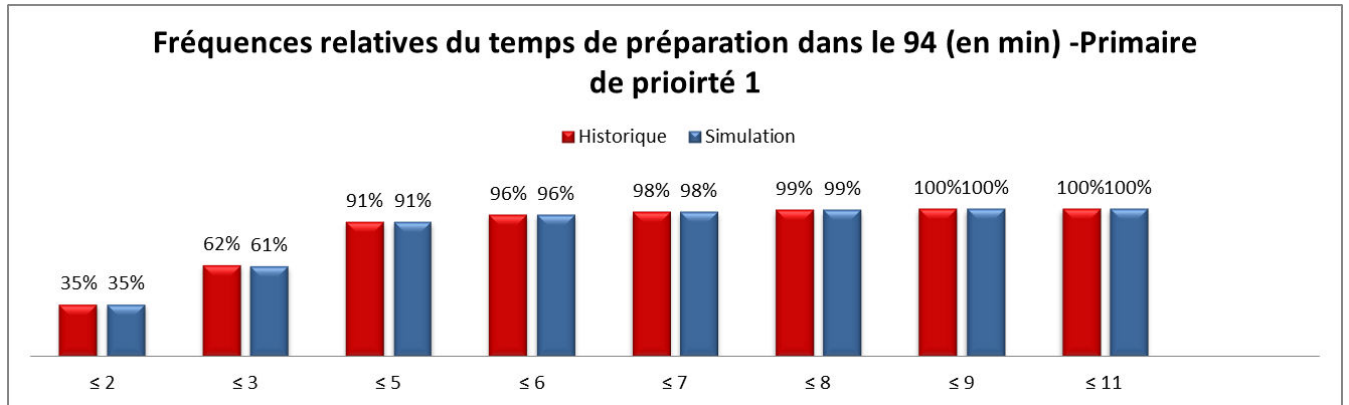


Figure D.8: Comparaison de la distribution des temps de préparation réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1

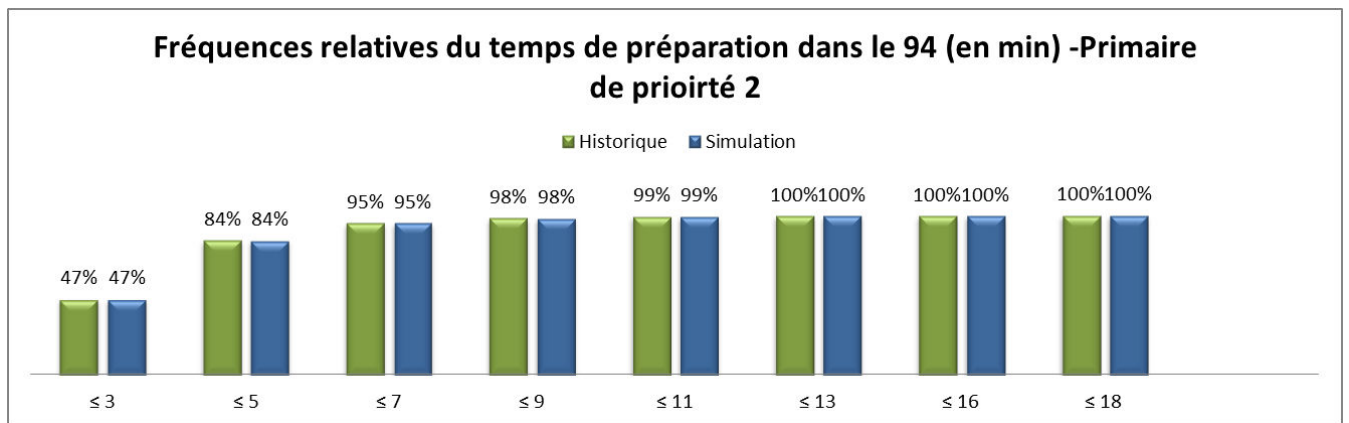


Figure D.9: Comparaison de la distribution des temps de préparation réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2

3- Les temps de transport base-lieu d'interventions primaires :

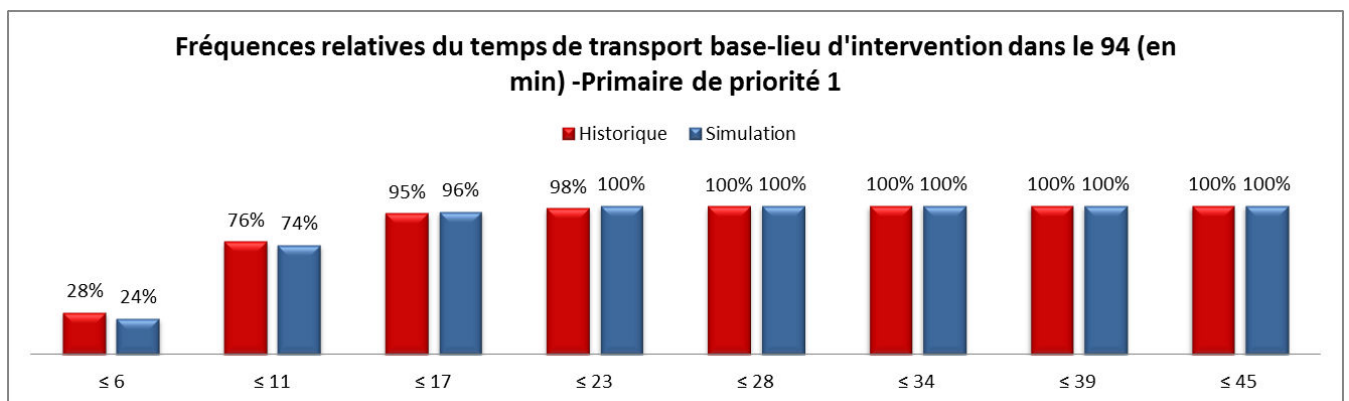


Figure D.10: Comparaison de la distribution des temps de transport réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1

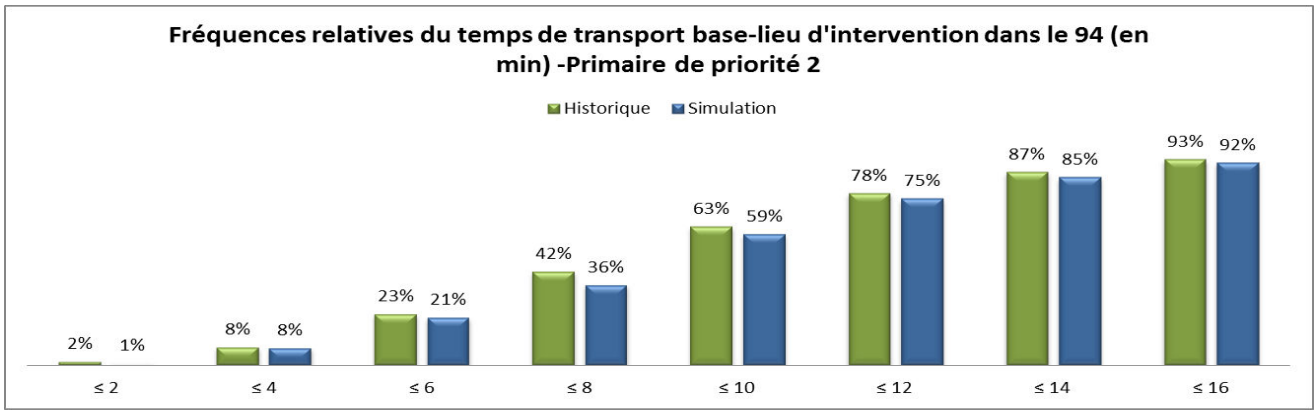


Figure D.11: Comparaison de la distribution des temps de transport réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2

4- Les temps de soins sur place :

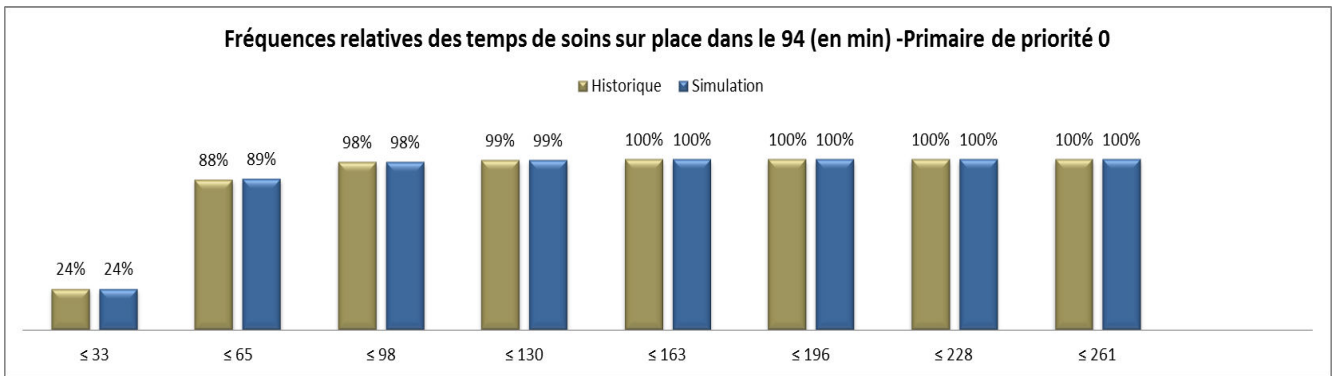


Figure D.12: Comparaison de la distribution des temps de soins sur place réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 0

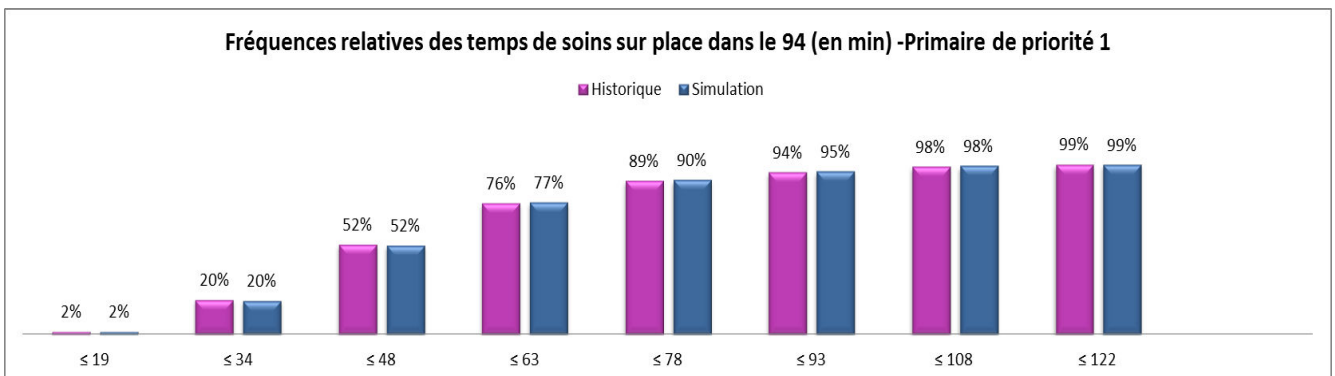


Figure D.13: Comparaison de la distribution des temps de soins sur place réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1

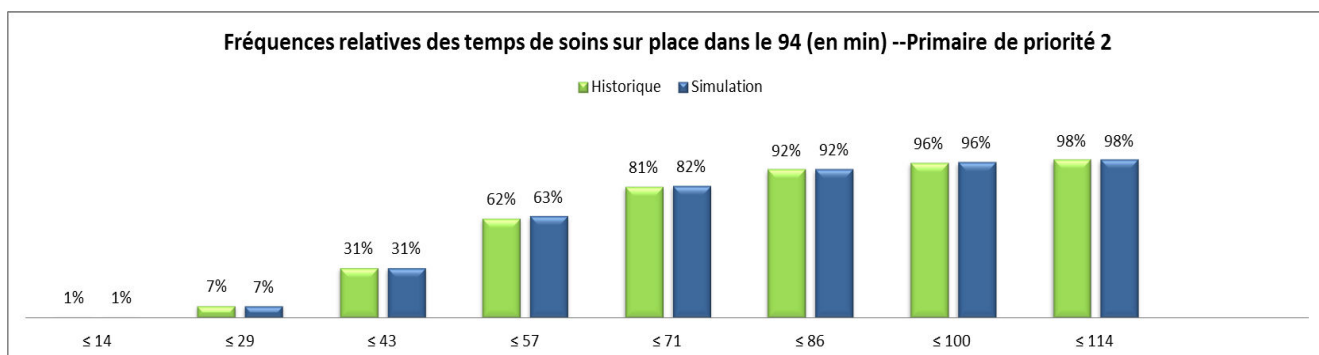


Figure D.14: Comparaison de la distribution des temps de soins sur place réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2

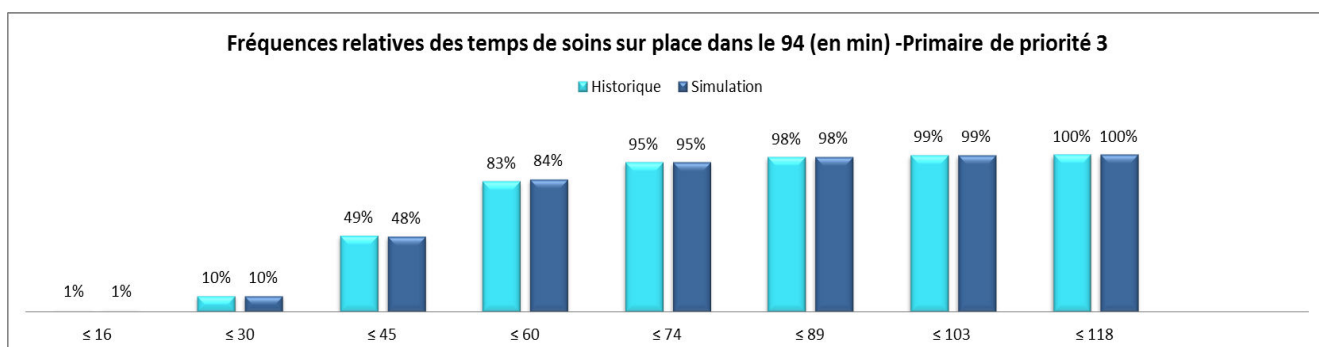


Figure D.15: Comparaison de la distribution des temps de soins sur place réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 3

5- Les temps ADT :

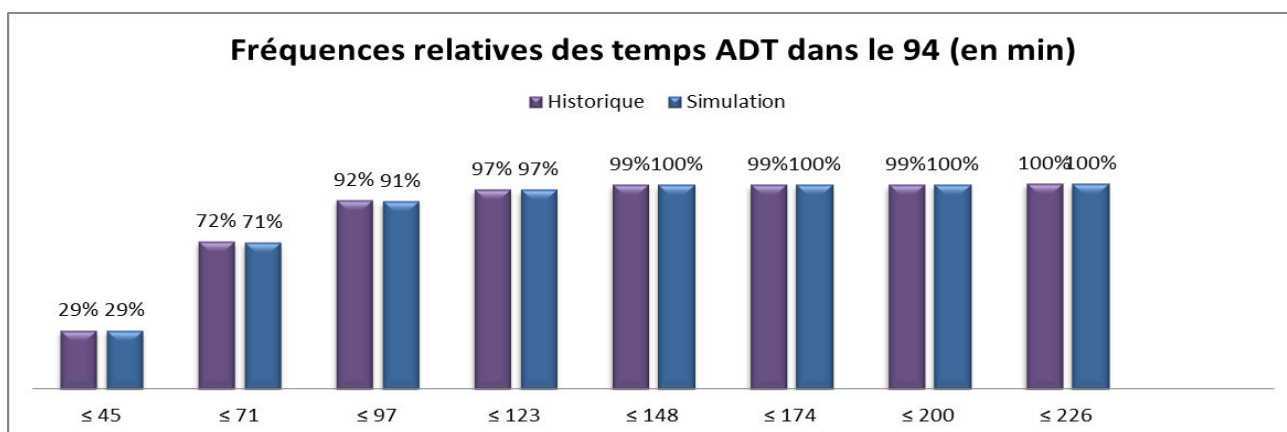


Figure D.16: Comparaison de la distribution des temps ADT réels et simulés pour les interventions primaires

6- Les temps de transport au service ADT :

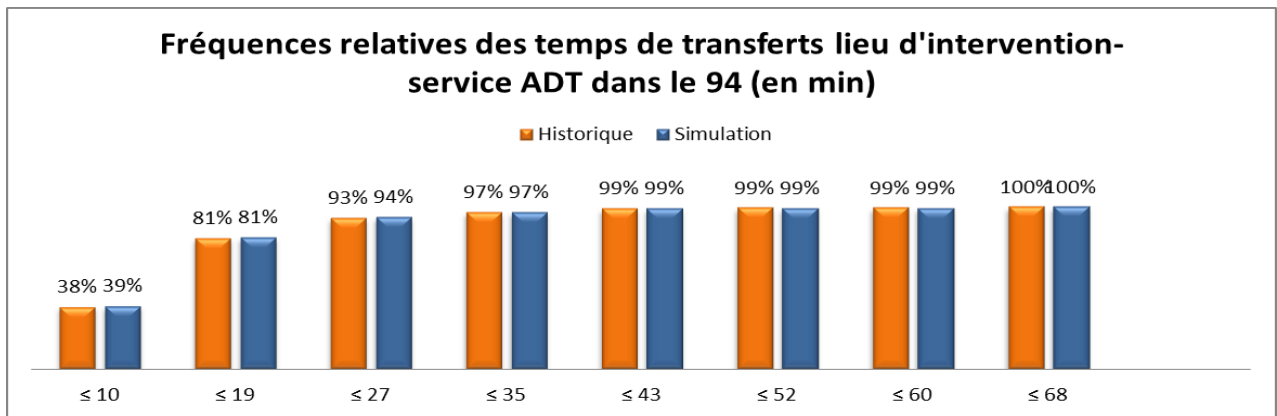


Figure D.17: Comparaison de la distribution des temps de transport lieu d'intervention-service ADT réels et simulés pour les interventions primaires

7- Les temps de transport à l'hôpital de destination :

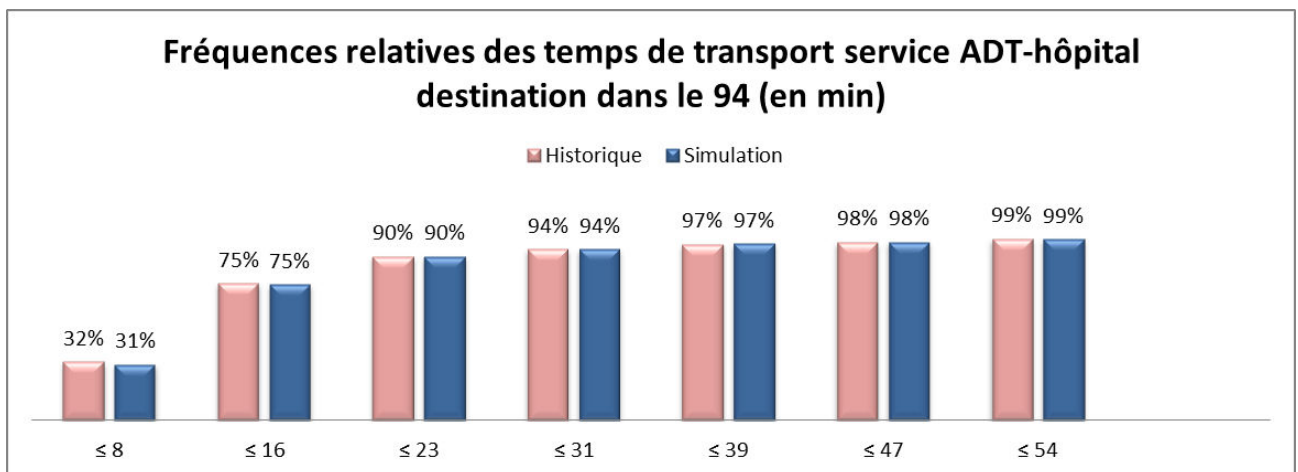


Figure D.18: Comparaison de la distribution des temps de transport service ADT-hôpital de destination réels et simulés pour les interventions primaires

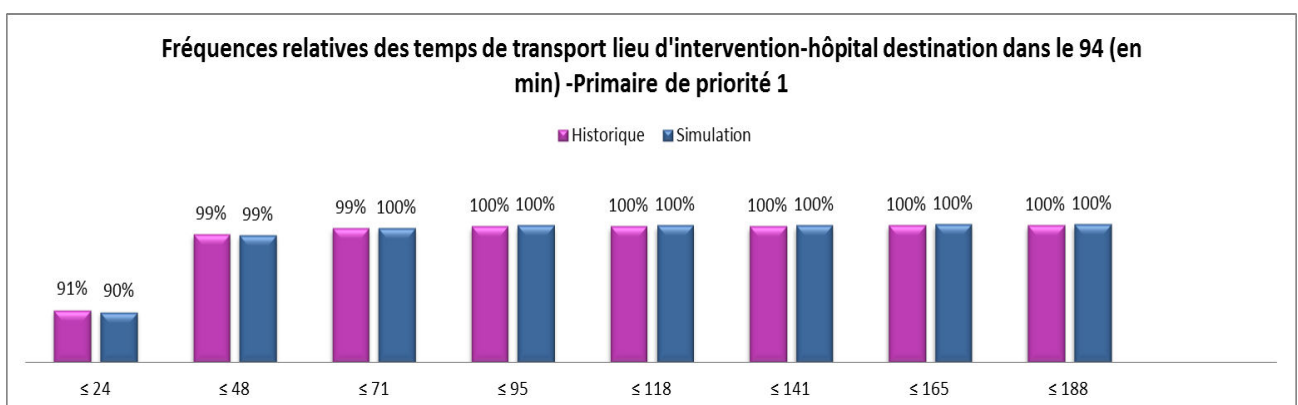


Figure D.19: Comparaison de la distribution des temps de transport lieu d'intervention-hôpital de destination réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1

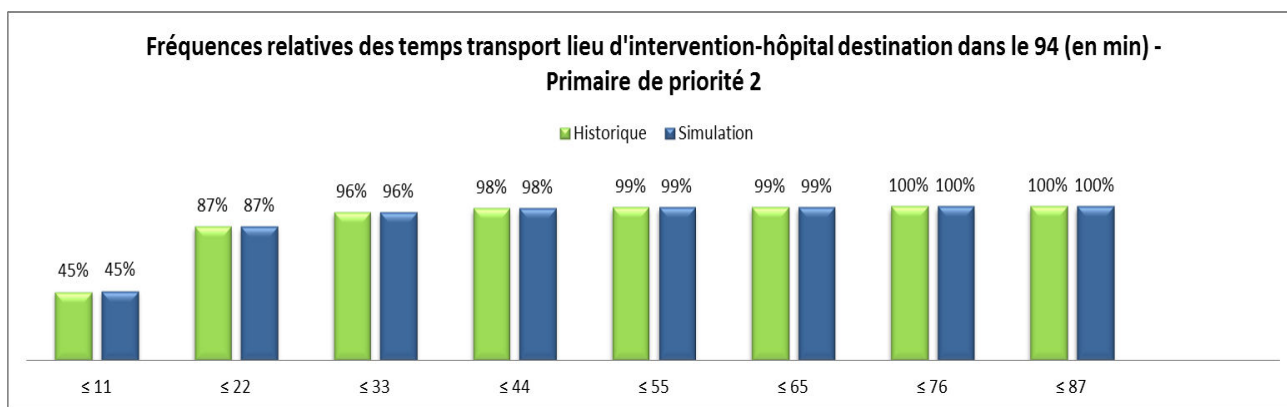


Figure D.20: Comparaison de la distribution des temps de transport lieu d'intervention-hôpital de destination réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2

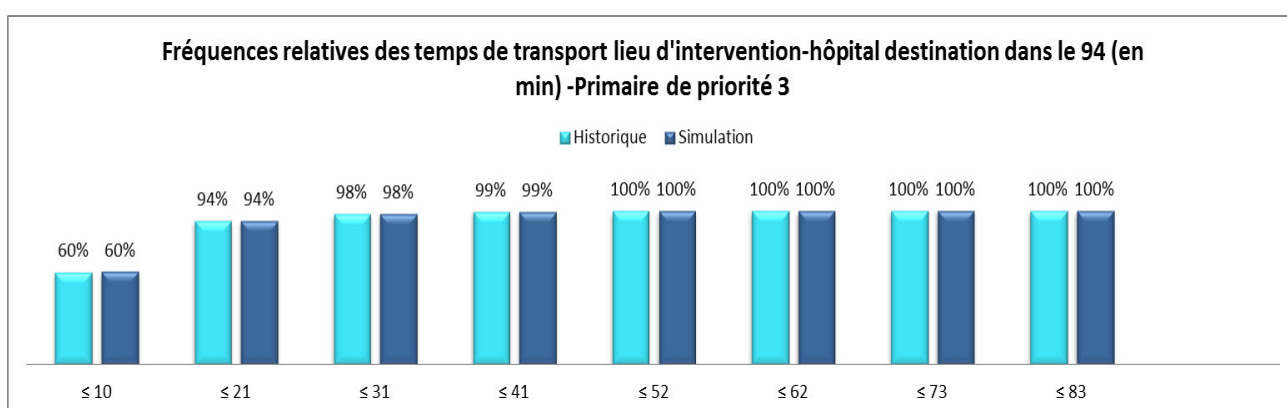


Figure D.21: Comparaison de la distribution des temps de transport lieu d'intervention-hôpital de destination réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 3

8- Les temps de transmission médicale :

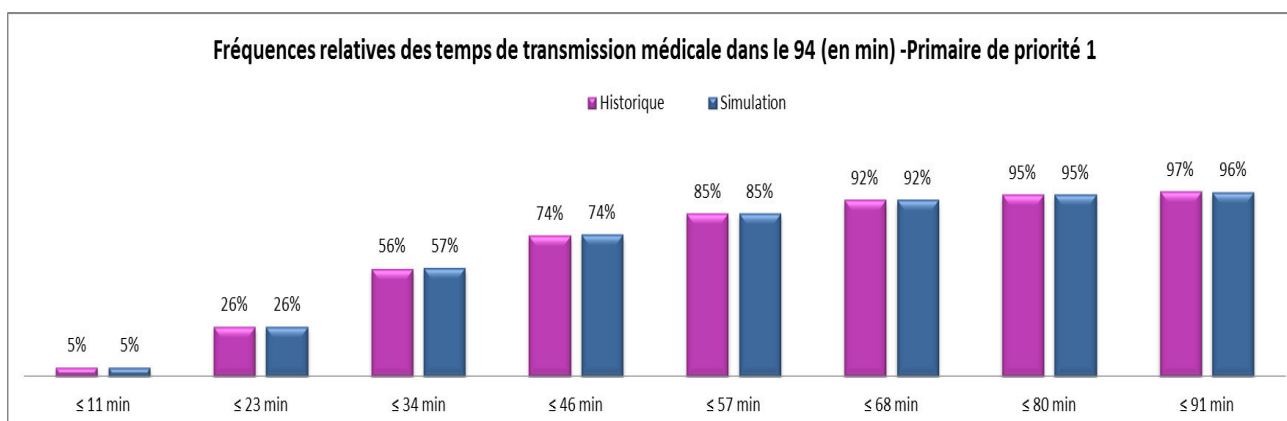


Figure D.22: Comparaison de la distribution des temps de transmission médicale réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1

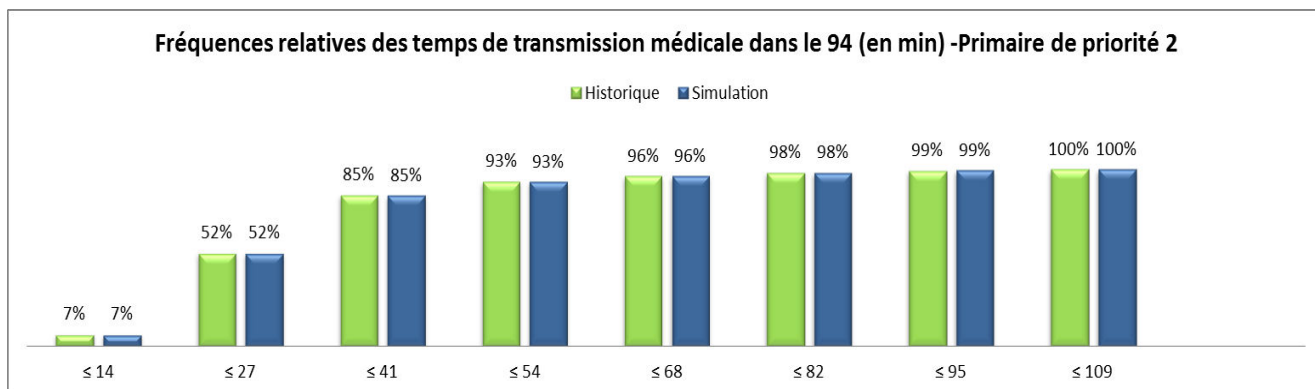


Figure D.23: Comparaison de la distribution des temps de transmission médicale réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2

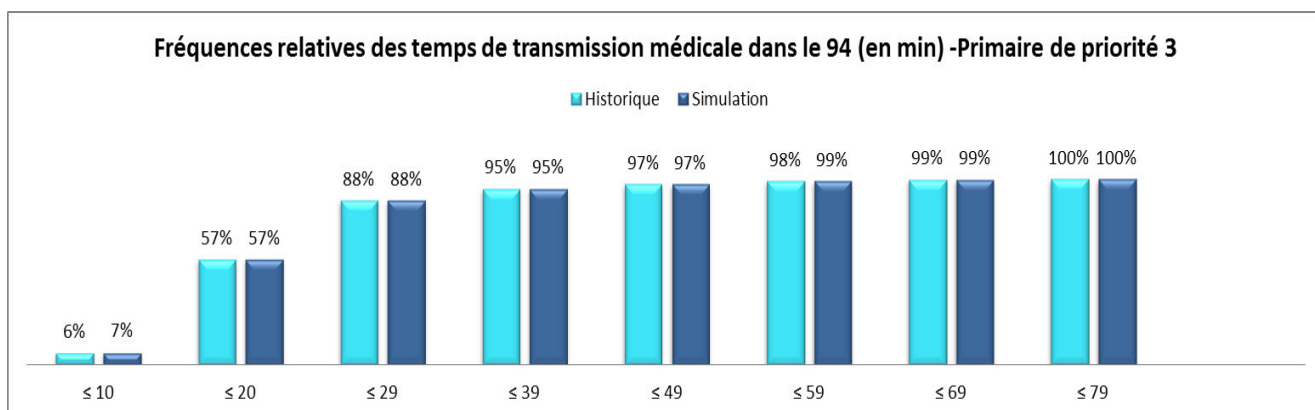


Figure D.24: Comparaison de la distribution des temps de transmission médicale réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 3

9- Les temps de service pour les interventions hors du Val-de-Marne :

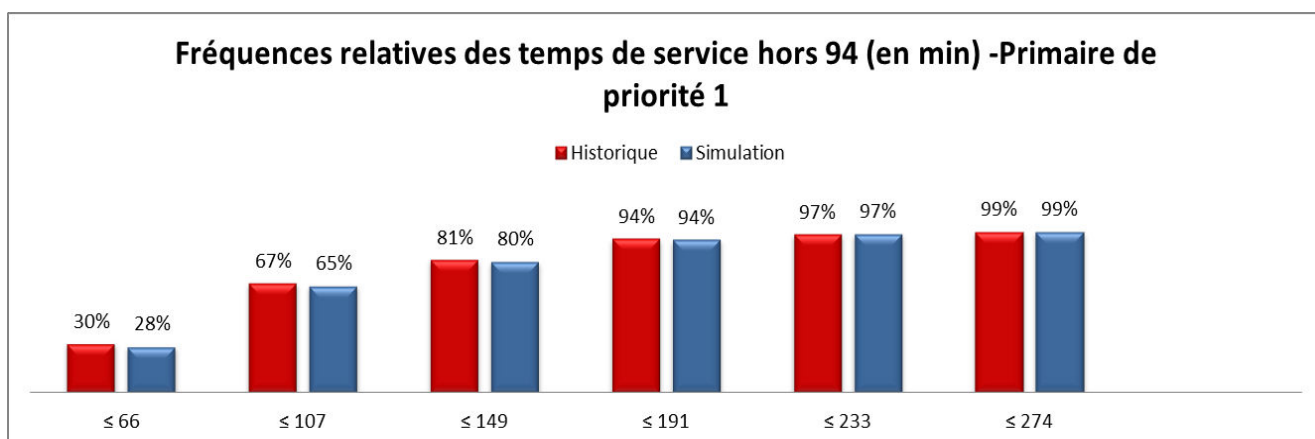


Figure D.25: Comparaison de la distribution des temps de service hors du Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 1

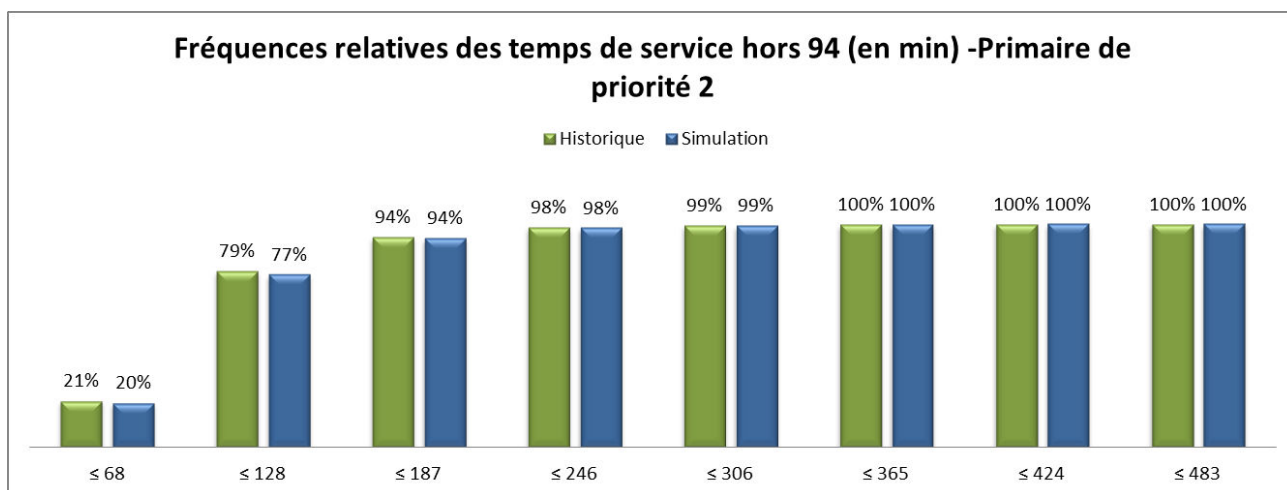


Figure D.26: Comparaison de la distribution des temps de service hors du Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions primaires de priorité 2

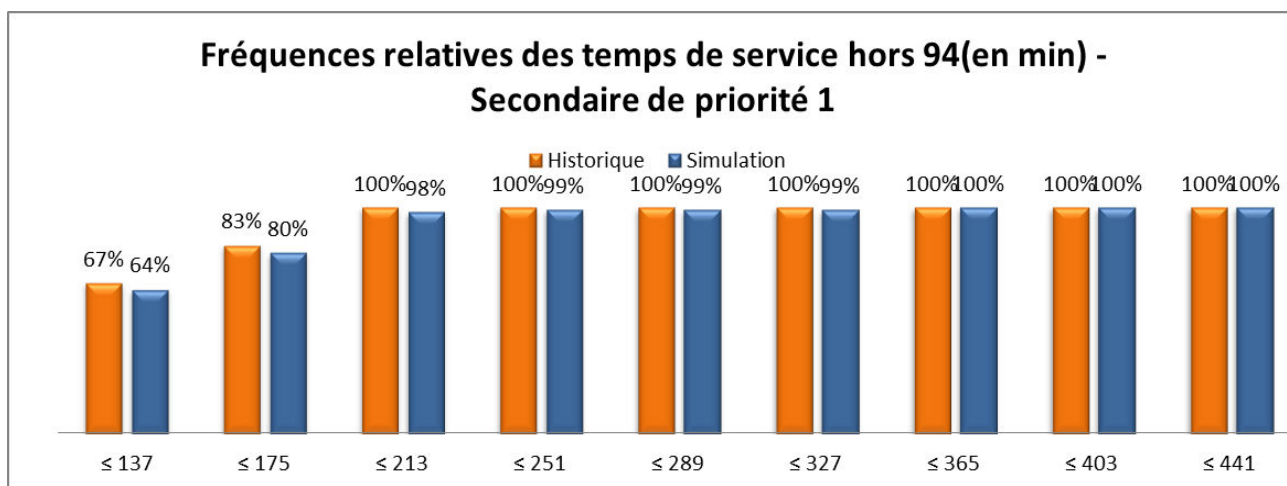


Figure D.27: Comparaison de la distribution des temps de service hors du Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 1

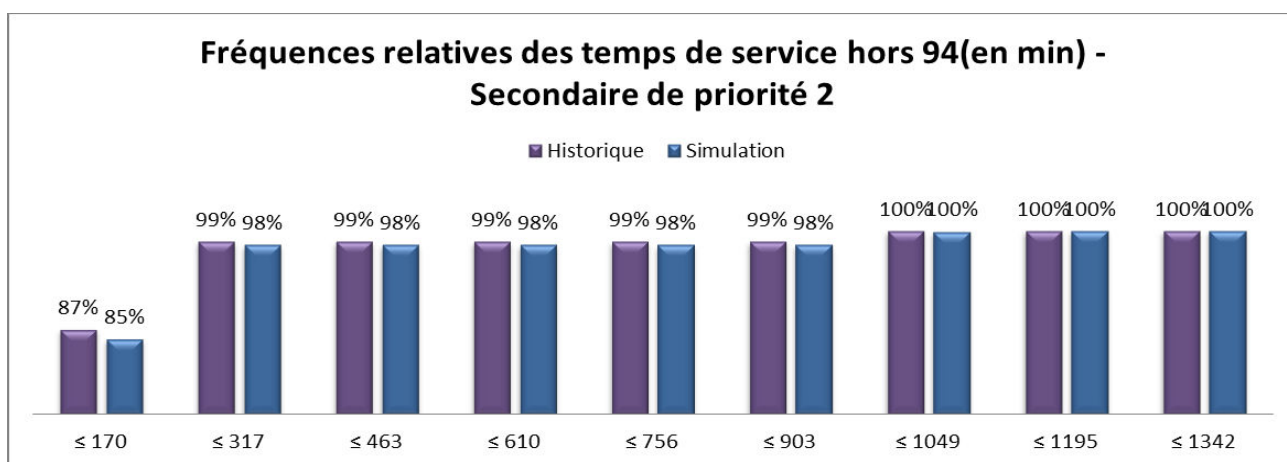


Figure D.28: Comparaison de la distribution des temps de service hors du Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 2

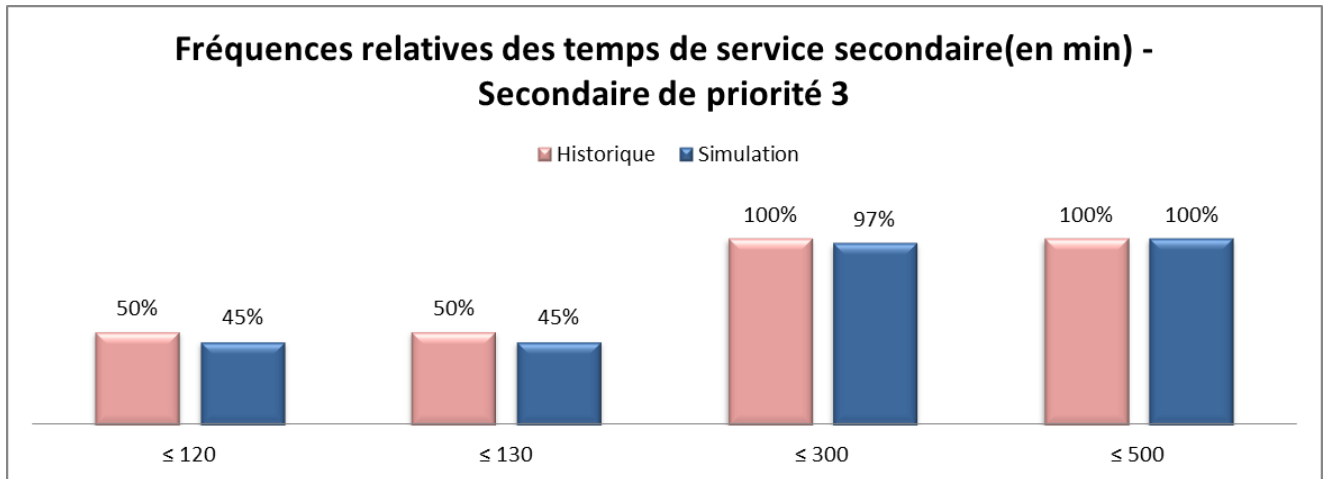


Figure D.29: Comparaison de la distribution des temps de service hors du Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 3

10- Les temps de service pour les interventions secondaires dans le Val-de-Marne:

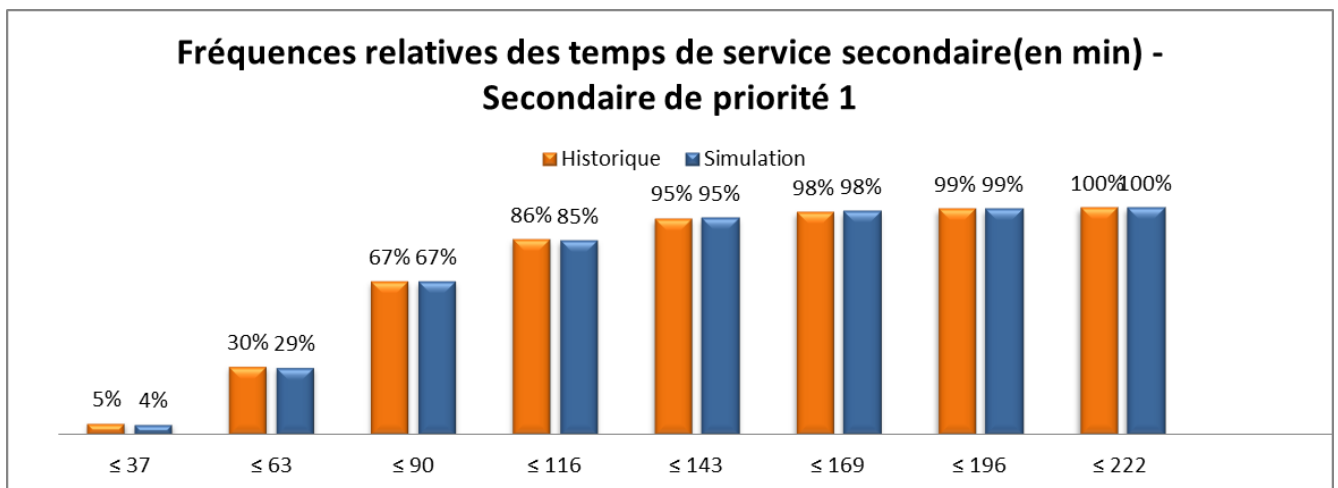


Figure D.30: Comparaison de la distribution des temps de service dans le Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 1

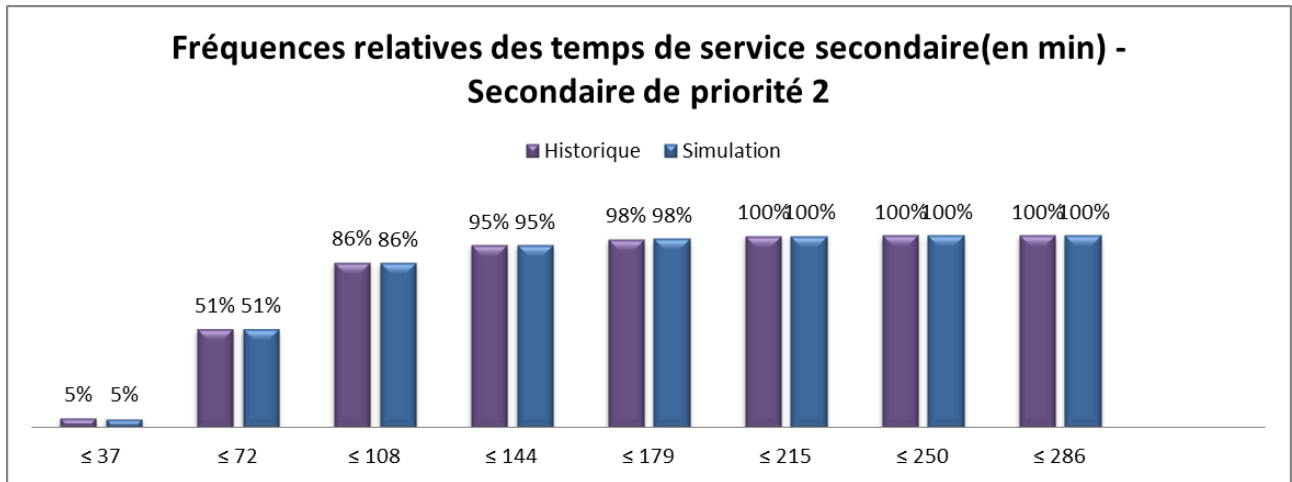


Figure D.31: Comparaison de la distribution des temps de service dans le Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 2

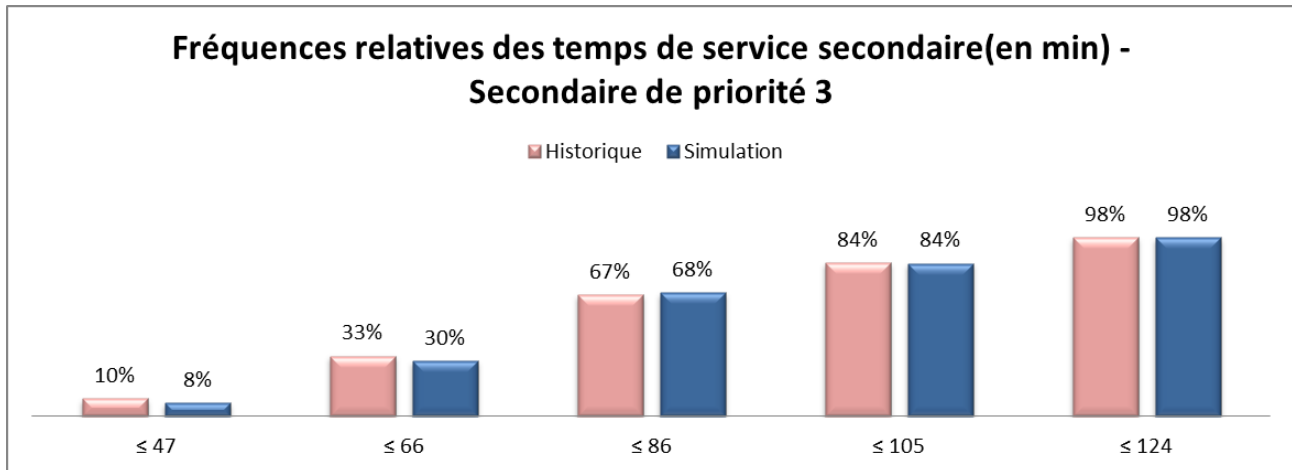


Figure D.32: Comparaison de la distribution des temps de service dans le Val-de-Marne réels et simulés pour les interventions secondaires de priorité 2

ANNEXE E : INSTANCES INITIALES DE LA METHODE ITERATIVE

Instance	Communes							Week End			
	8h-10h	10h-10h30	10h30-12h30	12h30-15h	15h-18h30	18h30-21h	21h-23h30	23h30-5h	5h-12h	12h-21h	21h-24h
Instance 1	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell	Villeneuve-Saint-Georges Crétell Crétell Crétell
Instance 2	Vincennes Fontenay-sous-Bois Bonneuil-sur-Marne Joinville-le-Pont	Villejui Villiers-sur-Marne Nogent-sur-Marne Marolles-en-Brie	Oilly La Queue-en-Brie Ivry-sur-Seine Maisons-Alfort Mandres-les-Roses	Villiers-sur-Marne Cauchan Charenton-le-Pont Thiais Villiers-sur-Marne Mandres-les-Roses	La Queue-en-Brie Rungis Joinville-le-Pont L'Hajies-Roses Alfortville Chennevières-sur-Marne	Villeneuve-le-Roi Thiais Rungis Fontenay-sous-Bois Valenton	Villeneuve-le-Roi Thiais Rungis Fontenay-sous-Bois Ivry-sur-Seine	Alfortville Joinville-le-Pont Limeil-Évry Rungis Saint-Maurice	Chevilly-Larue Saint-Maur-des-Fossés Rungis Saint-Maurice	Vincennes Marolles-en-Brie Mandres-les-Roses Thiais	Vincennes Chennevières-sur-Marne Villeneuve-le-Roi Gentilly
Instance 3	Chennevières-sur-Marne Le Kremlin-Bicêtre Nogent-sur-Marne La Queue-en-Brie	Suoy-en-Brie Saint-Maurice Villeneuve-le-Roi Le Plessis-Trévise	Bonneuil-sur-Marne Chevilly-Larue Oilly Cauchan Ivry-sur-Seine	Villeneuve-le-Roi Oilly Rungis Vincennes Fresnes	Villeneuve-le-Roi Arouell Fresnes La Queue-en-Brie Charenton-le-Pont Saint-Mandé	Villeneuve-le-Roi Arouell Fresnes La Queue-en-Brie Charenton-le-Pont	Villeneuve-le-Roi Arouell Fresnes La Queue-en-Brie Charenton-le-Pont	Choyisy-le-Roi Le Kremlin-Bicêtre Rungis La Queue-en-Brie	Choyisy-le-Roi Le Kremlin-Bicêtre Rungis La Queue-en-Brie	Santeny Villeneuve-le-Roi Le Kremlin-Bicêtre Bry-sur-Marne	Alfortville Joinville-le-Pont Périgny Oilly
Instance 4	Gentilly Périgny La Queue-en-Brie Villejui	Saint-Maurice Villeneuve-le-Roi Ivry-sur-Seine Champigny-sur-Marne	Saint-Maurice Villeneuve-Saint-Georges Ormesson-sur-Marne Le Plessis-Trévise Le Plessis-Trévise	Chevilly-Larue Saint-Maurice L'Hajies-Roses Valenton Chevilly-Larue	Thiais Villeneuve-Saint-Georges Albon-sur-Seine Villiers-sur-Marne Saint-Maurice Fresnes	Le Plessis-Trévise Marolles-en-Brie Nogent-sur-Marne Saint-Maurice Valenton Fresnes	Le Plessis-Trévise Marolles-en-Brie Nogent-sur-Marne Saint-Maurice Valenton Gentilly	Vincennes Mandres-les-Roses Périgny Cauchan	Vincennes Mandres-les-Roses Périgny Cauchan	Choyisy-le-Roi Le Perreux-sur-Marne Santeny Crétell	Cauchan Boissy-Saint-Léger Valenton Abon-sur-Seine
Instance 5	Vincennes Valenton Limeil-Évry Ivry-sur-Seine	Maisons-Alfort Villiers-sur-Marne Le Kremlin-Bicêtre Saint-Mandé	Valenton Saint-Maurice Arouell Charenton-le-Pont Saint-Mandé	Champigny-sur-Marne Rungis Villiers-sur-Marne Villeneuve-Saint-Georges Ivry-sur-Seine Saint-Maur-des-Fossés Charenton-le-Pont	Villiers-sur-Marne Choisy-le-Roi Vincennes Chennevières-sur-Marne Ivry-sur-Seine Charenton-le-Pont	Villeneuve-le-Roi Saint-Maurice Charenton-le-Pont Thiais Vincennes Mandres-les-Roses Bry-sur-Marne	Saint-Maurice Charenton-le-Pont Thiais Valenton Cauchan	Saint-Mandé Marolles-en-Brie Valenton Cauchan	Vitry-sur-Seine Thiais Santeny Villiers-sur-Marne	Vitry-sur-Seine Thiais Santeny Villiers-sur-Marne	Choisy-le-Roi Gentilly Saint-Maurice Villeneuve-le-Roi
Instance 6	Noisau Charenton-le-Pont Noisau	Charenton-le-Pont Crétell L'Hajies-Roses L'Hajies-Roses	Rungis Bonneuil-sur-Marne Suoy-en-Brie Champigny-sur-Marne Le Kremlin-Bicêtre	Limeil-Évry L'Hajies-Roses Choisy-le-Roi Fresnes Ivry-sur-Seine	Thiais Gentilly Le Plessis-Trévise Cauchan Marolles-en-Brie Cauchan	Le Kremlin-Bicêtre Rungis Mandres-les-Roses Chevilly-Larue Saint-Maur-des-Fossés Arouell	Nogent-sur-Marne Saint-Maur-des-Fossés Champigny-sur-Marne Vitry-sur-Seine Ormesson-sur-Marne	Cauchan Champigny-sur-Marne Vitry-sur-Seine Ormesson-sur-Marne	Saint-Maurice Gentilly Chennevières-sur-Marne L'Hajies-Roses	Saint-Maurice Boissy-Saint-Léger Cauchan La Queue-en-Brie	Ivry-sur-Seine Boissy-Saint-Léger Crétell Chevilly-Larue Santeny
Instance 7	La Queue-en-Brie Vincennes Valenton Arouell	Le Plessis-Trévise Villeneuve-Saint-Georges Ivry-sur-Seine Marolles-en-Brie	Périgny Cauchan Saint-Mandé Périgny Choisy-le-Roi	Crétell Fresnes Villiers-sur-Marne Saint-Maur-des-Fossés Joinville-le-Pont	Bry-sur-Marne Saint-Mandé Bry-sur-Marne Suoy-en-Brie Joinville-le-Pont	L'Hajies-Roses Villeneuve-le-Roi Rungis La Queue-en-Brie Valenton	Boissy-Saint-Léger Chevilly-Larue Chennevières-sur-Marne Rungis Chennevières-sur-Marne	Boissy-Saint-Léger Chevilly-Larue Chennevières-sur-Marne Rungis Chennevières-sur-Marne	Vitry-sur-Seine Thiais Boissy-Saint-Léger Abon-sur-Seine	Vitry-sur-Seine Thiais Boissy-Saint-Léger Abon-sur-Seine	Saint-Mandé Crétell Chevilly-Larue Santeny
Instance 8	Mandres-les-Roses Vincennes Saint-Maurice Oilly	Vincennes Saint-Maur-des-Fossés Boissy-Saint-Léger Le Perreux-sur-Marne	Saint-Mandé Vincennes Villeneuve-Saint-Georges Joinville-le-Pont Rungis Thiais	Bonneuil-sur-Marne Albon-sur-Seine Valenton Périgny Valenton	Choisy-le-Roi Noisau Villeneuve-le-Roi Le Kremlin-Bicêtre L'Hajies-Roses Cauchan	Vincennes Le Plessis-Trévise Villeneuve-le-Roi Charenton-le-Pont Joinville-le-Pont	Chennevières-sur-Marne Chennevières-sur-Marne Rungis Foncenay-sous-Bois	Chennevières-sur-Marne Vincennes Villiers-sur-Marne Arouell	Villiers-sur-Marne Chennevières-sur-Marne Villiers-sur-Marne Foncenay-sous-Bois	Villiers-sur-Marne Chennevières-sur-Marne Villiers-sur-Marne Foncenay-sous-Bois	Bry-sur-Marne Villiers-sur-Marne Villiers-sur-Marne Foncenay-sous-Bois
Instance 9	Saint-Mandé Saint-Maur-des-Fossés Saint-Maur-des-Fossés Gentilly	Valenton L'Hajies-Roses Ormesson-sur-Marne Villiers-sur-Marne	Périgny L'Hajies-Roses Champigny-sur-Marne Bonneuil-sur-Marne Marolles-en-Brie	Moisau Mandres-les-Roses Choisy-le-Roi Bry-sur-Marne Fresnes	Villiers-sur-Marne Villeneuve-le-Roi Oilly Rungis Vincennes	Mandres-les-Roses Alfontville Arouell Le Perreux-sur-Marne Charenton-le-Pont	Mandres-les-Roses Alfontville Arouell Le Perreux-sur-Marne Charenton-le-Pont	Mandres-les-Roses Alfontville Arouell Le Perreux-sur-Marne Charenton-le-Pont	Mandres-les-Roses Alfontville Arouell Le Perreux-sur-Marne Charenton-le-Pont	Mandres-les-Roses Alfontville Arouell Le Perreux-sur-Marne Charenton-le-Pont	Mandres-les-Roses Alfontville Arouell Le Perreux-sur-Marne Charenton-le-Pont
Instance 10	Vincennes Le Perreux-sur-Marne Alfortville Crétell	Bonneuil-sur-Marne Vincennes Champigny-sur-Marne Villiers-sur-Marne	Cauchan Gentilly Ivry-sur-Seine Oilly	Thiais Valenton Suoy-en-Brie Villeneuve-le-Roi Boissy-Saint-Léger	Thiais Arouell Suoy-en-Brie Villiers-sur-Marne L'Hajies-Roses	Villiers-sur-Marne Arouell Suoy-en-Brie Villiers-sur-Marne L'Hajies-Roses	Villiers-sur-Marne Arouell Suoy-en-Brie Villiers-sur-Marne L'Hajies-Roses	Limeil-Évry Joinville-le-Pont Thiais Nogent-sur-Marne Boissy-Saint-Léger	Villeneuve-Saint-Georges L'Hajies-Roses Rungis Nogent-sur-Marne	Villeneuve-Saint-Georges L'Hajies-Roses Rungis Nogent-sur-Marne	Gentilly Nogent-sur-Marne Bonneuil-sur-Marne Saint-Maurice

Figure E.1: Instances aléatoires des plans de redéploiement initiaux pour la méthode itérative

ANNEXE F : FORMULATION DE MODELES MATHEMATIQUE DE DEPLOIEMENT

1- Modèle de Localisation avec Couverture Totale ou *Location Set Covering Model (LSCM)* de (Toregas et al., 1971) :

$$\text{Min} \sum_{j \in W} x_j \quad (1.1)$$

s.c.

$$\sum_{j \in W_i} x_j \geq 1 \quad (i \in V) \quad (1.2)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (j \in W) \quad (1.3)$$

Les notations du modèle sont définies comme suit :

- V: Ensemble des points de la demande
- W: Ensemble des sites potentiels candidats pour la localisation d'une base de stationnement des véhicules entre deux interventions
- t_{ij} : Distance ou temps de trajet entre le point de demande i et le site potentiel de localisation d'une base j
- $W_i = \{j \in W : t_{ij} \leq S\}$: Ensemble de sites potentiels j pouvant servir un nœud i du fait que la distance ou le temps de trajet entre i et j ne dépasse pas une distance ou un temps de trajet maximal S .

Les variables binaires du modèle x_j valent 1 si une base est placée dans j et 0 sinon. La fonction objectif (1.1) représente le nombre total de véhicules déployés qui correspond au nombre de bases de localisation des véhicules choisies et qu'il s'agit de minimiser. La contrainte (1.2) assure que chaque point de demande est couvert par au moins une base. Ce modèle a été appliqué à la localisation des casernes de pompiers dans l'état de New York.

2- Problème de Localisation avec Couverture Maximale ou *Maximal Covering Location Problem (MCLP)* de (Church and ReVelle, 1974) :

$$\text{Max} \sum_{i \in V} d_i y_i \quad (2.1)$$

s.c.

$$\sum_{j \in W_i} x_j \geq y_i \quad (i \in V) \quad (2.2)$$

$$\sum_{j \in W} x_j = p \quad (2.3)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (j \in W) \quad (2.4)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad (i \in V) \quad (2.5)$$

Les notations V , W , t_{ij} , W_i et x_j restent les mêmes que dans le LSCM. d_i représente la densité de population associée au point de demande i et p le nombre de véhicules disponibles. Les variables du modèle y_i sont binaires valant 1 si la demande i est couverte par au moins une base et 0 sinon. Comparé au LSCM, le nombre de véhicule devient une contrainte (2.3) qui limite le nombre de bases/véhicules à un nombre maximum p , tandis que la demande couverte se transforme en fonction objectif à maximiser (2.1). En outre, les auteurs proposent d'intégrer dans ce modèle une contrainte (appelée *mandatory closeness constraint*) s'il y a besoin d'assurer une couverture totale de la population à l'intérieur d'une distance T moins contraignante que la distance S ($S < T$). Cette contrainte a été formulée comme suit :

$$\sum_{j \in W'_i} x_j \geq 1 \quad (i \in V) \quad \text{avec } W'_i = \{j \in W : t_{ij} \leq T\}$$

Les auteurs appliquent le MCLP à un problème test de 55 points de demande en faisant varier le nombre de véhicules p et résolu à travers deux méthodes:

- Une méthode heuristique (algorithme glouton –*greedy adding algorithm*) dont le principe est de constituer un ensemble-solution de bases en sélectionnant une première base qui couvre le mieux la population, puis en y ajoutant itérativement une base à la fois qui couvre le mieux la population non couverte par les bases préalablement sélectionnées, ceci jusqu'à ce qu'un nombre p de bases soient sélectionnées. Une deuxième version de cette heuristique, appelée algorithme glouton avec substitution (*greedy adding with substitution algorithm*) cherche à améliorer l'ensemble-solution à chaque itération en remplaçant une base sélectionnée à la fois par une base « libre » afin d'explorer les améliorations possibles. Ces deux heuristiques ne garantissent cependant pas l'optimalité globale de la solution.
- Une méthode exacte par relaxation linéaire des contraintes binaires. Si à l'optimum, toutes les variables sont égales à 0 ou 1 la solution est trouvée. Sinon, une méthode de branchement (*Branch and Bound*) est utilisée.

3- BACOP1 et BACOP2 de (Hogan and ReVelle, 1986)

BACOP1 :

$$\text{Max} \sum_{i \in V} d_i u_i \quad (3.1)$$

s.c.

$$\sum_{j \in W_i} x_j - u_i \geq 1 \quad (i \in V) \quad (3.2)$$

$$\sum_{j \in W} x_j = p \quad (3.3)$$

$$x_j \geq 0 \quad (j \in W) \quad (3.4)$$

$$0 \leq u_i \leq 1 \quad (i \in V) \quad (3.5)$$

Les notations V , W , t_{ij} , W_i , S , d_i et p restent les mêmes que dans le MCLP. Les variables du modèle sont :

- x_j des variables entières associées au nombre de véhicules affectées à une base j , ce qui permet la co-localisation de plusieurs véhicules dans une même base
- u_i des variables binaires qui sont égales à 1 si le nœud i est couvert deux fois

La fonction objectif (3.1) maximise la demande couverte deux fois sous une contrainte de cohérence (3.2) entre les variables x_j et u_i , et une contrainte de capacité (3.3) qui fixe le nombre de véhicules localisés à un nombre p pouvant être obtenu par la résolution du LSCP correspondant afin qu'une première couverture de la demande soit entièrement assurée. Du fait que la contrainte d'une première couverture totale pourrait être infaisable d'un point de vue économique, un deuxième modèle BACOP2 a été proposé. Il s'intéresse à trouver, à travers un modèle multi-objectif, un compromis entre la maximisation de la demande couverte une fois et la maximisation de la demande couverte deux fois. Ces deux objectifs ont ensuite été combinés par la méthode de la somme pondérée sous forme de la fonction objectif suivante :

$$w \sum_{i \in V} d_i y_i + (1 - w) \sum_{i \in V} d_i u_i$$

Où y_i et u_i sont des variables binaires qui sont égales à 1 si le nœud i est couvert une et deux fois respectivement, d_i est la demande au point i et w un poids qui varie de 0 à 1 pour explorer les changements de la solution optimale. Une application du BACOP 2 réalisée sur $V=55$ points de demande, $p=5$ ambulances disponibles et une distance maximale de $S=10$, montre qu'en faisant varier le couple $(w ; 1 - w)$ de $(1 ; 0)$ à $(0 ; 1)$, les auteurs obtiennent une dégradation relativement mineure de 10% (de 95.2% à 85.6%) de la première couverture en gagnant une amélioration importante de près de 57% (de 21.6% à 78.4%) de la deuxième couverture.

4- Modèle avec Double Standard ou *Double Standard Model (DSM)* de (Gendreau et al., 1997) :

$$\text{Max} \sum_{i \in V} d_i x_i^2 \quad (4.1)$$

s.c.

$$\sum_{j \in W_i^2} y_j \geq 1 \quad (i \in V) \quad (4.2)$$

$$\sum_{i \in V} d_i x_i^1 \geq \alpha \sum_{i \in V} d_i \quad (4.3)$$

$$\sum_{j \in W_i^1} y_j \geq x_i^1 + x_i^2 \quad (i \in V) \quad (4.4)$$

$$x_i^2 \leq x_i^1 \quad (i \in V) \quad (4.5)$$

$$\sum_{j \in W} y_j = p \quad (4.6)$$

$$y_j \leq p_j \quad (j \in W) \quad (4.7)$$

$$x_i^1, x_i^2 \in \{0,1\} \quad (i \in V) \quad (4.8)$$

$$y_j \text{ entier} \quad (j \in W) \quad (4.9)$$

Les notations V , W , t_{ij} , d_i et p restent les mêmes que dans le MCLP. Les ensembles des bases qui couvrent un point de demande i en moins de r_1 et r_2 sont respectivement $W_i^1 = \{j \in W : t_{ij} \leq r_1\}$ et $W_i^2 = \{j \in W : t_{ij} \leq r_2\}$. Les variables du modèle sont :

- y_j le nombre de véhicules localisés dans la base j
- x_i^1 des variables binaires valant 1 si la demande au point de demande i est couverte une fois dans un temps r_1
- x_i^2 des variables binaires valant 1 si la demande au point de demande i est couverte deux fois dans un temps r_1

Ce modèle considère simultanément la notion de couverture multiple et deux rayons de couverture différents r_1 et r_2 , avec $r_1 < r_2$. Inspiré de la législation américaine, il impose que la totalité de la demande soit couverte dans un temps r_2 et qu'une proportion α de la demande soit couverte dans un temps r_1 . L'objectif du modèle (4.1) est de maximiser la demande couverte deux fois dans un temps r_1 , tout en assurant une couverture totale dans un temps r_2 (contrainte 4.2) et une couverture minimale α dans un temps r_1 (contrainte 4.3) assurent et. Les contraintes de cohérence de la double couverture (4.4) et (4.5) assurent que le nombre de véhicules affectés à toutes les bases couvrant un point de demande i en r_1 doit être supérieur à 1 (respectivement 2) si i est couvert une (respectivement deux) fois dans un temps r_1 , mais aussi qu'un point de demande ne peut être couvert deux fois sans qu'il ne soit couvert une fois. Enfin, les contraintes de capacité (4.6) et (4.7) limitent le nombre total de véhicules et le nombre de véhicules par base à p et p_j respectivement. Une heuristique de recherche tabou (*tabu search*) a été utilisée pour obtenir des solutions du modèle de bonne qualité dans un temps de calcul acceptable.

5- Problème de Localisation avec Couverture Espérée Maximale ou *Maximum Expected Covering Location Problem (MEXCLP)* de (Daskin, 1983) :

$$\text{Max} \sum_{i \in V} \sum_{k=1}^p d_i (1-q) q^{k-1} y_{ik} \quad (5.1)$$

s.c.

$$\sum_{k=1}^p y_{ik} \leq \sum_{j \in W_i} x_j \quad (i \in V) \quad (5.2)$$

$$\sum_{j \in W} x_j \leq p \quad (5.3)$$

$$x_j \in N \quad (j \in W) \quad (5.4)$$

$$y_{ik} \in \{0,1\} \quad (i \in V, k = 1, \dots, p) \quad (5.5)$$

Les notations V , W , t_{ij} , W_i , d_i et p restent les mêmes que dans le MCLP. Les variables du modèle sont :

- x_j , des variables entières correspondant au nombre de véhicules affectés au site j .
- y_{ik} , les variables binaires valant 1 si le point de demande i est couvert par au moins k véhicules.

La fonction objectif (5.1) est construite comme suit : la probabilité qu'un véhicule soit disponible pour servir un point de demande i couvert par k véhicules est de $1-q^k$. La couverture espérée de ce point de demande correspond à $E_k=d_i(1-q^k)$ et la contribution marginale du $k^{\text{ième}}$ véhicule à cette valeur espérée est $E_k - E_{k-1} = d_i(1-q) q^{k-1}$. La fonction objectif cherche à maximiser la demande totale espérée en sommant la contribution marginale de tous les véhicules. La contrainte (5.2) couplée à la fonction objectif assure que si $y_{ik} = 1$ (respectivement $y_{ik} = 0$) alors $y_{ih} = 1$ (respectivement $y_{ih} = 0$) pour tout $h \leq k$. Ceci découle du fait que la fonction objectif est concave en k pour chaque point de demande i . (5.3) est la contrainte classique du respect de nombre maximal de véhicules utilisés. A noter que cette formulation permet de localiser plus d'un véhicule dans une base. Le modèle a été résolu par une heuristique de substitution (*single node substitution heuristic*). Cette heuristique localise initialement tous les véhicules dans la base qui couvre le mieux la demande et cherche ensuite à améliorer la couverture par simple énumération en changeant une seule localisation à la fois puis en évaluant l'amélioration/dégradation de la fonction objectif qui en résulte. Il ressort de la résolution du MEXCLP que la solution est fortement sensible à la valeur de q . Pour des petites valeurs de q (entre 0 et 0.0699) la solution en terme de demande couverte est équivalente à celle du MCLP classique. Pour des valeurs de q plus élevée ($q > 0.0699$), la solution optimale favorise la couverture multiple de la demande par rapport à la première couverture.

6- Problèmes de Localisation avec Disponibilité Maximale ou *Maximum Availability Location Problem (MALP 1 et MALP2) de (ReVelle and Hogan, 1989).*

MALP I considère, comme le MEXCLP, un même taux d'occupation des véhicules q pour tous les point de demande i . Le principe du modèle est d'assurer un niveau de couverture minimum α pour tous les points de demande. Pour cela, les auteurs calculent le nombre minimum de véhicules K qui satisfait la contrainte $1 - q^{N_i} \geq \alpha$ pour tous les point de demande ($i \in V$) avec N_i le nombre de véhicules qui couvrent le point i et $(1 - q^{N_i})$ la probabilité qu'au moins un véhicule couvrant i soit disponible. Linéarisée, cette contrainte s'écrit $N_i \geq K = \lceil \frac{\log(1-\alpha)}{\log(q)} \rceil$. Ils formulent ensuite MALP I comme suit :

MALP I :

$$\text{Max} \sum_{i \in V} d_i y_{ik} \quad (6.1)$$

s.c.

$$\sum_{k=1}^K y_{ik} \leq \sum_{j \in W_i} x_j \quad (i \in V) \quad (6.2)$$

$$y_{ik} \leq y_{i,k-1} \quad (i \in V, k = 2, \dots, \dots, K) \quad (6.3)$$

$$\sum_{j \in W} x_j = p \quad (6.4)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (j \in W) \quad (6.5)$$

$$y_{ik} \in \{0,1\} \quad (i \in V, k = 1, \dots, \dots, p) \quad (6.6)$$

Les notations V , W , t_{ij} , W_i , d_i , p et x_j restent les mêmes que dans le MCLP. Les variables du modèle sont y_{ik} , variables binaires valant 1 si le point de demande i est couvert par au moins k véhicule, 0 sinon. La fonction objectif (6.1) maximise la demande couverte par un nombre de véhicules K permettant d'assurer un niveau de couverture minimum α pour tous les points de demande. Comparé au MEXCLP, ce modèle ne permet pas la localisation de plus d'un véhicule par base (6.5). La contrainte de cohérence de la couverture multiple (6.3), qui assure qu'un point de demande ne peut être couvert par k véhicules s'il n'est pas déjà couvert par $k-1$ véhicules, a été introduite car la propriété de concavité de la fonction objectif observée dans le MEXCLP n'est plus assurée.

Le modèle MALP II a ensuite été développé afin de relaxer l'hypothèse d'un taux d'occupation des véhicules identique pour toutes les localisations. Il reprend une formulation similaire au MALP I en considérant pour chaque point de demande i un taux d'occupation des véhicules q_i et un nombre minimum de véhicules nécessaires K_i pour assurer une couverture minimum α . En outre, les variables x_j deviennent entières plutôt que binaires, ce qui permet l'affectation de plus d'un véhicule à une base.