HAL
open science

Déploiement des véhicules de secours et d'assistance aux victimes en tenant compte de l'optimisme du décideur

Oussama Ben-Ammar, Romain Guillaume, Caroline Thierry

To cite this version:

Oussama Ben-Ammar, Romain Guillaume, Caroline Thierry. Déploiement des véhicules de secours et d'assistance aux victimes en tenant compte de l'optimisme du décideur. 13ème Conférence Francophone de Modélisation, Optimisation et Simulation : Nouvelles avancées et défis pour des industries durables et avisées (MOSIM 2020), CNRS - GdR MACS, Nov 2020, Agadir (en ligne), Maroc. hal-03146740

HAL Id: hal-03146740

https://hal.science/hal-03146740v1

Submitted on 19 Feb 2021

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.

DÉPLOIEMENT DES VÉHICULES DE SECOURS ET D'ASSISTANCE AUX VICTIMES EN TENANT COMPTE DE L'OPTIMISME DU DÉCIDEUR

Oussama BEN-AMMAR[1], Romain GUILLAUME[2], Caroline THIERRY[2]
[1] Mines Saint-Étienne, Univ Clermont Auvergne, UMR-CNRS 6158 LIMOS
CMP Department of Manufacturing Sciences and Logistics
880 route de Mimet, F-13541 Gardanne, France
oussama.ben-ammar@emse.fr
[2] Universitée de Toulouse-IRIT 5 Alléees A. Machado 31058 Toulouse Cedex 1, France
romain.guillaume@irit.fr, thierry@univ-tlse2.fr

RÉSUMÉ : *Le problème d'affectation de véhicules de secours (VS) aux centres de secours (CS) de différentes villes est traité en vue d'améliorer la réponse opérationnelle d'un service départemental d'incendie et de secours (SDIS). Cette affectation se fait dans un contexte incertain car l'occurrence des accidents n'est pas connu précisément. Nous étudions donc un problème de redéploiement à moyen terme de VS à des CS avec une incertitude sur l'occurrence des accidents. Un modèle mathématique basé sur une approche de programmation à deux niveaux de décision est développé afin de proposer un plan de redéploiement qui minimise le temps nécessaire pour atteindre le lieu d'un accident. Pour permettre au décideur (DM) de mieux gérer les risques de sa décision, nous proposons un modèle basé sur le critère de Hurwicz, qui permet de prendre en compte conjointement la meilleure et la pire séquence d'occurrence des accidents. Le DM a ainsi à sa disposition un ensemble de solutions plus ou moins pessimistes quant à la séquence d'apparition des accidents. Nous illustrons notre méthode sur un exemple.*

MOTS-CLÉS : *Service médical d'urgence, déploiement des capacités, incertitude, critère de Hurwicz.*

1 INTRODUCTION

Les services d'urgence tels que les services d'incendie effectuent des interventions en utilisant des véhicules stationnés dans des emplacements déterminés. En France, dans chaque département il existe un service public appelé le SDIS. Il est composé d'une unité de lutte contre l'incendie (composée de professionnels et de volontaires, de personnels techniques et administratifs). Ses fonctions principales sont les opérations de secours, de préparation et de prévention. Le SDIS vise à prévenir tous les risques pour la sécurité civile, comme les accidents, les catastrophes et les risques naturels ; il prépare des mesures de sauvegarde et d'organisation des moyens de secours, organise souvent des campagnes de prévention et d'évaluation des risques de sécurité civile, lutte contre tout type d'incendie et propose également des aides d'urgence. Dans cet article, nous nous intéressons particulièrement au service médical d'urgence du SDIS.

Le SDIS est composé de centres de secours (CS) qui couvrent le département. Le département est divisé en secteurs qui sont couverts des CS avec une liste de priorités appelée «plan de déploiement» (DP). Le premier CS de chaque DP, appelé "premier centre d'appel", est normalement appelé pour couvrir le secteur. Le deuxième sur le DP, appelé "deuxième centre d'appel", est appelé lorsque le premier centre d'appel n'a pas assez de VS disponibles pour secourir l'accident et ainsi de suite jusqu'au dernier CS. Les DP sont construits automatiquement en fonction du temps nécessaire pour atteindre un secteur à partir d'un CS donné : le premier centre du DP est celui qui est le plus proche puis le deuxième centre qui est le deuxième le plus proche et ainsi de suite.

En cas de secours d'urgence aux personnes victimes d'accidents, l'objectif du SDIS est, pour 80 % des interventions, d'avoir un ensemble de CS pouvant intervenir entre 10 à 20 minutes (selon des zones prédéfinies). Dans ce contexte, nous cherchons à définir la capacité de chaque CS, autrement dit, le déploiement des véhicules de secours (VS) dans les CS en considérant que les séquences d'apparition des accidents sont incertaines. Pour déterminer ces capacités, le SDIS ne dispose que des données concernant les besoins simultanés en VS dans chaque CS qui dépendent du nombre d'accidents survenus simultanément dans les secteurs du même DP. Cette simultanéité est due à l'occurrence d'un ou plusieurs accidents nécessitant un ou plusieurs VS à un moment donné.

Dans le cas où seules les données concernant les besoins simultanés en VS sont disponibles, la prise en

compte de l'incertitude est obligatoire. Afin d'étudier cette incertitude, nous prenons en compte l'optimisme du décideur en utilisant le critère de Hurwicz qui considère à la fois la meilleure et la pire des séquences d'occurrence des accidents. Nous allons ainsi proposer une aide à la décision pour évaluer les performances du SDIS et diminuer les temps de réponse pour des besoins simultanés en VS.

Dans la littérature, plusieurs modèles ont été développés pour étudier les problèmes de planification des services d'aide médicale urgente (SAMU) pour optimiser l'emplacement de nouveaux établissements. Les lecteurs intéressés peuvent se référer à Bélanger et al. (2019), Li et al. (2019), Aboueljinane et al. (2013) et Hulshof et al. (2012).

Cependant, les objectifs principaux de la plupart de ces études ont été la minimisation du temps d'intervention, l'amélioration des soins et la réduction de la mortalité. Toregas et al. (1971), ReVelle and Swain (1970) et Carbone (1974) ont été parmi les premiers à étudier le Location Set Covering Problem (LSCP). L'objectif principal était de minimiser le nombre d'installations (centres) pour couvrir l'ensemble des points de demande. Après cela, le Maximal Covering Location Problem (MCLP) a été introduit par Church and ReVelle (1974) pour déterminer le nombre de ressources nécessaires pour maximiser le nombre de points de demande couverts par un nombre fixe et limité de ressources. Dans Akbari et al. (2018), les auteurs ont précisé que dans ces modèles, tous les établissements sont indépendants et considérés comme des centres de secours (c'est-à-dire qu'un établissement est un CS). Ils ont une capacité infinie, ou sont considérés comme une seule ressource (c'est-à-dire qu'une installation est un véhicule), et sont toujours considérés comme disponibles.

Dans ce travail préliminaire, nous ne fournissons pas une revue exhaustive de la littérature mais seulement un aperçu rapide des problèmes étudiés qui sont proches du notre. Pour tenir compte de la disponibilité des ressources, des modèles probabilistes ont été proposés pour déterminer le meilleur emplacement qui maximise, avec une probabilité donnée, la population couverte pouvant être satisfaite par une installation disponible. Ces modèles sont dérivés de plusieurs problèmes connus :

- le MCLP avec optimisation d'un ensemble de scénarios (Chow and Regan, 2011; Haight and Fried, 2007; Serra and Marianov, 1998; MacLellan and Martell, 1996), ou avec des incertitudes sur l'emplacement (Zhang et al., 2017), ou pour trouver un sous-ensemble d'installations qui maximise la couverture des demandes client tout en respectant une contrainte budgétaire sur le coût des installations (Cordeau et al., 2019).
- le Maximum Expected Covering Location Problem (MEXCLP) introduit par Daskin (1983) et largement étudié depuis (Bagherinejad and Shoeib, 2018; Vatsa and Jayaswal, 2016; Grannan et al., 2015; Dell'Olmo et al., 2014).
- le Maximum Availability Location Problem (MALP) proposé par ReVelle and Hogan (1989) et largement étudié depuis (Acuna et al., 2020; Boutilier and Chan, 2020; Abdul Ghani and Ahmad, 2017)

Ces modèles ont également été combinés avec des modèles de simulation afin d'évaluer et comparer les solutions optimales et approchées (McCormack and Coates, 2015). Il existe aussi des modèles basés sur la programmation stochastique avec des contraintes probabilistes qui visent à déterminer à la fois l'emplacement des installations (qui sont des sites de services de secours) et l'allocation de véhicules de secours à chaque site (Naoum-Sawaya and Elhedhli, 2013; Berman et al., 2010; Beraldi et al., 2004). Dans ces modèles, les auteurs supposent que la probabilité de disponibilité des véhicules dans les centres ou la probabilité de demande en véhicules aux points de demande est connue.

Récemment, l'aspect dynamique du problème a été intégré dans les modèles de localisation des SAMU pour tenir compte du redéploiement des capacités (Aringhieri et al., 2017). Ce problème de redéploiement consiste à déplacer les véhicules entre les centres pour faire face à la variation de la demande. Dans ce domaine, Aboueljinane et al. (2013) distingue trois niveaux de décision : long, moyen et court terme. Les décisions à long terme consistent à déterminer la région couverte, l'emplacement et la capacité des centres. Les décisions à moyen terme concernent les décisions de déploiement et l'affectation des véhicules et des ressources. Les décisions à court terme visent à déterminer les règles de répartition, la destination de l'hôpital ou la stratégie de redéploiement.

Dans cette étude préliminaire, nous nous concentrons sur les décisions à moyen terme et nous prenons en compte (1) l'ajustement du plan précédent de déploiement, et (2) l'évolution de la demande et des DP prédéfinis. Par conséquent, le problème étudié peut être considéré comme un problème de redéploiement spécifique et être situé entre le Capacitated Facility Location Problem (CFLP) et le Real Time Redeployment Problem (RTRP).

Les données disponibles auprès du SDIS concernant la demande sont le nombre de VS nécessaires simultanément SDACR35 (2010). De ce fait, nous mettons l'accent sur la prise en compte du DP sous incertitude d'arrivée des accidents au niveau du redéploiement des véhicules à moyen terme qui n'a pas encore été étudiée dans la littérature.

2 BESOIN SIMULTANÉ EN VÉHICULES

L'objectif principal d'un service de secours est d'atteindre le lieu de l'accident le plus rapidement possible. Dans un contexte sans contraintes de ressources, il y aurait suffisamment de véhicules dans chaque CS pour satisfaire la demande de tous les secteurs les plus proches. Dans notre cas, le nombre total de VS est fixe. Avec cette contrainte, les DP déterminent l'ordre des CS à contacter en cas d'accident. Le premier centre d'appel d'un DP est le CS le plus proche du lieu de l'accident. En raison de contraintes de ressources, il est possible que le premier centre d'appel ne soit pas disponible pour faire face à l'accident, c'est pourquoi le deuxième centre d'appel, qui est le deuxième CS le plus proche de l'accident, est appelé. Ce CS est le deuxième CS du DP pour le secteur où l'accident s'est produit. De la même manière, il y a le troisième, puis le quatrième CS du DP et ainsi de suite.

Dans cet article, les DP sont fixes et déterminés comme suit : si le temps moyen pour atteindre un secteur depuis CS1 est inférieur au temps moyen pour atteindre le même secteur depuis CS2, alors CS2 succède à CS1 dans le DP de ce secteur. De plus, le besoin en VS dans chaque CS dépend du nombre d'accidents qui se produisent simultanément dans les secteurs qui ont le même DP. Cette simultanéité des besoins est due à la l'occurrence d'un ou plusieurs accidents nécessitant un ou plusieurs VS à un même instant. Dans notre cas, nous n'avons pas d'information sur chaque accident mais uniquement les besoins simultanés. Cette simultanéité ne définit pas entièrement la l'occurrence des accidents. Ainsi, il existe un ensemble d'occurrences d'accidents, noté $\mathcal{S}$, pour un besoin simultané donné. Cette simultanéité impacte les performances du SDIS en terme de temps attendu pour atteindre les lieux des accidents comme le montre l'exemple suivant (eg. 2.1).

Exemple 2.1 *Dans cet exemple, le total des besoins simultanés en VS est égal à* 6*. Seules 2 séquences d'occurrences sont prises en compte (voir figure 1). Nous supposons que* 4 *accidents se sont produits et chacun requiert* 1 *ou* 2 *VS. En d'autres termes,* 6 *VS sont nécessaires simultanément pour secourir les victimes des accidents.*

Pour ces cas, deux accidents (1 Acc et 2 Acc) se sont produits dans le même secteur dont le plan de déploiement est DP a. Ils nécessitent respectivement 2 et 1 VS. Un troisième accident nécessite 2 VS et s'est produit dans un autre secteur dont le plan de déploiement est DP b. Un quatrième accident nécessite 1 VS et s'est produit dans un secteur dont le plan de répartition est DP c.

Ainsi, la simultanéité des besoins des DP a, b et c est respectivement de 3, 2 et 1. Néanmoins, les séquences d'occurrences de ces accidents avec les mêmes besoins simultanés sont différentes. De plus, compte tenu des DP, ces séquences conduisent à différentes affectations aux CS, comme illustré ci-dessous (voir figure 1). Soient les DP suivants qui définissent la

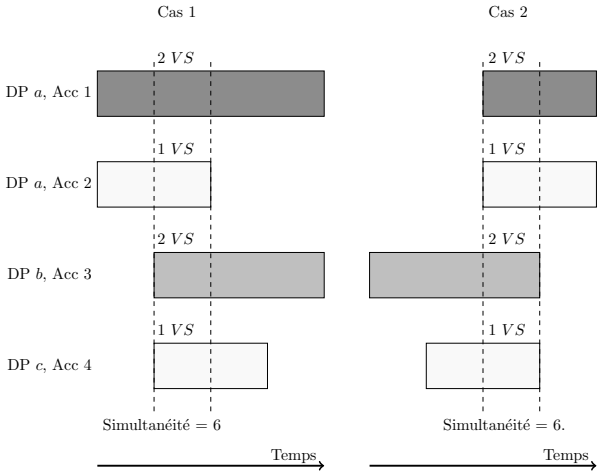

FIGURE 1 – Simultanéité de 6

priorité des différents CS en tant que centres d'appel pour les différents secteurs (chaque DP est associé à un secteur) :

- $a = (CS1; CS2; CS3)$
- $b = (CS2; CS3; CS1)$
- $c = (CS3; CS2; CS1)$

Soient aussi, les temps moyens (en minutes) nécessaires pour qu'un VS d'un CS donné atteigne le lieu de l'accident :

- $(CS1, a)$ =4 ; $(CS1, b)$=10 ; $(CS1, c)$=9
- $(CS2, a)$ =6 ; $(CS2, b)$=3 ; $(CS2, c)$=6
- $(CS3, a)$ =12 ; $(CS3, b)$=5 ; $(CS3, c)$=2

Initialement, 2 *VS sont situés dans* $CS1$, 1 *VS dans* $CS2$ *et* 3 *VS dans* $CS3$.

Deux exemples d'occurrences d'accidents avec la même simultanéité sont considérés (voir figure 2).

- *Cas 1 : la séquence des occurrences d'accidents est Acc 1, Acc 2 puis Acc 3 et Acc 4.*
- *Cas 2 : la séquence est Acc 3, Acc 4 puis Acc 1 et Acc 2.*

En utilisant les DP, la séquence 1 *donne les résultats suivants (voir le cas 1, figure 2) :*

- 2 *accidents correspondant aux DP a et c sont secourus par le premier centre d'appel, CS1 et CS3, respectivement avec 2 et 1 VS respectivement,*
- 2 *accidents correspondant aux DP a et b sont secourus par le deuxième centre d'appel, CS2 et CS3, respectivement, avec 1 et 2 VS respectivement.*

La séquence 2 (voir le cas 2, figure 2) donne le résultat suivant :

— 3 *accidents correspondant aux DP* a, b *et* c *sont secourus par le premier centre d'appel, CS1, CS2 et CS3, respectivement, avec respectivement 2, 1 et 1 VS,*
— 1 *accident correspondant à DP* b *est secourus par le deuxième centre d'appel (CS3) avec 1 VS,*
— 1 *accident correspondant à DP* a *est secourus par le troisième centre d'appel (CS3) avec 1 VS.*

Les temps prévus pour atteindre les accidents sont :
— $(4 \times 2 + 6 + 5 \times 2 + 5)/6 \approx 4,34$ *min pour la séquence 1*
— $(4 \times 2 + 3 + 12 + 5 + 2)/6 = 5$ *min pour la séquence 2.*

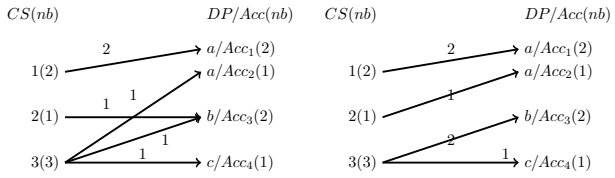

FIGURE 2 – Affectation des VS aux DP

Remarque 1 *Le nombre de VS de CS* i *alloués à DP* π *(notés* $h_{i,\pi}$*) est lié à la séquence d'occurrence des accidents. Dans l'exemple (voir figure 2), la séquence 1 conduit à la solution* $h_{CS1,a} = 2$, $h_{CS2,a} = 1$, $h_{CS3,b} = 2$, $h_{CS3,c} = 1$ *et la solution correspondant à la séquence 2 est* $h_{CS1,a} = 2$, $h_{CS3,a} = 1$, $h_{CS2,b} = 1$, $h_{CS3,b} = 1$, $h_{CS3,c} = 1$. *Dans la section suivante, nous distinguerons le nombre de VS de CS* i *alloués à DP* π *pour les séquences du meilleur et du pire des cas.*

Dans la section suivante, nous présentons notre approche d'optimisation à deux niveaux basée sur les besoins simultanés incertains en VS et l'optimisme du décideur.

3 Redéploiement des capacités en tenant compte de l'optimisme du DM

Notre problème peut être exprimé comme un problème de programmation linéaire à deux niveaux de décision. Le redéploiement des capacités est déterminé lors du premier niveau de décision (avant que la séquence de l'accident ne soit connue), et les affectation des VS aux accidents lors du second (en utilisant la logique DP).

Soit $\mathbb{C}$ l'ensemble des CS, $\text{card}(\mathbb{C}) = c$ et Π l'ensemble des DP. Chaque DP est noté $\pi = (\pi(1), \pi(2), \cdots)$ où $\pi(1)$ est le premier CS à être appelé (niveau 1), $\pi(2)$ le deuxième CS à appeler (niveau 2) si le premier n'a pas de VS disponible, et ainsi de suite. Pour simplifier la notation, nous utilisons $i \succ_\pi j$ lorsque $\pi(a) = i$ et $\pi(a+1) = j$. Pour $i \in \mathbb{C}$ et $\pi \in \Pi$, les données du problème sont :

— $t_{i,\pi}$: le temps nécessaire à un VS de CS i pour atteindre le lieu de l'accident. Si CS i est le premier centre appelé, $t_{i,\pi} = t_{\pi(1),\pi}$,
— D_π : le nombre de VS requis simultanément pour DP π,
— K_i^{init} : le nombre initial de VS d'un CS i,
— K_i^{max} : le nombre maximal de VS que l'on peut affecter à CS i,
— $T_{i,j}^{max}$: le nombre maximal de transfert de VS du CS i à un CS j, $\forall i, j \in \mathbb{C}$,
— T_i^{RC} : le nombre maximal de VS transférables pour un CS i.

Les variables de décision sont des entiers positifs :
— K_i : le nombre de VS affectés au CS i,
— $T_{i,j}$: le nombre de VS transférés de CS i à CS j,
— $h_{i,\pi}^b$: le nombre de VS de CS i alloués au DP π pour la meilleure séquence d'accidents,
— $h_{i,\pi}^w$: le nombre de VS de CS i alloués au DP π pour la pire séquence d'accidents,
— $x_{i,\pi}$: une variable binaire telle que $x_{i,\pi} = 1$ si $h_{i,\pi}^w > 0$.

Sans perte de généralité, nous considérons que le besoin simultané est égal au nombre total de VS sur le secteur considéré. Par conséquent, tous les VS sont utilisés. La formulation mathématique du problème de redéploiement en prenant en compte l'incertitude sur les séquences d'accident est :

$$\min_{\mathbf{K},\mathbf{T}} \quad \alpha \min_{\mathbf{h^b}} \sum_{\pi \in \Pi, i \in \mathbb{C}} t_{i,\pi} h_{i,\pi}^b + (1-\alpha) \max_{\mathbf{h^w}} \sum_{\pi \in \Pi, i \in \mathbb{C}} t_{i,\pi} h_{i,\pi}^w \tag{1}$$

s.t.

$$1.(a) \quad \sum_{i \in \mathbb{C}} K_i = \sum_{i \in \mathbb{C}} K_i^{init}$$

$$1.(b) \quad K_i^{init} + \sum_{j \in \{\mathbb{C}: j \neq i\}} T_{j,i} = K_i, \forall i \in \mathbb{C}$$

$$1.(c) \quad T_{j,i} \leq T_{j,i}^{max}, \forall i, j \in \mathbb{C} : i \neq j$$

$$1.(d) \quad \sum_{j \in \{\mathbb{C}: j \neq i\}} T_{i,j} \leq T_i^{RC}, \forall i \in \mathbb{C}$$

$$1.(e) \quad T_{i,j} = -T_{j,i}, \forall i, j \in \mathbb{C},$$

$$1.(f) \quad K_i^{min} \leq K_i \leq K_i^{max}, \forall i \in \mathbb{C}$$

$$1.(g) \quad \sum_{i \in \mathbb{C}} h_{i,\pi}^b = D_\pi, \forall \pi \in \Pi$$

$$1.(h) \quad \sum_{\pi \in \Pi} h_{i,\pi}^b = K_i, \forall i \in \mathbb{C}$$

$$1.(i) \quad \sum_{i \in \mathbb{C}} h_{i,\pi}^w = D_\pi, \forall \pi \in \Pi$$

$$1.(j) \quad \sum_{\pi \in \Pi} h_{i,\pi}^w = K_i, \forall i \in \mathbb{C}$$

$$1.(k) \quad h_{i,\pi}^w \leq x_{i,\pi} K_i, \forall \pi \in \Pi, \forall i \in \mathbb{C}$$

$$1.(l) \quad x_{i,\pi} + x_{j,\pi'} \leq 1, \forall (i, j, \pi, \pi') \in \mathbb{W}$$

$$1.(m) \quad K_i, T_{j,i} \in \mathbb{N}, x_{i,\pi} \in \{0, 1\}, \forall i, j \in \mathbb{C}, \pi \in \Pi$$

Les contraintes 1.(a) à 1.(f) sont des contraintes sur les variables de décision du premier niveau. Plus précisément, la contrainte 1.(a) signifie que le nombre

de VS est constant. Les contraintes 1.(b) signifient que la nouvelle affectation de capacité est égale à la somme de la capacité initiale et des VS transférés. Les contraintes 1.(c) définissent le nombre maximal de VS transférables entre deux CS. Les contraintes 1.(d) expriment le nombre maximal de VS qui pourraient être transférés d'un CS. Les contraintes 1.(e) expriment le lien entre le nombre de VS transférés de CS i à CS j et le nombre de VS transférés de CS j à CS i. Les contraintes 1.(f) expriment la contrainte de capacité pour chaque CS.

Le deuxième niveau est composé de deux problèmes. Le premier s'intéresse à l'affectation des VS aux accidents dans le cas où la séquence d'accidents est la plus favorable en terme de temps de secours (contraintes 1.(g) et 1.(h) sur le modèle). Le second se concentre sur l'affectation des VS aux accidents pour la séquence d'accidents la plus défavorable (contraintes 1.(i)-(l) sur le modèle).

Les contraintes 1.(h) et 1.(j) expriment qu'il impossible pour un CS de secourir plus d'accidents que sa capacité.

Ces deux types de contraintes définissent un problème de transport dans lequel $h^b_{i,\pi}$ (resp. $H^w_{i,\pi}$) est le flux de transport en VS vers DP pour la meilleure (resp. la pire) séquence d'accidents.

Les contraintes 1.(k) et 1.(m) où $\mathbb{W} = \{(i, j, \pi, \pi') : \pi, \pi' \in \Pi, i, j \in \mathbb{C} : \pi \neq \pi', i \succ_\pi j, j \succ_{\pi'} i\}$ garantissent que le plan de transport qui concerne la pire séquence d'accidents satisfait la logique DP. Ces contraintes peuvent être omises pour le problème de minimisation qui considère la meilleure séquence car elles sont nécessairement satisfaites.

4 Illustration avec un exemple

Ici, nous illustrons la méthode sur une zone d'un département tel que *la Haute Garonne* (France). Nous considérons 7 CS et 14 DP. Les capacités initiales, maximales et minimales des CS sont :
$K^{init} = (18, 17, 17, 9, 16, 20, 11)$
$K^{max} = (20, 20, 20, 10, 18, 20, 13)$
$K^{min} = (15, 15, 15, 5, 13, 15, 8)$
Les besoins simultanés sont : $D_\pi = (7, 11, 13, 5, 10, 9, 8, 7, 6, 5, 5, 5, 10, 7)$, et les transferts maximaux pour les CS sont : $T^{CS} = (5, 4, 3, 5, 4, 5, 5)$. Les quantités maximales transférées et les temps sont donnés dans les tableaux (1-2) :

La méthode proposée permet au décideur d'estimer les performances du redéploiement pour la meilleure séquence et la pire. Pour choisir un plan de redéploiement, le décideur calcule un ensemble de solutions optimales avec une plus ou moins forte importance sur les pires/meilleures séquences (en utilisant le paramètre α). Le tableau 3 résume les différents résultats en fonction de $\alpha \in \{0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1\}$. Le temps moyen d'arrivée sur le lieu de l'accident pour la meilleure séquence est indiquée dans la colonne Opt, et le temps moyen d'arriver sur le lieu pour la pire séquence est présenté dans la colonne Pes. Tout d'abord, nous pouvons remarquer que les temps prévus pour la meilleure et la pire séquence sont différents. De plus, on ne peut pas optimiser les deux temps attendus car lorsque l'un diminue l'autre augmente. Néanmoins, dans cet exemple, nous n'avons que trois solutions optimales différentes en fonction des paramètres α. Une pour le DM optimiste ($\alpha \in [0.8, 1]$), une pour le DM pessimiste ($\alpha \in [0, 0.3]$) et une autre pour le cas où $\alpha \in [0.4, 0.7]$. On peut voir que (i) si nous optimisons Opt, la meilleure solution correspond au DM optimiste, (ii) si nous optimisons Pes, la meilleure solution est donnée pour un DM pessimiste, et (iii) $CS1$, $CS4$ et $CS6$ sont indépendants du niveau de pessimisme du DM. En revanche, $CS2$ et $CS3$ ont des variations de 3 VS (tableau 4). Nous pouvons voir que la solution, pour $\alpha \in [0.4, 0.7]$, est un bon compromis car elle est juste 1 seconde pire que

T	$CS1$	$CS2$	$CS3$	$CS4$	$CS5$	$CS6$	$CS7$
$CS1$	0	4	4	2	3	3	3
$CS2$	2	0	2	3	3	1	4
$CS3$	2	1	0	2	1	3	1
$CS4$	3	3	0	0	4	4	0
$CS4$	1	4	3	4	0	2	2
$CS6$	0	0	4	3	0	0	0
$CS7$	3	1	1	4	4	3	0

Tableau 1 – La quantité maximale transférable

π \ CS	1	2	3	4	5	6	7
1	19	15	5	13	3	6	8
2	5	13	18	10	21	16	25
3	14	19	12	8	5	1	6
4	6	5	7	3	12	15	19
5	6	17	5	12	8	9	22
6	18	19	7	3	1	15	11
7	24	20	8	15	12	4	1
8	8	18	14	3	10	19	11
9	5	14	17	15	8	10	1
10	11	19	5	22	16	7	26
11	12	7	23	18	14	4	8
12	3	17	12	19	9	8	6
13	6	5	20	18	11	14	13
14	4	10	8	9	14	17	13

Tableau 2 – Le temps d'arrivée sur un lieu d'accident

α	Opt	Pes
$[0.8, 2]$	3min25s	8min35s
$[0.4, 0.7]$	3min28s	8min22s
$[0, 0.3]$	3min31s	8min21s

Tableau 3 – Intervalle des temps moyen possible d'arriver sur le cite des accidents

	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6	K_7
Initial	18	17	17	9	16	20	11
α	K_1	K_2	K_3	K_4	K_5	K_6	K_7
$[0, 0.2]$	19	15	18	9	16	19	12
$[0.3, 0.6]$	19	17	15	9	17	19	12
$[0.7, 1]$	19	18	15	9	17	19	11

Tableau 4 – Ensemble de solutions proposé aux décideurs

la solution optimale pessimiste ($\alpha = 1$) et seulement 3 secondes pire que la solution optimale ($\alpha = 0$). De plus l'approche proposée permet au DM de prendre en compte d'autres aspects de la solution comme par exemple les préférences stratégiques et politiques qui, dans un contexte de redéploiement, jouent un rôle important dans l'acceptation d'une solution proposée.

5 Conclusion

Dans ce travail préliminaire, nous avons traité le problème de réaffectation des VS aux CS en fonction de la simultanéité des besoins des VS en tenant compte de l'incertitude sur les séquences d'accident. Le problème étudié est un problème de redéploiement spécifique qui peut être situé entre le problème de localisation de l'installation de couverture et le problème de redéploiement en temps réel. Néanmoins, l'objectif est différent lorsque nous introduisons la notion de DP et la simultanéité des besoins qui n'ont pas été souvent étudiées dans la littérature. Sur la base du critère de Hurwicz, nous proposons une approche d'optimisation à deux niveaux pour faire face à l'incertitude due au besoins simultanés en VS. Dans les travaux futurs, même si le temps de secours est le critère le plus important, nous souhaitons étudier une optimisation multicritères pour prendre en compte le coût de transfert de capacité. Une autre perspective est de coupler la possibilité de modifier le DP avec le redéploiement des capacités puisque le DP impacte la charge de chaque CS. En d'autres termes, nous pourrions changer moins la capacité des CS par rapport à l'affectation initiale en transférant la charge des CS avec une modification des DP.

Références

Abdul Ghani, N. and Ahmad, N. (2017). Analysis of mclp, q-malp, and mq-malp with travel time uncertainty using monte carlo simulation. *Journal of Computational Engineering*, 2017.

Aboueljinane, L., Sahin, E., and Jemai, Z. (2013). A review on simulation models applied to emergency medical service operations. *Computers & Industrial Engineering*, 66(4) :734–750.

Acuna, J. A., Zayas-Castro, J. L., and Charkhgard, H. (2020). Ambulance allocation optimization model for the overcrowding problem in us emergency departments : A case study in florida. *Socio-Economic Planning Sciences*, 71 :100747.

Akbari, A., Eiselt, H. A., and Pelot, R. (2018). A maritime search and rescue location analysis considering multiple criteria, with simulated demand. *INFOR : Information Systems and Operational Research*, 56(1) :92–114.

Aringhieri, R., Bruni, M. E., Khodaparasti, S., and van Essen, J. (2017). Emergency medical services and beyond : Addressing new challenges through a wide literature review. *Computers & Operations Research*, 78 :349–368.

Bagherinejad, J. and Shoeib, M. (2018). Dynamic capacitated maximal covering location problem by considering dynamic capacity. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 9(2) :249–264.

Bélanger, V., Ruiz, A., and Soriano, P. (2019). Recent optimization models and trends in location, relocation, and dispatching of emergency medical vehicles. *European Journal of Operational Research*, 272(1) :1–23.

Beraldi, P., Bruni, M. E., and Conforti, D. (2004). Designing robust emergency medical service via stochastic programming. *European Journal of Operational Research*, 158(1) :183–193.

Berman, O., Drezner, Z., and Krass, D. (2010). Generalized coverage : New developments in covering location models. *Computers & Operations Research*, 37(10) :1675–1687.

Boutilier, J. J. and Chan, T. C. (2020). Ambulance emergency response optimization in developing countries. *Operations Research*.

Carbone, R. (1974). Public facilities location under stochastic demand. *INFOR : Information Systems and Operational Research*, 12(3) :261–270.

Chow, J. Y. and Regan, A. C. (2011). Resource location and relocation models with rolling horizon forecasting for wildland fire planning. *INFOR : Information Systems and Operational Research*, 49(1) :31–43.

Church, R. and ReVelle, C. (1974). The maximal covering location problem. *Papers in regional science*, 32(1) :101–118.

Cordeau, J.-F., Furini, F., and Ljubić, I. (2019). Benders decomposition for very large scale partial set covering and maximal covering location problems. *European Journal of Operational Research*, 275(3) :882–896.

Daskin, M. S. (1983). A maximum expected covering location model : formulation, properties and heuristic solution. *Transportation Science*, 17(1) :48–70.

Dell'Olmo, P., Ricciardi, N., and Sgalambro, A. (2014). A multiperiod maximal covering location model for the optimal location of intersection safety cameras on an urban traffic network. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 108 :106–117.

Grannan, B. C., Bastian, N. D., and McLay, L. A. (2015). A maximum expected covering problem for locating and dispatching two classes of military medical evacuation air assets. *Optimization Letters*, 9(8) :1511–1531.

Haight, R. G. and Fried, J. S. (2007). Deploying wildland fire suppression resources with a scenario-based standard response model. *INFOR : Information Systems and Operational Research*, 45(1) :31–39.

Hulshof, P. J., Kortbeek, N., Boucherie, R. J., Hans, E. W., and Bakker, P. J. (2012). Taxonomic classification of planning decisions in health care : a structured review of the state of the art in or/ms. *Health systems*, 1(2) :129.

Li, M., Vanberkel, P., and Carter, A. J. (2019). A review on ambulance offload delay literature. *Health care management science*, 22(4) :658–675.

MacLellan, J. I. and Martell, D. L. (1996). Basing airtankers for forest fire control in ontario. *Operations Research*, 44(5) :677–686.

McCormack, R. and Coates, G. (2015). A simulation model to enable the optimization of ambulance fleet allocation and base station location for increased patient survival. *European Journal of Operational Research*, 247(1) :294–309.

Naoum-Sawaya, J. and Elhedhli, S. (2013). A stochastic optimization model for real-time ambulance redeployment. *Computers & Operations Research*, 40(8) :1972–1978.

ReVelle, C. and Hogan, K. (1989). The maximum availability location problem. *Transportation Science*, 23(3) :192–200.

ReVelle, C. S. and Swain, R. W. (1970). Central facilities location. *Geographical analysis*, 2(1) :30–42.

SDACR35 (2010). Schéma départemental d'analyse et de couverture. Technical report, SDIS35.

Serra, D. and Marianov, V. (1998). The p-median problem in a changing network : the case of barcelona. *Location Science*, 6(1-4) :383–394.

Toregas, C., Swain, R., ReVelle, C., and Bergman, L. (1971). The location of emergency service facilities. *Operations research*, 19(6) :1363–1373.

Vatsa, A. K. and Jayaswal, S. (2016). A new formulation and benders decomposition for the multi-period maximal covering facility location problem with server uncertainty. *European Journal of Operational Research*, 251(2) :404–418.

Zhang, B., Peng, J., and Li, S. (2017). Covering location problem of emergency service facilities in an uncertain environment. *Applied Mathematical Modelling*, 51 :429–447.