

Vers une planification multicritère dans le cadre de missions de recherche et sauvetage terrestres

Irène Abi-Zeid¹, Michael Morin², Thanh Tung Nguyen²

¹Département Opérations et Système de Décision

²Département Informatique et Génie Logiciel

Université Laval, Québec, Canada

Résumé

Les opérations de recherche et sauvetage nécessitent l'allocation efficace des ressources disponibles dans le but de retrouver un objet de recherche en situation critique (*e.g.*, les survivants d'un incident aéronautique). L'état d'avancement des travaux sur une méthode de planification multicritère des opérations de recherches en milieu terrestre utilisant des outils de système d'informations géographiques, des méthodes de discrétisations par graphes de visibilité et d'accessibilité, des métaheuristiques ainsi que la théorie de la recherche est présentée.

Abstract

Search and Rescue operations involve the efficient allocation of available resources in order to locate a lost search object caught in a critical situation (*e.g.*, the survivors of an aeronautical incident). In this paper, we describe our work in progress for developing a multi-criteria inland search operations planning method. The method uses geographic information system tools, visibility and accessibility graphs discretization, metaheuristics and search theory.

Mots clés : Recherche et sauvetage, graphe de visibilité, colonie de fourmis, théorie de la recherche, optimisation multicritère, système d'information géographique.

Keywords: Search and rescue, visibility graph, ant colony, search theory, multi-criteria optimization, geographic information system.

Introduction

Au Canada, les opérations de recherche et sauvetage (*Search and Rescue* - SAR) relèvent d'une mission humanitaire prioritaire. Lorsqu'un cas de détresse survient, tel qu'une personne portée disparue, des opérations de SAR sont déclenchées pour la localiser le plus rapidement possible. Ces opérations, qui s'étendent sur plusieurs jours, voire même plusieurs semaines, nécessitent une planification et une coordination de plusieurs ressources de recherche dans un contexte où le temps est critique car des vies sont en danger. Ces opérations sont planifiées par des *coordonnateurs de recherche* qui ont à gérer plusieurs équipes de recherche et à planifier les trajectoires que suivront ces équipes

ainsi que les régions qu'elles exploreront. Il s'agit d'un problème d'allocation des ressources pour localiser un objet dont on ignore la position exacte. La difficulté du problème réside dans la conception de « bons » plans de recherche et dans le choix du plan spécifique qui sera appliqué.

Il existe plusieurs variantes de ce problème de recherche selon les caractéristiques de la situation en milieu pratique ([1], [2]). Par exemple, il peut y avoir un ou plusieurs objets de recherche, l'objet de recherche peut être stationnaire ou mobile, il peut être coopératif (il agit pour se faire détecter), évitant (il agit pour éviter d'être détecté) ou neutre (il n'agit pas; c'est le cas d'une recherche unilatérale). On peut être en présence d'un problème de poursuite où l'on doit trouver l'objet puis le suivre, ou encore d'un problème de détection où les recherches s'arrêtent dès que l'objet est trouvé. De même, l'objet pourrait expirer (*e.g.*, le décès des survivants), on pourrait avoir à deviner sa position à la fin de l'opération de recherche ou le modèle pourrait tenir compte des fausses alarmes des capteurs et des fausses cibles. On peut aussi introduire de l'incertitude sur les capacités de détection. Les chercheurs peuvent être homogènes ou hétérogènes, l'effort de recherche peut être continu ou discret. Dans le cas continu, il s'agit d'un problème où l'effort est considéré infiniment divisible, et le plus souvent sans contrainte de contiguïté spatiale sur la façon dont il est alloué. Cette hypothèse est réaliste pour les recherches effectuées dans un contexte où la vitesse de l'objet recherché est largement inférieure à celle du chercheur (comme par exemple, dans le cas d'une recherche par avion d'un objet dérivant sur l'eau). Dans le cas discret, on parle habituellement d'un problème de chemin optimal (*Optimal searcher path* - OSP) où l'effort est indivisible [3]. Dans ce type de problème, le mouvement des chercheurs peut être contraint ou non avec ou sans la prise en compte d'un coût supplémentaire relié à leurs déplacements. Une situation intermédiaire survient lorsqu'il s'agit de plusieurs unités de recherche (cas discret) dont l'effort individuel est infiniment divisible (cas continu) [3].

Le problème d'allocation de l'effort de recherche dans ses diverses formes a été traité par la théorie de la recherche classique [2]. Dans tous les cas, il s'agit d'approches monocritères basées sur la maximisation d'une probabilité, le plus souvent la probabilité cumulative globale de succès (COS). Cette dernière est fonction d'une distribution de probabilité sur la position de l'objet, d'un modèle de détection et des ressources disponibles. Dans toutes les formulations ci-dessus, on suppose que les ressources de recherche explorent l'endroit où elles se trouvent. Plus récemment, des techniques de l'intelligence artificielle en informatique ont été appliquées, notamment pour la planification des trajectoires de véhicules autonomes dont l'objectif est souvent la minimisation d'un coût global. Toutefois, il s'agit de problèmes où la détection est certaine et où il n'y a pas d'incertitudes sur la destination finale du véhicule.

Afin de rendre le problème plus représentatif des réalités des opérations de SAR sur le terrain, nous avons proposé un nouveau modèle qui généralise la formulation classique de l'OSP en permettant aux ressources de recherche d'explorer des régions visibles à partir de l'endroit où elles se trouvent. Nous avons ainsi étendu le problème classique de l'OSP à un problème de *Optimal Searcher Path with Visibility* (OSPV) [5]. Plus précisément, nous avons traité un problème de détection dans un contexte défini par la présence d'un objet de recherche neutre et mobile qui n'expire pas, d'une unité de recherche indivisible

dont le déplacement et la visibilité sont contraints par l'environnement et par ses capacités de détection (*e.g.*, le terrain, les obstacles, les capteurs). Nous supposons que la détection est incertaine, c'est-à-dire que la probabilité de détecter un objet qui se trouve à l'endroit exploré n'est pas égale à 1 et ce, dans un environnement sans fausses alarmes ni fausses cibles.

L'étape subséquente logique dans notre projet fut de passer à un contexte multicritère dans lequel nous considérons, en plus de la probabilité de succès classique (COS), des critères importants dans un contexte opérationnel. Nous avons donc développé un modèle qui intègre, en plus du critère du COS, un critère relié au risque qu'encourt une unité de recherche en fonction du terrain ainsi qu'un critère relié à la complexité du plan de recherche proposé [5]. Bien qu'il existe dans la littérature des travaux sur la planification multicritère de chemins [6], notre travail est le premier à permettre la construction de plans de recherche tenant compte de plusieurs critères dans un contexte où il y a des incertitudes sur la localisation de l'objet et sur sa détectabilité. Pour ce faire, nous avons élaboré une démarche de résolution en trois étapes qui combine des outils géomatiques, des méta-heuristiques et l'aide à la décision multicritère. Cette démarche, en cours de développement, est brièvement décrite dans ce qui suit.

Démarche en trois étapes

Étape 1 – Traitement des informations géographiques du terrain

La première étape de notre démarche de résolution consiste à discrétiser le terrain de l'environnement de recherche continu. Un traitement des données spatiales de cet environnement est donc nécessaire afin de créer des structures abstraites le représentant. En particulier, nous nous intéressons à la visibilité et l'accessibilité mutuelles entre différents points sur le terrain. Notre objectif est de représenter l'environnement par un graphe non-dirigé d'accessibilité où une arête entre deux nœuds indique que les deux positions sont adjacentes. L'existence d'un chemin entre deux nœuds signifie qu'ils sont mutuellement accessibles. De plus, nous construisons un graphe non dirigé de visibilité où une arête entre deux nœuds implique qu'ils sont mutuellement visibles, c'est-à-dire qu'il n'y a pas d'obstacle à la visibilité et qu'ils sont à une distance moindre qu'une distance de visibilité maximale en fonction par exemple, de la visibilité météorologique, de la capacité des capteurs utilisés, etc. Pour ce faire, nous utilisons un système d'information géographique (SIG), en l'occurrence ARCGIS de la compagnie ESRI, lequel nous a permis de créer des graphes de visibilité et des graphes d'accessibilité sur l'environnement de recherche. Ces graphes sont construits sur la base de différents critères géographiques reliés à la topographie du terrain. L'outil *Viewshed Analysis* permet d'obtenir le graphe de visibilité. Le graphe d'accessibilité est construit à partir des chemins navigables.

Nous commençons par superposer une grille uniforme de cellules carrées sur le terrain. Le centre de chaque cellule correspond à un nœud potentiel des graphes d'accessibilité et de visibilité. Ce principe est illustré sur un environnement fictif aux figures 1 à 3 (tirées de [5]). Le graphe d'accessibilité montre par exemple qu'il n'y a pas d'accès direct entre E et I à cause de la rivière qui les sépare. Par ailleurs, un pont permet de relier

directement F et J. Sur la figure 3, on voit que C et D ne sont pas visibles des autres nœuds à cause de l'obstacle créé par les arbres.

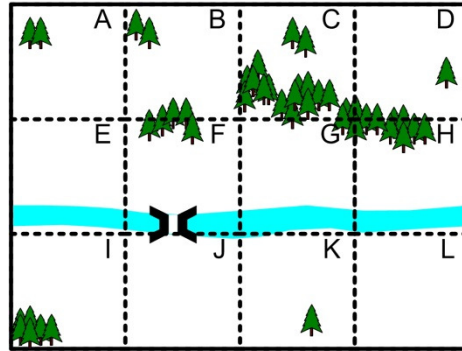


Figure 1 : Grille uniforme dans un environnement fictif

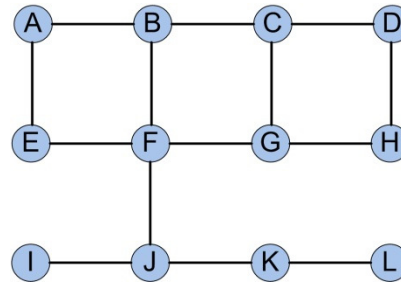


Figure 2 : Graphe d'accessibilité

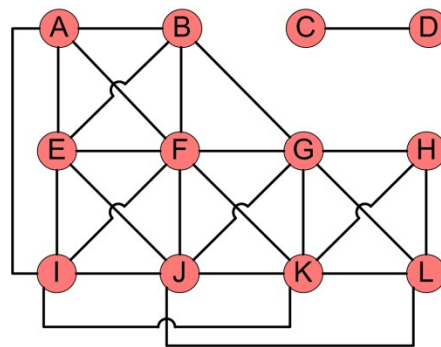


Figure 3 : Graphe de visibilité

En réalité, le problème de discrétisation d'un terrain est complexe dû à la superficie d'un environnement de recherche et à ses caractéristiques topographiques, hydrographiques, sa végétation, etc. Le modèle discret retenu est un compromis entre la granularité de la grille et la taille des graphes. Il est souhaitable d'avoir une résolution fine, tout en maintenant un nombre raisonnable de nœuds et d'arêtes. Le premier traitement dans le SIG consiste à superposer une grille uniforme sur une carte matricielle contenant un modèle d'élévation du terrain (*Digital Elevation Model*), tel qu'illustré sur la figure 4 (tirée de [5]) où les

régions plus foncées correspondent à une élévation plus importante. Cette figure représente la topographie de la forêt Montmorency près de la ville de Québec; les points correspondent au centre des cellules de la grille superposée. La largeur des cellules est de 500 m et la superficie de la forêt est autour de 66 km².

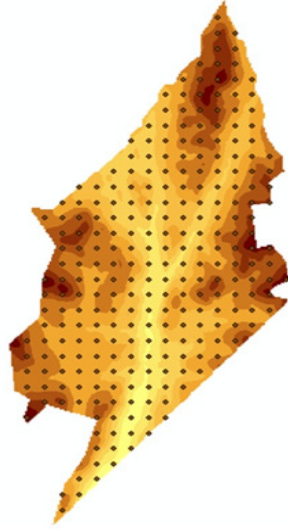


Figure 4 : Grille uniforme sur une carte topographique de la forêt Montmorency (Québec)

Afin d'obtenir le graphe d'accessibilité, nous superposons la couche de chemins (figure 5) et identifions les cellules appartenant aux chemins à l'aide de la fonction *Near* de l'*Analysis Toolbox* dans ARCGIS. Ces cellules, lesquelles se trouvent sur des chemins praticables, constitueront les nœuds du graphe d'accessibilité où se déplaceront les unités de recherche. Une arête relie deux nœuds s'ils représentent des cellules voisines selon les axes horizontal et vertical (figure 6). Les cellules ne se trouvant pas sur un chemin n'entreront pas dans la construction du graphe d'accessibilité, par ailleurs, elles pourraient se retrouver comme nœuds dans le graphe de visibilité.

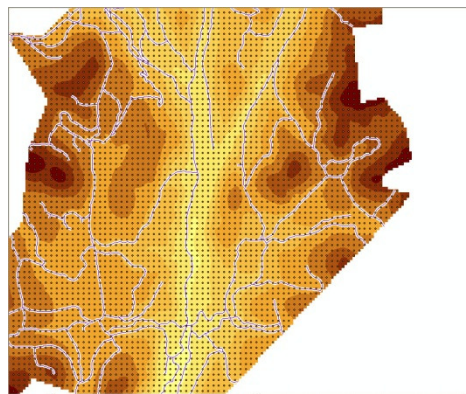


Figure 5 : Les chemins superposés sur une partie de la grille

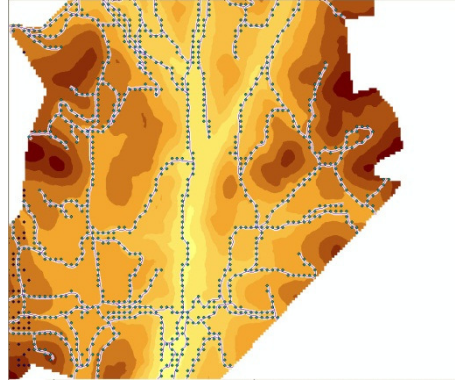


Figure 6 : Le graphe d'accessibilité

Une autre façon de construire notre graphe de visibilité ne tient pas compte des chemins réels tracés, mais plutôt de la topographie et l'hydrographie du terrain. Elle associe à chaque cellule un coût qui est élevé si la pente est élevée dans cette cellule ou si elle est couverte par de l'eau. Ensuite, un coût est assigné à tous les chemins possibles sur la grille et nous éliminons tous les chemins dont le coût est supérieur à un certain seuil. Les chemins restants et leurs nœuds constitueront le graphe d'accessibilité. La différence dans cette façon de faire est que nous ne sommes pas restreints par la vraie couche vectorielle de chemins tracés qui existent sur le terrain.

Une fois le graphe d'accessibilité construit, il s'agit de déterminer, pour chacune des cellules de la grille contenant un nœud de ce graphe, l'ensemble des cellules de l'environnement visibles depuis ce nœud. Pour ce faire, nous utilisons la fonction *Viewshed Analysis* dans ARCGIS. L'entrée de cet outil est un point à partir duquel nous souhaitons identifier toutes les régions visibles. La sortie, est l'ensemble de ces points. Ce concept est illustré sur la figure 7 où toutes les cellules en bleue sont visibles depuis le point encerclé.

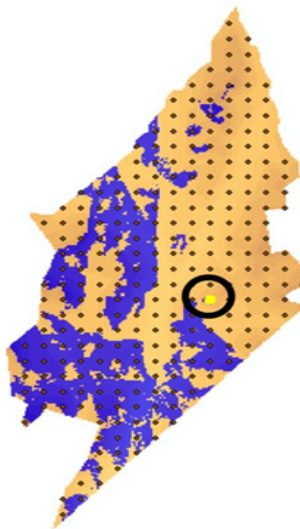


Figure 7 : L'ensemble des régions visibles à partir du point encerclé

Cette analyse est basée sur l'inter-visibilité laquelle est calculée en utilisant une ligne de mire (*line of sight*) entre un point d'observation et un point cible [7]. Une ligne de vision est déclarée exister si une ligne droite peut être construite pour relier le point d'observation et le point cible sans être interrompue par aucun obstacle. Toutefois, cette ligne de mire ne tient pas compte des distances entre les deux points. Par ailleurs, ces deux points seront reliés par une arête dans le graphe de visibilité (figure 8), si et seulement si elles se retrouvent à moins d'une distance spécifiée par le décideur. Cette distance peut par exemple correspondre à la visibilité météorologique, à la portée du capteur utilisé, etc. L'algorithme de visibilité que nous construisons est différent de celui qui est proposé dans [8] et lequel s'applique à un environnement polygonal 2D.

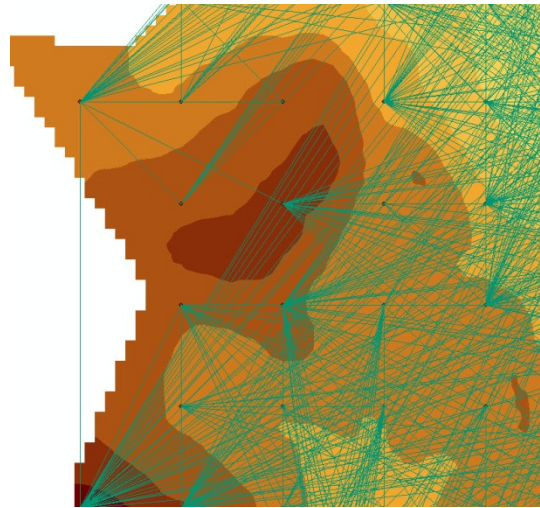


Figure 8 : Un zoom sur le graphe de visibilité

Notons que l'une des caractéristiques souhaitable des graphes d'accessibilité et de visibilité est que l'union des ensembles de régions visibles à partir des régions accessibles couvre l'ensemble du terrain. Ce type de critère pourrait être intégré à un système complet.

Étape 2 – Obtention de solutions non-dominées

La deuxième étape de notre démarche est de concevoir la solution (le plan de recherche) « optimale ». Étant donné un environnement défini par une grille R constituée de N cellules, par un graphe de visibilité $V : R' \rightarrow 2^{R'}$, un graphe d'accessibilité $A : R'' \rightarrow 2^{R''}$, $R'' \subseteq R' \subseteq R$, T pas de temps et un chercheur qui dispose de Q unités d'effort discrètes à chaque pas de temps, il s'agit de trouver la séquence de nœuds du graphe d'accessibilité à visiter $[y_1, y_2, \dots, y_T]$ et la séquence de nœuds sur le graphe de visibilité où allouer les Q unités $[e_1, e_2, \dots, e_T]$, $e_i : R' \rightarrow \{0, \dots, Q\}$. Une solution est donc définie par la séquence de régions visitées par l'unité de recherche (le chemin de l'unité de recherche) ainsi que par la séquence des régions visibles explorées à chaque pas de temps.

Nous tenons compte de trois critères dans nos modèles. Le premier est La probabilité de succès cumulative (à maximiser) définie par $COS(P) = \sum_{t \in \{1, \dots, T\}} \sum_{r \in R} pos_t(r)$ où $pos_t(r) = poc_t(r) \times pod_t(y_t, r, e_t(r))$ est la probabilité locale de succès (*i.e.*, de trouver l'objet de recherche) dans une cellule r au temps t . La position inconnue de l'objet de recherche est représentée par une distribution de probabilité de localisation appelée poc . La probabilité de localisation locale à une cellule au temps t est telle que $poc_t(r) = \sum_{s \in R} d(s, r)[poc_{t-1}(s) - pos_{t-1}(s)]$ où poc_0 est la distribution de localisation sur R a priori, et $d(s, r)$ est la probabilité (stationnaire) que l'objet se déplace de s à r en un pas de temps. La probabilité de localisation évolue en fonction des résultats des recherches précédentes (pos) et du modèle de déplacement de l'objet (d). Les probabilités locales (en une cellule) poc et pos au temps t sont conditionnelles à la non-détection de l'objet avant t . Puisque c'est un problème de détection et non de poursuite, les recherches arrêtent une fois que l'objet est trouvé. La probabilité de détection (pod) associée à l'allocation de q unités d'efforts lorsque les chercheurs explorent la cellule s à partir de la cellule r au temps t , conditionnelle à la présence de l'objet dans s est $pod_t(s, r, q) = 1 - \exp(-W_t(s, r) \times q)$ où $W_t(s, r)$ (un indice de détectabilité de l'objet) diminue en fonction de la distance entre s and r . Le deuxième critère (à minimiser) est la longueur totale d'un chemin (TPL) définie par le nombre de cellules. Le troisième critère (à minimiser) est la probabilité cumulative d'exposition à des dangers (CH) définie par $CH(P) = 1 - \prod_{t \in \{1, \dots, T\}} (1 - poh(y_t))$ où $poh(r)$ est la probabilité qu'un incident indésirable survienne dans la cellule r à n'importe quel pas de temps.

Dans un contexte multicritère, puisque l'optimalité n'existe pas, il s'agit plutôt de trouver (voire d'approximer) l'ensemble de solutions (plans de recherche) non-dominées $PSET^*$. L'image des solutions de $PSET^*$ dans l'espace des objectifs forme le *front Pareto PFRONT**. De façon générale, une bonne approximation $PSET$ convergerait vers $PSET^*$ et présenterait une grande diversité dans $PFRONT^*$.

Pour vérifier la faisabilité d'obtenir une telle approximation de $PSET^*$, nous avons conçu, développé et testé des algorithmes utilisant une méta-heuristique de colonies de fourmis sur différentes tailles de problèmes et avec différents modèles d'exploration de l'espace des solutions (*i.e.*, de mise à jour du phéromone) [5]. Nous nous sommes inspirés de modèles publiés dans la littérature sur les méta-heuristiques ([9], [10]). Nos algorithmes utilisent en entrée des graphes d'accessibilité et de visibilité représentant le terrain, de l'information sur les ressources disponibles, sur l'objet de recherche et sur son modèle de déplacement. L'algorithme retenu parmi les différentes versions que nous avons conçues et testées est celui qui assure la plus grande diversité de solutions non-dominées et la plus grande convergence. Par ailleurs, à l'instar des autres méta-heuristiques et pour les problèmes de grande taille, il n'y a pas de garantie d'obtenir exactement $PSET^*$. À notre connaissance, l'optimisation par colonies de fourmis n'a jamais été appliquée pour résoudre des problèmes monocritères ou multicritères reliés à la théorie de la recherche. De plus, c'est la première tentative pour résoudre une version multicritère du problème OSPV. Il va sans dire que tout autre algorithme visant l'obtention d'un ensemble de solutions non dominées ($PSET^*$) aurait pu être utilisé à cette étape. Nous décrivons brièvement les méta-heuristiques développées pour le problème OSPV multicritère.

Dans un algorithme d'optimisation par colonie de fourmis, un ensemble de solutions candidates est généré à chaque itération; la taille de cet ensemble est un paramètre de l'algorithme représentant, en quelque sorte, la taille de la colonie. Chacune de ces solutions candidates est (usuellement) une solution réalisable construite à partir de choix stochastiques basés sur les *traces de phéromones* guidant l'exploration de l'espace des solutions. Une trace de phéromone est une valeur numérique associée à chaque composant d'une solution. Par exemple, les régions visitées et les régions observées par l'unité de recherche peuvent être les composants d'une solution auxquels sont associés des valeurs numériques représentant leur désirabilité. Ces valeurs numériques sont volatiles dans le sens où l'algorithme décroît l'ensemble de celles-ci en fonction d'un certain *facteur d'évaporation* et elles sont proportionnelles à la désirabilité dans le sens où l'algorithme augmente celles-ci en fonction du gain potentiel que représente le fait de choisir ce composant comme partie intégrante d'une solution. Les solutions candidates prometteuses (selon différents critères propres à chaque algorithme) sont utilisées pour incrémenter les valeurs de phéromones associées à chacun de leurs composants. Dans le cas multicritère, les solutions candidates non-dominées sont conservées dans l'archive *PSET* qui approxime *PSET**.

La principale différence entre les algorithmes que nous avons développés et testés réside dans le processus d'exploration de l'espace des solutions, donc dans la méthode de mise à jour du phéromone. Notre premier algorithme, *Pareto Ant Search* (PAS) [5], est une adaptation de l'algorithme PACO développé par Doerner *et al.* [10], lequel a été appliqué avec succès à plusieurs problèmes d'optimisation multicritère. Notre deuxième algorithme, *Lexicographic Ant Search* (LAS [5]), nous permet également d'approximer *PSET**, mais utilise le principe de l'optimisation lexicographique.

Les deux algorithmes conservent deux tables de phéromones : la première est associée au chemin de l'unité de recherche alors que la seconde est associée à la séquence d'observations de l'unité de recherche. Chacune de ces tables contient une entrée par paire de pas de temps et de cellule (représentée par un nœud du graphe). Lors de la création d'une solution candidate, l'algorithme choisit de façon probabiliste et proportionnelle aux valeurs de phéromone contenues dans ces tables la région à visiter et chacune des régions où allouer une unité d'effort. Dans l'algorithme PAS, une solution candidate est utilisée pour mettre à jour les traces de phéromone lorsqu'elle est non dominée par rapport à *PSET*; rappelons que ce principe de mise à jour par dominance est utilisé avec succès pour différents problèmes par l'algorithme PACO qui utilise par contre une table différente pour chaque critère [10]. Une solution candidate P_c non dominée est ajoutée à *PSET* s'il n'existe aucune solution de *PSET* de valeur égale sur tous les objectifs. Après l'ajout, toute solution nouvellement dominée par P_c est retirée de *PSET*. Dans l'algorithme LAS, une archive lexicographique *LSET* est conservée en plus de *PSET*. *LSET* est de taille bornée et elle n'est utilisée que pour guider l'exploration de l'espace des solutions. Au démarrage de l'algorithme, une permutation de critères est générée. Cette permutation représente l'ordre de préférence lexicographique actuel de LAS. Une solution candidate est utilisée pour mettre à jour les traces de phéromones lorsqu'elle n'est pas lexicographiquement sous-optimale par rapport à l'archive *LSET*. Pour une solution candidate P_c donnée, le processus de mise à jour se résume ainsi :

- a) Sélectionner le premier critère f dans la permutation actuelle;
- b) Si $\exists P \in LSET : P_c$ est meilleure que P sur f alors retirer ces solutions si la taille maximale de $LSET$ est atteinte et ajouter P_c à $LSET$; ajouter P_c à $PSET$ dans le cas où P_c est aussi non dominée; mettre à jour les traces de phéromone proportionnellement aux gains obtenus sur ce critère puis passer à la prochaine solution P_c ;
- c) Sinon, si $\exists P \in LSET : P_c$ est égale à P sur f alors mettre à jour les traces de phéromones proportionnellement aux gains obtenus sur ce critère; sélectionner le prochain critère f et retourner à b);
- d) Sinon sélectionner la prochaine solution candidate P_c et retourner en a).

La permutation de critères représentant la préférence actuelle de LAS est variée durant le processus de résolution pour permettre l'exploration de l'espace de recherche. Selon la taille des problèmes, l'ensemble $PSET$ retourné par l'un ou l'autre de ces algorithmes peut s'avérer de trop grande taille pour permettre une analyse du décideur. Il est, par exemple, possible d'obtenir plus d'une centaine de solutions différentes sur un environnement 15 par 15 en considérant 225 étapes de recherche. L'étape 3 permet au décideur d'obtenir une vue globale de cette approximation de $PSET^*$ et ainsi de faire son choix du plan de recherche à appliquer dans le contexte réel de l'opération.

Étape 3 – Choix d'un plan de recherche

La troisième et dernière étape de notre démarche consiste à aider le décideur à choisir un plan de recherche. Cette étape est actuellement en développement. Nous donnons néanmoins un aperçu de l'approche préconisée.

La sortie de la deuxième étape consiste en un ensemble de plans de recherches non-dominés, donc un ensemble de trajectoires à suivre et de régions visibles à explorer à partir de la position courante. Le nombre de ces plans reste toutefois très élevés. Notre objectif est de présenter au décideur neuf plans répartis géographiquement dans des endroits différents dont chaque tiers a la meilleure évaluation sur chacun des trois critères considéré, à savoir, le COS, le risque et le coût du chemin. Par la suite, nous comptons utiliser une méthode multicritère laquelle permettra d'intégrer des critères additionnel reflétant d'autres dimensions spatiales des préférences du décideur. Nous sommes actuellement à l'étape de la modélisation pour tenter d'apporter une aide au niveau du choix d'un plan de recherche.

Conclusions

Nous avons présenté l'état d'avancement de travaux que nous menons actuellement afin de développer une démarche de planification et d'aide à la décision multicritère dans le cadre des opérations de recherche et sauvetage terrestre. La composante spatiale du problème nous amène à utiliser des outils provenant des systèmes d'information géographiques afin de construire les intrants au problème d'optimisation multicritère ainsi que d'afficher les solutions (plans de recherche) géo-référencées.

Références

- [1] Stone, L. D. (2004). *Theory of Optimal Search*. New York: Academic Press.
- [2] Benkoski, S., Weisinger, J. R., and M.G. Monticino (1992). “A Survey of the Search Theory Literature”, *Naval Research Logistics*, vol. 38, pp. 469-494.
- [3] Abi-Zeid, I., Nilo, O. and L. Lamontagne (2011). “A constraint optimization problem for the allocation of multiple search units in Search and Rescue Operations”, to be published in INFOR.
- [4] Trummel, K.E. and J.R. Weisinger (1986). “The Complexity of the Optimal Searcher Path Problem”, *Operations Research*, vol. 34, no. 2, pp. 324-327.
- [5] Morin, M. (2010). *Multi-Criteria Path Planning with Terrain Visibility Constraints: The Optimal Searcher Path Problem with Visibility*, Université Laval, Québec, Canada, Master's thesis.
- [6] Mooney, P. and A. Winstanley (2006). “An Evolutionary Algorithm for Multicriteria Path Optimization Problems”, *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 20, no. 4, pp. 401-423.
- [7] Lee, J. and D. Stuckey (1998). “On applying viewshed analysis for determining least-cost paths on digital elevation models”, *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 8, pp. 891-905.
- [8] De Berg, M., Cheong, O., van Kreveld M., and M. Overmars (2008). *Computational Geometry: Algorithms and Applications*, Springer Verlag, 3rd edition.
- [9] Talbi, E.-G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation.*: John Wiley and Sons.
- [10] Doerner, K.F. , Gutjahr, W.J. , Hartl, R.F. , Strauss, C., and C. Stummer (2008). “Nature-Inspired Metaheuristics for Multiobjective Activity Crashing”, *Omega*, vol. 36, pp. 1019-1037.