
Conception de réseaux logistiques humanitaires robustes

Lionel Dupont¹, Matthieu Lauras¹, Uche Okongwu², Jorge Vargas-Florez³

1. Département de génie industriel, Université de Toulouse, IMT Mines Albi, route de Teillet, 81013 Albi Cedex 9, France
lionel.dupont@mines-albi.fr, matthieu.lauras@mines-albi.fr
2. Toulouse Business School, 20 Boulevard Lacrosses, BP 7010, 31068 Toulouse Cedex 7, France
u.okongwu@tbs-education.fr
3. Pontificia Universidad Católica del Peru, avenue Universitaria 1801, Lima, Pérou
jorge.vargas@pucp.edu.pe

RESUME. Chaque année, plus de 400 catastrophes naturelles frappent le monde. Pour répondre plus rapidement aux besoins des populations touchées, les organisations humanitaires stockent par avance des produits de première nécessité. Le problème posé est de déterminer où entreposer ces produits. Nous nous plaçons dans le contexte de catastrophes naturelles récurrentes (cyclones aux Caraïbes, séismes dans la ceinture de feu du Pacifique, inondations en Asie du Sud Est). Pour ce type de catastrophes, il est possible d'établir des scénarios de survenue des catastrophes futures à partir des catastrophes passées. Un scénario doit fournir des informations sur les populations touchées (les besoins à satisfaire) mais également s'intéresser aux impacts sur les infrastructures logistiques (dégradation des réseaux de transport et des entrepôts). Cet article propose un outil d'aide à la décision pour aider les organisations humanitaires à configurer et dimensionner leurs réseaux logistiques. Dans un premier temps, nous considérons un scénario unique. Ce problème est alors une extension d'un problème de localisation classique. Puis nous considérons un ensemble de scénarios probabilisés.

ABSTRACT. Each year, more than 400 natural disasters hit the world. To be more responsive, humanitarians organize some stocks of first-aid kits. The question is to know how many items should be stored and where they should be positioned. Many authors have tried to answer this question both in industrial and humanitarian environments. However, current humanitarian supply chains do not perform correctly, particularly in terms of resilience and efficiency. This is mainly due to the fact that when a disaster occurs, some hazards can impact strongly the network by destroying some resources or infrastructures. The expected performance of the relief response is consequently strongly decreased. The problem statement of our research work consists in proposing a decision-making support model dedicated to the humanitarian

world and capable of designing a coherent network that is still able to adequately manage the response to a disaster despite failures or inadequacies of infrastructure and potential resources. This contribution is defined through a Stochastic Multi-Scenarios Program as a core and a set of extensions. A real-life application case based on the design of humanitarian supply chain in Peru is developed in order to highlight the benefits and limits of the proposition

MOTS-CLES : chaînes logistiques humanitaires, localisation, stochastique, multi-scénarios.

KEYWORDS: humanitarian supply chain, location, Stochastic Multi-Scenarios Program

1. Introduction

Les professionnels de l'humanitaire font aujourd'hui face à des enjeux nouveaux dans le cadre de leurs activités. En premier lieu, les donateurs et les bailleurs imposent des garanties de plus en plus drastiques sur la bonne utilisation des fonds mis à disposition en cas de crise. Bien que classique dans le monde industriel, cette exigence est très nouvelle pour ce secteur d'activité, presque contradictoire avec les doctrines et fondamentaux du monde humanitaire. Un des enjeux porte sur la capacité des organisations humanitaires à raisonner selon plusieurs dimensions de performance. L'approche consistant à « simplement » répondre vite à une situation d'urgence n'est plus satisfaisante. La performance de la réponse humanitaire se juge toujours en fonction de sa vitesse d'exécution mais également de sa capacité à garantir des coûts minimums, à autoriser une flexibilité et/ou une adaptabilité élevées, à limiter son empreinte écologique ou à maximiser sa visibilité (média).

Ces éléments de contexte conduisent bon an, mal an, à se poser la question du développement d'outils d'aide à la décision capables de supporter les acteurs concernés dans l'évaluation et la définition des solutions opérationnelles à mettre en œuvre. Face à ce constat, les chercheurs ont assez largement répondu présents ces quinze dernières années. De nombreuses propositions d'outils et méthodes ont ainsi émergées. Des auteurs tels que (Altay et Green, 2005 ; Van Wassenhove, 2006 ; Natarajarathinam et al., 2009 ; Peres et al., 2012) ont étudié ce phénomène et ont constaté que la très grande majorité des travaux publiés est basée sur des modèles analytiques (plus de 50 % des articles) et en particulier sur des modèles de programmation mathématique. Pour autant, très peu d'organisations humanitaires (pour ne pas dire aucune) utilisent aujourd'hui dans la pratique des outils d'aide à la décision... Ce point démontre le gouffre qui sépare encore aujourd'hui le monde académique du monde des praticiens dans le domaine de l'humanitaire et particulièrement de la logistique humanitaire. Pour essayer de combler cet écart, des auteurs tels que (Van Wassenhove, 2006 ; Kovács et Spens, 2007 ; Peres et al., 2012) ont identifié des pistes de recherche très concrètes et ont notamment émis les suggestions suivantes :

- les humanitaires évoluant dans des univers très incertains, les scientifiques devraient considérer de façon beaucoup plus systématique ces incertitudes dans le cadre de leurs travaux ;

- les chercheurs devraient tenter d'apporter des réponses aux nouvelles exigences d'efficience qui s'imposent aux organisations humanitaires et ne pas se cantonner à l'amélioration de la réactivité et de l'efficacité.

Le périmètre d'une chaîne logistique étant très vaste et les problématiques associées nombreuses, nous avons décidé de focaliser notre attention sur le seul problème de la configuration et du dimensionnement d'une chaîne logistique humanitaire (CLH). En effet, si les problèmes de localisation et de dimensionnement peuvent être aujourd'hui considérés comme assez largement matures sur le plan scientifique, leur mise en œuvre dans le contexte humanitaire se heurte à deux difficultés majeures du fait de l'attrait relativement récent pour les CLH et du caractère fortement incertain du sujet d'étude :

- difficulté à accéder aux données nécessaires à l'élaboration et la validation de leurs modèles ;
- difficulté à considérer le caractère fortement perturbé de la situation une fois que la catastrophe est avérée.

Le présent travail de recherche se propose d'aborder ces difficultés dans le cadre de l'étude de la conception de CLH associées aux catastrophes de type récurrent (*i.e.* cyclones dans les caraïbes, tremblement de terre le long de la ceinture de feu, inondations en Asie du Sud-Est, etc.). Les médias parlent essentiellement des catastrophes majeures impliquant de nombreuses victimes (tsunami dans l'océan indien en 2004, tremblement de terre d'Haïti en 2010, tsunami au Japon en 2011, typhon aux Philippines en 2013...). Mais en fait, plus de 400 catastrophes naturelles frappent le monde chaque année. Les crises de petites et moyennes envergures constituent l'essentiel des interventions d'urgence des organisations humanitaires. Le sentiment général est que leur nombre augmente à travers le monde et va continuer à augmenter en raison des changements climatiques. Conformément aux travaux de (Kovács et Spens, 2007 ; Charles, 2010 ; Peres et al. 2012 ; Braman et al. 2013), nous retenons l'hypothèse qu'il est possible de prévoir des scénarios de survenue de ce type de catastrophes en fonction des catastrophes passées.

Il s'agit là d'un sujet central pour les acteurs des CLH contribuant à l'atteinte de leurs objectifs de professionnalisation, de rationalisation et de performance. L'objectif est de savoir où et combien pré-positionner de matériels afin de maximiser la réactivité et l'efficacité de la réponse d'une part, et de minimiser les coûts engendrés d'autre part. Cette conception doit tenir compte des principales difficultés inhérentes au monde humanitaire et particulièrement de l'incertitude sur la demande et sur la disponibilité des infrastructures. En synthèse, le projet de recherche adresse la question suivante : comment concevoir des CLH qui garantissent de bons niveaux de performance en termes d'efficience (coûts minimums) et de résilience (capacité à livrer quoi qu'il arrive) ? Nous allons donc développer dans cet article notre contribution en nous intéressant à la définition d'un modèle permettant de supporter l'aide à la décision pour la conception de CLH robustes. Cette présentation sera précédée d'un état de l'art relatif au sujet de la conception de chaînes logistiques d'une part, et des approches existantes vis-à-vis des problèmes dits de localisation dans les chaînes logistiques traditionnelles et

humanitaires d'autre part. Une application numérique inspirée d'une étude du dimensionnement d'une CLH au Pérou sera développée afin de souligner les bénéfices et les limites de notre proposition.

2. Etat de l'art et problématique scientifique

2.1. Modèle déterministe, stochastique ou robuste

Dans notre étude, nous allons chercher à développer un modèle d'aide à la décision (*facility location model*) susceptible de répondre à la problématique que nous nous sommes fixés. La caractéristique commune que partagent toutes les modélisations mathématiques, c'est de représenter une partie de la réalité et d'utiliser des variables et paramètres pour y aboutir. Cette représentation a pour but de permettre de prendre des décisions, de mettre en œuvre ou de comprendre les implications de la prise de décision sur la réalité étudiée. Les modèles de programmation mathématique utilisés dans ce cadre représentent la réalité à travers la combinaison de variables et de paramètres sous la forme de contraintes et/ou de fonctions objectifs. En général, les contraintes doivent être respectées et la fonction objectif permet de faire la différence entre une solution et une autre solution potentiellement meilleure.

Un modèle est dit *déterministe* lorsque toutes les données sont supposées connues sans incertitude. Un modèle déterministe se comporte toujours de la même façon et donne le même résultat pour un ensemble de valeurs (identiques) des paramètres d'entrée.

Dans un modèle *stochastique*, certaines variables d'état sont représentées par des distributions de probabilité. Par conséquent, le modèle est capable de prendre en compte le hasard ou l'incertitude dans ses résultats. Les algorithmes pour résoudre ces problèmes sont classés comme NP-difficile (Dyer et Stougie, 2006).

L'objectif du modèle stochastique est souvent d'obtenir une solution optimale qui minimise ou maximise en moyenne la valeur de l'objectif. Pour Bertsimas et Thiele (2006), la programmation stochastique s'est imposée comme un outil puissant de modélisation quand une description probabiliste aléatoire est disponible. Cependant, dans de nombreuses applications de la vie réelle, le décideur ne possède pas cette information. Quand il s'agit d'évaluer la demande client pour un produit innovant, le cycle de vie d'un produit, etc., la quantité d'informations disponibles est souvent réduite et l'estimation des probabilités devient un défi insurmontable. Dans ce cas, ce sont des modèles dits *robustes* qui seront développés. L'idée est de faire en sorte que les solutions proposées soient le moins possibles influencées par le scénario effectif. La robustesse est définie par Klibi et al. (2010) comme une mesure de la flexibilité utile maintenue par une décision permettant de garder des marges de manœuvre pour les choix futurs. Elle se base sur une optimisation de la solution à partir de scénarios préétablis mais n'en privilégie aucun afin que la solution soit performante quel que soit le scénario.

En synthèse, nous retiendrons que la programmation stochastique suppose que la fonction de probabilité des paramètres aléatoires est connue alors que dans les modèles robustes, les paramètres aléatoires et les fonctions de probabilité ne sont pas forcément connues. Pour les approches robustes, les paramètres incertains peuvent être donnés par un ensemble de scénarios discrets ou une plage continue. Le but de ce type de méthode est d'obtenir une solution optimale, qui est insensible à la quasi-totalité des valeurs des paramètres incertains.

2.2. Les problèmes de localisation

Dans tous les problèmes de localisation (*location problem*), on doit déterminer où localiser un nombre limité d'installations (entrepôts, hôpitaux...) afin d'approvisionner ou de desservir au mieux l'aire géographique concernée. Le premier problème de location applicable à l'industrie est le problème de Weber (1929). Ce problème consiste à placer dans un plan le point qui minimise la somme pondérée des distances à un ensemble de points donnés. L'application industrielle de ce problème consiste à localiser un entrepôt permettant de minimiser les coûts de transport des produits circulant entre cet entrepôt et un ensemble de clients (le coût de transport étant proportionnel à la distance et au volume ou au poids transporté). On trouve dans la littérature diverses classes de problèmes qui sont des extensions du problème de localisation simple (*simple location*) :

- Lorsqu'un site ne peut approvisionner que les clients situés dans un certain rayon, on a alors un problème dit de *covering facility location* ;
- Les problèmes de *location routing* ajoute la gestion de la flotte de véhicules chargée des transports entre les entrepôts et les clients ;
- Dans les problèmes dits *warehousing location*, on prend en compte les usines qui alimentent les entrepôts ;
- D'autres classes de problèmes considèrent le choix des fournisseurs en plus de la location des sites lors de la conception des réseaux de distribution (*location and supplier selection*) ;
- Enfin certains problèmes abordent la conception d'une chaîne logistique dans son ensemble (*supply chain network design*).

Tous ces problèmes de localisation peuvent se rencontrer dans un contexte déterministe, stochastique, robuste et même flou. Les problèmes de localisation au sens large (*problem location, facility location, warehousing location, location routing*) ont donné et donnent encore lieu à de très nombreuses publications. Un certain nombre de *surveys* récents sur différents groupes de problèmes de localisation ont été publiés depuis une quinzaine d'années. Sans être totalement exhaustif, on peut citer :

- ReVelle et Eiselt (2005), ReVelle et al. (2008) ou Daskin (2008) pour le problème général de localisation ;
- Farahani et al. (2010) pour le problème de *covering facility location* ;
- Prodhon et Prins (2014) ou Drexler (2013) pour le *location-routing problem* ;

- Jain et al. (2009) pour le *Supplier Selection problem*.

Dans ce travail de recherche, nous voulons localiser les sites où seront implantés les entrepôts, fixer la capacité de ces entrepôts et déterminer comment les secours seront acheminés aux bénéficiaires. Le problème traité ici est fondamentalement un problème de location/allocation. La spécificité de notre approche tient principalement au fait que nous nous basons sur un ensemble de scénarios probabilisés et que d'un scénario à l'autre, les demandes et les infrastructures logistiques sont différentes. Pour un scénario donné, le contexte est déterministe. Pour l'ensemble des scénarios, il ne l'est plus !

Une grande majorité des publications sur les problèmes de location/allocation est déterministe et seuls quelques papiers proposent des approches stochastiques ou floues (Peres et al., 2012). Comme nous l'avons expliqué, les méthodes habituelles pour faire face à des demandes incertaines sont basées sur l'optimisation stochastique ou robuste (Klibi et al., 2010 ; Bagher et Yousefli, 2011 ; Klibi et Martel, 2012). L'optimisation stochastique utilise les probabilités d'occurrence et l'optimisation robuste utilise différents scénarios allant du plus optimiste au pire des cas. Les modèles d'optimisation stochastique cherchent le résultat optimal en moyenne. Selon (Shapiro et al., 2009) cela se justifie lorsque la loi des grands nombres peut être invoquée et que l'on s'intéresse à la performance à long terme, indépendamment des fluctuations d'une réalisation à l'autre. Dans notre cas, l'impact de ces fluctuations va potentiellement affecter des vies humaines... Snyder (2003 ; 2004) et Tanonkou (2007) proposent des états de l'art très complets des modèles stochastiques existants vis-à-vis des problèmes de location/allocation. La plupart des modèles ont comme objectif la minimisation des coûts ou la maximisation du profit de l'ensemble du réseau logistique. Certains modèles sont développés en utilisant des approches probabilistes, d'autres des approches dynamiques. Ces auteurs indiquent que les méthodes développées utilisent le plus souvent des heuristiques basées sur la relaxation lagrangienne, la recherche Tabou ou les algorithmes génétiques. Pour Snyder (2006) toujours, les problèmes de localisation robustes sont plus difficiles à résoudre. Néanmoins ces modèles sont nécessaires car plus réalistes. La plupart de ces modèles s'inspirent de recherches antérieures sur les modèles stochastiques. On citera par exemple les travaux de (Bhattacharya et al., 1992), (Canós et al., 1999), (Zhou et Liu, 2003), (Zhou et Liu, 2007), (Mehdizadeh et al., 2011), ou de (Bilsel et Ravindran, 2011).

2.3. Conception de chaînes logistiques humanitaires

Bien que les chaînes logistiques humanitaires diffèrent selon le type de catastrophe et les acteurs concernés, elles suivent un schéma de fonctionnement générique. Avant la survenue d'une catastrophe (phase de préparation), la logistique porte sur la constitution et le pré-positionnement des stocks de secours alors que les opérations post-catastrophe (phase de réponse) se concentrent sur les achats, le transport et la distribution. Altay et Green (2006), Kovács et Spens (2007), Simpson et Hancock (2009), Lettieri et al. (2009) et plus récemment Galindo et Batta (2013) présentent des revues bibliographiques sur la littérature relative à la recherche dans

le monde humanitaire. Ces revues de littérature ont des portées différentes. Certains de ces papiers s'intéressent à l'ensemble des articles liés à la gestion des catastrophes avec une approche gestion des opérations et recherche opérationnelle. D'autres mettent plus spécifiquement l'accent sur les articles concernant la CLH. Il ressort de l'ensemble de ces articles que la littérature académique sur la logistique humanitaire tend à se concentrer sur la phase de préparation de secours aux sinistrés.

En ce qui concerne plus spécifiquement les problèmes de localisation en contexte humanitaire, la littérature se partage entre phase de préparation et phase de réponse. Hale et Moberg (2005), Salmeron et Apte (2010), Rawls et Turnquist (2010), Mete et Zabinsky (2010) s'intéressent au pré-positionnement de structures locales dédiées. D'autres modèles de localisation dédiés au secteur caritatif portent sur la phase de réponse. On peut citer Barbarosoglu et al. (2002), Ozdamar et al. (2004), Yi et Ozdamar (2007), Campbell et al. (2008) et Rath et Gutjarh (2014).

Tous ces travaux apportent des solutions intéressantes aux problèmes des praticiens humanitaires. Mais il présente tous une limite quant à leur capacité à concevoir des CLH capables de garantir de bons niveaux de performance en dépit des conséquences associées à la survenue d'une catastrophe. En effet, au cours de la phase de préparation, les humanitaires planifient leur réponse (distribution des secours) en étudiant les infrastructures existantes et les ressources disponibles (Duran et al., 2011). Une des principales difficultés rencontrées pour concevoir un réseau logistique performant dans un environnement de crise est dû à la fiabilité des infrastructures. En effet, dans de nombreux cas, les routes, voies ferrées, ponts, aéroports peuvent être détruits ou endommagés par la catastrophe. Par conséquent, la performance théorique de la CLH peut être considérablement dégradée. Pendant le tremblement de terre d'Haïti en 2010 par exemple, la situation post séisme trouvée par les acteurs humanitaires comportait beaucoup d'obstacles liés à la dégradation des infrastructures et a fortement compromis l'efficacité et l'efficacité de la réponse.

Si de tels changements soudains de la demande ou de l'offre se produisent lors d'une opération humanitaire, un problème complexe de re-planification dans l'urgence apparaît. Il concerne les décisions relatives à la réallocation des stocks et le transport des articles de secours dans un environnement incertain (Rottkemper et al., 2011). C'est cette limite des modèles de conception de CLH existant que nous nous proposons d'adresser dans le cadre de ce travail de recherche.

2.4. Problématique scientifique

Au final, le problème scientifique considéré consiste à définir un modèle d'aide à la décision de *facility location*, dédié au monde humanitaire et capable de concevoir un réseau cohérent qui reste en mesure de gérer de manière adéquate la réponse à une catastrophe récurrente en dépit des défaillances ou des insuffisances des infrastructures et des ressources potentielles. Fondamentalement, notre travail de recherche consiste à proposer un modèle de localisation innovant afin d'améliorer la résilience et l'efficacité de la réponse humanitaire face aux perturbations prévisibles

des infrastructures logistiques. Bien que l'environnement change très vite et de manière imprévisible après une catastrophe, Kovács et Spens (2007) affirment, que les humanitaires pourraient bénéficier de l'utilisation de systèmes d'aide à la décision portant sur l'optimisation de leurs réseaux logistiques. De plus, il existe un consensus parmi les experts sur le terrain pour estimer qu'il y a beaucoup de leçons à retirer du monde de l'industrie. Certaines pratiques du monde industriel pourraient être adaptées et utilisées dans le monde humanitaire. On peut affirmer que, bien que la logistique humanitaire possède des caractéristiques distinctes, les principes de base de la logistique des entreprises peuvent s'y appliquer (Kovács et Spens, 2007).

Si une large majorité de la recherche publiée est déterministe, les chercheurs, en particulier ceux travaillant sur l'humanitaire, proposent maintenant des modèles stochastiques afin de mieux prendre en compte l'incertitude (Martel et al., 2013). Mais que l'approche soit stochastique ou non, le véritable problème vient du fait que les catastrophes naturelles sont pour la plupart difficiles à prévoir et que la demande induite par ces catastrophes l'est encore plus (Cassidy, 2003 ; Murray, 2005). Il faut ajouter à cela, qu'une fois la crise déclenchée, l'environnement change si rapidement que les informations sur la situation réelle ne sont pas disponibles à temps. De plus, une analyse approfondie d'un réseau logistique doit prendre en compte les coûts de transport, la taille des entrepôts, les contraintes de l'environnement, les ratios de rotation des stocks, les coûts de stockage, les niveaux de service et beaucoup d'autres données et paramètres. Comme cela a été évoqué précédemment, ces données et paramètres sont assez difficiles à recueillir dans le monde humanitaire.

3. Localisation d'entrepôts de premier secours, modèles déterministes

Notre objectif est donc de fournir la conception d'une chaîne logistique dans le cadre de l'intervention humanitaire pour supporter la mise en œuvre des secours en cas de crise en déterminant l'emplacement, le nombre et la taille des entrepôts. La configuration du réseau et la conception devraient idéalement permettre d'envoyer tous les produits nécessaires aux moments nécessaires de la manière la plus efficace, même si les infrastructures ont été partiellement ou totalement endommagées lors de la catastrophe.

Pour faciliter la lecture des données et variables, nous adopterons par la suite les conventions suivantes :

- Une donnée a un nom écrit en minuscule : cg = capacité globale fixée par le planificateur ;
- Une variable de décision a un nom écrit en majuscule : C = capacité à déterminer ;
- Les indices seront écrits entre parenthèses : $C(j)$, $X(i,j)$.

3.1. Présentation du cas d'application numérique

Afin de rendre plus concret la problématique que nous traitons et illustrer les solutions retenues, nous allons travailler en nous appuyant sur un petit exemple représentatif. Ce cas d'application est tiré du travail de Vargas-Florez *et al.* (2014) qui propose une étude complète et réelle de la conception d'une CLH dédiée au cas des catastrophes humanitaires récurrentes péruviennes. Pour des questions évidentes de place, il ne nous est pas possible de développer ici l'ensemble de l'application numérique réalisée dans cette étude. Nous avons donc choisi de proposer ici un cas plus accessible capable de souligner les avantages et les limites de notre proposition.

Concrètement, nous nous plaçons dans une zone géographique soumise à des risques de catastrophes naturelles récurrentes dues à des tremblements de terre et des vagues de froid. En effet, cette zone est traversée d'Est en Ouest par une barrière montagneuse qui la coupe en deux. Cette barrière montagneuse crée des conditions climatiques différentes sur les flancs nord et sud et restreint les capacités de transport nord/sud. Cette zone est de plus à la frontière de deux plaques tectoniques et sujette aux séismes. Pour secourir la population, on décide d'implanter des entrepôts dans lesquels seront stockés des kits de première urgence.

L'implantation géographique (zonage) retenue pour l'exemple est purement géométrique et divise la zone en 3 x 4 régions. Il est possible d'implanter un entrepôt dans chacune des régions. La « carte » de la figure 1 reprend cette partie.

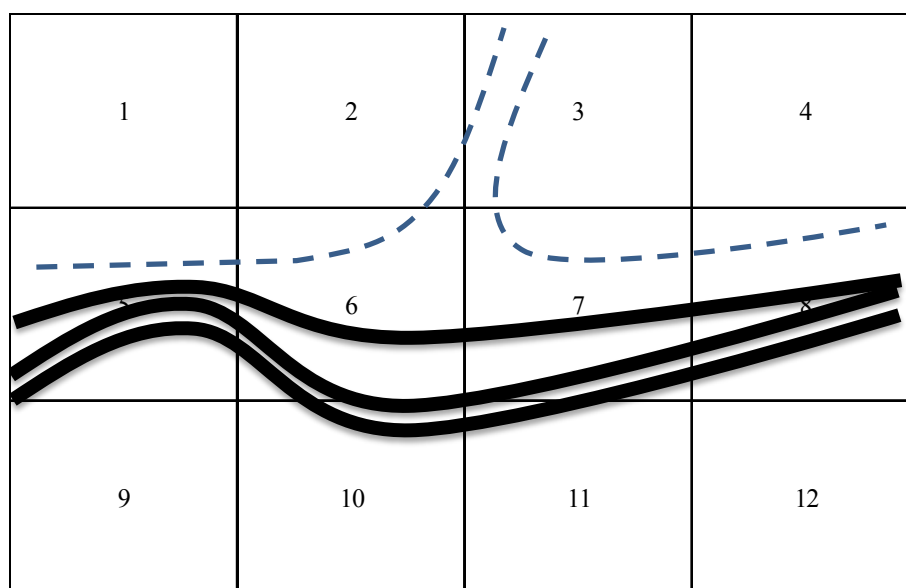


Figure 1. Carte de la zone étudiée avec les montagnes et les plaques tectoniques

Nous considérons ici trois niveaux de crise (forte, moyenne ou légère). Généralement, une crise frappe plusieurs régions avec des intensités variables selon la région. Par exemple, un tremblement de terre de forte intensité dont l'épicentre est dans la région 2 (crise forte) aura comme conséquence des crises moyennes dans les régions 3 et 6. Les vagues de froid toucheront à des degrés divers les régions 5, 6, 7 et 8 simultanément. En se basant sur les historiques des crises du passé, douze scénarios de catastrophe ont été identifiés et leur probabilité de survenue estimée (tableau 1). Le scénario 1 par exemple correspond à la survenue d'un tremblement de terre de forte intensité sur la faille séparant les régions 3 et 7. La crise sera forte sur ces deux régions et se répercutera en suivant la faille, sous forme de crise moyenne sur les régions 6 et 8 et légère sur les régions 2 et 4.

Tableau 1. Cas exemple : scénarios

Scénario	Proba (%)	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
1	9	-	L	F	L	-	M	F	M	-	-	-	-
2	13	-	M	-	-	-	M	-	-	-	-	-	-
3	5	M	F	M	-	-	F	L	-	-	-	-	-
4	10	-	M	M	-	-	-	M	-	-	-	-	-
5	3	-	M	F	M	-	M	L	-	-	-	-	-
6	12	-	-	-	-	M	M	-	-	-	-	-	-
7	6	-	F	L	-	-	F	M	-	-	-	-	-
8	8	F	M	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
9	12	-	-	-	M	-	-	M	F	-	-	L	M
10	10	-	-	-	-	-	-	-	-	M	M	-	-
11	7	-	-	-	-	-	-	-	-	-	L	F	M
12	5	-	-	-	-	-	-	-	M	L	-	M	F

L : légère ; M = moyenne ; F : forte

En cas de crise d'amplitude moyenne ou forte, une partie de la population doit être secourue. Les secours sont constitués d'un kit standard (vivre, couverture, médicaments) délivré à chaque personne. Le tableau 2 donne le nombre de personnes à secourir par région selon que la crise est moyenne ou forte.

Tableau 2. Cas exemple : nombre de personnes à secourir

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
M	2000	3500	4500	1500	500	1000	3000	1500	2000	3000	4000	2000
F	3000	6000	8000	2800	1000	1500	5000	3500	3500	5000	7000	4500

Une catastrophe impacte les populations mais aussi les infrastructures des régions touchées. Deux répercussions importantes pour la logistique humanitaire sont la restriction des capacités de transport existant entre régions et la perte de tout ou partie des stocks d'urgence.

3.1.1 Capacités de transport

Il est possible en temps normal de circuler d'une région à l'autre. Mais la zone montagneuse est/ouest restreint les capacités de transport entre deux régions et augmente le coût de transport. Le tableau 3 donne le nombre de kits $f(i,j)$ que l'on peut transporter entre deux régions i et j lorsque les réseaux de transports ne sont pas détériorés ou coupés.

Tableau 3. Cas exemple : flux inter-régions $f(i,j)$ nominaux (en nombre de kits)

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
R1	4000	3500	3500	3000	4000	4000	4000	3000	2400	3200	3200	2800
R2	3500	3500	4000	3000	3000	3500	3500	3000	2400	3200	3200	2800
R3	3500	4000	4000	3000	4000	4000	4000	3000	2400	3200	3200	2800
R4	3000	3000	3000	3000	3000	3000	3000	3000	2000	2800	2800	2400
R5	4000	3000	4000	3000	4000	2000	1600	1200	2400	2400	2400	2400
R6	4000	3500	4000	3000	2000	4000	4000	2500	2400	2000	2000	2000
R7	4000	3500	4000	3000	1600	4000	4000	2400	800	1200	1600	1200
R8	3000	3000	3000	3000	1200	2500	2400	3000	1200	1200	1200	1200
R9	2400	2400	2400	2000	2400	2400	800	1200	4000	2400	2400	2400
R10	3200	3200	3200	2800	2400	2000	1200	1200	2400	4000	2400	2400
R11	3200	3200	3200	2800	2400	2000	1600	1200	2400	2400	4000	3200
R12	2800	2800	2800	2400	2400	2000	1200	1200	2400	2400	3200	4000

La majorité des transports se fait par des routes assez vulnérables, notamment les routes de montagne. Un tremblement de terre de forte intensité ou de fortes chutes de neige peuvent les couper, ne laissant que l'acheminement aérien, les largages par hélicoptère ou le passage de petits convois. Pour prendre ceci en compte, nous considérerons qu'après une catastrophe, il ne reste qu'une partie $m(i,j)$ du flux initial $f(i,j)$ entre les deux régions i et j . Pour déterminer $m(i,j)$, nous travaillerons en deux phases. Le tableau 4 donne le pourcentage $pr(i)$ du réseau routier utilisable dans la région i après une catastrophe de niveau moyen (M) ou fort (F). Pour déterminer le pourcentage de flux résiduel entre les régions i et j , nous considérons que ces pourcentages sont multiplicatifs : $m(i,j)=f(i,j).pr(i).pr(j)$. Ainsi, si la région 1 subit une crise forte (75% de capacité restante) et la région 5 une crise moyenne (80% de capacité restante), la capacité de transport entre les régions 1 et 5 tombera à $75\%*80 = 60\%$ et passera de 4 000 à 2 400.

Tableau 4. Cas exemple : capacité du réseau après la catastrophe (% de la capacité nominale)

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
M	90%	90%	90%	90%	80%	80%	80%	80%	90%	90%	90%	90%
F	75%	75%	75%	75%	60%	60%	60%	60%	80%	80%	80%	80%

3.1.2 Capacité de stockage résiduelle

Le second risque est la perte de tout ou partie des stocks entreposés suite à la catastrophe. A Haïti en 2010, la solution retenue avait été d'implanter un seul stock à Port au Prince. Ceci était logique compte tenu de la répartition de la population et des voies de communication. Lors du tremblement de terre, cet entrepôt a été détruit et n'a pu servir. Pour tenir compte de ce risque, nous introduisons un paramètre donnant le pourcentage utilisable $p(j)$ de la capacité de l'entrepôt $C(j)$ selon l'importance de la crise frappant la région j . Ces pourcentages sont donnés dans le tableau 5.

Tableau 5. Cas exemple : pourcentage des stocks utilisables après la catastrophe

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
M	80%	80%	80%	80%	70%	70%	70%	70%	90%	90%	90%	90%
F	60%	60%	60%	60%	50%	50%	50%	50%	65%	65%	65%	65%

La dernière étape de la démarche consiste maintenant à déterminer où seront implantés les entrepôts dans lesquels seront stockés les kits de première urgence. Pour compléter l'exemple, nous rajoutons quelques hypothèses supplémentaires :

- il est possible d'implanter au plus un seul entrepôt par région ;
- pour des raisons financières et pour assurer un meilleur contrôle des produits stockés, le nombre d'entrepôts retenu doit être faible (3 maximum) ;
- l'ensemble de ces entrepôts doit permettre d'intervenir pour secourir au plus 14 000 personnes. Financièrement, les autorités n'ont pas les moyens financiers de stocker plus. En outre, au-delà de 14 000 personnes, il semble possible de mobiliser aisément la générosité internationale, ce qui n'est pas le cas des catastrophes petites et moyennes récurrentes. On constate déjà que dans le scénario 1 (demande 15 500), il ne sera pas possible de subvenir entièrement aux besoins ;
- pour assurer une meilleure dissémination des stocks, nous fixons une capacité minimale $a(j)$ et maximale $b(j)$ d'un stock implanté dans la région j .
- ici $a(j) = 2000$ et $b(j) = 6000$.

- l'implantation d'un entrepôt dans la région induit un coût de création $f(j)$ et des coûts de surveillance, de renouvellement des produits stockés périssables ou avec des dates de péremption. Ces coûts sont proportionnels à la capacité $C(j)$ stocké dans l'entrepôt et égaux à $v(j).C(j)$. Ces coûts varient d'une région à l'autre comme nous pouvons le voir dans le tableau 6.

Tableau 6. Cas exemple : coûts d'entreposage par région

	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
$F(j)$	1050	1000	1000	1050	1200	1100	1100	1300	1200	1100	1100	1000
$V(j)$	1	1	1	1	1,1	1,2	1,1	1,1	1,3	1,1	1,1	1,1

Les coûts de transport entre régions sont variables en fonction de la distance et des moyens de transport utilisables. Le tableau 7 donne le coût de transport d'un kit entre deux régions.

Tableau 7. Cas exemple : coûts de transport entre les régions

De \ à	Coût transport $t(i,j)$											
	R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12
R1	0	1	2	3	1	2	3	4	3	4	5	6
R2	1	0	1	2	2	1	2	3	4	3	4	5
R3	2	1	0	1	3	2	1	2	5	4	3	4
R4	3	2	1	0	4	3	2	1	6	5	4	3
R5	1	2	3	4	0	1	2	3	2	3	4	5
R6	2	1	2	3	1	0	1	2	3	2	3	4
R7	3	2	1	2	2	1	0	1	4	3	2	3
R8	4	3	2	1	3	2	1	0	5	4	3	2
R9	3	4	5	6	2	3	4	5	0	1	2	3
R10	4	3	4	5	3	2	3	4	1	0	1	2
R11	5	4	3	4	4	3	2	3	2	1	0	1
R12	6	5	4	3	5	4	3	2	3	2	1	0

3.2. Modèle de base de conception d'une CLH robuste pour un scénario donné.

Dans cette partie, nous allons modéliser le problème en considérant un seul scénario (la survenue d'une seule catastrophe). Nous voulons déterminer où doivent être ouverts les entrepôts qui répondent au mieux et avec quelle capacité. Comme dans tous les problèmes de localisation, nous aurons une variable binaire $Y(j)$ qui

vaudra 1 si un entrepôt est implanté dans la région j et 0 sinon. Nous avons besoin d'une variable $C(j)$ pour déterminer la capacité de l'entrepôt j . Le nombre de kits expédiés de l'entrepôt situé en j vers la région i sera représenté par une variable $X(i,j)$.

Notre objectif est avant tout de fournir l'ensemble des secours demandés (efficacité). Mais en fonction du contexte, une telle solution peut ne pas exister. On notera $R(i)$ le nombre de personnes non secourues dans la région i . Une demande non satisfaite aura un coût élevé (ici 1000). Une manière d'optimiser l'efficacité sera donc de minimiser le coût de non-satisfaction.

À fourniture égale, pour des raisons d'efficacité, nous voulons la solution logistique la moins coûteuse (implantation et gestion des entrepôts, transport). Globalement, notre fonction objectif consistera à minimiser le coût de non-satisfaction plus les coûts logistiques.

Ce problème peut se modéliser sous forme du programme linéaire en nombres entiers (PLNE) suivant :

Index :

i	index de la demande
j	index des entrepôts potentiels

Paramètres :

$a(j)$	capacité maximale de l'entrepôt en j
$b(j)$	capacité minimale de l'entrepôt en j
Cg	capacité globale de stockage
Di	demande à satisfaire en i
Fj	coût d'implantation de l'entrepôt
$m(i,j)$	flot maximum entre i et j
Nw	nombre maxi d'entrepôt
$P(j)$	pourcentage de la capacité utilisable
S	coût de non-satisfaction d'une demande
$t(i,j)$	coût de transport entre i et j
$v(j)$	coût variable de gestion de l'entrepôt

Variables :

$C(j)$	capacité de l'entrepôt en j
$R(i)$	demande en i non satisfaite
$X(i,j)$	secours à i fournis par j
$Y(j)$	1 si l'entrepôt est implanté en j , 0 sinon

Programme mono scénario (PMS) :

$$\begin{aligned} \min = s. \sum_i R(i) + \sum_j (f(j).Y(j) + v(j).C(j)) + \sum_i \sum_j t(i, j).X(i, j) \\ \forall j, \sum_i X(i, j) \leq Y(j). \sum_i d(i) & \quad (1) \\ \forall i, \sum_j X(i, j) + R(i) = d(i) & \quad (2) \\ \forall j, \sum_i X(i, j) \leq p(j).C(j) & \quad (3) \\ \forall j, a(j).Y(j) \leq C(j) \leq b(j).Y(j) & \quad (4) \\ \forall i \forall j, X(i, j) \leq m(i, j) & \quad (5) \\ \sum_j Y(j) \leq nw & \quad (6) \\ \sum_j C(j) = cg & \quad (7) \\ \forall j Y_j \in \{0,1\} & \quad (8) \end{aligned}$$

- (1) : Assure que l'entrepôt j est ouvert s'il fournit des secours ;
(2) : La demande en i est fournie par les entrepôts ou non satisfaite ;
(3) : L'entrepôt j ne peut pas envoyer plus que sa capacité utilisable ;
(4) : Si l'entrepôt est ouvert, sa capacité est entre $a(j)$ et $b(j)$. Sinon, elle est de 0 ;
(5) : Les flux entre i et j sont limités ;
(6) : Le nombre d'entrepôt ouvert est limité ;
(7) : La capacité globale des entrepôts ouverts est cg ;
(8) : Variable binaire décrivant l'ouverture d'un entrepôt ou non.

3.3. Application numérique.

Appliquons le programme au scénario 1. On veut ouvrir un maximum de trois entrepôts avec une capacité totale de 14 000 kits. La demande totale de 15 500 kits est supérieure à la capacité totale stockée. On aura donc au minimum 1500 démunis soit un pourcentage de 9,7 %. Les tableaux 8 et 9 montrent respectivement la demande et la synthèse par région.

Tableau 8. Application numérique PMS : Demande par région.

R1	R2	R3	R4	R5	R6	R7	R8	R9	R10	R11	R12	Total
0	0	8 000	0	0	1 000	5 000	1 500	0	0	0	0	15 500

Tableau 9. Application numérique PMS : synthèse des résultats

Régions	Expédié de l'entrepôt			Demande			% non secourus
	R1	R2	R4	Livrée	Non livrée	Total	
R3	2 450	3 000	2 250	7 700	300	8 000	3,80 %
R6	0	1 000	0	1 000	0	1 000	0,00 %
R7	0	2 000	1 800	3 800	1 200	5 000	24,00 %
R8	0	0	1 500	1 500	0	1 500	0,00 %
Stock	2 450	6 000	5 550	14 000	1 500	15 500	9,70 %

La solution optimale est d'ouvrir les entrepôts dans la région 1, 2 et 4 avec des capacités respectives de 2 450, 6 000 et 5 550. Les coûts logistiques sont de 17 100 pour l'ouverture et la gestion des entrepôts et de 20 250 pour le transport. Dans cette solution le nombre de demande non satisfaite est de 1 500 ce qui est le minimum possible.

3.4. Extension du modèle

Considérons la pénurie. La demande est de 15 500 pour 14 000 kits stockés, soit 9,7 % de demande impossible à satisfaire. A l'optimum, la région 7 reçoit 76 % de ses besoins alors que la 3 en reçoit 96,2 % et les régions 6 et 8 reçoivent 100 %. Cette solution est optimale en ce qui concerne le nombre de kits effectivement distribués et les coûts logistiques. Mais elle est probablement humainement et politiquement inacceptable surtout pour la population de la région 7 :

- *humainement* : on peut estimer que si un fort pourcentage des besoins est livré, il se mettra en place une forme d'entraide dans la population et dans les familles pour partager ces premiers secours. Ce type d'entraide sera plus difficile à se réaliser si les secours livrés couvrent une faible part des besoins ;
- *politiquement* : des disparités fortes de traitement d'une région à l'autre constituent un facteur de tension politique après la catastrophe, en particulier si l'aide est fournie par un organisme gouvernemental.

Deux méthodes peuvent alors être envisagées pour lisser la pénurie :

- soit on ajoute au programme (PMS) une contrainte supplémentaire limitant le pourcentage α de demande non reçue :

$$\forall i, \sum_j R(i) \leq \alpha.d(i) \quad (9)$$

en prenant $\alpha = 9,7 \%$, on obtiendra une solution parfaitement équitable en termes de répartition des demandes non satisfaites (tableau 10) ;

- soit on restreint les demandes initiales, avant de faire tourner le programme, pour aboutir à une demande totale de 14 000 correspondant aux secours possibles. Pour avoir une répartition équitable, on appliquera un coefficient de 90,1 %. En pratique, cette seconde solution laisse au planificateur le choix de la décision. Supposons que la région 8 soit facilement accessible depuis un pays voisin et que l'aide internationale complémentaire puisse lui parvenir rapidement. Dans ce cas, le responsable de l'aide pourra, par exemple, décider de réserver l'ensemble des 14 000 kits aux autres régions et assurer la demande des 1500 de la région 8 *via* l'aide internationale.

La solution totalement équitable utilise les mêmes entrepôts mais les coûts de transport augmentent de 4,3 % et passent de 20 250 à 21 111.

Tableau 10. Application numérique PMS étendue : synthèse des résultats

Régions	Expédié de l'entrepôt			Demande			% démunis
	E1	E2	E4	Livrée	Non livrée	Total	
R3	1 979	2 997	2 250	7 226	774	8 000	9,70 %
R6	0	903	0	903	97	1 000	9,70 %
R7	616	2 100	1 800	4 516	484	5 000	9,70 %
R8	0	0	1 355	1 355	145	1 500	9,70 %
Stock	2 450	6 000	5 550	14 000	1 500	15 500	9,70 %

3.5. Application multi-scénarios.

Le programme PMS permet de trouver la meilleure affectation pour un scénario donné. Il est intéressant de faire tourner ce programme pour chacun des scénarios pris individuellement. Ceci va nous permettre de détecter les scénarios critiques (tableau 11).

Tableau 11. Application numérique : identification des scénarios critiques

Sc.	Demande	Non secourus	% non secourus	Stockage	Kits perdus	Coûts	
						transport	entrepôt
1	15 500	1 500	9,7 %	14 000	0	20 250	17 100
2	4 500	0	0	5 000	500	1 000	6 000
3	14 000	0	0	14 000	0	20 000	18 255
4	11 000	0	0	13 183	2 183	0	16 683
5	14 000	960	6,9 %	14 000	0	20 600	18 380

6	1 500	0	0	2 000	500	500	3 500
7	10 500	0	0	13 333	2 833	3 500	16 967
8	6 500	0	0	7 639	1 139	0	9 689
9	10 000	0	0	12 076	2 076	3 500	16 026
10	5 000	0	0	5 380	380	0	8 663
11	9 000	0	0	10 667	1 667	2 200	13 833
12	10 000	0	0	12 587	2 587	0	17 246

Dans le scénario 5, on découvre qu'on ne pourra pas satisfaire les besoins, bien que les stocks constitués (14 000) soient égaux aux besoins (14 000). Ceci est dû aux effets de détérioration des infrastructures. La perte d'une partie des kits stockés apparaît quand les quantités stockées surpassent les quantités distribuées (colonne « kits perdus »). Enfin, les deux dernières colonnes permettent d'avoir des estimations des coûts minimaux. Le tableau 12 donne les entrepôts ouverts et les capacités stockées. Ces résultats peuvent éventuellement permettre de détecter si certaines localisations sont à privilégier.

Tableau 12. Application numérique : entrepôts ouverts et capacités stockées

Sc	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	Stockage
1	2 450	6 000	0	5 550	0	0	0	0	0	0	0	0	14 000
2	0	5 000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5 000
3	0	0	0	4 950	3 125	0	5 925	0	0	0	0	0	14 000
4	0	3 889	5 294	0	0	0	4 000	0	0	0	0	0	13 183
5	0	0	3 200	0	4 800	0	6 000	0	0	0	0	0	14 000
6	0	0	0	0	0	2 000	0	0	0	0	0	0	2 000
7	0	6 000	2 000	0	0	0	5 333	0	0	0	0	0	13 333
8	3 750	3 889	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7 639
9	0	0	0	4 067	0	0	5 787	0	0	0	0	2 222	12 076
10	0	0	0	0	0	0	0	0	2 222	3 158	0	0	5 380
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6 000	4 667	10 667
12	0	0	0	0	0	0	0	2 143	0	0	4 444	6 000	12 587

Ce modèle (PMS) peut aussi être utilisé pour valider des solutions existantes ou des localisations prévues a priori. L'implantation de ces entrepôts de première nécessité peut s'avérer politiquement sensible et les décisions peuvent être prises sur des critères d'aménagement du territoire, de taille de la population de chaque région, des impôts versés par chaque région, voire pour des raisons purement électorales. Sur l'exemple, les régions les plus densément peuplées sont les régions 3, 11 et 2.

Géographiquement, ces régions sont centrales et de part et d'autres de la chaîne montagneuse. Sur le papier (ou dans les médias), le choix de ces trois régions est défendable. Supposons une répartition des 14 000 kits disponibles en 5 000 kits pour les régions 3 et 11 et 4 000 kits pour la région 2. En fixant les variables de décision correspondantes, nous obtenons les résultats montrés dans le tableau 13.

Tableau 13. Application numérique : coûts finaux

Scénario	Probabilité (%)	Coûts		Démunis
		Transport	Entrepôt	
1	9	19 020	17 600	3 000
2	13	1 900	17 600	0
3	5	18 500	17 600	1 750
4	10	9 670	17 600	0
5	3	17 760	17 600	1 900
6	12	2 000	17 600	0
7	6	12 700	17 600	0
8	8	5 900	17 600	0
9	12	16 500	17 600	0
10	10	8 680	17 600	0
11	7	17 440	17 600	0
12	5	20 000	17 600	0
Espérance		10 926	17 600	415

Nous verrons au paragraphe suivant que cette solution est bonne en termes de coût de transport mais ne l'est plus en ce qui concerne les victimes non secourues. Bien entendu, on pourrait envisager une approche de type méta-heuristique utilisant le modèle mono-scénario. Une solution est donnée par le choix des sites et des capacités. En jouant sur le choix des sites et/ou sur les capacités, il est facile de constituer des solutions voisines (méthode de voisinage) ou d'opérer des mutations (méthode génétique). Ces méta-heuristiques pourraient permettre de trouver une bonne solution, mais au prix de nombreux essais.

4. Proposition : programme stochastique multi-scénarios (PSMS) pour la conception d'une CLH robuste.

4.1 Modèle mathématique.

L'approche mono-scénario n'est donc pas suffisante. Par nature, nous ignorons précisément où vont arriver les catastrophes et nous devons nous baser sur un ensemble de scénarios. Nous proposons donc d'utiliser une approche stochastique. On dispose de K scénarios = $1..K$ de probabilités distinctes $h(s)$. Comme dans tout problème stochastique, nous aurons maintenant deux types de variables :

- les variables indépendantes de tout scénario. Ici, nous voulons localiser et dimensionner des entrepôts permettant de répondre au mieux aux divers scénarios. Nous aurons toujours les variables binaires $Y(j)$ qui valent 1 si un entrepôt est implanté dans la région j et 0 sinon, et les variables $C(j)$ pour déterminer la capacité de l'entrepôt j ;
- les variables liées à un scénario : $R(i,s)$ la demande non satisfaite dans le scénario s et $X(i,j,s)$ les secours à la région i fournis par l'entrepôt situé en j dans le scénario s .

La fonction objectif à minimiser comprendra donc deux parties : (1) les coûts d'implantation et de gestion des entrepôts qui sont indépendants des scénarios retenus et (2) les coûts de transport et de non satisfaction de la demande dépendant des scénarios. Ces derniers seront minimisés en espérance.

Le modèle sera donc le suivant :

Index :

i	index de la demande
j	index des entrepôts potentiels
s	scénario

Paramètres inchangés :

$a(j)$	capacité maximale de l'entrepôt en j
$b(j)$	capacité minimale de l'entrepôt en j
cg	capacité globale de stockage
$f(j)$	coût d'implantation de l'entrepôt
nw	nombre maxi d'entrepôt
cns	coût de non satisfaction d'une demande
$t(i,j)$	coût de transport entre i et j
$v(j)$	coût variable de gestion de l'entrepôt

Paramètres scénarisés :

$d(i,s)$	demande à satisfaire en i
$h(s)$	Probabilité du scénario s
$m(i,j,s)$	flot maximum entre i et j
$p(j,s)$	pourcentage de la capacité utilisable

Variables inchangées :

$C(j)$	capacité de l'entrepôt en j
$Y(j)$	1 si l'entrepôt est implanté en j , 0 sinon

Variables scénarisées :

$R(i,s)$	demande en i non satisfaite dans le scénario s
$X(i,j,s)$	secours à i fournis par j dans le scénario s

Programme stochastique multi-scénarios (PSMS) :

$$\min = cns \sum_i \sum_s h(s).R(i,s) + \sum_j (f(j).Y(j) + v(j).C(j)) + \sum_i \sum_j \sum_s h(s).t(i,j).X(i,j)s$$

$$\forall j, \forall s \sum_i X(i,j,s) \leq Y(j) \cdot \sum_i d(i,s) \quad (1)$$

$$\forall i, \forall s \sum_j X(i,j,s) + R(i,s) = d(i,s) \quad (2)$$

$$\forall j, \forall s \sum_i X(i,j,s) \leq p(j,s).C(j) \quad (3)$$

$$\forall j, a(j).Y(j) \leq C(j) \leq b(j).Y(j) \quad (4)$$

$$\forall i, \forall j, \forall s X(i,j,s) \leq m(i,j,s) \quad (5)$$

$$\sum_j y(j) \leq mw \quad (6)$$

$$\sum_j C(j) \leq cg \quad (7)$$

$$\forall j Y_j \in \{0,1\} \quad (8)$$

4.2. Application numérique

Sur l'exemple, la solution est d'ouvrir les entrepôts des régions 1, 5 et 11 avec des capacités de 3 700, 4 620 et 5 680. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 14.

Cette solution ne donne pas une répartition équitable de la non-satisfaction entre régions. Ceci est particulièrement probant pour la région 7 dans le scénario 1 et la région 3 dans le scénario 5. Là aussi, il est possible d'améliorer la répartition sans augmenter le nombre de démunis de chacun des scénarios. Pour cela, il nous faut connaître le pourcentage maximal $PM(s)$ de non-satisfaction dans une région pour le scénario s . Dans la fonction objectif à minimiser, nous ajouterons un « coût » proportionnel aux $PM(s)$. Soit $dn(s)$ le nombre de démunis obtenu précédemment pour le scénario s .

Dans le programme (PSMS), on ajoute :

- les variables $PM(s)$;
- les données $dn(s)$;
- les contraintes supplémentaires suivantes pour les scénarios « s ».

$$\forall s \quad PM(s) = \text{Max} \sum_i R(i, s) / d(i, s) \quad (9)$$

$$\forall s \quad \sum_i R(i, s) = dn(s) \quad (10)$$

(9) : donne le pourcentage maximum de démunis dans une région pour le scénario s

(10) : le nombre de démunis du scénario s reste identique.

Dans la fonction objectif à minimiser, on ajoute un coût proportionnel aux $PM(s)$.

Tableau 16. Application numérique PSMS étendue : non satisfaction

Scénario	Probabilité (%)	Coûts		Non secourus
		Transport	Entrepôt	
1	9	37 923	18 380	1 500
2	13	4 850	18 380	0
3	5	30 702	18 380	185
4	10	23 040	18 380	0
5	3	30 920	18 380	1 580
6	12	1 000	18 380	-
7	6	21 620	18 380	180
8	8	7 040	18 380	0
9	12	24 700	18 380	0
10	10	8 680	18 380	0
11	7	20 360	18 380	0
12	5	23 248	18 380	0
Espérance		17 210	18 380	202

La solution obtenue (tableau 16) conserve les mêmes entrepôts avec des capacités stockées identiques. Seuls les flux sont changés. Les coûts de transport augmentent alors de 0,6 %. Ce programme améliore la situation des scénarios 1 et 3. Dans ce dernier, la pénurie se répartit équitablement sur toutes les régions touchées. Mais le problème reste entier pour le scénario 5. Le tableau 17 montre la synthèse des résultats.

Tableau 17. Application numérique PSMS étendue : synthèse des résultats

	Pourcentage de non-secourus							% moyen
	Rég. 1	Rég. 2	Rég. 3	Rég. 4	Rég. 6	Rég. 7	Rég. 8	
Scén. 1	0,0 %	0,0 %	11,5 %	0,0 %	0,0 %	11,5 %	0,0 %	9,7 %
Scén 3	1,3 %	1,3 %	1,3 %	0,0 %	0,0 %	1,3 %	0,0 %	1,3 %
Scén 5	0,0 %	0,0 %	19,8 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	11,3 %
Scén 7	0,0 %	3,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	0,0 %	1,7 %

4.4. Modèle multi-scénarios.

L'hypothèse de base retenue jusqu'ici était de trouver une solution qui minimise le nombre de démunis et ce, à moindre coût. Dans le cas où les secours doivent satisfaire des besoins vitaux immédiats, ce critère est indiscutable.

On constate sur les deux résolutions précédentes que cet objectif rentre en conflit avec le critère de répartition équitable de la pénurie sur les régions. Dans un contexte où l'aide est mise en place par les pouvoirs publics et si le reste des secours peut être acheminé dans des délais courts, le critère de répartition équitable peut devenir prépondérant. Dans notre exemple, une solution robuste qui garantirait que dans tous les scénarios où c'est possible, toute région recevant au minimum 95 % de ses besoins peut être attrayante pour les décideurs. Pour les scénarios 1 et 5 pour lesquels on sait d'avance que l'on aura un minimum de 9,7 % et 6,9 % de pénurie, les seuils à respecter seront supérieurs ou égaux à ces valeurs. Nous proposons de rajouter un tableau à remplir par les décideurs donnant le pourcentage maximum $px(s)$ de pénurie acceptable dans le scénario s .

Pour prendre en compte cette nouvelle contrainte, nous devons ajouter deux contraintes au programme (PSMS) :

$$\forall s \quad PMs = \text{Max} \sum_i Ris / dis \quad (9)$$

$$\forall s \quad PM(s) \leq pxs \quad (11)$$

(9) : donne le pourcentage maximum de démunis dans une région pour le scénario s (déjà utilisée précédemment).

(11) : limite la valeur du pourcentage maximum.

Le risque est d'aboutir à des programmes sans solution si les valeurs $px(s)$ sont trop faibles. Afin d'obtenir une réponse dans tous les cas, nous proposons de supprimer les contraintes (11) et d'ajouter une pénalité $w(s)$ si $PM(s)$ dépassent la valeur $px(s)$. Le coût de lissage sera alors proportionnel à ce dépassement. En définitif, les équations à ajouter seront :

$$\forall s \quad PMs = \text{Max} \sum_i \text{Ris} / \text{dis} \quad (9)$$

$$\text{CoûtLissage} = \sum_s \sum_t (PM(s) - px(s)) * w(s) \quad (12)$$

Reprenons l'exemple. Ici nous visions un pourcentage de démunis maximum de 10 % pour le scénario 1, 8 % pour le scénario 5 et 5 % pour les autres. Pour éviter d'augmenter le pourcentage sur les scénarios 1 et 5 déjà critiques, nous avons pris des poids plus forts pour ces deux scénarios.

Tableau 18. Application numérique PSMS multi-scénarios : seuils d'acceptation et coûts associés

Scénario	Pourcentage maximum	Pénalité si dépassement
1	10 %	10 000
2	5 %	1 000
3	5 %	1 000
4	5 %	1 000
5	8 %	5 000
6	5 %	1 000
7	5 %	1 000
8	5 %	1 000
9	5 %	1 000
10	5 %	1 000
11	5 %	1 000
12	5 %	1 000

La solution obtenue (tableau 18) ouvre les entrepôts 1, 5 et 11 avec des capacités respectives de 3 900, 5 700 et 4 400. Sur ce petit exemple, les résultats sont très proches de ceux obtenus précédemment. La pénurie moyenne passe de 202 à 203. On gagne un petit peu sur le scénario 7 qui passe de 11,3 % à 10,9 % au détriment du scénario 3 qui passe de 1,3 % à 1,4 %. Pour les autres scénarios, les pourcentages restent identiques. Les coûts de transports, par contre, augmentent significativement de 17 119 à 20 665 soit +20 %. Le tableau 19 montre la synthèse des résultats.

Tableau 19. Application numérique PSMS multi-scénarios : synthèse des résultats

Scénario	Probabilité (%)	Coûts		Démunis	% Démunis
		Transport	Entrepôt		
1	9	36 000	18 360	1 500	9,7 %
2	13	4 850	18 360	-	0,0 %
3	5	29 691	18 360	195	1,4 %
4	10	29 960	18 360	-	0,0 %
5	3	36 760	18 360	1 580	10,9 %
6	12	2 500	18 360	-	0,0 %
7	6	25 080	18 360	180	1,7 %
8	8	12 120	18 360	-	0,0 %
9	12	25 400	18 360	-	0,0 %
10	10	15 840	18 360	-	0,0 %
11	7	27 820	18 360	-	0,0 %
12	5	37 140	18 360	-	0,0 %
Espérance		20 665	18 360	203	

5. Conclusion et perspectives

Dans le cadre de ce travail de recherche, nous nous sommes intéressés au sujet de la conception/configuration d'une chaîne logistique humanitaire (CLH) capable de supporter la réponse à des crises dites *récurrentes*. L'objet principal de notre recherche consistait à proposer un outil d'aide à la décision qui tienne compte de la réalité du terrain et qui soit capable de garantir des capacités de résilience d'une part, et d'efficacité d'autre part. Concrètement, nous avons développé deux contributions complémentaires pour atteindre cet objectif :

- *contribution n°1* : la première contribution est un modèle de conception d'une CLH robuste pour un scénario unique. Issu d'un problème de location/allocation classique, ce modèle présente l'originalité de tenir compte de la potentielle dégradation des ressources et infrastructures suite à la survenue d'une catastrophe (dimension résilience) et de chercher à optimiser le rapport entre les coûts engagés et le résultat obtenu (dimension efficacité). Présentée sous la forme d'un programme linéaire en nombre entier, cette contribution propose par ailleurs une exploitation garantissant davantage de robustesse en autorisant le lissage des éventuelles pénuries ;
- *contribution n°2* : la deuxième contribution de ce travail de recherche est une extension de la contribution n°1 permettant de considérer un ensemble de scénarios de probabilités. Cette approche multi-scénarios est indispensable à

la considération du caractère très incertain des catastrophes humanitaires. En pratique, cette dernière contribution prend la forme d'un programme stochastique multi-scénarios.

L'ensemble de ces contributions a été confronté à la réalité des faits dans le cadre d'une application au cas des crises récurrentes du Pérou (Vargas-Florez *et al.*, 2014). Au-delà des aspects que nous venons d'évoquer, les perspectives les plus nombreuses à ce travail de recherche portent sans nul doute sur le développement de nouvelles contributions scientifiques.

Comme pour n'importe quel projet de recherche, la sensibilité des résultats obtenus est un sujet important. Faute de temps et de données, nous n'avons pu véritablement mener à bien cette étude de sensibilité. La mise en œuvre de nos propositions sur plusieurs cas d'application devrait permettre de combler ce manque.

Le projet de recherche que nous avons conduit a permis de trouver des solutions pour appréhender certains critères de l'incertitude humanitaire (demande et infrastructures/ressources). Pour autant, l'incertitude concerne aussi d'autres critères comme la sécurité, le niveau de médiatisation (et donc le financement), ou la concurrence entre les différents acteurs présents sur le terrain. De cette réflexion, naissent de nombreux axes de travail potentiels pour garantir une bonne prise en compte de ces nouveaux types d'aléas dans les décisions à prendre.

Ce travail s'est intéressé aux seules catastrophes récurrentes. Si elles sont bien les plus nombreuses, elles ne sont pas forcément les plus critiques en termes de gestion. Les très grosses catastrophes présentent aussi de nombreux problèmes d'aide à la décision, de coordination et de professionnalisation. Des réflexions sont sans doute à conduire pour étendre nos approches à ces crises particulières afin d'améliorer ici aussi résilience et efficacité.

Le présent travail de recherche s'intéressait aux décisions d'ordre stratégique en phase de préparation (conception et dimensionnement du réseau logistique notamment). Une perspective intéressante consiste à adresser la question de la prise de décision au niveau opérationnel en phase de réponse à une crise. Dans un contexte où l'information est de plus en plus massive (y compris en situation de crise), il s'agira de définir et développer un système d'aide à la décision permettant de supporter, au niveau opérationnel, l'agilité et la coordination des réponses humanitaires en dépit d'un environnement particulièrement perturbé, d'une part, et d'acteurs fortement hétérogènes et distribués, d'autre part.

Le travail conduit a permis de développer des solutions concrètes en matière de localisation et de dimensionnement de CLH. Un complément porte naturellement sur l'optimisation des modes de transport. Ainsi, une perspective forte consiste à développer des outils d'aide à la décision dédiée aux problèmes dits de *routing* qui soient cohérents et compatibles avec les propositions développées dans ce manuscrit (développement des capacités d'efficacité et de résilience ; prise en compte de l'incertitude).

Les développements proposés dans ce manuscrit ont été réalisés avec une double vision « *gestionnaire* » et « *producticienne* ». Pour autant, ces sujets concernent

potentiellement de nombreuses autres disciplines. Ainsi, une dernière série de perspectives porte sur le croisement des approches proposées avec d'autres champs disciplinaires tels que la géographie, l'économie ou l'informatique.

Références

- Altay N., Green L.V. (2005). OR MS Research in Disaster Operations Management, *European Journal of Operational Research*, vol. 175, p. 475-493.
- Altay N., Green W.G. III. (2006). OR/MS Research in Disaster Operations Management, *European Journal of Operational Research*, vol. 175, p. 475-493.
- Bagher A.M., Yousefli A. (2011). An Application of Possibilist Programming to the Fuzzy Location-Allocation Problems, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 53, n° 9-12, p. 1239-1245.
- Barbarosoğlu G., Özdamar L., Çevik A. (2002). Decision Aiding: An Interactive Approach for Hierarchical Analysis of Helicopter Logistics in Disaster Relief Operations, *European Journal Operational Research*, vol. 140, n° 1, p. 118-133.
- Bertsimas D., Thiele A. (2006). Robust and Data-Driven Optimization: Modern Decision-Making Under Uncertainty, In *Tutorials on Operations Research, INFORMS*, Chapter 4, p. 122-195.
- Bhattacharya U., Rao J.R., TIWARI R.N. (1992). Fuzzy Multicriteria Facility Location Problem, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 51, n° 3, p. 277-287.
- Bilsel R.U., Ravindran A. (2011). A Multiobjective Chance Constrained Programming Model for Supplier Selection Under Uncertainty, *Transportation Research Part B*, vol. 45, p. 1284-1300.
- Braman L.M., van Aalst M.K., Mason S.J., Suarez P., Ait-Chellouche Y., Tall A. (2013). Climate Forecasts in Disaster Management: Red Cross Flood Operations in West Africa, 2008, *Disasters*, vol. 37, p. 144-164.
- Campbell A.M., Vandenbussche D., Hermann W. (2008). Routing for Relief Efforts, *Transportation Science*, vol. 42, n° 2, p. 127-145.
- Canós M.J., Ivorra C., Liern V. (1999). An Exact Algorithm for the Fuzzy P-Median Problem, *European Journal of Operational Research*, vol. 116, n° 1, p. 80-86.
- Cassidy W.B. (2003). A Logistics Lifeline, *Traffic World Magazine*, October 27.
- Charles A. (2010). *Improving the Design and Management of Agile Supply Chain: Feedback and Application in the Context of Humanitarian Aid*, Thèse de Doctorat, Ecole des Mines d'Albi, Université de Toulouse.
- Daskin M.S. (2008). What You Should Know About Location Modeling, *Naval Research Logistics*, vol. 55, p. 283-294.
- Drexl M. (2013). Applications of the vehicle routing problem with trailers and transshipments, *European Journal of Operational Research*, vol. 227, n° 2, p. 275-283.
- Duran S., Gutierrez M.A., Keskinocak P. (2011). Pre-Positioning of Emergency Items for CARE International, *Interfaces*, vol. 41, n° 3, p. 223-237.
- Dyer M., Stougie L. (2006). Computational Complexity of Stochastic Programming Problems, *Mathematical Programming*, vol. 106, p. 423-432.

- Farahani R.Z., SteadieSeifi M., Asgari N. (2010). Multiple Criteria Facility Location Problems: A Survey, *Applied Mathematical Modelling*, vol. 34, n° 7, p. 1689-1709.
- Galindo G., Batta R. (2013). Review of Recent Developments in OR/MS Research in Disaster Operations Management, *European Journal of Operational Research*, vol. 230, p. 201-211.
- Hale T.S., Moberg C.R. (2005). Improving Supply Chain Disaster Preparedness: A Decision Process for Secure Site Location, *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, vol. 35, p. 195-207.
- Jain V., Benyoucef L., Deshmukh S.G. (2009). Strategic Supplier Selection: Some Emerging Issues and Challenges, *International Journal of Logistics Systems and Management*, vol. 5, n° 1-2, p. 61-88.
- Klibi W., Martel A. (2012). Scenario-Based Supply Chain Network Risk Modeling, *European Journal of Operational Research*, vol. 223, n° 3, p. 644-658.
- Klibi W., Martel A., Guitouni A. (2010). The Design of Robust Value-Creating Supply Chain Networks: A Critical Review, *European Journal of Operational Research*, vol. 203, n° 2, p. 283-293.
- Kovács G., Spens K.M. (2007). Humanitarian Logistics in Disaster Relief Operations, *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, vol. 37, p. 99-114.
- Lettieri E., Masella C., Radaelli G. (2009). Disaster Management: Findings from a Systematic Review, *Disaster Prevention and Management*, vol. 18, n° 2, p. 117-136.
- Martel A., Benmoussa A., Chouinard M., Klibi W., Kettani O. (2013). Designing Global Supply Networks for Conflict or Disaster Support: The Case of the Canadian Armed Forces, *Journal of the Operational Research Society*, vol. 64, n° 4, p. 577-596.
- Mehdizadeh E., Tavarroth M.R., Hajipour V. (2011). A New Hybrid Algorithm to Optimize Stochastic-Fuzzy Capacited Multi-Facility Location-Allocation Problem, *Journal of Optimization in Industrial Engineering*, vol. 7, p. 71-80.
- Mete H.O., Zabinsky Z.B. (2010). Stochastic Optimization of Medical Supply Location and Distribution in Disaster Management, *International Journal of Production Economics*, vol. 126, p. 76-84.
- Murray S. (2005). How to deliver on the promises: supply chain logistics – humanitarian agencies are learning lessons from business in bringing essential supplies to regions hit by the tsunami. *Financial Times*, 7, 5, p. 9.
- Natarajarathinam M., Capar I., Narayanan A. (2009). Managing Supply Chains in Times of Crisis: A Review of Literature and Insights, *International Journal of Physical Distribution and Logistics Management*, vol. 39, n° 7, p. 535-573.
- Ozdamar L., Ekinci E., Kucukyazici B. (2004). Emergency Logistics Planning in Natural Disasters, *Annals of Operation Research*, vol. 129, n° 1-4, p. 217-245.
- Peres E.Q., Brito Jr I., Leiras A., Yoshizaki H. (2012). Humanitarian logistics and disaster relief research: trends, applications, and future research directions. In *Proc. of the 4th International Conference on Information Systems, Logistics and Supply Chain*, Quebec: Canada, p. 26-29.

- Prodhon C., Prins C. (2014). A Survey of Recent Research on Location-Routing Problems, *European Journal of Operational Research*, vol. 238, p. 1-17.
- Rath S., Gutjahr W.J. (2014). A Math-Heuristic for the Warehouse Location-Routing Problem in Disaster Relief, *Computers & Operations Research*, vol. 42, February, p. 25-39.
- Rawls C.G., Turnquist M.A. (2010). Pre-positioning of Emergency Supplies for Disaster Response, *Transportation Research Part B: Methodological*, vol. 44, p. 521-534.
- ReVelle C.S., Eiselt H.A. (2005). Location Analysis: A Synthesis and Survey, *European Journal of Operational Research*, vol. 165, p. 1-19.
- ReVelle C.S., Eiselt H.A., Daskin M.S. (2008). A Bibliography for some Fundamental Problem Categories in Discrete Location Science, *European Journal of Operational Research*, vol. 184, p. 817-848
- Rottkemper B., Fischer K., Blecken A., Danne C. (2011). Inventory Relocation for Overlapping Disaster Settings in Humanitarian Operations, *OR Spectrum: Quantitative Approaches in Management*, vol. 33, n° 3, p. 721-749.
- Salmeron J., Apte A. (2010). Stochastic Optimization for Natural Disaster Asset Prepositioning, *Production and Operations Management*, vol. 19, n° 5, p. 561-574.
- Shapiro A., Dentcheva D., Ruszczyński A. (2009). *Lectures on Stochastic Programming: Modeling and Theory*, Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Simpson N.C., Hancock P.G. (2009). Fifty Years of Operational Research and Emergency Response, *Journal of the Operational Research Society*, vol. 60, supplement 1, p. 126-139.
- Snyder L.V. (2003). *Supply chain robustness and reliability: Models and algorithms*, Doctoral dissertation, Northwestern University.
- Snyder L.V. (2004). *Facility Location Under Uncertainty: A Review*, Technical report #04T-015, Department of Industrial & System Engineering, Lehigh University, USA.
- Snyder L.V. (2006). Facility Location Under Uncertainty: A Review, *IIE -Transactions*, vol. 38, n° 7, p. 537-554.
- Tanonkou G.A. (2007). *Une Approche par Relaxation Lagrangienne pour l'optimisation d'un Réseau de Distribution*, Thèse de Doctorat, Université Paul Verlaine-Metz.
- Van Wassenhove L.N. (2006). Blackett Memorial Lecture: Humanitarian Aid Logistics: Supply Chain Management in High Gear, *Journal of the Operational Research Society*, vol. 57, p. 475-489.
- Vargas-Florez J., Charles A., Lauras M., Dupont L. (2014). Designing realistic scenarios for disaster management quantitative models. In *Proceedings of Annual ISCRAM Conference*, Penn-State University, USA.
- Weber A., Friedrich C.J. (1929). *Alfred Weber's theory of the location of industries*.
- Yi W., Ozdamar L. (2007). A Dynamic Logistics Coordination Model for Evacuation and Support in Disaster Response Activities, *European Journal of Operational Research*, vol. 179, p. 1177-1193.
- Zhou J., Liu B. (2003). News Stochastic Models for Capacitated Location – Allocation Problem, *Computers & Industrial Engineering*, vol. 45, p. 111-126.

Zhou J., Liu B. (2007). Modeling Capacitated Location-Allocation Problem with Fuzzy Demands, *Computers & Industrial Engineering*, vol. 53, p. 454-468.