

Projet de recherche : Évaluation des potentialités d'un algorithme génétique pour la création et l'optimisation de réseaux de transport en commun

Rapport final



Projet de recherche : Évaluation des potentialités d'un algorithme génétique pour la création et l'optimisation de réseaux de transport en commun

Projet R.773.1, parrainé par

Direction de la modélisation des systèmes de transport

Direction générale de la planification, de la coordination et de l'évolution des services

Ministère des Transports, de la Mobilité Durable et de l'Électrification des transports

Rapport final

Pierre-Léo Bourbonnais, associé de recherche

Pre Catherine Morency et Pr Martin Trépanier

Polytechnique Montréal

Juillet 2017

AVERTISSEMENT

La présente étude a été réalisée à la demande du ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec et financée par ce dernier.

Le ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports n'est pas responsable de l'exactitude, de l'actualité et de la fiabilité du contenu de ce rapport. Les opinions exprimées dans le présent rapport n'engagent que la responsabilité de leurs auteurs et ne reflètent pas nécessairement les positions du ministère des Transports, de la Mobilité durable et de l'Électrification des transports du Québec.



Table des matières

Chapitre 1	Introduction	1
1.1	Contexte	1
1.2	Étapes prévues au projet et objectifs associés	1
1.3	Structure du rapport	2
Chapitre 2	État des connaissances	3
2.1	Algorithme génétique	3
2.2	Revue de littérature sur l'utilisation d'algorithmes génétiques et évolutionnistes pour la conception et l'optimisation de réseaux de transport collectif	6
2.3	Synthèse de la revue de littérature	18
2.4	Constats découlant de la revue de littérature	18
Chapitre 3	Méthodologie et sources de données	20
3.1	Validation, correction et enrichissement des données des réseaux routiers et piétonniers des villes étudiées	20
3.2	Données de transport collectif	21
3.3	Données sur la demande de transport	28
3.4	Sélection des arrêts à utiliser dans les simulations	29
3.5	Calculateur de chemin routier et piétonnier	33
3.6	Calculateur de chemin de transport collectif	35
3.7	Évaluation de la performance des réseaux	35
3.8	Base de comparaison avec les réseaux existants	35
3.9	Algorithmes d'optimisation	36
Chapitre 4	Expérimentations	40
4.1	Performance des réseaux existants	40
4.2	Algorithme génétique	46
4.3	Analyse comparative détaillée d'un réseau optimisé par rapport à l'existant	58
4.4	Fusion des algorithmes génétiques et de lignes intelligentes	64
Chapitre 5	Problématiques rencontrées et limitations	65
5.1	Problématiques	65
5.2	Limitations	65
Chapitre 6	Conclusions et perspectives	68
6.1	Potentiel de l'utilisation d'algorithmes évolutionnistes pour la création et l'optimisation de réseaux de transport collectif	68

6.2	Perspectives.....	68
6.3	Projets-pilotes.....	69
	<i>Synthèse des conclusions et recommandations</i>	<i>70</i>
	<i>Références</i>	<i>71</i>
	<i>Annexe</i>	<i>lxxvi</i>

Liste des figures

Figure 2-1 Ensemble et frontière de Pareto	5
Figure 3-1 Schéma méthodologique.....	21
Figure 3-2 Lignes de la Société de transport de Sherbrooke (printemps 2016).....	23
Figure 3-3 Arrêts de la Société de transport de Sherbrooke (printemps 2016).....	24
Figure 3-4 Lignes de la Société de transport du Saguenay (automne 2015).....	25
Figure 3-5 Arrêts de la Société de transport du Saguenay (automne 2015).....	26
Figure 3-6 Lignes de la Société de transport de Trois-Rivières (été 2016).....	27
Figure 3-7 Arrêts de la Société de transport de Trois-Rivières (été 2016).....	28
Figure 3-8 Emplacement et pondération des origines et destinations de l'enquête Origine-Destination de Sherbrooke 2012-2013.....	29
Figure 3-9 Localisation des 332 arrêts de simulation pour la région de Sherbrooke.....	31
Figure 3-10 Localisation des 401 arrêts de simulation pour la région de Saguenay.....	32
Figure 3-11 Localisation des 264 arrêts de simulation pour la région de Trois-Rivières.....	33
Figure 3-12 Calcul de chemin exact (en rouge) et approximatif avec rayon de 50 m (en bleu).....	34
Figure 4-1 Performance de l'algorithme génétique en fonction de la probabilité de mutation.....	48
Figure 4-2 Performance de l'algorithme génétique en fonction du nombre de coupures dans le chromosome lors du croisement.....	48
Figure 4-3 Performance de l'algorithme génétique en fonction du nombre d'élites par génération.....	49
Figure 4-4 Performance de l'algorithme génétique en fonction du nombre d'élites par génération.....	50
Figure 4-5 Coût total en fonction du nombre de véhicules en service.....	52
Figure 4-6 Coût usager en fonction du coût d'opération.....	52
Figure 4-7 Coût usager en fonction du nombre de véhicules en service.....	53
Figure 4-8 Coût total en fonction du nombre de lignes pour les réseaux simulés de Sherbrooke.....	55
Figure 4-9 Coût total en fonction du nombre de lignes pour les réseaux simulés de Saguenay.....	57
Figure 4-10 Coût total en fonction du nombre de lignes pour les réseaux simulés de Trois-Rivières.....	58
Figure 4-11 Changement des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes.....	59
Figure 4-12 Changement en pourcentage des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes.....	60
Figure 4-13 Changement des temps d'accès à la marche après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes.....	60
Figure 4-14 Changement du nombre de transferts après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes.....	61

Figure 4-15 Changement des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif.....	62
Figure 4-16 Changement en pourcentage des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif.....	63
Figure 4-17 Changement des temps d'accès à la marche après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif.....	63
Figure 4-18 Changement du nombre de transferts après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif.....	64

Liste des tableaux

Tableau 3-1 Ajout, enlèvement et modification des nœuds et liens piétons et routiers dans les données d' <i>OpenStreetMap</i> pour les trois villes à l'étude.....	20
Tableau 3-2 Description générale des réseaux de transport collectif existant pour les villes étudiées	22
Tableau 3-3 Types de véhicules	39
Tableau 4-1 Paramètres fixés pour toutes les évaluations de performance.....	40
Tableau 4-2 Performance du réseau existant de la société de transport de Sherbrooke (25% de tous les déplacements pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure).....	41
Tableau 4-3 Performance du réseau existant de la société de transport de Sherbrooke (100% des déplacements transport collectif pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)	42
Tableau 4-4 Performance du réseau existant de la société de transport du Saguenay (25% de tous les déplacements pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)	43
Tableau 4-5 Performance du réseau existant de la société de transport du Saguenay (100% des déplacements transport collectif pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)	44
Tableau 4-6 Performance du réseau existant de la société de transport de Trois-Rivières (25% de tous les déplacements pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure).....	45
Tableau 4-7 Performance du réseau existant de la société de transport de Trois-Rivières (100% des déplacements transport collectif pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)	46
Tableau 4-8 Paramètres utilisés pour toutes les simulations permettant de vérifier l'influence du nombre de véhicules en service sur la performance des réseaux.....	51
Tableau 4-9 Simulations complétées pour Sherbrooke.....	54
Tableau 4-10 Simulations complétées pour Saguenay	56
Tableau 4-11 Simulations complétées pour Trois-Rivières.....	57

Chapitre 1 Introduction

1.1 Contexte

Le transport collectif joue un rôle majeur dans la dynamique des villes. Il permet de réduire la congestion routière, d'améliorer et de rendre plus agréable l'accès à l'espace public, le tout en favorisant l'inclusion sociale. Toutefois, afin de limiter les coûts d'infrastructure et d'exploitation des réseaux de transport collectif, des stratégies de conception et d'optimisation sont nécessaires pour encadrer leur développement. Sachant que la création d'un réseau optimal autant pour les usagers que pour l'opérateur n'est pas possible car les intérêts des premiers sont opposés à ceux du second (l'utilisateur désire davantage de service, plus confortable et à un moindre coût, alors que l'opérateur désire augmenter ses revenus et réduire ses dépenses), on cherche à obtenir un équilibre en minimisant la somme des coûts d'opération et des coûts associés aux déplacements en transport collectif effectués par les usagers, tout en respectant certaines contraintes. Or, en connaissant les paramètres du réseau routier et la demande de transport collectif, on peut entreprendre la recherche d'un réseau optimal qui équilibre le mieux possible les bénéfices des usagers et de l'opérateur.

Le problème d'optimisation combinatoire¹ qui découle de cet équilibre ne peut pas être résolu de manière exacte dans un temps raisonnable, puisque l'étendue de l'espace de recherche de solutions est trop grande, et que le problème répond à la classe de complexité NP-difficile, c'est-à-dire pour lequel on ne peut trouver la meilleure solution dans un temps polynomial (Tourniaire, 2013). De plus, l'optimisation effectuée fait appel à une fonction non convexe, c'est-à-dire une fonction qui peut posséder des minima locaux, ce qui rend encore plus difficile la recherche de solutions. Enfin, la prise en compte des temps d'accès, des temps d'attente et des correspondances accroît la difficulté à obtenir une solution (Y.-J. Lee & Vuchic, 2005). Conséquemment, des méthodes heuristiques² sont proposées dans le but d'obtenir relativement plus rapidement des solutions qui répondent au besoin des concepteurs sans être parfaites. Depuis la fin des années 90, les algorithmes évolutionnistes qui s'inspirent de la théorie de l'évolution, de même que les algorithmes d'intelligence distribuée fondés sur le comportement d'interaction ou de synergie observé chez certaines espèces d'animaux et d'insectes, font l'objet d'études approfondies pour leur application dans le domaine de la conception de réseaux de transport collectif. Bien que leur utilisation ait été limitée, au début, à des réseaux de petite taille, les capacités de calcul en constante progression ont permis de les appliquer plus récemment à des réseaux de taille moyenne et de grande taille, avec des résultats très prometteurs. En effet, des recherches récentes ont permis de proposer des réseaux de transport collectif qui augmenteraient de manière appréciable leur performance par rapport au réseau existant, et ce, autant pour les usagers que pour les opérateurs, souvent avec un budget identique.

1.2 Étapes prévues au projet et objectifs associés

La première étape consiste à effectuer une revue de littérature la plus exhaustive possible de l'utilisation des algorithmes génétiques, en particulier, mais également des algorithmes d'intelligence

¹ L'optimisation combinatoire cherche à trouver la meilleure solution possible parmi un ensemble de solutions discrètes.

² Dans le domaine de l'optimisation, une heuristique est une technique qui permet d'obtenir des solutions acceptables en un temps raisonnable lorsque le processus de recherche d'une solution exacte serait trop long ou trop coûteux.

distribuée³ dans le domaine de la conception et de l'optimisation des réseaux de transport collectif. Dans un second temps, une étude de cas de trois villes québécoises de taille moyenne, en l'occurrence Sherbrooke, Trois-Rivières et Saguenay, est entreprise dans le but d'évaluer la pertinence d'utiliser les différents algorithmes proposés dans l'optimisation des réseaux de transport collectif de ces trois villes. Pour ce faire, une collecte de données sur les réseaux routiers locaux et sur la demande de transport collectif est d'abord menée. Ensuite, à la lumière des résultats obtenus par les chercheurs dont les projets de recherche ont été répertoriés et analysés dans la revue de littérature, les algorithmes les plus prometteurs ainsi que les plages de paramètres de calcul ayant donné les meilleures solutions sont appliqués aux trois villes. Les résultats sont analysés, la sensibilité aux différents paramètres des algorithmes utilisés est étudiée et les solutions obtenues sont comparées aux réseaux existants.

1.3 Structure du rapport

L'état des connaissances, accompagné de la définition des termes importants, est d'abord présenté et résumé au moyen d'un tableau. La méthodologie est ensuite détaillée et comprend la description de l'algorithme génétique étudié et la présentation d'un algorithme évolutionniste de lignes intelligentes développé dans le cadre du projet. L'analyse des différents résultats découlant des simulations effectuées pour chacune des villes étudiées permet d'évaluer la pertinence d'utiliser des algorithmes génétiques et évolutionnistes pour optimiser des réseaux de transport collectif pour des villes de taille moyenne. Par la suite, les succès et les problématiques rencontrées lors du projet sont mis en perspective, ce qui permet d'apprécier le potentiel des algorithmes utilisés tout en ayant conscience de leurs limitations. La conclusion inclut une synthèse des résultats, une proposition de travaux de recherche pertinents à compléter pour encadrer les projets pilotes et poursuivre la recherche dans le domaine ainsi qu'une présentation des perspectives futures qui pourront encourager et guider la poursuite des travaux dans ce domaine de recherche innovateur.

³ Algorithmes s'inspirant de phénomènes relatifs à des populations qui agissent en équipe en suivant des règles simples. Exemples: vol des oiseaux migrateurs, colonie de fourmis, etc.

Chapitre 2 État des connaissances

2.1 Algorithme génétique

Un algorithme génétique est une méthode heuristique évolutionniste conçue pour résoudre un problème d'optimisation en faisant appel à un processus de sélection naturelle basée sur l'évolution génétique. Dans un algorithme génétique, des populations de candidats ou individus évoluent sur plusieurs générations vers de meilleures solutions. Chaque candidat (chromosome) possède un ensemble de gènes qui peuvent faire l'objet de mutations. Chaque gène comprend un certain nombre d'allèles, chaque allèle représentant une variable en particulier. À chaque génération, la performance de tous les candidats constituant la population est mesurée grâce à une fonction d'évaluation⁴. Les candidats les plus performants sont sélectionnés et leurs chromosomes sont croisés ou recombinaisonnés pour constituer la génération suivante. Des mutations peuvent également survenir de manière aléatoire afin d'éviter la convergence trop rapide vers un minimum local de la fonction d'évaluation. L'augmentation des vitesses de calcul des processeurs, la possibilité d'effectuer plus facilement des calculs parallèles et la proposition de nouvelles méthodes et applications ont favorisé récemment un regain de popularité pour les algorithmes génétiques (Poli, Langdon, & McPhee, 2008). Effectivement, pour la première fois depuis leur conception théorique, il est possible d'obtenir des solutions dans un temps raisonnable pour des problèmes dont l'univers de solutions est de taille moyenne, voire élevée.

2.1.1 Définition des concepts principaux

Les définitions et exemples présentés dans cette section sont issus des recherches effectuées dans la littérature dans le domaine de l'optimisation des réseaux de transport collectif au moyen d'algorithmes génétiques ou évolutionnistes connexes.

Candidat, individu ou chromosome • Le candidat est l'objet à optimiser. Le candidat est habituellement représenté par un réseau comprenant plusieurs lignes ou par une ligne comprenant plusieurs arrêts.

Gène • Un gène est un paramètre permettant de définir un candidat. Lorsque le candidat est un réseau, le gène représente habituellement une ligne. Le chromosome comprend alors l'ensemble des gènes représentant chacune des lignes qui fait partie du réseau. Le gène peut également être représenté par la fréquence d'une ligne donnée ou un nombre de véhicules attribués. Lorsqu'une ligne unique est étudiée, le gène représente alors un arrêt de la ligne. La valeur associée à un gène particulier est appelée **allèle**.

Population • La population comprend l'ensemble des candidats à évaluer pour une génération donnée. La taille des populations est d'ordinaire fixée à l'avance, mais peut également varier d'une génération à l'autre.

Génération • Une génération est une itération de calcul dans l'algorithme génétique. La génération s'accompagne d'une population qui compte un certain nombre de candidats (taille des populations). Dans certains cas, on termine l'algorithme après un nombre défini de générations, alors que dans d'autres cas, on arrête l'algorithme une fois qu'une convergence satisfaisante est atteinte, c'est-à-dire lorsque la variation de la valeur de performance des candidats par rapport aux générations précédentes est plus petite qu'un seuil choisi au préalable. Il est également possible d'arrêter l'algorithme après un certain temps de calcul déterminé.

⁴ La fonction d'évaluation est également appelée fonction objectif

Sélection • L'étape de sélection consiste à choisir les candidats qui pourront se reproduire et se croiser pour créer la population de la génération suivante. Un exemple de procédure utilisée pour la sélection est la suivante :

1. Évaluer la performance de chaque candidat au moyen de la fonction d'évaluation ;
2. Classer les candidats évalués du plus performant au moins performant ;
3. Normaliser la mesure de performance pour s'assurer que la somme de toutes les mesures est égale à 1 ;
4. Choisir un nombre aléatoire R entre 0 et 1 ;
5. Le candidat sélectionné est le premier dont la mesure normalisée est plus grande que le nombre aléatoire R.

L'opération de sélection du candidat est répétée un certain nombre de fois afin d'obtenir assez de candidats pour participer à la création de la population de la génération suivante. Trois approches sont possibles : 1) répéter la génération du nombre aléatoire autant de fois que nécessaire (sélection proportionnelle à l'adaptation, aussi appelé roulette), 2) utiliser un seul nombre aléatoire entre 0 et 1 puis diviser sur la taille de la sélection prévue, ce qui permet de sélectionner tous les individus en une seule opération et d'accroître les chances de sélectionner quelques candidats de performance moins élevée (sélection de type échantillonnage stochastique universel) ou 3) effectuer plusieurs sélections à partir d'échantillons différents de candidats (sélection par tournoi). Il est également possible de sélectionner directement les meilleurs candidats sans effectuer de processus aléatoire (sélection par rang). Lorsque des candidats des générations précédentes sont conservés pour leur performance plus élevée que les meilleurs candidats de la génération active, on parle alors d'élitisme.

Croisement • Le croisement est l'étape permettant de mettre en commun le matériel génétique des candidats parents ayant survécu lors de la sélection afin de créer de nouveaux candidats enfants qui feront partie de la population de la génération suivante. Dans un algorithme génétique, les candidats enfants ne sont pas toujours le fruit d'un croisement entre parents. Certains enfants sont de simples copies de candidats parents. La probabilité de croisement détermine la probabilité qu'un enfant soit créé à partir du croisement de parents ou non. Elle constitue un paramètre de l'optimisation. Plus les candidats de la génération précédente sont performants selon la fonction d'évaluation, plus ils auront de chance de devenir des parents. Le croisement peut favoriser le partage de lignes entre les parents (croisement interlignes) ou le partage d'arrêts (croisement intralignes) lorsque des arrêts communs ou adjacents sont présents dans les lignes des parents. Le mécanisme de croisement le plus courant est le croisement à une coupure. Par exemple, si chacun des candidats parents possède 5 lignes (5 gènes) et que l'on utilise un croisement à une coupure sélectionnée aléatoirement dans la séquence de lignes, le candidat enfant pourra se retrouver avec les trois premières lignes du premier parent et les deux dernières lignes du deuxième parent⁵.

Mutation • La mutation est un processus de modification aléatoire d'un gène d'un candidat. Les mutations permettent d'étendre l'espace de recherche et réduisent la probabilité de converger vers un minimum local. La probabilité de mutation est habituellement faible (moins de 1%) afin de conserver un équilibre adéquat entre l'évolution génétique et les mutations. Dans le cadre d'une optimisation de réseaux de transport collectif, les mutations peuvent modifier des lignes ou des arrêts d'une ligne en

⁵ Dans le cas où la coupure apparaît entre le 3^e et le 4^e gène.

particulier. Par exemple, une ligne ou un arrêt peuvent être retirés ou ajoutés chez un candidat soumis à une mutation. Pour un candidat comportant des gènes associés à des lignes, si la probabilité de mutation est de 1%, chaque ligne aura une probabilité de 1% d'être retirée ou d'être remplacée par une ligne sélectionnée de manière aléatoire dans l'ensemble de lignes de départ.

Ensemble et frontière de Pareto • Un ensemble de Pareto est un ensemble de solutions à un problème donné qui comprend toutes les solutions évaluées en faisant varier un seul objectif et en gardant les autres constants. La frontière de Pareto est l'ensemble des points qui forme la frontière. Cette frontière représente les solutions optimales obtenues lorsqu'un des objectifs est fixé. Par exemple, lorsqu'on veut optimiser les coûts opérateur et les coûts usager, une frontière de Pareto est construite en générant un grand nombre de solutions et en montrant sur un graphique des coûts opérateur en fonction des coûts usager les différentes solutions évaluées. Le gestionnaire peut alors choisir la solution sur la frontière de Pareto associée au ratio coût opérateur/coût usager approprié selon les besoins de sa communauté. La Figure 2-1 illustre un exemple d'ensemble et de frontière de Pareto pour l'optimisation des coûts opérateur et usager.

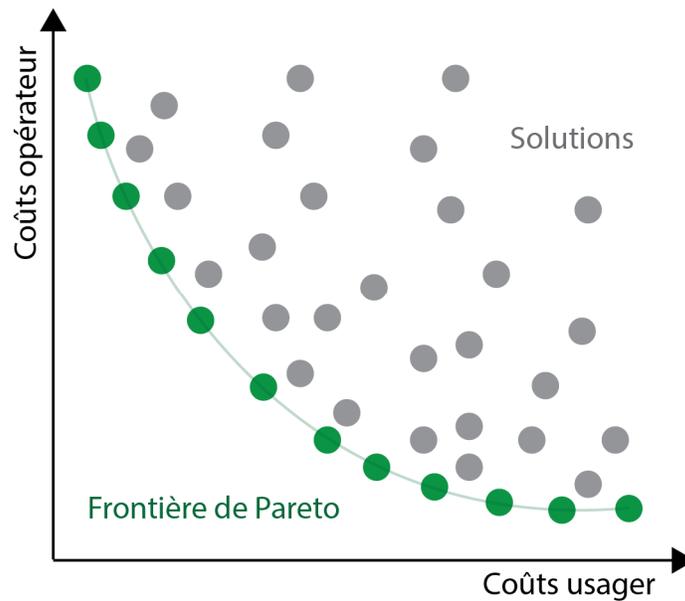


Figure 2-1 Ensemble et frontière de Pareto

Ayant défini les principaux concepts reliés aux algorithmes évolutionnistes, une revue de littérature résumera l'état de l'art dans le domaine. Cette revue permettra de diriger les expérimentations qui seront réalisées dans le cadre du projet et de sélectionner les algorithmes et les paramètres qui ont le plus grand potentiel.

2.2 Revue de littérature sur l'utilisation d'algorithmes génétiques et évolutionnistes pour la conception et l'optimisation de réseaux de transport collectif

Les articles les plus pertinents sur le sujet sont présentés et résumés en ordre chronologique de publication et permettent de mettre en contexte l'évolution de l'utilisation des algorithmes génétiques pour la conception et l'optimisation de réseaux de transport collectif. Certains articles présentés proposent l'utilisation d'autres stratégies ou algorithmes évolutifs, incluant ou non une facette génétique. Ils sont tout de même inclus afin d'étendre la portée de la revue de littérature et permettre au projet de recherche d'élargir les méthodes qui y seront testées. Un tableau résumé des différents articles étudiés est présenté en annexe. Chaque article est associé à un identifiant (première lettre du premier auteur suivie de l'année de publication en deux chiffres) permettant de le retrouver rapidement dans la suite du texte et dans le tableau disponible en annexe. La plupart des articles respectent les définitions présentées à la section précédente.

2.2.1 P98 • *Urban Bus Transit Route Network Design Using Genetic Algorithm (Pattnaik, Mohan, & Tom, 1998)*

Cette étude présente l'un des premiers exemples d'application d'un algorithme génétique à la conception d'un réseau de transport collectif. Les auteurs ont utilisé un algorithme génétique pour faire la conception d'un réseau de bus urbain. Deux méthodes ont été proposées : l'une établissant un nombre de lignes choisi de manière aléatoire à chaque génération et une autre qui tentait de déterminer le nombre optimal de lignes à partir d'un intervalle déterminé au départ. L'algorithme était dans ce cas répété pour chaque nombre de lignes représenté dans l'intervalle et le meilleur résultat global l'emportait. Les calculs ont été effectués avec une partie de réseau provenant de la ville de Madras en Inde comptant 25 arrêts et 39 liens entre ces arrêts. Des tailles de population entre 10 et 500 ont été évaluées et les auteurs ont démontré que la convergence vers une solution optimale est plus élevée lorsque la population possède de nombreux individus, bien que cela augmente proportionnellement le temps de calcul. Néanmoins, 50 candidats par génération donnaient généralement des résultats satisfaisants en un temps raisonnable. À la lumière des résultats obtenus, une probabilité de mutation de 0.05 semblait maximiser les performances de l'algorithme, alors qu'une probabilité de croisement de 0.6 semblait optimale. Finalement, la méthode utilisant des intervalles définis de nombres de lignes donnait de meilleurs résultats, mais au prix d'un temps de calcul beaucoup plus long.

2.2.2 C01 • *Genetic Algorithm Approach for Transit Route Planning and Design (Chien, Yang, & Hou, 2001)*

Dans ce cas, l'algorithme génétique est utilisé pour optimiser une seule ligne de bus de rabattement vers un lieu de transfert qui assure un lien direct vers le Centre-Ville d'une ville fictive. La demande est évaluée au moyen de 160 zones que doit desservir la ligne de rabattement. Étant donnée la portée limitée des calculs, les auteurs ont pu comparer le temps de calcul nécessaire pour obtenir la solution optimale au moyen d'un algorithme de recherche exhaustive qui vérifie toutes les combinaisons possibles et au moyen de l'algorithme génétique. En comparaison du temps de calcul de 7,5 heures avec une recherche exhaustive, l'algorithme génétique permet d'obtenir la solution optimale en moins de 4,8 minutes après 12 générations comportant entre 50 et 60 individus chacune. Les probabilités de croisement et de mutation les plus efficaces pour ce problème étaient de 0.9 et 0.1, respectivement.

2.2.3 B02 • Genetic Algorithms in Bus Network Optimization (Bielli, Caramia, & Carotenuto, 2002)

Les auteurs ont proposé dans ce cas l'utilisation d'un algorithme génétique pour optimiser un réseau existant. Chaque ligne était associée à une fréquence de service et autant l'activation ou non de la ligne que sa fréquence de service pouvait être modifiée par des mutations. Cela permettait de vérifier des indicateurs de performance comme le taux d'occupation des véhicules, qui influence le confort perçu par les usagers. Les lignes étaient définies à l'avance et aucune modification des séquences d'arrêts n'a été incluse dans l'algorithme. En conclusion de cette étude, les paramètres de probabilités les plus performants étaient une probabilité de mutation de 0.1 accompagnée d'une probabilité de croisement de 0.8, avec un réseau optimal obtenu à la 66^e génération sur 100 calculées.

2.2.4 C02 • Optimal Route Network Design for Transit Systems Using Genetic Algorithm (Chakroborty & Dwivedi, 2002)

Un algorithme génétique a été appliqué à la ville fictive de Mandl (15 arrêts, 21 liens et matrice Origine-Destination) (Mandl, 1980) créée pour évaluer et comparer les performances d'algorithmes d'optimisation de réseaux de transport collectif. Une procédure heuristique basée sur la demande globale à chaque arrêt et leur proximité permet de générer un ensemble de 14 lignes de bus constituant l'ensemble de départ. Deux types de croisement sont mis en œuvre. Le premier type de croisement effectue une cassure unique dans la liste des lignes des deux parents et entrecroise les lignes situées de part et d'autre de la cassure chez les deux parents. On parle alors d'un croisement interligne à un chemin⁶. Le deuxième type n'est utilisé que lorsque des lignes de chacun des parents possèdent au moins un arrêt en commun. Si tel est le cas, les deux lignes concernées sont entrecroisées à l'arrêt commun, c'est-à-dire que la ligne créée possède les arrêts de la première ligne jusqu'à l'arrêt de cassure, suivis des arrêts subséquents à la cassure de la deuxième ligne. Ce second type de croisement est appelé intraligne à un chemin. L'algorithme a été testé quatre fois, avec un nombre total de lignes variant entre 4 et 8. Les temps de parcours globaux de toutes les paires de demandes permettent un gain entre 5 et 13 % par rapport aux études précédentes utilisant le même réseau Mandl.

2.2.5 T03 • Transit Route Network Design Using Frequency Coded Genetic Algorithm (Tom & Mohan, 2003)

Cet article se base en grande partie sur les travaux de Pattnaik et al. (1998) (P98) pour évaluer une nouvelle méthode qui inclut la fréquence de service lors de la création des lignes. Une matrice de demande aléatoire est générée pour le réseau routier et les arrêts de la ville de Chennai, en Inde. L'ensemble de départ comprend 700 lignes générées au moyen de la procédure proposée par Pattnaik et al. (1998) (P98). L'étude utilise des probabilités de mutation plus faibles (entre 0.00001 et 0.001) et recommande une probabilité de 0.0003 ou de 0.0006. Après avoir calculé jusqu'à 5000 générations, les auteurs suggèrent de limiter le nombre de générations à 500 afin de conserver des temps de calcul raisonnables sans compromettre les résultats finaux de plus de 4%. En effet, la convergence des solutions se fait en grande partie avant la 500^e génération. Après avoir analysé les résultats de l'algorithme pour des populations entre 10 et 500 candidats par génération, les auteurs proposent une taille de population optimale de 50. Enfin, l'algorithme proposé tenant compte de la fréquence des

⁶ Un croisement à deux chemins est également utilisé dans d'autres études. Dans ce cas, on fait appel à deux cassures, mais le mécanisme d'entrecroisement est le même.

lignes, les solutions obtenues sont plus performantes qu'en faisant appel aux mêmes algorithmes que Pattnaik et al. (1998) (P98).

2.2.6 N03 • Optimal Time Transfer in Bus Transit Route Network Design Using a Genetic Algorithm (Ngamchai & Lovell, 2003)

Les auteurs proposent un algorithme génétique permettant d'optimiser les lignes et les fréquences d'un réseau de bus et de coordonner les horaires des lignes les plus achalandées. En faisant appel à plusieurs méthodes de croisement, le calcul est accéléré et une taille de population plus modeste peut être utilisée. À partir d'un ensemble de lignes de départ, les méthodes de croisement permettent de faire évoluer les réseaux en tenant compte de la demande et de la géométrie du réseau sous-jacent. Des méthodes de jointure/séparation/germination de lignes, des méthodes d'ajout/enlèvement de liens, des méthodes de séparation des lignes superposées et une méthode de modification des lieux de transfert permettent d'accélérer l'évolution en influençant les mécanismes de croisement avant l'évaluation de la fonction objectif. Après analyse de la sensibilité des résultats en fonction des méthodes de croisement utilisées et de la probabilité d'en faire appel, il semble que le croisement par séparation de lignes soit celui qui favorise une convergence plus rapide des solutions vers l'optimum. Enfin, la coordination des horaires des lignes les plus importantes permet de réduire jusqu'à 10% le coût total (somme des coûts usager et opérateur)

2.2.7 C03 • Genetic Algorithms for Optimal Urban Transit Network Design (Chakroborty, 2003)

Cinq études de cas sont réalisées dans le cadre de cet article avec les données de la ville fictive de Mandl. Ces études de cas mesurent l'influence du changement d'un paramètre à chaque fois. Les paramètres vérifiés sont la présence d'une seule ou de plusieurs stations de transfert, la capacité limitée ou illimitée des véhicules, la taille de la flotte fixée ou non et finalement, l'adhérence à l'horaire déterministe ou stochastique. Le calcul s'effectue en deux étapes. La première consiste à sélectionner le meilleur ensemble de lignes et la deuxième tente d'optimiser les horaires de ces lignes pour répondre le mieux possible à la demande. Pour une ville de petite taille comme Mandl, l'algorithme permet d'obtenir des résultats satisfaisants, notamment en incluant dans l'algorithme les horaires de chacune des lignes. Cependant, aucun test n'a été réalisé avec une ville réelle de taille moyenne ou supérieure.

2.2.8 A04 • Transit Route Network Design Using Parallel Genetic Algorithm (Agrawal & Mathew, 2004)

Dans cette recherche, les performances de l'algorithme génétique *SRFC* (Tom & Mohan, 2003) (T03) en utilisant plusieurs processus de calcul simultanément (calcul en parallèle) sont évaluées. Un réseau de 1332 arrêts de bus de Delhi en Inde est utilisé afin de mesurer les performances en fonction du nombre de processus parallèles. À partir d'un temps de calcul de 45 secondes avec un seul processus, le calcul parallèle à 18 processus arrive à terminer le même nombre de générations en 5 secondes, pour une efficacité⁷ de 0,5 par processus. En utilisant 6 processus parallèles, l'efficacité est la plus élevée (0,65) pour un temps de calcul de 11,5 secondes.

⁷ L'efficacité d'un calcul à plusieurs processus est le ratio entre le temps de calcul avec un seul processus et le temps de calcul à plusieurs processus multiplié par le nombre de processus. Exemple : $45 \text{ sec} / (5 \text{ sec} * 18 \text{ processus}) = 0.5$

2.2.9 F04 • *Optimal Transit Route Network Design Problem : Algorithms, Implementations, and Numerical Results* (W. D. Fan & Machemehl, 2004) (plusieurs algorithmes)

Ce rapport de recherche a été conduit à la demande du *Southwest Region University Transportation Center* du *Texas Transportation Institute*. On y retrouve une définition et une comparaison de différents algorithmes d'optimisation utilisés dans le domaine : les algorithmes génétiques, les algorithmes de recherche locale (*local search*), de recuit simulé (*simulated annealing*) (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1987), de recherche aléatoire (*random search*) et de recherche tabou (*tabu search*) (Glover, 1986). Par la suite, les algorithmes de calcul de chemin Dijkstra (1959) et Yen (1971) sont définis et comparés, puisqu'ils sont utilisés couramment comme modules des algorithmes d'optimisation de réseaux. Par ailleurs, les auteurs comparent deux types de demandes intégrées aux algorithmes : la demande fixe, qui inclut seulement la demande de transport collectif existante et la demande variable, qui modifie la demande de transport collectif en fonction de la géométrie et de la performance du réseau, et qui est déterminée au moyen d'un modèle de choix modal. Bien que l'algorithme génétique performe le moins bien de tous les algorithmes présentés, la taille des réseaux étudiés demeure modeste (65 arrêts au total pour le plus grand réseau simulé), ce qui favorise les algorithmes de recherche locale, de recuit simulé et de recherche tabou⁸.

2.2.10 L05 • *Transit Network Design with Variable Demand* (Y.-J. Lee & Vuchic, 2005) (méthode itérative)

Cet article présente un exercice d'optimisation de réseau qui tente de maximiser la part modale du transport collectif au moyen d'une méthode itérative et d'un modèle Logit de répartition modale. À partir d'un ensemble de 23 lignes générées par plus court chemin entre chacune des paires OD, le réseau optimal obtenu compte 5 lignes et une part modale de transport collectif de 45,7%. Toutefois, l'ajout de pénalités de transfert de 10 min et de 20 min réduit la part modale à 29,9% et 18,4% respectivement.

2.2.11 K05 • *A Genetic Algorithm Based Bus Scheduling Model for Transit Network* (Kidwai, Marwah, & Deb, 2005)

Dans cet article, un algorithme génétique est utilisé pour minimiser le nombre de véhicules nécessaires en optimisant les horaires pour la ville de Burdwan, en Inde. Les auteurs ont utilisé un algorithme de génération de lignes pour créer l'ensemble de départ⁹ constitué de 81 lignes de bus. L'algorithme génétique permet de réduire la flotte de 2 véhicules au total, par rapport à une assignation de véhicules basée simplement sur l'achalandage maximal de chaque ligne.

2.2.12 F06 • *Simulated Annealing-Genetic Algorithm for Transit Network Optimization* (F. Zhao & Zeng, 2006) (algorithme génétique et recuit simulé)

Les auteurs ont choisi de résoudre le problème d'optimisation au moyen de la méthode de recuit simulé accompagné d'un algorithme génétique intégré pour réduire la convergence de l'algorithme vers un minimum local et ainsi accroître les chances de s'approcher du minimum global. La fonction d'évaluation tente de minimiser le nombre d'embarquements totaux des usagers (un embarquement pour chaque

⁸ L'algorithme génétique est le plus efficace lorsque lancé en parallèle, ce qui améliore grandement ses performances pour de plus grands réseaux.

⁹ L'algorithme utilisé n'est pas défini dans l'article et se réfère à un document non accessible

ligne empruntée). Après avoir testé l'algorithme avec la ville fictive de Mandl, les auteurs ont appliqué le processus d'optimisation au réseau de transport collectif de la région de Miami-Dade (population de 2,3 millions sur 780 km²). Le réseau optimal obtenu permet de réduire de 10% le nombre d'embarquements, donc le nombre de transferts, par rapport au réseau existant, pour une augmentation de la longueur totale de réseau de 9%. La demande satisfaite par le réseau simulé est beaucoup plus élevée qu'en utilisant le réseau existant (92% par rapport au 66% actuel).

2.2.13 F06 • Optimal Transit Route Network Design Problem with Variable Transit Demand : Genetic Algorithm Approach (W. Fan & Machemehl, 2006)

Pour faire suite aux travaux de W. D. Fan & Machemehl (2004), les auteurs ont évalué leur algorithme génétique en utilisant un modèle de choix modal. Une étude de la sensibilité des résultats selon les probabilités de croisement, de mutation et la taille des populations a permis de proposer des valeurs optimales. Les temps de calcul sont beaucoup plus élevés lorsqu'un modèle de répartition modal est utilisé (jusqu'à 72 h, par rapport à 3 h avec une demande fixe).

2.2.14 B07 • Solving the Transit Network Design Problem with Constraint Programming (Barra, Carvalho, & Teypaz, 2007) (programmation par contraintes)

La programmation par contraintes (Mayoh, 1994) a été mise de l'avant pour résoudre le problème d'optimisation. La ville de Mandl a été utilisée. Toutefois, aucun résultat satisfaisant n'a pu être obtenu après des semaines de calcul. Or, les auteurs suggèrent en conclusion d'intégrer la programmation par contraintes en tant que module dans un algorithme intégré favorisant plusieurs méthodes d'optimisation.

2.2.15 Z08 • Optimization of Transit Route Network, Vehicle Headways and Timetables for Large-Scale Transit Networks (F. Zhao & Zeng, 2008)

Les auteurs ont poursuivi la recherche effectuée sur le réseau de Miami-Dade (F. Zhao & Zeng, 2006) en intégrant la géométrie du réseau, les fréquences et les horaires dans le processus d'optimisation, qui fait appel au recuit simulé, à la recherche tabou et à l'algorithme glouton (*greedy algorithm*) (Cormen, 2009). En fixant à 600 le nombre total de véhicules disponibles, l'optimisation permet d'augmenter de manière appréciable la performance du réseau. Le pourcentage de déplacements sans transfert passe de 14% (existant) à 36% (simulé), la demande satisfaite augmente de 66% à 95% alors que le nombre d'embarquements moyen, proportionnel au nombre de transferts, est réduit de 1,934 à 1,664.

2.2.16 G08 • Transit Network Design and Scheduling : A Global Review (Guihaire & Hao, 2008) (revue de littérature)

Une revue de littérature exhaustive est incluse dans cet article et permet de mettre en contexte et de comparer les recherches ayant été réalisées dans le domaine de l'optimisation des réseaux de transport collectif. À la lumière des articles répertoriés, plusieurs défis pour la poursuite de la recherche dans le domaine sont énoncés :

- Obtenir des données précises sur la demande;
- Tenir compte des objectifs sociaux (usagers captifs, accessibilité, etc.);

- Évaluer l'effet de la compétition lorsque les réseaux sont privatisés;
- Tenir compte de l'attractivité du réseau et de la qualité du service;
- Favoriser l'intégration intermodale;
- Étudier les déplacements interurbains;
- Étudier l'effet des technologies et du transport intelligent;
- Inclure plusieurs alternatives lors de l'affectation des déplacements de transport collectif;
- Vérifier la robustesse aux changements dans la demande;
- Adapter les algorithmes et processus d'optimisation aux besoins et contraintes des opérateurs.

2.2.17 K09 • *Transit Route Network Design Problem : Review (Kepaptsoglou & Karlaftis, 2009) (revue de littérature)*

En plus de présenter un schéma complet permettant de mieux comprendre le processus d'optimisation, les auteurs affirment qu'il existe toujours un grand potentiel d'innovation pour la recherche future et terminent en présentant d'autres conclusions et défis relatifs au domaine de recherche et à l'évolution souhaitée :

- Étudier la possibilité d'utiliser les algorithmes lors de grands événements ou pour préparer des scénarios d'urgence qui entraînent de grands bouleversements dans les réseaux;
- Obtenir des résultats plus réalistes en améliorant et en validant les solutions après le processus d'optimisation;
- Permettre aux algorithmes d'optimisation de modifier la localisation des arrêts pour optimiser l'accessibilité aux réseaux;
- Proposer des outils d'aide à la décision comportant les algorithmes d'optimisation les plus performants et les plus adaptés; ces outils devraient être plus faciles à utiliser en favorisant une interface utilisateur ergonomique et conviviale.

2.2.18 P09 • *A Tabu Search Approach to an Urban Transport Problem in Northern Spain (Pacheco, Alvarez, Casado, & González-Velarde, 2009) (recherche locale et recherche taboue)*

Dans ce projet de recherche, les méthodes de recherche locale et de recherche tabou sont comparées dans le but de proposer des réseaux ayant de meilleures performances que l'existant pour la ville de Burgos, en Espagne. Pour chaque algorithme, l'optimisation des lignes alterne avec l'optimisation de l'assignation des véhicules sur chaque ligne. Avec un nombre de lignes et de véhicules définis au départ et une matrice OD estimée grâce à une enquête conduite en 2006, la fonction d'évaluation tente de minimiser les temps en véhicule et les temps d'attente. Les deux algorithmes peuvent, pendant l'optimisation des lignes, modifier celles-ci en insérant, en retirant ou en déplaçant un arrêt d'une ligne à une autre. Après avoir effectué plusieurs tests faisant appel à des paramètres de nombre de lignes, de nombre de véhicules et de nombre d'arrêts différents, les résultats montrent que plus le nombre de

véhicules et la taille du réseau (nombre de lignes et d'arrêts) augmentent, plus les améliorations sont significatives. De surcroît, ces améliorations sont beaucoup plus importantes sur les temps d'attente que sur les temps en véhicule. Par ailleurs, lorsque la demande est modifiée (modification aléatoire de 1000 paires OD en sélectionnant une valeur entre le minimum et le maximum de la demande observée), les résultats ne sont pas significativement différents. Enfin, la recherche tabou donne de meilleures solutions que la recherche locale dans 98,9% des cas.

2.2.19 M09 • A Route Set Construction Algorithm for the Transit Network Design Problem (Mauttone & Urquhart, 2009) (génération de l'ensemble de lignes de départ)

La génération de l'ensemble de lignes de départ est une étape cruciale à compléter avant l'utilisation d'un algorithme génétique ou de toute autre heuristique utilisée dans l'optimisation d'un réseau de transport collectif. En effet, sans ensemble de départ, la génération aléatoire de lignes mise de l'avant pour obtenir la première génération accroît considérablement l'espace de recherche, ce qui augmente les temps de calcul. Cet article propose un algorithme de génération d'un ensemble de lignes de départ. Les lignes sont générées en sélectionnant en ordre décroissant de demande les paires OD non satisfaites et en créant une nouvelle route directe ou en insérant le nouveau trajet à l'intérieur d'une ligne existante de manière à minimiser les coûts et le nombre total de lignes. L'algorithme présenté permet de réduire les coûts opérateur de 65% par rapport aux méthodes précédentes, sans modifier les coûts usager.

2.2.20 B09 • Transit Network Design with Allocation of Green Vehicles : A Genetic Algorithm Approach (Beltran, Carrese, Cipriani, & Petrelli, 2009)

Les auteurs ont réalisé un projet de recherche visant à optimiser le réseau de transport collectif d'un quartier de Rome. Les coûts usager et opérateur sont minimisés et la répartition des véhicules « verts » (électriques ou à faible émission) est optimisée de manière à réduire les externalités environnementales. À chaque itération, les parts modales du transport collectif et de la voiture sont estimées au moyen d'un modèle Logit. Après simulation en prévoyant 10, 20 et 30 lignes de bus, la demande de transport collectif augmente jusqu'à 26% (réduction proportionnelle des déplacements voiture). Une réduction du nombre moyen de transferts de 40% est également observée, avec des coûts d'opération jusqu'à 20% moins élevés.

2.2.21 F09 • A Simple Multi-Objective Optimization Algorithm for the Urban Transit Routing Problem (L. Fan, Mumford, & Evans, 2009) (optimisation simple à objectifs multiples, semblable à un algorithme génétique)

Un algorithme génétique simplifié a été proposé pour optimiser le réseau de la ville de Mandl et d'une ville fictive de plus grande taille. La méthode appelée « *Make-Small-Change* » (effectuer de petits changements) est utilisée comme croisement et stipule que seul un arrêt peut être ajouté en fin de ligne ou peut être retiré en début de ligne. Un ensemble de Pareto a été produit pour la ville fictive montrant la relation entre le temps de parcours moyen des usagers et la longueur totale de réseau.

2.2.22 S11 • A Simultaneous Bus Route Design and Frequency Setting Problem for Tin Shui Wai, Hong Kong (Szeto & Wu, 2011)

Cet article propose un algorithme génétique pour l'optimisation des lignes accompagné d'une heuristique de recherche locale pour l'optimisation des fréquences. L'algorithme a été testé avec les données d'un quartier résidentiel en banlieue de Hong Kong. L'ensemble de départ est généré en utilisant le problème du voyageur de commerce (*Traveling salesman problem*) (Applegate, Bixby, Chvatal, & Cook, 2007) afin d'optimiser les séquences d'arrêts. Cette optimisation des séquences d'arrêts permet de réduire jusqu'à 8% le coût total. Les résultats démontrent que la réduction du nombre de transferts est inversement proportionnelle à la réduction des temps de parcours en véhicule. À titre d'exemple, une réduction des transferts de 44% s'accompagne d'une augmentation des temps de parcours en véhicule de 4% alors qu'une augmentation des transferts de 43% permet une réduction des temps de parcours en véhicule de 31%.

2.2.23 B11a • Intelligent Agent Optimization of Urban Bus Transit System Design (Blum & Mathew, 2011) (agents intelligents)

Une méthode utilisant des agents intelligents a été mise de l'avant pour optimiser le réseau de bus de Delhi, en Inde. Deux types d'agents ont été construits : les agents de sélection de lignes qui choisissent les lignes de l'ensemble de départ et les agents de modification, qui modifient les séquences d'arrêts, effectuent des échanges entre lignes et corrigent les fréquences en fonction des données de demande. Les auteurs ont pu construire une frontière de Pareto (Fudenberg & Tirole, 1991) en effectuant plusieurs simulations en faisant varier le nombre de véhicules. L'algorithme proposé permet d'obtenir des solutions utilisant moins de véhicules que Agrawal & Mathew (2004) (A04) (3475 bus par rapport à 4571) et favorisant un coût généralisé moyen moindre (23 minutes par rapport à 27).

2.2.24 B11b • Transit-Network Design Methodology for Actual-Size Road Networks (Bagloee & Ceder, 2011) (algorithme génétique et algorithme de colonies de fourmis)

Au moyen d'un algorithme de colonies de fourmis (Dorigo, Birattari, & Stutzle, 2006) et d'un algorithme génétique servant à éviter la convergence vers un minimum local grâce à des mutations, l'optimisation des lignes, des fréquences et des localisations d'arrêts a pu être réalisée pour la ville fictive de Mandl (référence pour comparaison avec d'autres publications), pour la ville de Winnipeg et finalement, pour le réseau de train de la ville de Chicago. Pour ce faire, la fonction d'évaluation minimise les coûts usager ou les coûts opérateur. Le positionnement des arrêts est effectué en première phase et est rendu possible grâce à une méthode de partitionnement (*clustering*). Les lignes de l'ensemble de départ sont ensuite sélectionnées grâce à une application de la théorie gravitationnelle de Newton. Dans le cadre de ce processus de sélection des lignes, la demande des terminaux et des arrêts représente la masse et la distance représente la friction entre les arrêts. Un calcul du plus court chemin est effectué pour ajouter les arrêts, autour desquels les liens routiers possèdent une pondération proportionnelle à la demande. La hiérarchie des lignes (principales, de rabattement et locales) est ensuite établie en fonction de la demande satisfaite. Après 26 itérations pour le cas de Winnipeg, l'exercice d'optimisation suggère une réduction de 14% des temps de parcours totaux pour une hausse du nombre de chauffeurs de 10%. Pour le cas de Chicago, l'algorithme permet d'obtenir une solution qui permet de réduire de 21% la flotte nécessaire, avec des temps de parcours totaux presque identiques.

2.2.25 C12a • *Transit Network Design: A Procedure and an Application to a Large Urban Area* (Cipriani, Gori, & Petrelli, 2012)

L'algorithme génétique proposé dans cet article prévoit l'optimisation des lignes et des fréquences, tout en prévoyant une sélection du mode (bus, SLR, métro) en fonction de l'achalandage de chaque ligne, bien que cette optimisation des modes n'ait pas été définie clairement. La procédure de concentration des flots utilisée lors de la génération des lignes de l'ensemble de départ inclut une pondération des liens routiers proportionnelle à la demande, ce qui favorise une meilleure concentration de la demande sur des lignes à haut niveau de service. Le réseau de la ville de Rome a été utilisé dans le cadre de ce projet de recherche qui a permis de proposer un réseau dont les coûts totaux sont réduits de 13%, pour une augmentation des transferts de moins de 3%. L'analyse de sensibilité des facteurs de pondération de chacun des paramètres inclus dans la fonction d'évaluation a permis de mesurer l'influence relative de certains paramètres. La pondération des coûts usager et opérateur, de même que la pondération du temps d'accès ont une grande influence sur la solution, alors que les pénalités de transferts ont moins d'influence.

2.2.26 B12 • *Implications of the Computational Complexity of Transit Route Network Redesign for Metaheuristic Optimisation Systems* (Blum & Mathew, 2012)

En poursuivant la méthode proposée dans Blum & Mathew (2011), les auteurs ont réalisé une optimisation du réseau de bus de la ville de Mumbai. Cette fois, 3 scénarios ont été évalués. Le premier scénario constitue une reconfiguration complète du réseau (aucune ligne existante conservée). Les second et troisième scénarios devaient conserver l'ensemble des 313 lignes de bus existantes, mais pouvaient ajouter de nouvelles lignes et modifier les fréquences en conservant un minimum de 50% (scénario 2) et de 75% (scénario 3) de la fréquence de chacune des lignes existantes. Après un temps de calcul moyen de 23 heures par scénario, les résultats montrent qu'il est possible, grâce au scénario 1, de réduire de 33,4% le nombre de véhicules nécessaires sans modifier les coûts usager ou de réduire les coûts usager de 7,3% sans modifier le nombre de véhicules. Avec le scénario 2, il est possible de réduire de 18,1% le nombre de bus ou de réduire le 5,5% les coûts usager. Enfin, avec le scénario 3, on obtient soit une réduction du nombre de véhicules de 11,5%, soit une baisse des coûts usager de 4,6%.

2.2.27 C12b • *A Genetic Algorithm for Urban Transit Routing Problem* (Chew & Lee, 2012)

En utilisant la ville fictive de Mandl, les auteurs proposent une nouvelle méthode de mutation qui ressemble à une sorte de croisement avec un seul parent. En fait, l'algorithme sélectionne, dans la liste séquentielle de tous les arrêts desservis par les lignes, un arrêt répété. Cet arrêt est sélectionné pour créer deux cassures dans la liste des arrêts. Les arrêts situés avant la première cassure et ceux situés après la deuxième sont alors échangés. Les solutions obtenues au moyen de cette méthode sont de 1 à 3 % plus performantes que celles publiées à la suite des simulations précédentes effectuées sur le réseau de Mandl.

2.2.28 S12 • *Bus Network Design Using Genetic Algorithm* (Sadrsadat, Poorzahedi, Haghani, & Sharifi, 2012)

L'utilisation d'un algorithme génétique a été proposée afin d'optimiser le réseau de bus de la ville de Mashhad, en Iran. La fonction d'évaluation comporte d'une part le nombre d'habitants ayant accès à au moins une ligne à moins de 460 m et d'autre part la longueur totale de lignes du réseau. Les meilleures

solutions provenant des fichiers de résultats du logiciel EMME/2 sont présentées, mais aucune comparaison avec le réseau existant n'a été réalisée.

2.2.29 A13 • *Bus Fleet Optimization Using Genetic Algorithm A Case Study of Mashhad* (Afandizadeh & Khaksar, 2013)

Dans le but d'optimiser la flotte d'un réseau de bus et les temps de parcours totaux des usagers, un algorithme génétique a été proposé. À partir d'un ensemble de lignes de départ dont les parcours ne dévient pas de plus de 20% par rapport au plus court chemin entre les terminaux, les auteurs ont pu analyser deux scénarios. Le premier scénario utilise le réseau routier de Mandl alors que le deuxième scénario tente d'optimiser le réseau de la ville de Mashhad, en Iran. Dans ce second cas, l'optimisation permet de réduire la flotte de 9% et les temps de parcours totaux de 45%.

2.2.30 M13 • *New Heuristic and Evolutionary Operators for the Multi-Objective Urban Transit Routing Problem* (Mumford, 2013)

L'algorithme génétique simplifié SEAMO2 (Mumford, 2004) a été utilisé dans cet article pour optimiser les réseaux de trois villes pour lesquelles des matrices OD ont été générées de manière aléatoire : Yubei, en Chine, et Brighton et Cardiff, au Royaume-Uni. 2 méthodes de croisement sont mises de l'avant. La première sélectionne environ la moitié des lignes de chacun des parents, en préférant, après chaque sélection, les lignes qui comportent des arrêts non encore desservis par le réseau enfant. La deuxième méthode répare les lignes en ajoutant les arrêts non desservis par le réseau enfant en les insérant à la suite des terminaux les plus proches. Du côté des mutations, deux autres méthodes sont utilisées. D'une part, la mutation peut ajouter des arrêts aux extrémités d'une ligne, d'autre part, elle peut retirer des arrêts, également aux extrémités, mais seulement si les arrêts à supprimer sont déjà desservis par au moins une autre ligne du réseau candidat. Un ensemble de Pareto comparant les longueurs totales de réseau aux temps de parcours moyens des usagers est construit pour les villes de Mandl et Cardiff.

2.2.31 C13 • *Genetic Algorithm for Biobjective Urban Transit Routing Problem* (Chew, Lee, & Seow, 2013)

Quatre scénarios ont été optimisés dans le cadre de cette étude réalisée sur le réseau de Mandl :

1. Un arrêt ne peut être répété dans une même ligne, mais peut se retrouver ailleurs sur une autre ligne;
2. Le réseau doit desservir tous les arrêts;
3. Le réseau doit être connexe (toutes les lignes doivent être connectées au réseau global);
4. La même ligne ne peut être répétée plusieurs fois dans le même réseau (aucun doublon de lignes).

Dans tous les cas, la fonction d'évaluation alterne entre l'optimisation des coûts usager et des coûts opérateur à toutes les 10 générations. Les auteurs ont pu, après avoir lancé leur algorithme génétique plusieurs fois, construire une frontière de Pareto montrant les coûts usager en fonction des coûts opérateur pour les 4 scénarios.

2.2.32 N13 • *Transit Network Design by Bee Colony Optimization* (Nikolić & Teodorović, 2013) (algorithme de colonies de fourmis)

Un algorithme de colonies de fourmis est proposé pour résoudre le problème d'optimisation de la ville de Mandl. Après analyse des résultats, l'algorithme semble être plus efficace que les précédents pour optimiser les temps de parcours totaux des usagers.

2.2.33 B14a • *Performance of a Genetic Algorithm for Solving the Multi-objective, Multimodal Transportation Network Design Problem* (Brands & van Berkum, 2014)

L'algorithme génétique NSGAI (Deb, Pratap, Agarwal, & Meyarivan, 2002) a été proposé dans le cadre d'une étude de cas basée sur les données et le réseau de la région métropolitaine d'Amsterdam. 4 fonctions d'évaluation ont été intégrées. Ces 4 fonctions comprennent les temps de parcours totaux (voiture et transport collectif), la taille de l'espace urbain utilisé pour des stationnements, les coûts d'opération du réseau de transport collectif et l'impact sur le climat (émissions de CO₂ estimées). L'algorithme a été lancé 13 fois avec des tailles de population variant entre 50 et 100, des probabilités de mutation entre 0.01 et 0.1 et un nombre de générations entre 30 et 60. Bien que la construction d'ensembles de Pareto ait permis de mettre certaines relations en lumière, aucune tendance marquée n'est ressortie après analyse des 13 cas, sinon que les temps de parcours totaux ont la plus grande variation de valeurs sur l'ensemble des solutions évaluées.

2.2.34 B14b • *Multi-objective transportation network design: Accelerating search by applying ϵ -NSGAI* (Brands, Wismans, & van Berkum, 2014)⁴⁴

Les auteurs ont utilisé une variante de l'algorithme génétique NSGAI appelée ϵ -NSGAI (Kollat & Reed, 2006) afin de construire un ensemble de Pareto de solutions en utilisant les mêmes données que Brands & van Berkum (2014). Après avoir évalué 2330 solutions, un ensemble de Pareto de 229 solutions a pu être construit et permet de mieux estimer la relation entre les différents objectifs d'optimisation. La méthode ϵ -NSGAI est très efficace pour construire un ensemble de Pareto plus rapidement, mais ne réussit pas à générer des solutions aussi optimales que la méthode NSGAI non modifiée arrive à trouver.

2.2.35 K14 • *Solving the Urban Transit Routing Problem Using a Particle Swarm Optimization Based Algorithm* (Kechagiopoulos & Beligiannis, 2014) (optimisation par essais particuliers)

En utilisant l'optimisation par essais particuliers (*particle swarm optimization*) (Kennedy & Eberhart, n.d.), qui simule le déplacement de certains oiseaux pour économiser l'énergie, des tests effectués avec les données de Mandl permettent de constater que cet algorithme donne rapidement des solutions comparables aux autres méthodes. En fait, pour la plupart des indicateurs évalués, l'algorithme est plus performant que les algorithmes utilisés précédemment pour la ville de Mandl.

2.2.36 N14 • *Transit Network Design by Genetic Algorithm with Elitism* (Nayem, Rahman, & Rahman, 2014)

Deux algorithmes génétiques ont été proposés dans cet article. Le premier, *Genetic Algorithm with Elitism* — GAWE, conserve les meilleurs candidats des générations précédentes (élitisme) et le

deuxième, *Genetic Algorithm with Increasing Population* — GAWIP, accroît la taille de la population à mesure que les générations augmentent, au prix d'un temps de calcul plus long. Avec la ville de Mandl, les deux méthodes permettent d'obtenir des solutions plus performantes que celles de recherches précédentes, et l'algorithme GAWIP est encore plus performant dans la majorité des cas. L'algorithme GAWE, plus économe en temps de calcul, a ensuite été testé avec les mêmes ensembles de données que Mumford (2013), et propose des solutions jusqu'à 8% plus performantes.

2.2.37 A15a • *Validating an Improved Model for Feeder Bus Network Design Using Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO)* (Almasi, Mounes, & Karim, 2015) (algorithme génétique et optimisation par essais particuliers)

Dans cet article, une comparaison entre l'algorithme génétique et l'optimisation par essais particuliers est réalisée sur un réseau fictif comportant une ligne de train et pour lequel l'algorithme doit proposer un réseau de bus de rabattement vers les 4 gares. L'algorithme génétique converge vers un optimum rapidement (à la 50^e génération), alors que l'optimisation par essais particuliers converge vers un optimum légèrement plus performant (4% meilleur) beaucoup plus tard (630^e itération).

2.2.38 Z15 • *The Memetic Algorithm for the Optimization of Urban Transit Network* (H. Zhao, Xu, & Jiang, 2015) (algorithme mémétique)

L'algorithme mémétique (Moscato & Norman, 1989) est un algorithme génétique accompagné d'une heuristique de recherche locale permettant d'accélérer la convergence vers des solutions optimales. Les auteurs de cet article ont proposé l'utilisation de l'algorithme mémétique pour optimiser le réseau de Mandl, de même que deux réseaux présentés dans la littérature (Baaj & Mahmassani, 1991; Shih & Mahmassani, 1995). En fait, 4 types de recherche locale sont prévus et s'activent selon une probabilité, à la manière du croisement. Ces 4 types énumèrent plusieurs arrêts à échanger, déplacer, séparer ou croiser entre deux lignes, puis effectuent un changement lorsque la modification permet une amélioration de la performance du candidat. Après analyse de la contribution de chacun des types de recherche locale, il s'avère que la méthode qui effectue le déplacement d'un arrêt d'une ligne à une autre soit la plus utilisée. En ce sens, sa contribution à l'amélioration des solutions est donc la plus grande.

2.2.39 P15 • *Sustainable Urban Transit Network Design* (Pternea, Kepaptsoglou, & Karlaftis, 2015)

Dans ce projet de recherche, l'optimisation des lignes, des fréquences et des types de véhicules (électriques et conventionnels) est effectuée sur le réseau de bus de la ville de Héraklion, en Grèce. Bien qu'aucune comparaison avec le réseau existant n'ait été effectuée, 8 scénarios ont été comparés avec un nombre d'arrêts, de lignes et de véhicules fixés à l'avance. La vitesse moyenne des véhicules, la variation de la demande, la distance d'accès maximale et la probabilité de croisement sont modifiées d'un scénario à l'autre. De ces paramètres, la vitesse des véhicules est celui ayant la plus grande influence sur les solutions. Par exemple, une augmentation de 47% de la vitesse moyenne des bus entraîne une réduction de 13.6% des temps de parcours totaux, alors qu'une réduction de 33% de la vitesse provoque une augmentation des temps de parcours de 18.9%.

2.2.40 A15b • Efficient Transit Network Design and Frequencies Setting Multi-objective Optimization by Alternating Objective Genetic Algorithm (Arbex & da Cunha, 2015)

Les auteurs ont optimisé les lignes et fréquences de Mandl en alternant la fonction d'évaluation entre la somme des coûts usager et le nombre de véhicules requis. Plusieurs scénarios faisant varier les pénalités de transfert, le nombre de lignes et la taille des populations ont été analysés et une frontière de Pareto a été définie pour montrer la relation entre les coûts usager et le nombre de véhicules requis. Un scénario avec demande non symétrique a été évalué, mais il semble que cette modification ait un effet négligeable sur les résultats. Une analyse de la sensibilité à de nombreux paramètres a également été complétée.

2.2.41 O16 • Multi-objective Transit Routing Network Design as Set Covering Problem (Owais, Osman, & Moussa, 2016) (algorithme génétique et problème de couverture par ensembles)

Cet article présente une optimisation des lignes et fréquences de la ville de Mandl et de la ville de Rivera en Uruguay. L'algorithme génétique est utilisé pour générer l'ensemble de lignes de départ, qui sont ensuite sélectionnées pour créer des réseaux complets au moyen d'un problème de couverture par ensembles (*set covering problem*). L'ensemble de départ comprend deux types de lignes : des lignes favorisant les usagers et des lignes favorisant l'opérateur. À partir des résultats, un ensemble de Pareto est construit pour Rivera et permet d'évaluer la relation entre les temps de parcours totaux des usagers et le nombre de véhicules requis.

2.3 Synthèse de la revue de littérature

Depuis la fin des années 90, les recherches entourant l'optimisation de réseaux de transport collectif au moyen d'algorithmes évolutionnistes se sont accélérées et les performances ont augmenté de manière appréciable avec les années en parallèle de l'évolution exponentielle des équipements informatiques. Les algorithmes génétiques dont les chromosomes représentent des lignes pigées dans un ensemble de départ semblent être les plus populaires et les plus simples à implanter. L'ajout de gènes associés aux fréquences ou au nombre de véhicules en service sur chaque ligne a également permis de peaufiner les simulations. La plupart des recherches mesurent la performance de leur algorithme en utilisant le réseau fictif de Mandl pour assurer une base de comparaison avec les expérimentations précédentes. Les plus récentes études simulent également une ou plusieurs villes de plus grande taille afin d'obtenir des résultats plus réalistes et qui peuvent être comparés en quelque sorte avec les réseaux existants dans ces villes. Dans la grande majorité des cas, la demande est générée aléatoirement ou à partir de matrices OD peu représentatives (échantillons faibles ou basés seulement sur la densité de population). De plus, la qualité des données des réseaux routiers sous-jacents et le type de calculateur de chemin utilisé pour les trajets piétonniers et les parcours des véhicules routiers sont rarement précisés.

2.4 Constats découlant de la revue de littérature

L'ensemble des expérimentations ayant été décrit dans la revue de littérature permet d'appuyer le projet de recherche sur une solide base. Puisque plusieurs paramètres des algorithmes génétiques conventionnels ont déjà été analysés et étudiés, il sera possible de mieux cibler les plages de valeurs à étudier dans le cadre du projet. Toutefois, la plus grande lacune associée aux recherches effectuées dans le passé dans le domaine est le manque de précision des données, tant sur le plan des réseaux routiers et piétonniers utilisés pour obtenir les temps de parcours et les temps de correspondance, que sur le plan des données de demande. Aucun article ne spécifie la méthode de calcul pour obtenir les

temps de parcours sur les différents liens des réseaux de bus en particulier, ni les temps de correspondances lorsque ceux-ci ne sont pas fournis par les agences de transport collectif locales. En ce sens, la contribution principale de ce projet de recherche, outre de valider le potentiel d'utiliser des algorithmes évolutionnistes pour optimiser les réseaux de transport collectif, sera de vérifier l'influence de la qualité des données associées aux réseaux routiers et piétonniers, de même que l'influence de la qualité et de la représentativité des données sur la demande de transport sur les résultats des simulations.

Chapitre 3 Méthodologie et sources de données

Dans le cadre du projet de recherche, deux algorithmes accompagnés de variantes sont implémentés et comparés afin d'évaluer le potentiel d'optimisation d'un réseau de transport collectif pour lequel des données précises sur les réseaux routier et piétonnier et la demande de transport collectif sont disponibles.

3.1 Validation, correction et enrichissement des données des réseaux routiers et piétonniers des villes étudiées

La première étape consiste à effectuer une collecte de données sur les réseaux routiers locaux et des réseaux de transport collectif existants des trois villes étudiées (Sherbrooke, Trois-Rivières et Saguenay). Plus particulièrement, les données d'*OpenStreetMap* comprenant l'ensemble du réseau routier sont précisées en intégrant l'emplacement des feux de circulation fournis par les municipalités. Les panneaux d'arrêts devaient être importés également, mais cette importation n'a été complétée que partiellement étant donnée l'ampleur de la tâche de validation et d'ajout à *OpenStreetMap*. Pour chacune des villes, un audit de la qualité des données présentes dans *OpenStreetMap* a permis de corriger les erreurs et de compléter les réseaux en ajoutant les données manquantes qui auraient pu avoir une incidence sur les calculs de chemins routiers et les trajets piétonniers intégrés dans les algorithmes étudiés. En plus des feux de circulation, plusieurs liens routiers et piétonniers ont été ajoutés ou corrigés. Par ailleurs, dans les données importées pour les calculs de chemins routiers potentiels pouvant être empruntés par les véhicules de transport collectif, certaines rues ont été désactivées (par exemple lorsque les véhicules lourds y sont prohibés ou lorsque l'emprunt de certaines rues par de tels véhicules serait difficile voire dangereux) ou ajoutées (par exemple lorsqu'un terminus de bus urbain est manquant ou mal configuré, ou lorsqu'un nouveau quartier n'a pas été encore défini dans *OpenStreetMap*). Le Tableau 3-1 comprend la synthèse des changements apportés aux données d'*OpenStreetMap* pour les trois villes étudiées.

Tableau 3-1 Ajout, enlèvement et modification des nœuds et liens piétons et routiers dans les données d'*OpenStreetMap* pour les trois villes à l'étude

	Sherbrooke	Saguenay	Trois-Rivières
<i>Ajout de liens piétonniers</i>	689 (1 392)	421 (1 002)	467 (554)
<i>Ajout de liens routiers</i>	34 (5 873)	83 (4 470)	201 (6 179)
<i>Modification de liens piétonniers</i>	42 (1 392)	36 (1 002)	25 (554)
<i>Modification de liens routiers</i>	980 (5 873)	1 159 (4 470)	574 (6 179)
<i>Ajout de feux de circulation</i>	276 (431)	265 (363)	127 (259)

*Les valeurs entre parenthèses représentent le nombre total d'objets du même type présents dans la base de données d'*OpenStreetMap* dans la région en question après modifications.*

Le schéma méthodologique (Figure 3-1) illustre les différentes étapes du projet de recherche ainsi que les paramètres généraux des simulations effectuées. Il ne s'agit pas de la procédure d'optimisation d'un réseau (processus itératif) mais bien des différentes composantes examinées dans le contexte du

développement méthodologique du projet. L'ensemble des paramètres des algorithmes étudiés seront présentés en détail dans les sections suivantes.

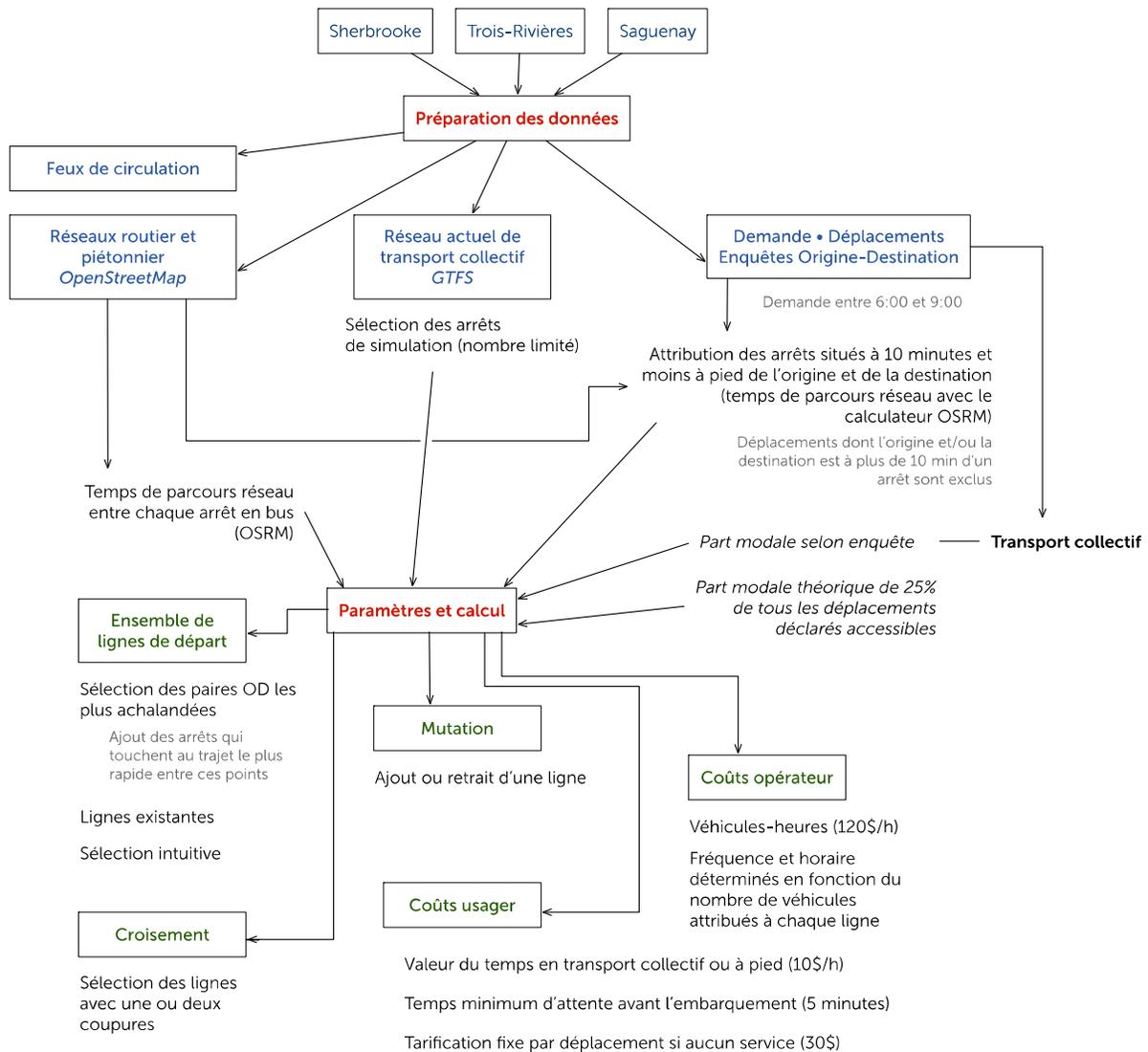


Figure 3-1 Schéma méthodologique

3.2 Données de transport collectif

Dans le but de comparer les résultats obtenus à l'issue des simulations avec les réseaux existants, ces derniers ont été importés, validés et analysés au préalable. Le Tableau 3-2 comprend une description générale des réseaux existants des villes étudiées. Les informations ont été colligées à partir des données GTFS des sociétés de transport locales. Les Figure 3-2 à Figure 3-7 montrent les lignes et arrêts des trois sociétés de transports (Société de transport de Sherbrooke, Société de transport du Saguenay et Société de transport de Trois-Rivières).

Tableau 3-2 Description générale des réseaux de transport collectif existant pour les villes étudiées

	Sherbrooke	Saguenay	Trois-Rivières
<i>Période importée</i>	Printemps 2016	Automne 2015	Été 2016
<i>Nombre d'arrêts</i>	1 503	1 639	1 169
<i>Nombre de lignes (les lignes scolaires et spéciales ont été retirées)</i>	46	63	22
<i>Nombre de parcours distincts</i>	258	161	247
<i>Nombre de parcours moyen par ligne</i>	6	3	11
<i>Distance moyenne des parcours (km)</i>	9,6	14,4	9,4
<i>Nombre total de véhicules</i>	88 bus réguliers, environ 15 minibus	78	50
<i>Nombre de véhicules en service en pointe (réserve)</i>	76 bus réguliers (12)	60 (18)	42 (8)
Jour de semaine			
<i>Nombre de voyages</i>	1 566	1 020	936
<i>Nombre de passages-arrêts</i>	54 860	41 034	34 786
<i>Vitesse d'opération moyenne (km/h)</i>	26,5	29,5	29,8
Samedi			
<i>Nombre de voyages</i>	720	388	564
<i>Nombre de passages-arrêts</i>	27 754	15 171	21 023
<i>Vitesse d'opération moyenne (km/h)</i>	27,6	31,3	32,2
Dimanche			
<i>Nombre de voyages</i>	568	317	352
<i>Nombre de passages-arrêts</i>	20 929	12 339	12 956
<i>Vitesse d'opération moyenne (km/h)</i>	27,8	31,7	32,9

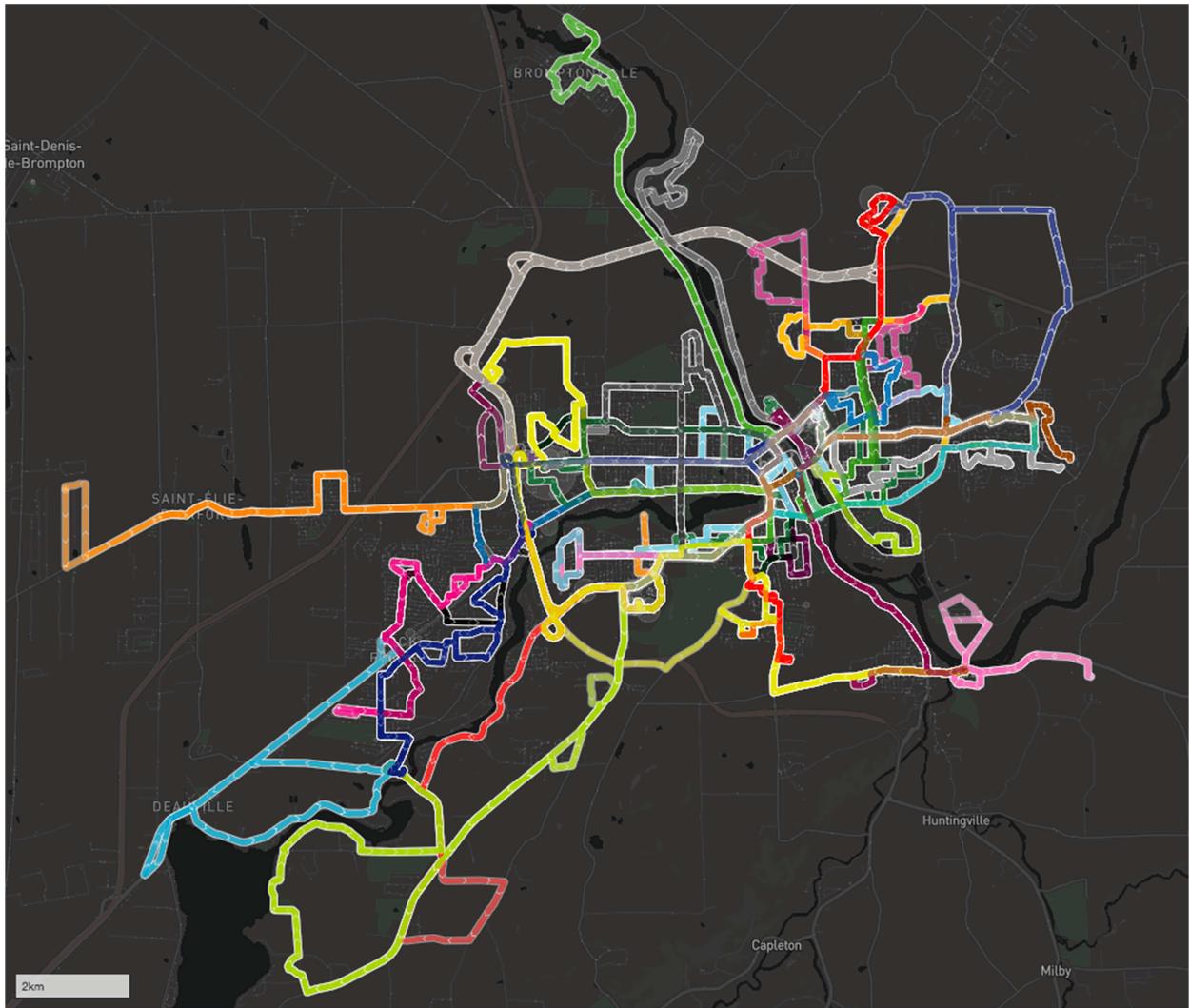


Figure 3-2 Lignes de la Société de transport de Sherbrooke (printemps 2016)

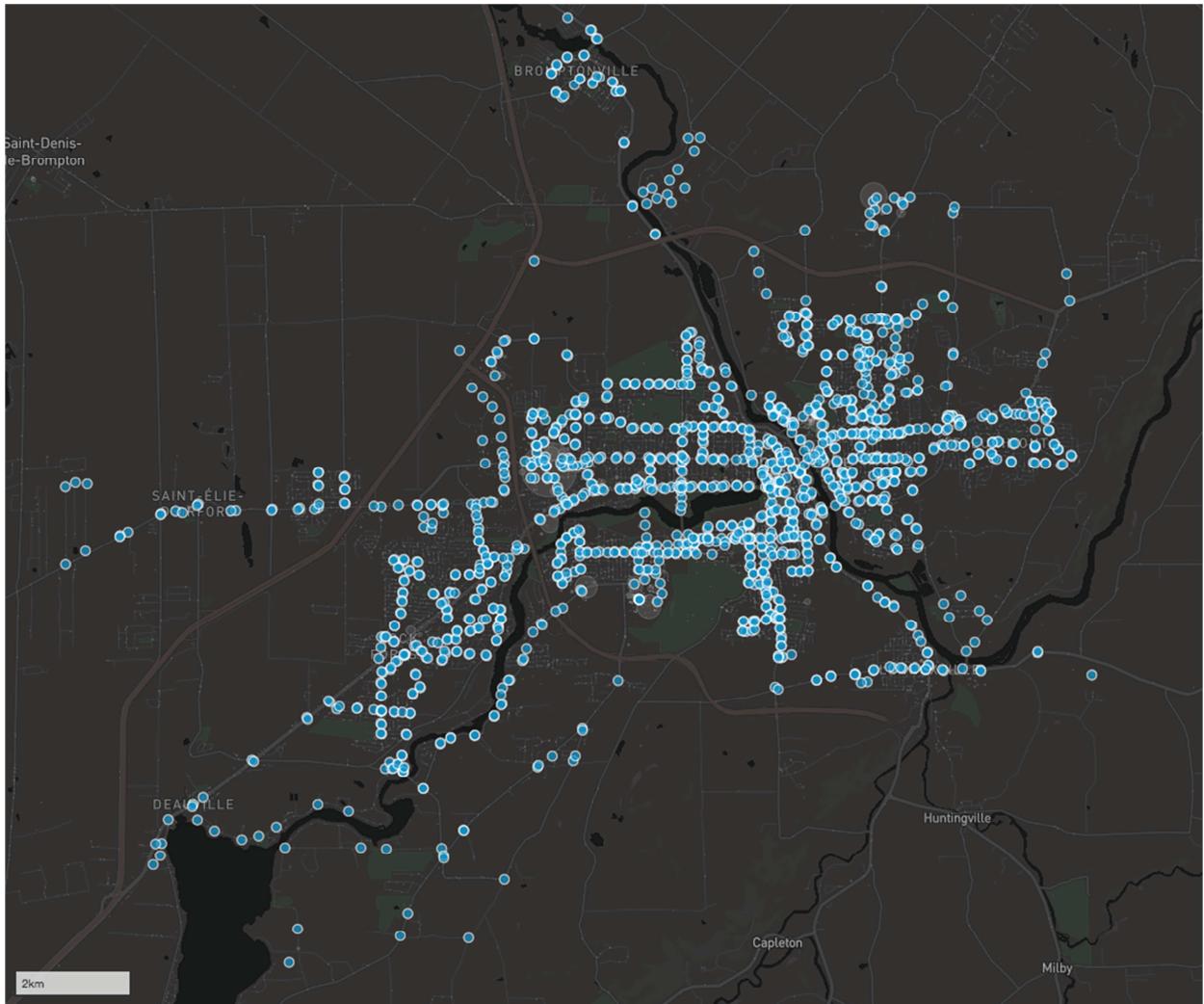


Figure 3-3 Arrêts de la Société de transport de Sherbrooke (printemps 2016)

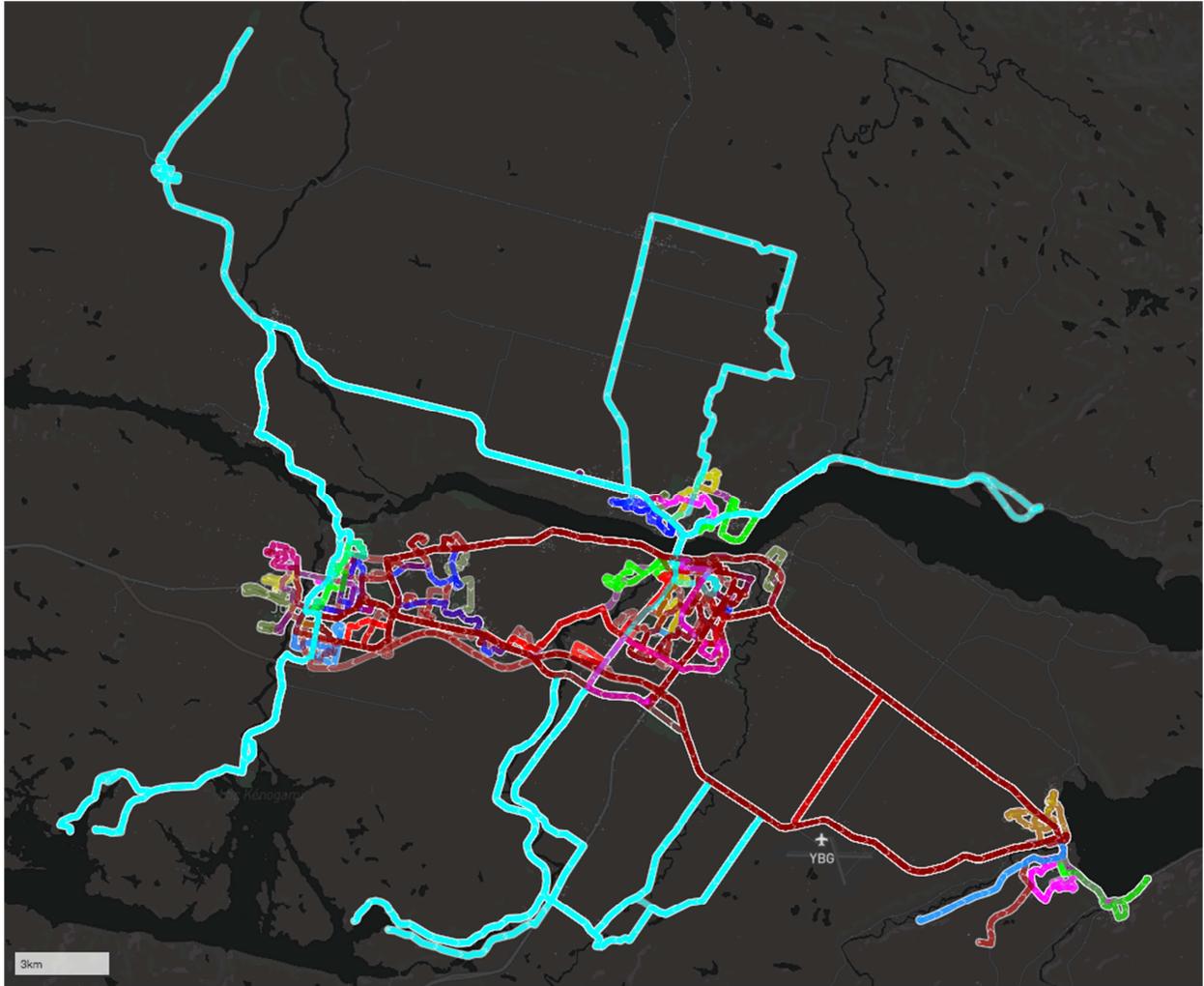


Figure 3-4 Lignes de la Société de transport du Saguenay (automne 2015)

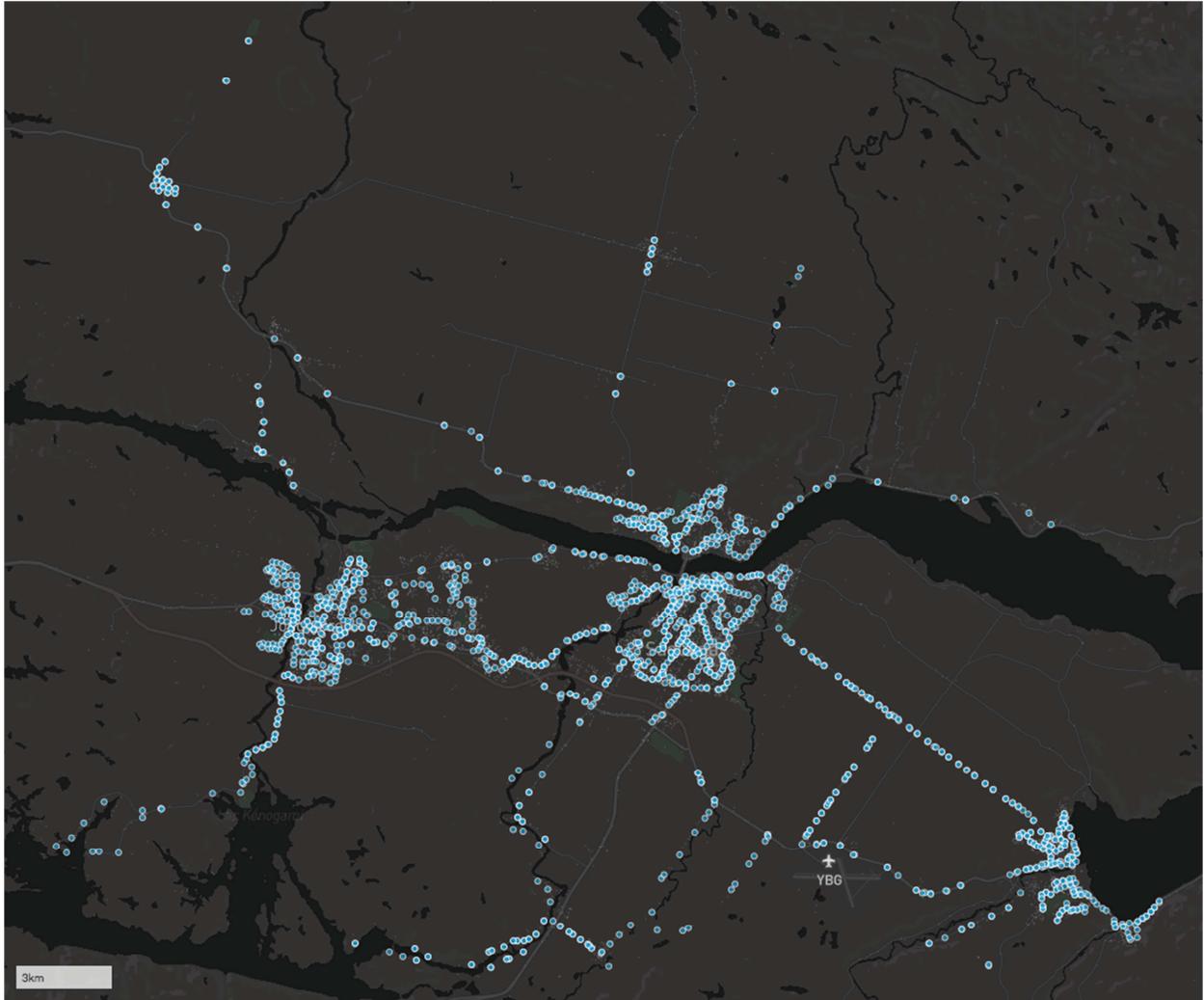


Figure 3-5 Arrêts de la Société de transport du Saguenay (automne 2015)

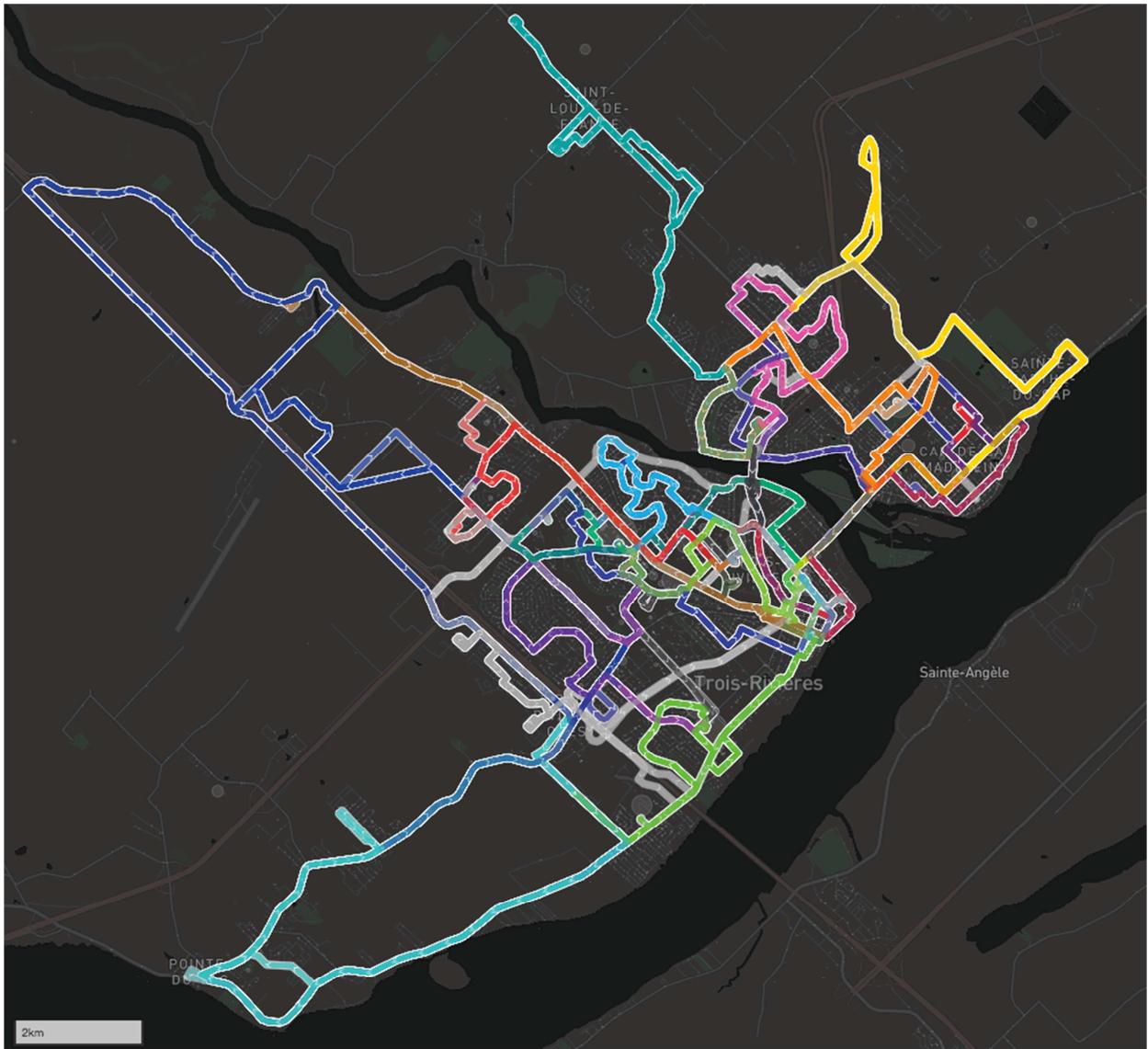


Figure 3-6 Lignes de la Société de transport de Trois-Rivières (été 2016)



Figure 3-7 Arrêts de la Société de transport de Trois-Rivières (été 2016)

3.3 Données sur la demande de transport

Afin d'évaluer la demande et l'achalandage des lignes générées lors des simulations, les données des enquêtes Origine-Destination régionales les plus récentes ont été mises à profit. Lors des simulations, deux scénarios ont été privilégiés. Le premier scénario prend en compte les déplacements pondérés effectués en semaine en pointe du matin entre 6 h et 9 h et attribue une part modale théorique de 25% de l'ensemble des déplacements ayant un arrêt à l'origine et à la destination à moins de 17 minutes à pied. Le 25% de part modale théorique est choisi comme étant un idéal à atteindre et est représentatif des parts modales obtenues dans plusieurs villes européennes possédant des réseaux de transport collectif performants. De plus, cette part modale fait en sorte que la demande ne devrait pas dépasser de manière significative la capacité totale des lignes existantes. Ce choix de part modale est en fait utilisé comme base de comparaison entre les villes et ne modifie pas les différences relatives que l'on veut obtenir entre les différents réseaux simulés. Le deuxième scénario comprend 100% des déplacements pondérés ayant été déclarés comme ayant été effectués en transport collectif. Ce scénario permet des comparaisons plus justes avec les réseaux existants (et de leurs performances) et

favorise une meilleure calibration des paramètres de simulation. La Figure 3-8 montre l'emplacement des origines et destinations importantes de l'enquête Origine-Destination de Sherbrooke de 2012 avec volet web 2013 destiné aux étudiants des établissements universitaires de la région. Le rayon de chaque cercle est fonction du nombre d'origines et de destinations situées en son centre et la couleur passe du rouge au vert en s'approchant de l'arrêt sélectionné (bassin d'attraction). Ce type de carte permet d'évaluer rapidement l'emplacement des grands générateurs de déplacements de chacune des régions étudiées.

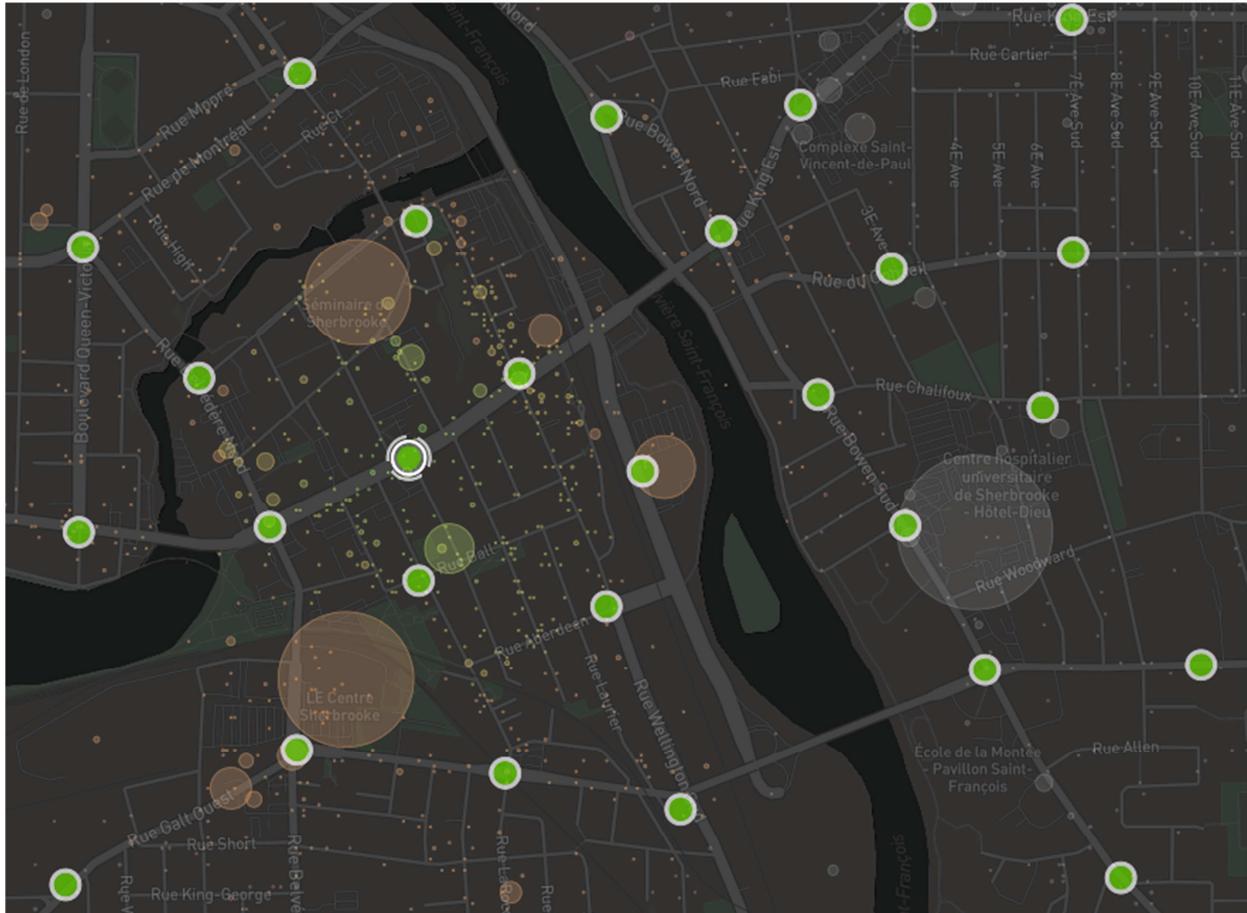


Figure 3-8 Emplacement et pondération des origines et destinations de l'enquête Origine-Destination de Sherbrooke 2012-2013

3.4 Sélection des arrêts à utiliser dans les simulations

Dans le but d'accélérer les calculs des algorithmes évolutionnistes et de simplifier les analyses, une sélection des arrêts a été prévue pour chaque région. Le positionnement des arrêts se fait en fonction des critères suivants :

- Les arrêts doivent couvrir le même territoire que la société de transport existante (dans certains cas, des arrêts ont été ajoutés à l'intérieur de zones qui ne sont pas actuellement desservies, afin de normaliser la couverture des réseaux simulés);
- Les générateurs de déplacement importants doivent avoir au moins un arrêt à proximité;

- Les axes routiers importants doivent posséder des arrêts situés aux 300 à 500 m (1 km ou plus en périphérie);
- La grande majorité des origines et destinations provenant de l'enquête Origine-Destination locale sont situées dans la zone de couverture des réseaux existants doivent avoir un arrêt à moins de 10 minutes à pied (15 minutes ou plus en périphérie).

Chaque arrêt comprend une zone de flexibilité de 50 m de rayon, c'est-à-dire que lors de la génération des lignes simulées, un arrêt peut être desservi par la ligne s'il se trouve à 50 m ou moins de son parcours sur le réseau routier. Pour des besoins de comparaison, le ratio effectif du nombre d'arrêts de simulation par rapport au nombre d'arrêts distincts existants est d'environ 0,5. Par exemple, si l'on agrège les arrêts existants de la société de transport de Sherbrooke aux 100 m (distance raisonnable entre deux arrêts distincts), on obtient 708 arrêts plutôt que 1 503. Après sélection pour les simulations, on obtient 332 arrêts, c'est-à-dire à peu près deux fois moins que le nombre existant ($332/708 = 0,47$). Un extrait pour la ville de Sherbrooke permet de comparer la position des arrêts (Figure 3-9). Bien que le nombre réduit d'arrêts intégrés dans les simulations influence à la hausse les distances moyennes de marche à parcourir par les usagers, cela permet d'obtenir des résultats plus rapidement et de réduire la dépendance au positionnement des origines et destinations des enquêtes régionales, qui ne sont pas toujours exactes et peuvent avoir été déclarées de manière imprécise ou avoir été déplacées lors des validations.

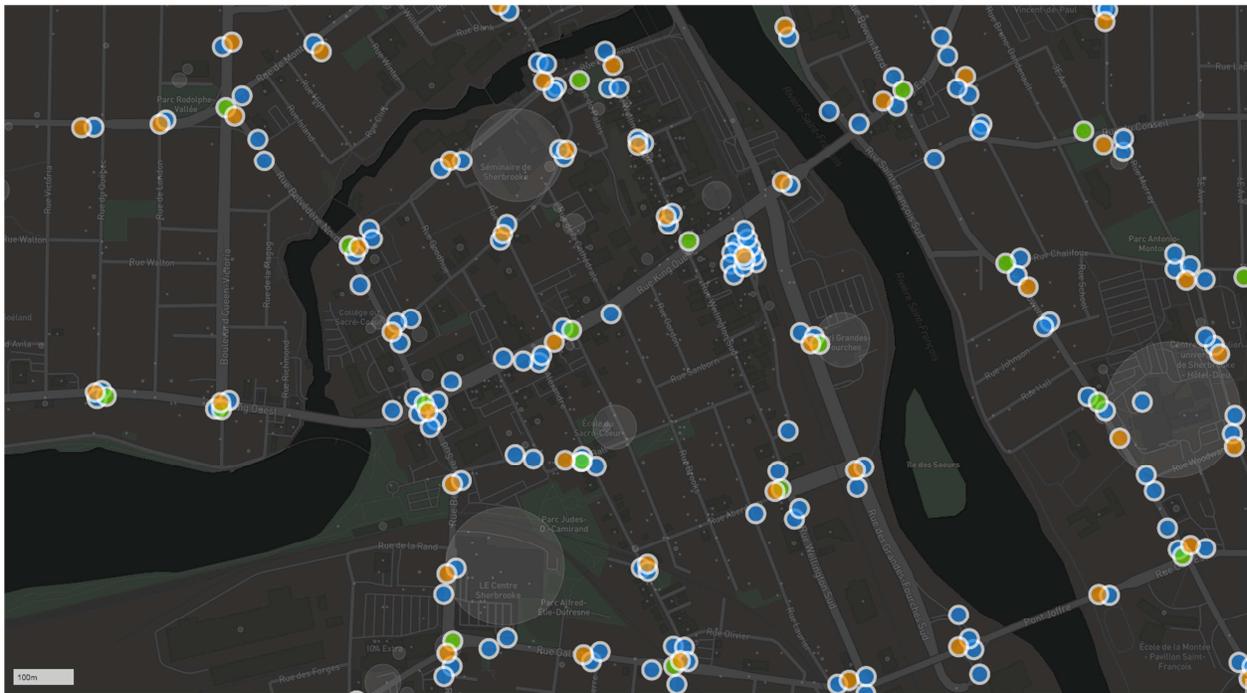


Figure 3-9 Position des arrêts existants (bleus), des arrêts existants agrégés aux 100 m (orange) et des arrêts de simulation (verts) pour un extrait de la ville de Sherbrooke

Les Figure 3-10 à Figure 3-12 présentent le positionnement des arrêts de simulation pour les trois régions.

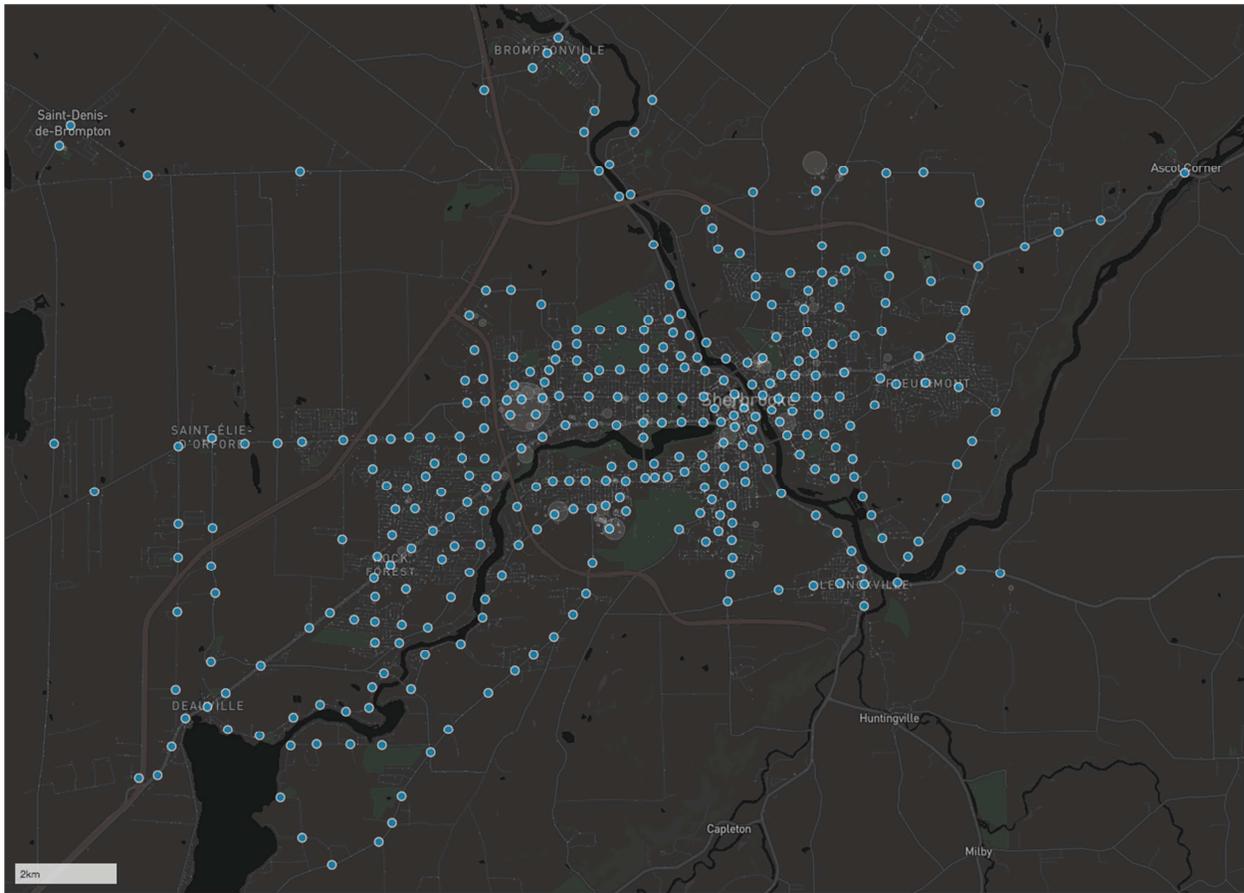


Figure 3-10 Localisation des 332 arrêts de simulation pour la région de Sherbrooke

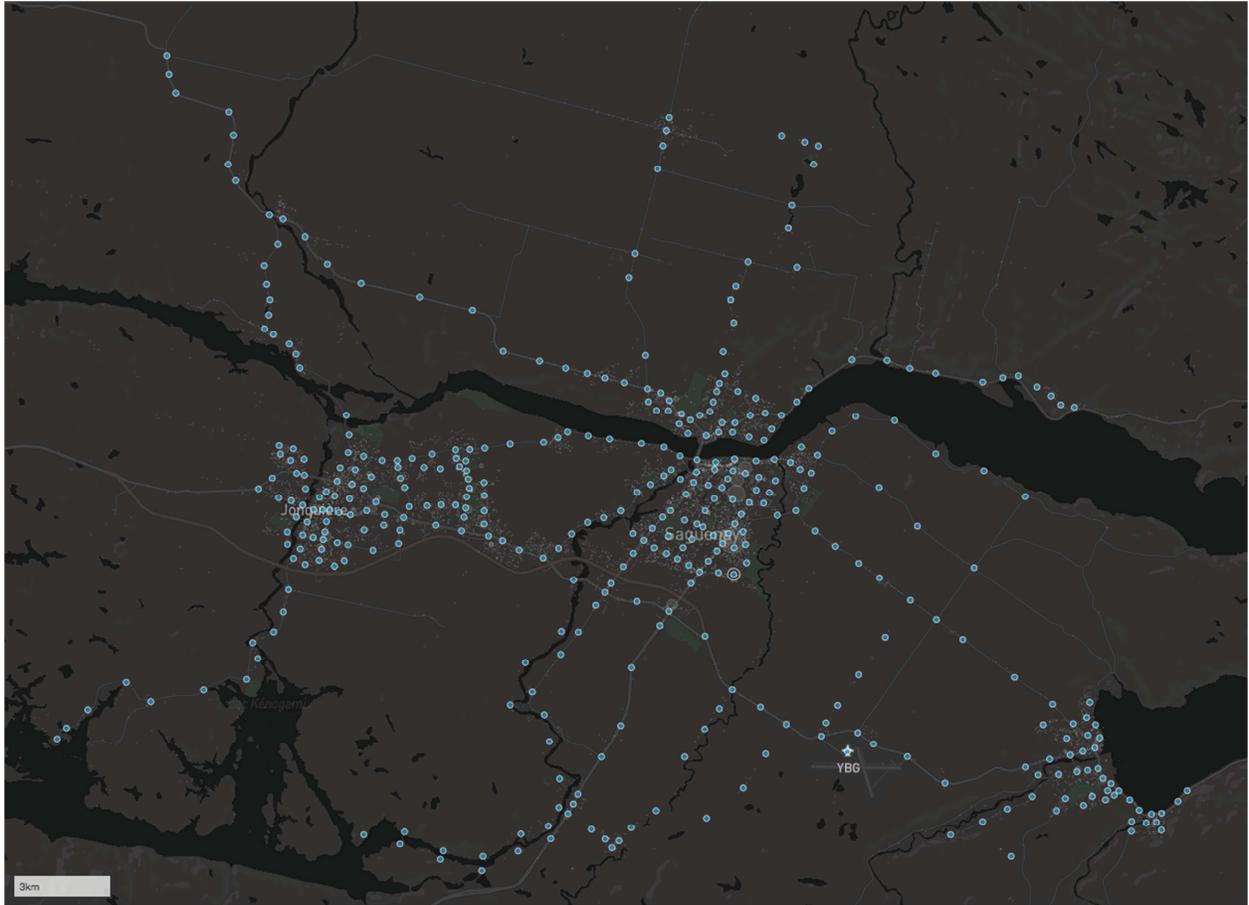


Figure 3-11 Localisation des 401 arrêts de simulation pour la région de Saguenay

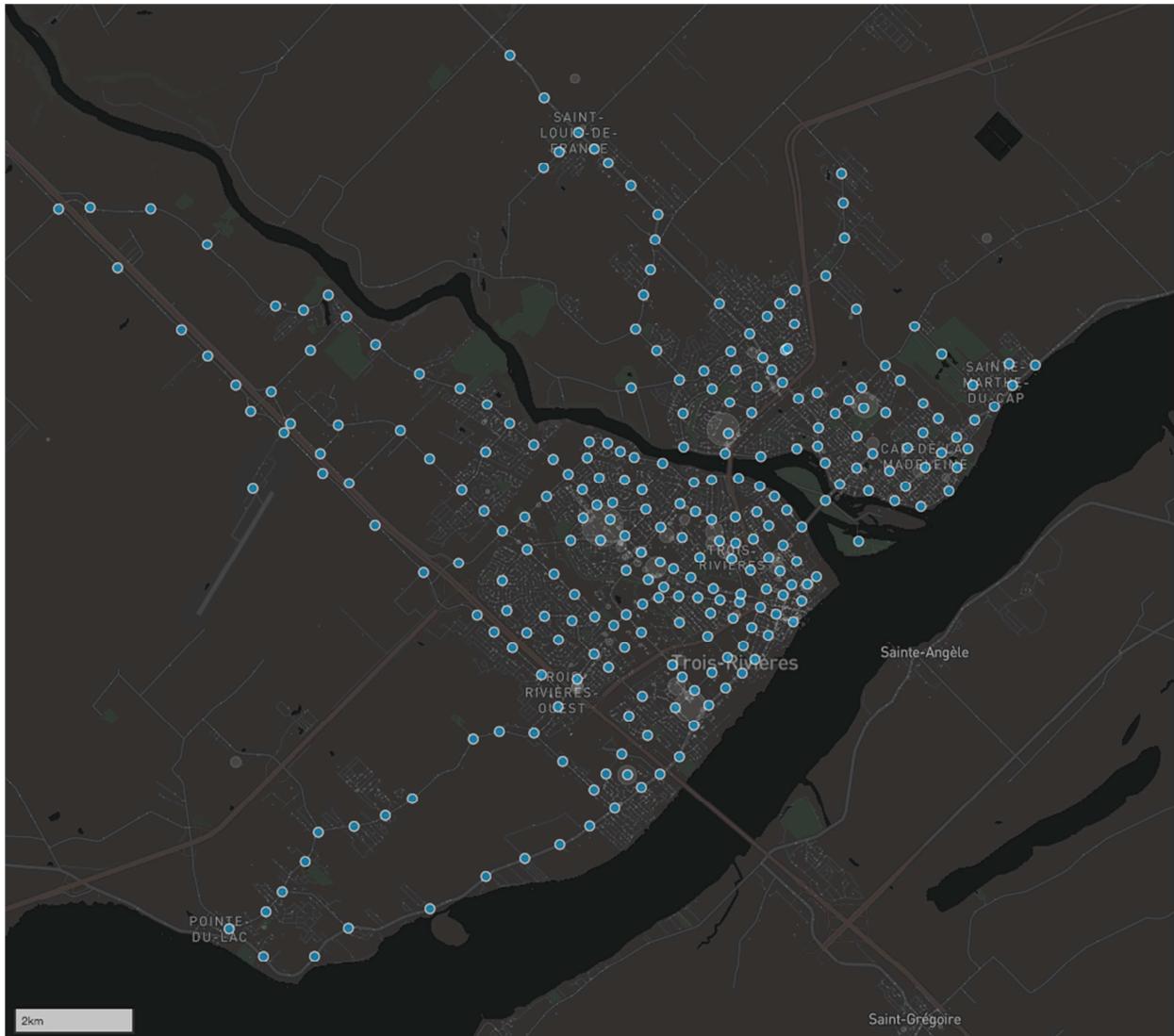


Figure 3-12 Localisation des 264 arrêts de simulation pour la région de Trois-Rivières

3.5 Calculateur de chemin routier et piétonnier

Afin de générer rapidement des parcours réalistes pendant les simulations, un calculateur de chemins à code source libre flexible et performant a été utilisé: *Open Source Routing Machine (OSRM)* (Luxen & Vetter, 2011). À partir des données d'*OpenStreetMap*, des fichiers de configuration permettent de définir les paramètres de calcul pour différents profils (piéton, vélo, voiture, bus, etc.). Chaque profil comprend un ensemble de routes pouvant être empruntées, des pénalités aux virages (plus élevées aux virages à gauche la plupart du temps) et aux feux de circulation.

3.5.1 Calculateur de chemin piétonnier

Afin d'accélérer les calculs de simulation, les temps de parcours de marche sont précalculés entre toutes les paires d'arrêts accessibles à pied. De plus, les trajets entre les origines et destinations des enquêtes Origine-Destination et les arrêts situés à distance de marche (moins de 25 minutes à pied, ce qui représente le maximum de temps de marche que l'on peut considérer pour une simulation donnée) sont

également précalculés. Les trajets ainsi calculés peuvent emprunter les rues, les sentiers, les escaliers ou les ruelles. Un effort particulier a été mis dans l'ajout de liens piétonniers manquants ou erronés dans le réseau *OpenStreetMap* des villes étudiées.

3.5.2 Calculeur de chemin pour les bus

Le profil utilisé pour les calculs de chemin permettant de générer ou de modifier les parcours de transport collectif lors des simulations est optimisé pour les bus. Ce profil comprend les pénalités aux virages, aux feux de circulation et les vitesses moyennes en fonction du type de rue empruntée. Les temps de parcours selon le type de rue, les pénalités et le nombre d'arrêts desservis sont ajustés en fonction des temps de parcours planifiés des réseaux existants. De plus, l'algorithme de calcul de chemin utilisé permet de choisir le parcours optimal passant à l'intérieur des zones de 50 m de rayon autour des arrêts plutôt qu'un emplacement exact. Même si la performance du calcul est bien moindre (100 millisecondes en moyenne plutôt que 1 milliseconde pour un calcul conventionnel), cela permet d'éviter les détours superflus lorsque les parcours empruntent des rues à sens unique ou doivent respecter des restrictions de virage. La Figure 3-13 permet de comparer le parcours obtenu avec un calcul exact (en rouge) et un calcul avec un rayon de 50 m autour des arrêts sélectionnés (en bleu). Le temps de parcours en rouge est 2,3 fois plus élevé que le temps de parcours en bleu, et comprend plusieurs virages superflus.

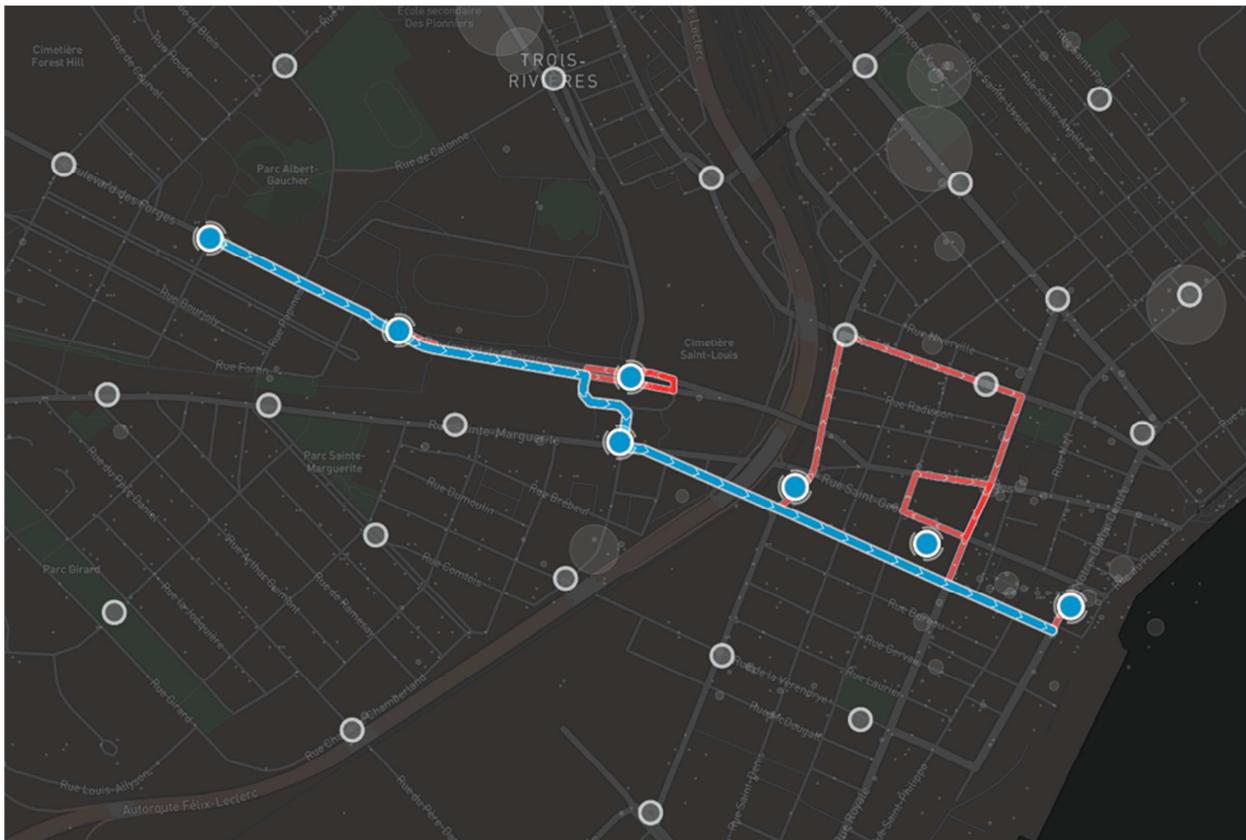


Figure 3-13 Calcul de chemin exact (en rouge) et approximatif avec rayon de 50 m (en bleu)

3.6 Calculateur de chemin de transport collectif

Afin de mesurer la demande et l'achalandage des lignes simulées par les algorithmes utilisés, un calculateur de chemin de transport collectif a été développé en faisant appel à deux algorithmes récents et performants. Le premier, *Connection Scan Algorithm* (CSA) (Dibbelt, Pajor, Strasser, & Wagner, 2013) effectue des calculs très rapides entre un arrêt de départ et tous les autres arrêts du réseau, mais ne permet pas de pénaliser le temps de parcours en fonction du nombre de transferts, étant donné que l'on récupère seulement le temps de parcours minimum, peu importe le nombre de transferts nécessaires. Par exemple, un déplacement avec 2 transferts de 46 minutes sera sélectionné même si le même déplacement avec un parcours sans transfert serait de 47 minutes. Le deuxième algorithme, *Trip-Based Routing Algorithm* (TB) (Witt, 2015), est moins performant pour obtenir le temps de parcours vers tous les arrêts du réseau, mais retourne le temps de parcours en fonction du nombre de transferts, ce qui permet d'ajouter une pénalité subséquente sur le nombre de transferts. Les deux algorithmes ont été développés en langage informatique C++ et le code est disponible en ligne¹⁰.

3.7 Évaluation de la performance des réseaux

Dans le but de comparer les réseaux et les lignes existants et simulés, une fonction d'évaluation est créée à partir des coûts usager et des coûts opérateur. Le coût de 120\$ / véhicule-heure est spécifié pour les bus réguliers. Ce coût est représentatif du coût d'opération d'un bus au Québec et constitue une moyenne réaliste (environ 100\$/h à la Société de transport de Sherbrooke (rapport annuel 2009), environ 120\$/h à la Société de transport de Saguenay (rapport annuel 2015), environ 110\$/h à la Société de transport de Trois-Rivières (rapport annuel 2015), environ 125\$/h pour la location d'un véhicule avec chauffeur à Montréal (Groupe Galland, 2012)). Du côté des coûts usager, une valeur de 10\$/h est choisie pour les déplacements effectués en transport collectif ou à pied (déplacements courts) et de 30\$ par déplacement ne pouvant être effectué en transport collectif, même si des arrêts sont accessibles à l'origine et à la destination en moins de 17 minutes. Ces valeurs sont utilisées dans le but d'évaluer le potentiel d'utilisation des algorithmes évolutionnistes et de pouvoir les comparer entre eux. Les planificateurs locaux désirant utiliser les algorithmes développés dans un cadre opérationnel ou lors d'un projet pilote seraient amenés à choisir des valeurs de coûts usager leur permettant d'optimiser les réseaux selon leurs propres paramètres et selon les particularités locales. Les algorithmes évolutionnistes utilisés tentent de minimiser la somme des coûts usager et opérateur. Les simulations effectuées optimisent les coûts horaires totaux pour la plage de 6 h à 9 h le matin.

3.8 Base de comparaison avec les réseaux existants

Les coûts des réseaux existants ont été calculés pour différents ensembles de paramètres afin de déterminer les coûts totaux à utiliser comme base de comparaison avec les résultats obtenus des simulations. Pour chacune des trois villes, le coût total a été évalué avec un nombre maximal de transferts de 0, 1, 2 et 3 et avec un temps minimum d'attente avant l'embarquement de 1, 5 et 10 minutes. De plus, chaque réseau a été évalué, dans un premier temps, en tenant compte de 25% de la demande totale, peu importe le mode déclaré et, dans un second temps, en tenant compte de 100% des déplacements déclarés en transport collectif (tous dans la plage de temps située entre 6 h et 9 h le matin). Les résultats sont comparés à la section 4.1.

¹⁰ <https://github.com/kaligrafy/trRouting>

3.9 Algorithmes d'optimisation

Deux algorithmes principaux ont été testés dans le cadre du projet. Le premier est un algorithme génétique conventionnel et le deuxième, l'algorithme de lignes intelligentes, a été développé spécifiquement pour le projet de recherche et comprend deux variantes (une variante de création de lignes par arrêts et une variante de création de lignes par segments).

3.9.1 Algorithme génétique

L'algorithme génétique utilisé pour évaluer le potentiel d'utilisation des algorithmes évolutionnistes pour optimiser les réseaux de transport collectif est conventionnel dans le sens où il représente l'algorithme le plus utilisé dans la littérature et avec lequel le plus de tests ont été effectués jusqu'à maintenant. Par contre, aucun projet de recherche dont les résultats ont été précédemment publiés n'a intégré des données de demande provenant d'un aussi grand échantillon et des données sur les réseaux routiers et piétonniers aussi détaillées et ayant fait l'objet d'une calibration aussi soutenue. Ainsi, il convient de choisir ce premier algorithme pour asseoir les prochaines expérimentations sur des bases de comparaison robustes.

Dans la définition de l'algorithme génétique utilisé, les candidats sont des réseaux comportant un seul chromosome. Le chromosome est constitué de gènes dont les valeurs (allèles) sont l'activation ou non des lignes présentes dans l'ensemble de lignes de départ et le nombre de véhicules attribués à chaque ligne.

Afin de déterminer les valeurs optimales de chaque paramètre, un grand nombre de simulations ont été complétées et comparées au moyen des données de la ville de Trois-Rivières. Cette ville a été choisie pour cette partie afin de limiter les temps de calcul puisque c'est elle qui compte le plus petit nombre d'arrêts et le plus petit nombre de véhicules en service. Bien que les résultats obtenus puissent ne pas être complètement représentatifs pour les autres villes étudiées ou pour d'autres réseaux, cette sélection des valeurs optimales des paramètres constitue tout de même un excellent compromis entre la représentativité des valeurs en fonction et le temps de calcul requis. Dans le but d'obtenir des résultats rapidement, 11 serveurs de calcul ont été mis à profit, chacun pouvant effectuer au moins 20 processus parallèles (capacité à effectuer 20 évaluations de réseaux simultanément, ce qui est équivalent à environ 10 processeurs). Selon les spécificités techniques de chaque serveur, les temps de calcul d'une génération de 20 réseaux candidats de 20 lignes se situaient entre 10 et 50 secondes, avec une moyenne de 20 secondes par génération sur l'ensemble du parc de serveurs utilisé. Dans le but de pouvoir valider de manière statistique les différences de performance des réseaux générés en fonction des valeurs des paramètres, entre 30 et 50 simulations d'au moins 100 générations chacune ont été privilégiées pour chaque valeur de chaque paramètre étudié.

3.9.1.1 Paramètres étudiés

Les paramètres étudiés et comparés sont la *probabilité de mutation*, le *nombre d'élites* de chaque génération (élitisme), le *nombre de coupures dans le chromosome* lors du croisement ainsi que la *taille des populations* de chaque génération. D'autres paramètres pourront être comparés et analysés dans une prochaine expérimentation, de même que l'effet combiné de ces paramètres, mais le temps limité disponible pour effectuer toutes ces simulations n'a pas permis de tous les mesurer. Pour toutes les simulations, les paramètres fixés à l'avance étaient la **probabilité de croisement** (0,08, qui selon la

littérature dans le domaine, ne semble pas avoir une influence significative sur les résultats¹¹), le **nombre de véhicules disponibles (42)**, le **nombre maximal de transferts** pouvant être effectués (**2**), le **temps de marche maximal d'accès et de transfert (10 minutes)**, la **méthode de sélection (par tournoi¹²**, qui semble être la plus performante et la plus utilisée dans les expérimentations les plus récentes présentées dans la revue de littérature), le **coût d'opération (120\$/véhicule-heure)**, le **coût usager (10\$/h** en transport collectif, **30\$ fixe** pour les déplacements ne pouvant être effectués en transport collectif), la **demande (25% des déplacements pondérés effectués entre 6 h et 9 h** dans la région de Trois-Rivières, peu importe le mode déclaré, et ayant un arrêt accessible à l'origine et à destination en moins de 10 minutes), le **temps minimal d'attente** avant chaque embarquement (**5 minutes**), le **nombre de véhicules attribués à chaque ligne (1,5 × temps de parcours total en heures**, arrondi à l'entier supérieur, sans dépasser le nombre de véhicules maximal existant de 42), la **probabilité de mutation du nombre de véhicules attribués à chaque ligne (1%)** de même que le **type de lignes générées (bidirectionnelles, avec fréquence régulière choisie en fonction du nombre de véhicules attribués)**. Les résultats sont présentés à la section 4.2.2. Dans toutes les simulations, le chromosome comprend autant de gènes que de lignes présentes dans l'ensemble de lignes de départ (194).

3.9.1.2 Étude de l'influence du nombre de véhicules en service sur la performance des réseaux

Afin de déterminer l'influence du nombre de véhicules en service sur le coût total et le coût usager, plusieurs simulations avec un nombre de véhicules de 20 à 500 seront effectuées et les résultats seront comparés à la section 4.2.3.

3.9.1.3 Génération de l'ensemble de lignes de départ

Les lignes générées ou sélectionnées pour constituer l'ensemble de lignes de départ comprennent les 37 lignes et parcours existants modifiés pour ne passer qu'aux arrêts de simulation, 34 lignes générées de manière intuitive en tenant compte visuellement dans l'interface de la demande provenant de l'enquête Origine-Destination (voir la Figure 3-8 pour un exemple de l'interface utilisée) ainsi que 123 lignes générées au moyen de la méthode gravitationnelle¹³ à la manière de (Bagloee & Ceder, 2011).

3.9.1.4 Plan expérimental

Pour chaque ville, 5 simulations sont réalisées pour chaque type de demande (25%, tous modes déclarés et 100%, mode transport collectif déclaré) et pour chaque nombre de lignes (20, 25 et 30 lignes par candidat réseau), ce qui comprend un total de 30 simulations par ville. La taille des populations de chaque génération est de 30 candidats et 200 générations sont complétées pour chaque simulation. Les 3 meilleurs réseaux obtenus pour chaque ville à la suite des simulations sont comparés aux réseaux existants puis les résultats sont détaillés et illustrés.

¹¹ Un certain nombre de simulations ayant été comparées dans le cadre de ce projet démontrent qu'effectivement, entre une probabilité de croisement de 0,1 à 1,0, la performance de l'algorithme est semblable et non significativement différente d'un point de vue statistique. De ce fait, ce paramètre n'a pas été étudié en profondeur et a été fixé arbitrairement à 0,08.

¹² Technique de sélection qui sélectionne d'abord une partie de la population, puis détermine la probabilité de sélectionner chaque individu de cette première sélection selon leur performance pour qu'ils deviennent parent : https://en.wikipedia.org/wiki/Tournament_selection

¹³ Une vidéo montrant le processus de création des lignes est disponible en ligne : <https://vimeo.com/190557163>

3.9.2 Algorithme de lignes intelligentes

Dans cet algorithme évolutionniste, les candidats sont des lignes mises en concurrence ou en collaboration dans un système représenté par un réseau complet. Chaque ligne contient un chromosome dont les gènes sont reliés à des comportements. Chaque comportement est représenté par une valeur entre 0,0 et 1,0. À chaque itération de calcul, chacune des lignes évolue en fonction de ses comportements et s'ajoute, s'enlève ou remplace un ou plusieurs de ses arrêts. Le premier comportement, le **rayon de recherche**, détermine jusqu'à quelle distance autour des arrêts déjà existants les arrêts potentiels sont sélectionnés. Le deuxième comportement, l'**agressivité**, représente la quantité de changements effectués à chaque itération. Le troisième comportement, la **directivité** (ou l'inverse de la tortuosité), représente la tendance à créer une ligne qui minimise les détours et favorise une faible tortuosité. Le quatrième comportement, la **gravité**, détermine la propension de la ligne à sélectionner les arrêts auxquels sont associés un grand nombre de lieux d'origine ou de destination (grands générateurs de déplacements). Enfin, le comportement **vitesse** influence la sélection des arrêts dans le but de maximiser la vitesse commerciale de la ligne. Au départ, deux autres comportements étaient intégrés: la collaboration (sélection des arrêts déjà desservis afin de favoriser les transferts) et la compétition (sélection des arrêts qui génèrent des segments déjà desservis afin de faire compétition aux autres lignes sur le même axe). Par contre, la difficulté à évaluer l'influence respective de ces deux comportements sur les résultats a été la raison principale pour laquelle ils ont été désactivés dans les dernières simulations. D'autres comportements pourront faire l'objet d'une étude approfondie lors de futures expérimentations.

3.9.2.1 Nombre de véhicules et types de véhicule

À chaque itération, la performance des lignes est évaluée et toutes les lignes sont classées en ordre de performance. La performance de chaque ligne est mesurée à l'aide de l'équation suivante:

$$\text{performance} = \text{profit} + \text{productivité}$$

$$\text{profit} = \text{revenu} - \text{coût}_{\text{opération}}$$

$$\text{revenu} = \text{achalandage} * \text{coût}_{\text{usager}}$$

$$\text{productivité} = \text{achalandage} * \frac{\text{distance à vol d'oiseau}}{\text{temps de parcours}}$$

De plus, pour chaque ligne, le nombre de personnes désirant l'utiliser mais n'ayant pu le faire faute de place dans les véhicules permet de valider le potentiel d'ajouter un véhicule à la ligne ou de modifier le type de véhicule utilisé. Inversement, lorsque les véhicules d'une ligne ont plusieurs places disponibles, la ligne peut voir sa flotte diminuer ou son type de véhicule être rétrogradé à un véhicule de plus petite capacité. Les types de véhicules intégrés dans l'algorithme sont présentés dans le Tableau 3-3. Les capacités et coûts horaires sont utilisés à des fins comparatives seulement et peuvent varier grandement d'une région à l'autre et d'une année à l'autre.

Tableau 3-3 Types de véhicules

Type de véhicule	Coût horaire d'opération	Capacité	Coût horaire par place
Voiture	50 \$/h	4	12,50 \$/h
Minifourgonnette	60 \$/h	6	10,00 \$/h
Grande minifourgonnette	70 \$/h	12	5,80 \$/h
Minibus	85 \$/h	20	4,25 \$/h
Midibus	100 \$/h	50	2,00 \$/h
Bus régulier	120 \$/h	80	1,50 \$/h
Bus à deux étages	145 \$/h	100	1,45 \$/h
Bus articulé	150 \$/h	110	1,40 \$/h
Bus bi-articulé	180 \$/h	180	1,00 \$/h

L'algorithme de lignes intelligentes est actuellement en développement et les paramètres de calcul sont encore expérimentaux. De ce fait, les simulations complétées ne permettent pas d'évaluer le réel potentiel de cet algorithme pour l'instant. Toutefois, des expérimentations de fusion avec l'algorithme génétique seront analysées, notamment dans le but d'optimiser le nombre et le type de véhicules de chacune des lignes sélectionnées par l'algorithme génétique.

Chapitre 4 Expérimentations

Afin de mesurer l'efficacité des algorithmes, la performance des réseaux existants a d'abord été évaluée et sert de base de comparaison.

4.1 Performance des réseaux existants

La performance des réseaux existants est présentée au moyen des Tableau 4-2 à Tableau 4-7. Les temps de calcul sont présentés à titre comparatif seulement¹⁴ puisqu'ils dépendent fortement de la puissance et du nombre de processeurs de l'équipement utilisé. Le scénario utilisé comme base de comparaison avec les simulations des algorithmes évolutionnistes est marqué en foncé dans chaque tableau (temps minimum d'attente de 5 minutes, 2 transferts maximum). Le Tableau 4-1 indique les valeurs des paramètres qui ne changent pas d'une évaluation à l'autre. Pour chaque ville, les réseaux sont évalués en tenant compte, d'une part, de 25% de la demande totale tous modes confondus entre 6 h et 9 h, et d'autre part, en tenant compte de 100% de la demande de transport collectif seulement, pour les mêmes heures. Lorsque le déplacement est de moins de 1000 secondes à pied¹⁵ (environ 17 minutes), il est considéré comme ayant été effectué en transport collectif seulement si le temps de parcours en transport collectif, incluant le temps minimum d'attente, est plus court que celui prévu à pied.

Tableau 4-1 Paramètres fixés pour toutes les évaluations de performance

Paramètre	Valeur
<i>Heure de début de la période évaluée</i>	6 h
<i>Heure de fin de la période évaluée</i>	9 h
<i>Service évalué</i>	Jour de semaine
<i>Temps de parcours d'accès à la marche maximum</i>	10 minutes
<i>Temps de parcours de transfert à la marche maximum</i>	10 minutes
<i>Temps de parcours total maximum</i>	120 minutes
<i>Coût d'opération</i>	120\$/véhicule-heure
<i>Coût usager</i>	10\$/heure, 30\$ à tarif fixe pour les déplacements ne pouvant être effectués en transport collectif
<i>Temps de marche maximum pour un déplacement pouvant être effectué entièrement à pied</i>	17 minutes (1000 secondes)

¹⁴ Ces calculs ont été réalisés sur un serveur MacPro 2010 (2.8 GHz) Quad-Core Intel Xeon

¹⁵ La valeur de 1000 secondes a été choisie de manière arbitraire et sert simplement à comparer les scénarios entre eux grâce à une même base de comparaison. Cette valeur pourrait être modifiée en fonction de particularités locales lors d'expérimentations ultérieures.

Tableau 4-2 Performance du réseau existant de la société de transport de Sherbrooke (25% de tous les déplacements pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure¹⁶)

Temps minimum d'attente (minutes)	1	5	10	1	5	10	1	5	10	1	5	10
Nombre maximal de transferts	3	3	3	2	2	2	1	1	1	0	0	0
Coût total (\$/h)	39 949	45 906	51 270	40 506	45 047	51 399	43 692	48 311	53 101	74 921	76 493	78 565
Coût d'opération (\$/h)	9 120 (76 véhicules)											
Coût usager (\$/h)	30 829	36 786	45 150	31 386	36 927	42 279	34 572	39 191	43 981	65 801	67 373	69 445
Demande totale (nombre de déplacements)	5 080 (tous modes • 25%)											
Nombre de déplacements effectués à pied	833 (16%)	1 030 (20%)	1 059 (21%)	833 (16%)	1 030 (20%)	1 059 (21%)	833 (16%)	1 030 (20%)	1 059 (21%)	833 (16%)	1 030 (20%)	1 059 (21%)
Nombre de déplacements effectués en transport collectif	4 074 (80%)	3 815 (75%)	3 740 (74%)	4 049 (80%)	3 806 (75%)	3 730 (73%)	3 904 (77%)	3 684 (73%)	3 623 (71%)	2 511 (49%)	2 310 (45%)	2 271 (45%)
Nombre de déplacements non desservis par le transport collectif	173 (3%)	235 (5%)	281 (6%)	198 (4%)	244 (5%)	291 (6%)	343 (7%)	366 (7%)	398 (8%)	1 736 (34%)	1 741 (34%)	1 751 (34%)
Nombre total de transferts effectués (nombre moyen par déplacement TC)	3 211 (0,79)	2 025 (0,53)	1 629 (0,44)	2 982 (0,74)	1 976 (0,52)	1 585 (0,42)	2 099 (0,54)	1 555 (0,42)	1 315 (0,36)	0	0	0
Nombre de déplacements sans transfert	1 750 (43%)	2 112 (55%)	2 287 (61%)	1 754 (43%)	2 112 (55%)	2 287 (61%)	1 805 (46%)	2 130 (58%)	2 309 (64%)	2 511 (100%)	2 310 (100%)	2 271 (100%)
Nombre de déplacements à 1 transfert	1 564 (38%)	1 404 (37%)	1 288 (34%)	1 610 (40%)	1 414 (37%)	1 303 (35%)	2 101 (54%)	1 555 (42%)	1 315 (36%)	0	0	0
Nombre de déplacements à 2 transferts	636 (16%)	280 (7%)	159 (4%)	687 (17%)	281 (7%)	142 (4%)	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 3 transferts	126 (3%)	21 (1%)	8 (0%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps de calcul (secondes)	323	314	300	279	279	277	220	219	221	184	185	185

¹⁶ Afin d'obtenir des coûts horaires, la somme des déplacements pondérés est donc divisée par 4 pour obtenir 25%, puis par 3 pour obtenir un nombre de déplacements par heure. *Note: les sommes par colonne peuvent ne pas donner exactement 100% pour des questions d'arrondis.*

Tableau 4-3 Performance du réseau existant de la société de transport de Sherbrooke (100% des déplacements transport collectif pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)

Temps minimum d'attente	1			5			10			1			5			10		
Nombre maximal de transferts	3	3	3	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coût total (\$/h)	19 600	21 447	23 482	19 604	21 447	23 482	19 928	21 689	23 663	26 773	27 656	29 103						
Coût d'opération (\$/h)	9120 (76 véhicules)																	
Coût usager (\$/h)	10 480	12 327	14 362	10 484	12 327	14 362	10 808	12 569	14 543	17 653	18 536	19 983						
Demande totale (nombre de déplacements)	2 018 (transport collectif seulement • 100%)																	
Nombre de déplacements effectués à pied	40 (2%)	80 (4%)	96 (5%)	40 (2%)	80 (4%)	96 (5%)	40 (2%)	80 (4%)	96 (5%)	40 (2%)	80 (4%)	96 (5%)						
Nombre de déplacements effectués en transport collectif	1 962 (97%)	1 919 (95%)	1 903 (94%)	1 962 (97%)	1 919 (95%)	1 903 (94%)	1 954 (97%)	1 908 (95%)	1 892 (94%)	1 668 (83%)	1 628 (81%)	1 612 (80%)						
Nombre de déplacements non desservis par le transport collectif	16 (1%)	19 (1%)	19 (1%)	16 (1%)	19 (1%)	19 (1%)	24 (1%)	30 (1%)	30 (1%)	310 (15%)	310 (15%)	310 (15%)						
Nombre total de transferts effectués (nombre moyen par déplacement TC)	1 158 (0,59)	544 (0,28)	366 (0,19)	1 141 (0,58)	542 (0,28)	366 (0,19)	904 (0,46)	480 (0,25)	341 (0,18)	0	0	0						
Nombre de déplacements sans transfert	1 019 (52%)	1 428 (74%)	1 551 (82%)	1 019 (52%)	1 428 (74%)	1 551 (82%)	1 049 (54%)	1 428 (75%)	1 551 (82%)	1 668 (100%)	1 628 (100%)	1 612 (100%)						
Nombre de déplacements à 1 transfert	742 (38%)	437 (23%)	337 (18%)	743 (38%)	440 (23%)	337 (18%)	904 (46%)	480 (25%)	341 (18%)	0	0	0						
Nombre de déplacements à 2 transferts	185 (9%)	54 (3%)	15 (1%)	199 (10%)	51 (3%)	15 (1%)	0	0	0	0	0	0						
Nombre de déplacements à 3 transferts	15 (1%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Temps de calcul (secondes)	173	168	158	137	140	136	83	84	83	60	58	57						

Tableau 4-4 Performance du réseau existant de la société de transport du Saguenay (25% de tous les déplacements pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)

Temps minimum d'attente (minutes)	1			5			10			1			5			10		
Nombre maximal de transferts	3	3	3	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coût total (\$/h)	59 315	65 460	75 330	59 814	65 647	75 412	67 601	72 624	80 578	126 942	128 539	130 562	126 942	128 539	130 562	126 942	128 539	130 562
Coût d'opération (\$/h)	7 200 (60 véhicules)																	
Coût usager (\$/h)	52 115	58 260	68 130	52 614	58 447	68 212	60 401	65 424	73 378	119 742	121 339	123 362	119 742	121 339	123 362	119 742	121 339	123 362
Demande totale (nombre de déplacements)	6 809 (tous modes • 25%)																	
Nombre de déplacements effectués à pied	1 065 (16%)	1 246 (18%)	1 284 (19%)	1 065 (16%)	1 246 (18%)	1 284 (19%)	1 065 (16%)	1 246 (18%)	1 284 (19%)	1 068 (16%)	1 246 (18%)	1 284 (19%)	1 068 (16%)	1 246 (18%)	1 284 (19%)	1 068 (16%)	1 246 (18%)	1 284 (19%)
Nombre de déplacements effectués en transport collectif	5 052 (74%)	4 864 (71%)	4 769 (70%)	5 032 (74%)	4 850 (71%)	4 762 (70%)	4 654 (68%)	4 476 (66%)	4 434 (65%)	2 089 (31%)	1 907 (28%)	1 855 (27%)	2 089 (31%)	1 907 (28%)	1 855 (27%)	2 089 (31%)	1 907 (28%)	1 855 (27%)
Nombre de déplacements non desservis par le transport collectif	692 (10%)	699 (10%)	756 (11%)	712 (10%)	713 (10%)	763 (11%)	1 090 (16%)	1 087 (16%)	1 091 (16%)	3 652 (54%)	3 656 (54%)	3 670 (54%)	3 652 (54%)	3 656 (54%)	3 670 (54%)	3 652 (54%)	3 656 (54%)	3 670 (54%)
Nombre total de transferts effectués (nombre moyen par déplacement TC)	3 977 (0,79)	2 754 (0,57)	2 016 (0,42)	3 764 (0,75)	2 718 (0,54)	1 997 (0,42)	2 490 (0,54)	2 052 (0,46)	1 502 (0,34)	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements sans transfert	2 091 (41%)	2 378 (49%)	2 898 (61%)	2 092 (42%)	2 378 (49%)	2 898 (61%)	2 165 (47%)	2 425 (54%)	2 932 (66%)	2 089 (100%)	1 907 (100%)	1 855 (100%)	2 089 (100%)	1 907 (100%)	1 855 (100%)	2 089 (100%)	1 907 (100%)	1 855 (100%)
Nombre de déplacements à 1 transfert	2 067 (41%)	2 225 (46%)	1 726 (36%)	2 118 (42%)	2 229 (46%)	1 733 (36%)	2 491 (54%)	2 052 (46%)	1 503 (34%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 2 transferts	776 (15%)	258 (5%)	145 (3%)	823 (16%)	244 (5%)	132 (3%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 3 transferts	119 (2%)	5 (0%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps de calcul (secondes)	256	247	213	217	221	208	150	151	150	129	131	131	129	131	131	129	131	131

Tableau 4-5 Performance du réseau existant de la société de transport du Saguenay (100% des déplacements transport collectif pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)

Temps minimum d'attente	1	5	10	1	5	10	1	5	10	1	5	10
Nombre maximal de transferts	3	3	3	2	2	2	1	1	1	0	0	0
Coût total (\$/h)	14 027	15 183	17 223	14 040	15 183	17 223	15 187	16 159	17 790	27 239	27 627	28 041
Coût d'opération (\$/h)	7200 (60 véhicules)											
Coût usager (\$/h)	6 827	7 983	10 023	6 840	7 983	10 023	7 987	8 959	10 590	20 039	20 427	20 841
Demande totale (nombre de déplacements)	928 (transport collectif seulement • 100%)											
Nombre de déplacements effectués à pied	25 (3%)	35 (4%)	35 (4%)	24 (3%)	35 (4%)	35 (4%)	25 (3%)	35 (4%)	35 (4%)	25 (3%)	35 (4%)	35 (4%)
Nombre de déplacements effectués en transport collectif	852 (92%)	842 (91%)	829 (89%)	853 (92%)	842 (91%)	829 (89%)	801 (86%)	791 (85%)	791 (85%)	282 (30%)	262 (28%)	259 (28%)
Nombre de déplacements non desservis par le transport collectif	51 (5%)	51 (5%)	64 (7%)	51 (5%)	51 (5%)	64 (7%)	102 (11%)	102 (11%)	102 (11%)	621 (67%)	631 (68%)	634 (68%)
Nombre total de transferts effectués (nombre moyen par déplacement TC)	744 (0,87)	499 (0,59)	357 (0,43)	722 (0,85)	499 (0,59)	357 (0,43)	486 (0,61)	408 (0,52)	290 (0,37)	0	0	0
Nombre de déplacements sans transfert	286 (34%)	372 (44%)	491 (59%)	286 (34%)	372 (44%)	491 (59%)	315 (39%)	383 (48%)	501 (63%)	283 (100%)	263 (100%)	259 (100%)
Nombre de déplacements à 1 transfert	407 (48%)	441 (52%)	319 (38%)	412 (48%)	441 (52%)	319 (38%)	486 (61%)	408 (52%)	290 (37%)	0	0	0
Nombre de déplacements à 2 transferts	144 (17%)	29 (3%)	19 (2%)	155 (18%)	29 (3%)	19 (2%)	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 3 transferts	17 (2%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps de calcul (secondes)	146	139	115	116	120	111	73	73	72	54	55	55

Tableau 4-6 Performance du réseau existant de la société de transport de Trois-Rivières (25% de tous les déplacements pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)

Temps minimum d'attente (minutes)	1			5			10			1			5			10		
Nombre maximal de transferts	3	3	3	2	2	2	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Coût total (\$/h)	38 682	44 299	53 618	39 974	45 466	54 399	50 917	55 660	63 795	101 016	102 726	104 500	101 016	102 726	104 500	101 016	102 726	104 500
Coût d'opération (\$/h)	5 040 (42 véhicules)																	
Coût usager (\$/h)	33 642	39 259	48 578	34 934	40 426	49 359	45 877	50 620	58 755	95 976	97 686	99 460	95 976	97 686	99 460	95 976	97 686	99 460
Demande totale (nombre de déplacements)	6 070 (tous modes • 25%)																	
Nombre de déplacements effectués à pied	993 (16%)	1 405 (23%)	1 577 (26%)	993 (16%)	1 405 (23%)	1 577 (26%)	993 (16%)	1 405 (23%)	1 577 (26%)	1 029 (17%)	1 411 (23%)	1 577 (26%)	1 029 (17%)	1 411 (23%)	1 577 (26%)	1 029 (17%)	1 411 (23%)	1 577 (26%)
Nombre de déplacements effectués en transport collectif	4 926 (81%)	4 497 (74%)	4 269 (70%)	4 872 (80%)	4 431 (73%)	4 207 (69%)	4 355 (72%)	3 912 (64%)	3 625 (60%)	2 178 (36%)	1 793 (30%)	1 605 (26%)	2 178 (36%)	1 793 (30%)	1 605 (26%)	2 178 (36%)	1 793 (30%)	1 605 (26%)
Nombre de déplacements non desservis par le transport collectif	151 (2%)	168 (3%)	224 (4%)	205 (3%)	234 (4%)	286 (5%)	722 (12%)	753 (12%)	868 (14%)	2 863 (47%)	2 866 (47%)	2 888 (48%)	2 863 (47%)	2 866 (47%)	2 888 (48%)	2 863 (47%)	2 866 (47%)	2 888 (48%)
Nombre total de transferts effectués (nombre moyen par déplacement TC)	4 965 (1,01)	3 858 (0,86)	2 519 (0,59)	4 253 (0,87)	3 475 (0,78)	2 335 (0,56)	2 452 (0,56)	2 113 (0,54)	1 324 (0,37)	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements sans transfert	1 803 (37%)	1 720 (38%)	2 284 (54%)	1 807 (37%)	1 721 (39%)	2 284 (54%)	1 904 (44%)	1 800 (46%)	2 303 (64%)	2 178 (100%)	1 793 (100%)	1 605 (100%)	2 178 (100%)	1 793 (100%)	1 605 (100%)	2 178 (100%)	1 793 (100%)	1 605 (100%)
Nombre de déplacements à 1 transfert	1 742 (35%)	1 863 (41%)	1 487 (35%)	1 880 (39%)	1 948 (44%)	1 516 (36%)	2 452 (56%)	2 113 (54%)	1 324 (37%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 2 transferts	988 (20%)	774 (17%)	470 (11%)	1 188 (24%)	764 (17%)	410 (10%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 3 transferts	394 (8%)	142 (3%)	30 (1%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps de calcul (secondes)	471	341	341	287	297	291	189	190	193	155	156	156	155	156	156	155	156	156

Tableau 4-7 Performance du réseau existant de la société de transport de Trois-Rivières (100% des déplacements transport collectif pondérés déclarés entre 6 h et 9 h rapportés sur une heure)

Temps minimum d'attente	1	5	10	1	5	10	1	5	10	1	5	10
Nombre maximal de transferts	3	3	3	2	2	2	1	1	1	0	0	0
Coût total (\$/h)	9 921	10 850	12 370	9 956	10 879	12 381	10 996	11 919	13 340	19 889	20 172	20 481
Coût d'opération (\$/h)	5 040 (42 véhicules)											
Coût usager (\$/h)	4 881	5 810	7 330	4 916	5 839	7 341	5 956	6 879	8 300	14 849	15 132	15 441
Demande totale (nombre de déplacements)	834 (transport collectif seulement • 100%)											
Nombre de déplacements effectués à pied	16 (2%)	30 (4%)	39 (5%)	16 (2%)	30 (4%)	39 (5%)	16 (2%)	30 (4%)	39 (5%)	16 (3%)	32 (4%)	39 (5%)
Nombre de déplacements effectués en transport collectif	801 (96%)	784 (94%)	771 (92%)	801 (96%)	784 (94%)	771 (92%)	755 (91%)	735 (88%)	712 (85%)	370 (44%)	363 (44%)	353 (42%)
Nombre de déplacements non desservis par le transport collectif	17 (2%)	20 (2%)	24 (3%)	17 (2%)	20 (2%)	24 (3%)	63 (8%)	69 (8%)	83 (10%)	439 (53%)	439 (53%)	442 (53%)
Nombre total de transferts effectués (nombre moyen par déplacement TC)	812 (1,01)	652 (0,83)	413 (0,54)	766 (0,96)	640 (0,82)	409 (0,53)	509 (0,67)	440 (0,60)	291 (0,41)	0	0	0
Nombre de déplacements sans transfert	236 (29%)	284 (36%)	421 (55%)	236 (29%)	284 (36%)	421 (55%)	246 (33%)	295 (40%)	421 (59%)	370 (100%)	363 (100%)	353 (100%)
Nombre de déplacements à 1 transfert	360 (45%)	357 (46%)	292 (38%)	363 (45%)	359 (46%)	292 (38%)	509 (67%)	440 (60%)	291 (41%)	0	0	0
Nombre de déplacements à 2 transferts	161 (20%)	133 (17%)	54 (7%)	202 (25%)	141 (18%)	59 (8%)	0	0	0	0	0	0
Nombre de déplacements à 3 transferts	44 (5%)	10 (1%)	4 (1%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Temps de calcul (secondes)	280	284	265	181	193	194	89	86	86	66	65	65

4.2 Algorithme génétique

La première phase de simulations avait pour but de déterminer les valeurs optimales des paramètres suivants: la probabilité de mutation, le nombre de coupures dans le chromosome lors du croisement, le nombre d'élites par génération et la taille des populations à chaque génération.

4.2.1 Génération de l'ensemble de lignes de départ

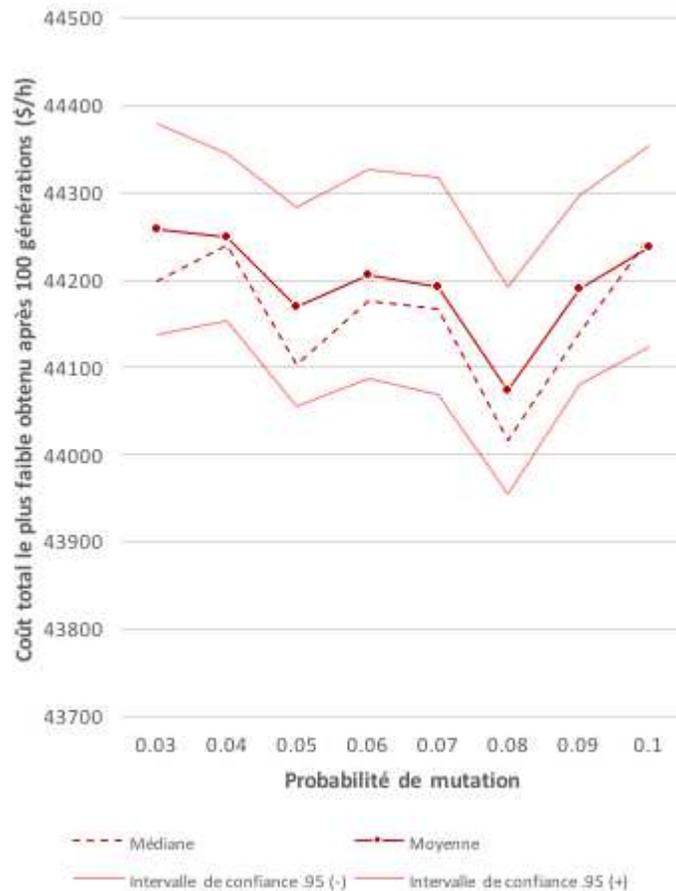
Les lignes présentes dans les ensembles de départ des trois villes étudiées comprennent les lignes existantes simplifiées pour passer aux arrêts de simulation seulement, un certain nombre de lignes créées manuellement de manière intuitive ainsi qu'un grand nombre de lignes ayant été générées par la

méthode gravitationnelle (section 3.9.1.3). Les ensembles de lignes de départ comptent 332 lignes pour Sherbrooke (36 existantes, 121 intuitives, 175 générées), 296 pour Saguenay (59 existantes, 32 intuitives et 205 générées) et 194 pour Trois-Rivières (37 existantes, 34 intuitives et 123 générées).

4.2.2 Recherche des valeurs optimales des paramètres sélectionnés

Probabilité de mutation

Bien que selon l'intervalle de confiance fixée à 95%, aucune des probabilités de mutation ne soit significativement différente (les intervalles de confiance se chevauchent tous au moins en partie), on observe une tendance à mieux performer à mesure que l'on augmente la probabilité de mutation de 0,03 à 0,08, puis à moins bien performer après 0,08 (Figure 4-1). La valeur de **0,08** sera donc utilisée comme probabilité de mutation pour les expérimentations qui permettront d'optimiser les réseaux des trois villes étudiées dans le cadre du projet. Pour obtenir ces résultats, 50 simulations de 100 générations avec 20 candidats ont été complétées pour chaque valeur de probabilité entre 0,3 et 0,1, par intervalle de 0,1 (800 000 réseaux évalués au total). Avec 20 secondes par calcul en moyenne par processus, cela représente environ 1 jour de calcul si on utilise les 11 serveurs disponibles¹⁷.



¹⁷ Ce calcul représente un coût total d'environ 265\$ en utilisant des serveurs virtuels de type Amazon EC2 *c4.4xlarge* (<https://aws.amazon.com/ec2/pricing/on-demand>). L'achat de 11 serveurs équivalents représenterait un coût total d'environ 44 000 \$ d'investissement, mais permettrait de faire des calculs pendant plusieurs mois.

Figure 4-1 Performance de l’algorithme génétique en fonction de la probabilité de mutation

Nombre de coupures dans le chromosome lors du croisement

Afin de limiter les temps de calcul, des simulations ont été effectuées avec seulement une et deux coupures. On remarque à la Figure 4-2 que l’algorithme performe sensiblement mieux avec **une seule coupure**. C’est donc cette valeur qui sera utilisée pour les différentes expérimentations.

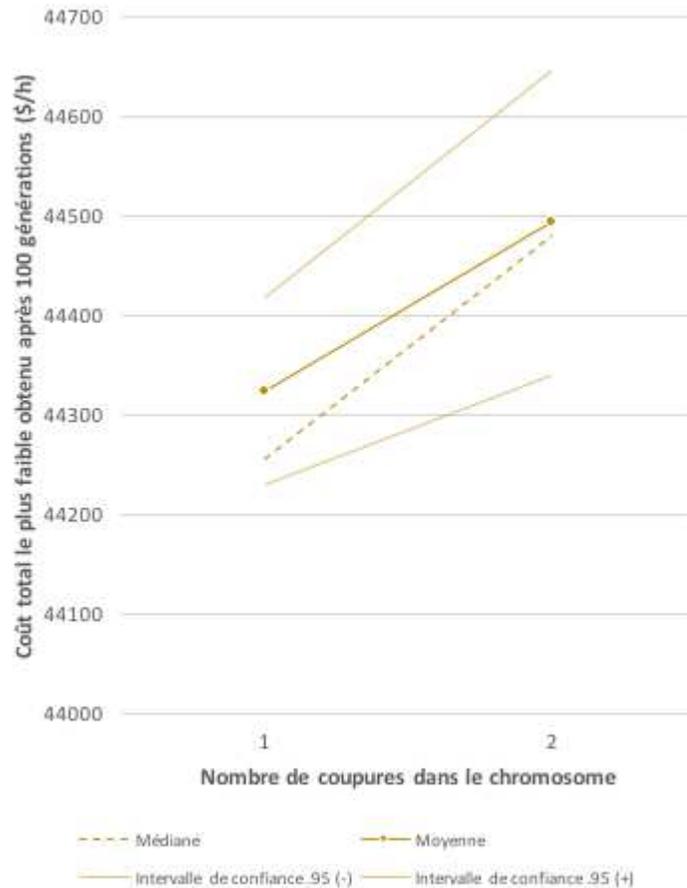


Figure 4-2 Performance de l’algorithme génétique en fonction du nombre de coupures dans le chromosome lors du croisement

Nombre d’élites par génération

Le paramètre principal utilisé lorsqu’on fait appel au concept d’élitisme est le nombre d’élites (de survivants) auquel on peut faire appel pour la reproduction à chaque génération. Si on utilise deux élites, par exemple, cela signifie que les deux meilleurs candidats de toutes les générations précédentes se retrouvent dans la génération suivante et peuvent encore s’y reproduire. En observant la Figure 4-3, on remarque que l’inclusion d’**une seule élite** donne, en moyenne, les meilleurs résultats sur 100 générations. Toutefois, des simulations ont été complétées avec un plus grand nombre de candidats (jusqu’à 120) et le nombre d’élites optimal semble être relié à la taille des populations. En effet, un

nombre d'élites équivalent à 5% de la taille des populations de chaque génération est habituellement équivalent en performance plutôt qu'un nombre absolu de 1.

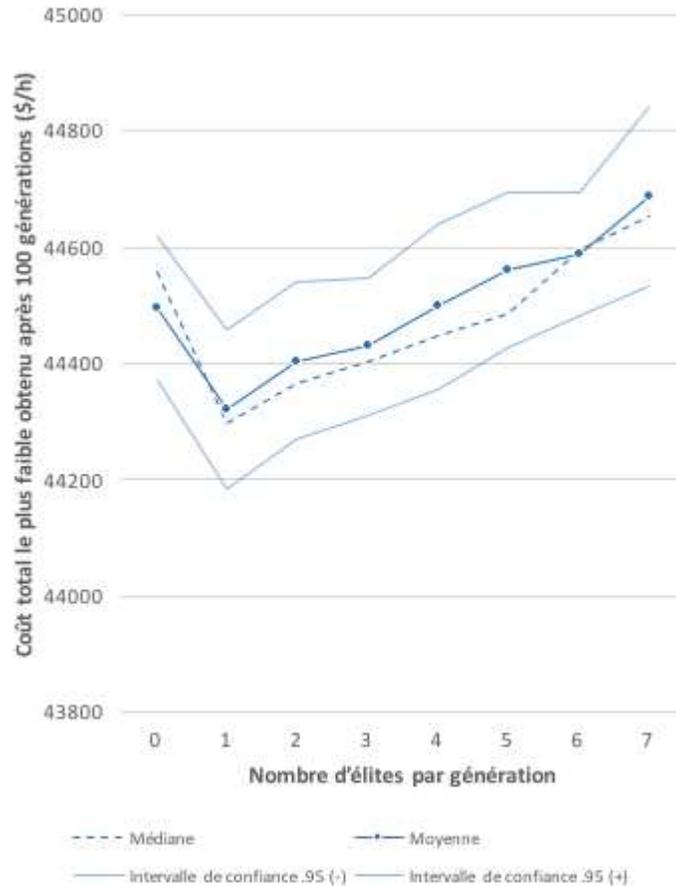


Figure 4-3 Performance de l'algorithme génétique en fonction du nombre d'élites par génération

Taille des populations à chaque génération

Pour évaluer le meilleur ratio entre le nombre de générations à effectuer et la taille des populations de chaque génération, 30 simulations ont été complétées pour chaque taille de population. Afin de conserver approximativement le même temps de calcul total par candidat, le nombre de générations est ajusté en fonction de la taille de la population. Pour une taille de population de 20 candidats par exemple, 300 générations sont évaluées, alors que pour une taille de population de 60, 100 générations sont évaluées, ce qui représente toujours 6 000 candidats évalués au total par simulation¹⁸. Selon la Figure 4-4, il ne semble pas y avoir de tendance nette permettant de déterminer le meilleur ensemble nombre de générations/taille des populations. Néanmoins, même si le résultat n'est pas statistiquement significatif, la taille de populations de **30** sera utilisée pour les expérimentations puisqu'elle donne le plus faible coût total moyen. Un plus grand nombre de simulations par taille de populations permettrait de préciser l'influence de la taille des populations sur l'efficacité de l'algorithme, mais demanderait davantage de calculs.

¹⁸ Les ensembles de nombre de générations en fonction de taille des populations mesurés sont les suivants: 300 générations pour 20 candidats, 200 générations pour 30 candidats, 150 générations pour 40 candidats, 120 générations pour 50 candidats et 100 générations pour 60 candidats.

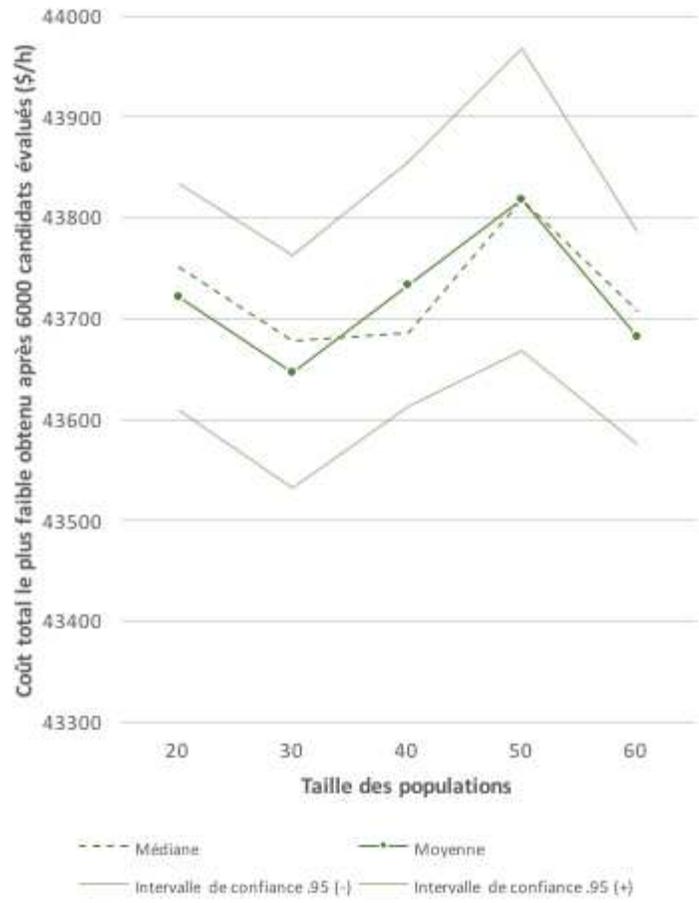


Figure 4-4 Performance de l’algorithme génétique en fonction du nombre d’élites par génération

4.2.3 Performance des réseaux en fonction du nombre de véhicules en service

Des centaines de simulations pour lesquelles on ne fait varier que le nombre de véhicules en service ont permis d’obtenir un ensemble de Pareto montrant la performance d’un réseau en fonction du nombre de véhicules total en service. Les paramètres utilisés pour toutes les simulations sont indiqués au Tableau 4-8.

Tableau 4-8 Paramètres utilisés pour toutes les simulations permettant de vérifier l'influence du nombre de véhicules en service sur la performance des réseaux

Paramètre	Valeur
<i>Nombre de générations</i>	100
<i>Taille des populations</i>	30
<i>Nombre de lignes par candidat</i>	21
<i>Probabilité de mutation</i>	8%
<i>Nombre de coupures dans le chromosome</i>	1
<i>Nombre d'élites par génération</i>	1
<i>Probabilité de mutation du nombre de véhicules</i>	5%
<i>Fonction utilisée pour attribuer le nombre de véhicules initial sur chaque ligne</i>	$0,035 \times \text{nombre total de véhicules disponibles} \times \text{temps de parcours total en heures}$

La Figure 4-5 montre d'abord que l'accroissement du nombre de véhicules en service permet de réduire le coût total global jusqu'à environ 65 véhicules. Par la suite, une augmentation du nombre de véhicules s'accompagne d'une hausse du coût total. Le nombre de véhicules optimal permettant de minimiser le coût total est donc d'environ 65. Par contre, ce résultat n'est valable que pour les coûts usager et d'opération utilisés. Lorsqu'on compare le coût usager avec le coût d'opération (Figure 4-6), on remarque que l'équilibre est atteint à environ 30 000\$ (valeur à laquelle les coûts usager et opération sont approximativement égaux). La frontière de Pareto évaluée à la Figure 4-7 permet de modéliser le coût usager en fonction du nombre de véhicules en service. L'équation suivante est ainsi obtenue :

$$\text{Coût usager} = 65400 \times \text{nombre de véhicules}^{-0.145}$$

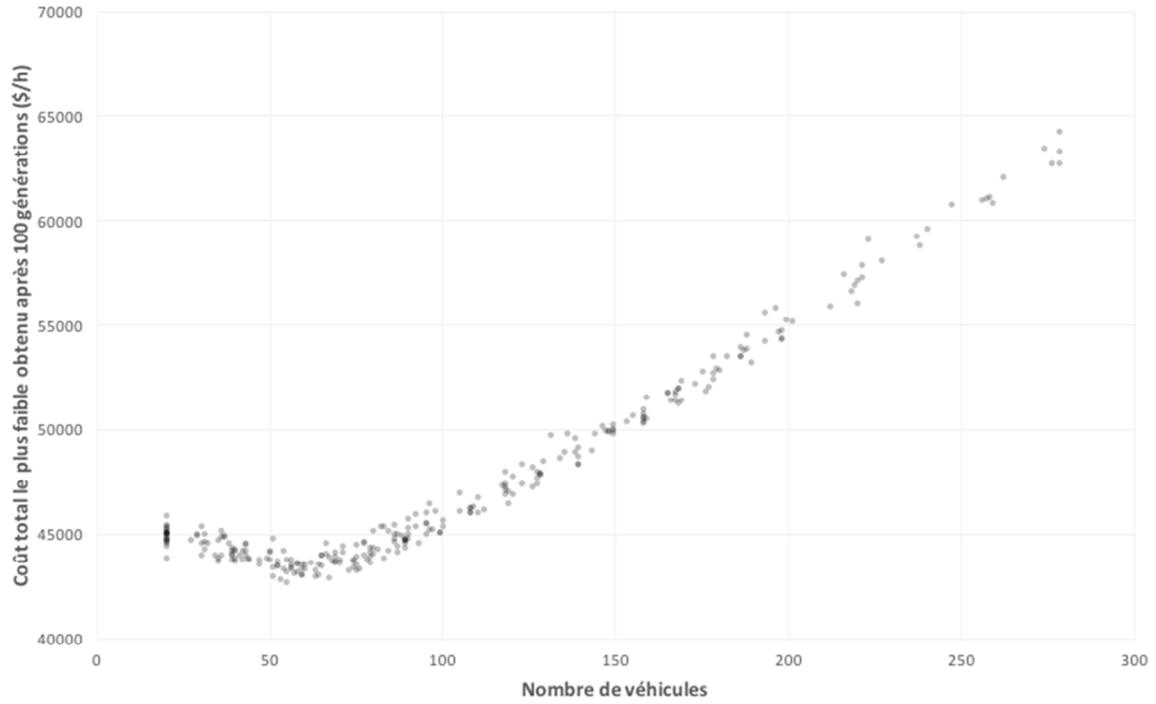


Figure 4-5 Coût total en fonction du nombre de véhicules en service

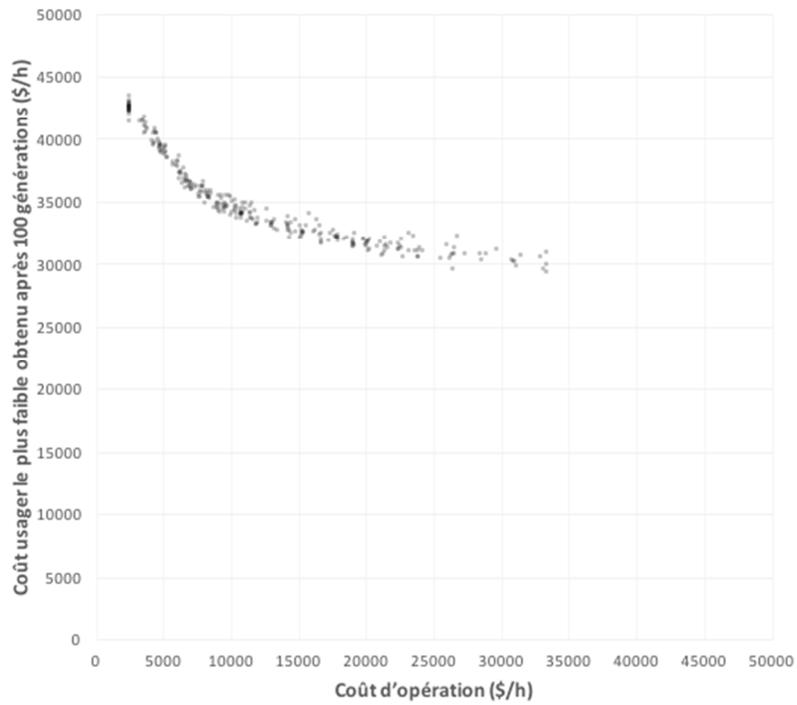


Figure 4-6 Coût usager en fonction du coût d'opération

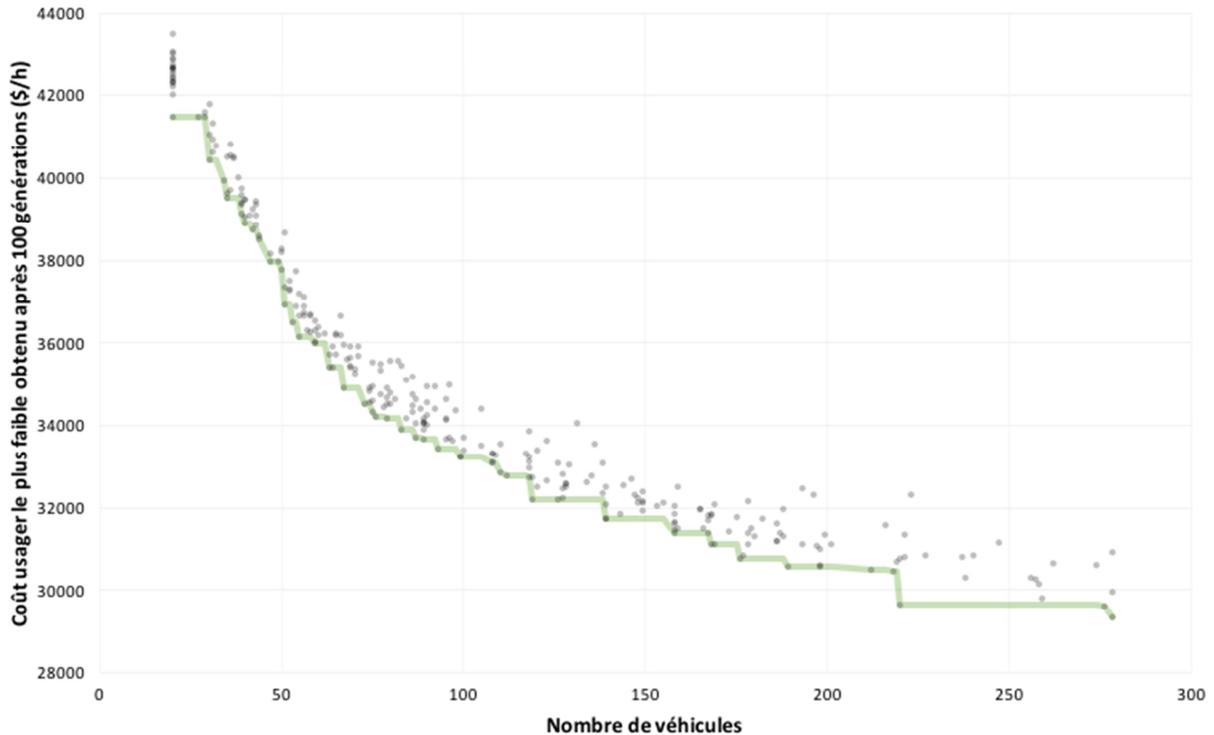


Figure 4-7 Coût usager en fonction du nombre de véhicules en service

4.2.4 Simulations

Toutes les simulations complétées ont 30 candidats par génération, 200 générations (1 000 générations ont été complétées lorsque spécifié dans le tableau), 2 transferts maximum par déplacement, 5 minutes de temps d'attente minimum avant chaque embarquement, 0,08 de probabilité de mutation, 0,8 de probabilité de croisement et 1 élite par génération. Les résultats pour chaque ville sont présentés dans des tableaux et figures et comparés aux résultats obtenus en évaluant les réseaux existants. Les Tableaux 4-9 à Tableau 4-11 servent de synthèse des résultats obtenus en faisant varier le nombre de lignes dans les réseaux simulés pour les deux volets, c'est-à-dire d'une part l'intégration de 25% de la demande totale et d'autre part de 100% de la demande actuelle de transport collectif. Pour la demande de 25%, les déplacements sont d'abord simulés sur le réseau existant pour des fins de comparaison. On remarque aux Figure 4-8 à Figure 4-10 qu'un nombre plus élevé de lignes apporte davantage de flexibilité, ce qui permet de réduire le coût usager (le coût opération demeure le même avec 76 véhicules en service pour Sherbrooke, 60 pour Saguenay et 42 pour Trois-Rivières). Cette tendance est présente dans toutes les villes étudiées avec 25% de la demande tous modes. Toutefois, avec 100% de la demande transport collectif, le coût optimal semble être obtenu avec moins de lignes que le maximum possible déterminé par le nombre de véhicules disponibles. En effet, 65 lignes pour Sherbrooke, 45 pour Saguenay et entre 30 et 35 pour Trois-Rivières favorisent les coûts les plus faibles lorsqu'on tient compte de la demande de transport collectif seulement (Tableau 4-11). Ceci est expliqué en partie par le fait que la demande actuelle de transport collectif n'est pas indépendante de l'offre disponible.

Tableau 4-9 Simulations complétées pour Sherbrooke

Nombre de lignes bidirectionnelles	Demande	Nombre de simulations	Coût total le plus faible obtenu (\$/h)	Réduction par rapport à l'existant	Moyenne du coût total (\$/h)
20	25% tous modes	5	43 243	-6%	44 282
25		5	42 605	-7%	42 965
30		3	41 623	-10%	41 670
35		3	40 753	-11%	40 917
40		3	39 655	-14%	39 721
45		3	39 792	-14%	39 873
50		3	39 168	-15%	39 354
55		3	38 473	-16%	38 630
60		3	38 535	-16%	38 358
65		3	37 412	-19%	37 681
70		1	37 391	-19%	37 391
20	100% transport collectif	3	21 237	-1%	21 444
25		3	20 899	-3%	21 161
30		3	20 602	-4%	20 789
35		3	20 296	-5%	20 480
40		3	20 159	-6%	20 233
45		3	19 858	-7%	19 958
50		3	19 545	-9%	19 727
55		3	19 646	-8%	19 712
60		3	19 129	-11%	19 459
65			3	18 962	-12%
70		3	19 354	-10%	19 503
75					

Coût total existant: 46 047\$/h (25%) et 21 447\$/h (100%) avec un coût opérateur invariable pour tous les scénarios de 9 120\$/h (76 véhicules)

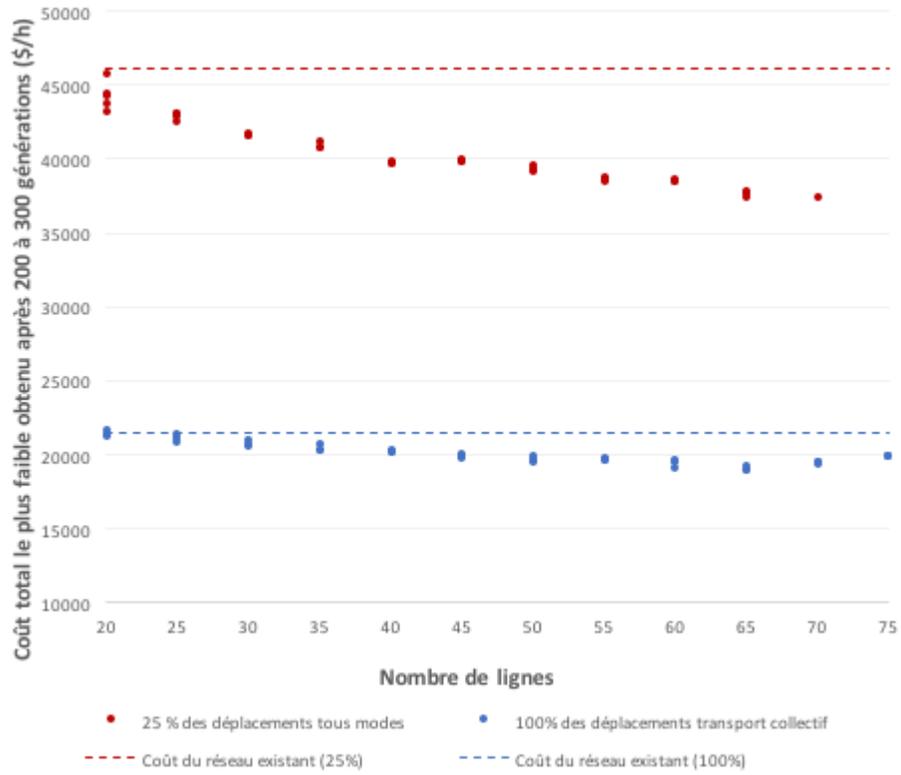


Figure 4-8 Coût total en fonction du nombre de lignes pour les réseaux simulés de Sherbrooke

Tableau 4-10 Simulations complétées pour Saguenay

Nombre de lignes bidirectionnelles	Demande	Nombre de simulations	Coût total le plus faible obtenu (\$/h)	Réduction par rapport à l'existant	Moyenne du coût total (\$/h)
20	25% tous modes	5	62 236	-5%	63 388
25		5	60 898	-7%	61 611
30		3	58 397	-11%	58 798
35		3	57 979	-12%	58 180
40		3	56 648	-14%	56 818
45		3	54 908	-16%	55 452
50		5	53 758	-18%	53 975
55		3	53 110	-19%	53 272
60			3	52 919	-19%
20	100% transport collectif	3	14 635	-4%	14 764
25		3	14 466	-5%	14 857
30		3	13 902	-8%	14 195
35		3	13 890	-9%	14 105
40		3	13 386	-12%	13 518
45		3	12 865	-15%	12 961
50		3	12 949	-15%	12 973
55		3	13 312	-12%	13 333
60		3	13 831	-9%	13 851

Coût total existant: 65 647\$/h (25%) et 15 183\$/h (100%) avec un coût opérateur invariable pour tous les scénarios de 7 200\$/h (60 véhicules)

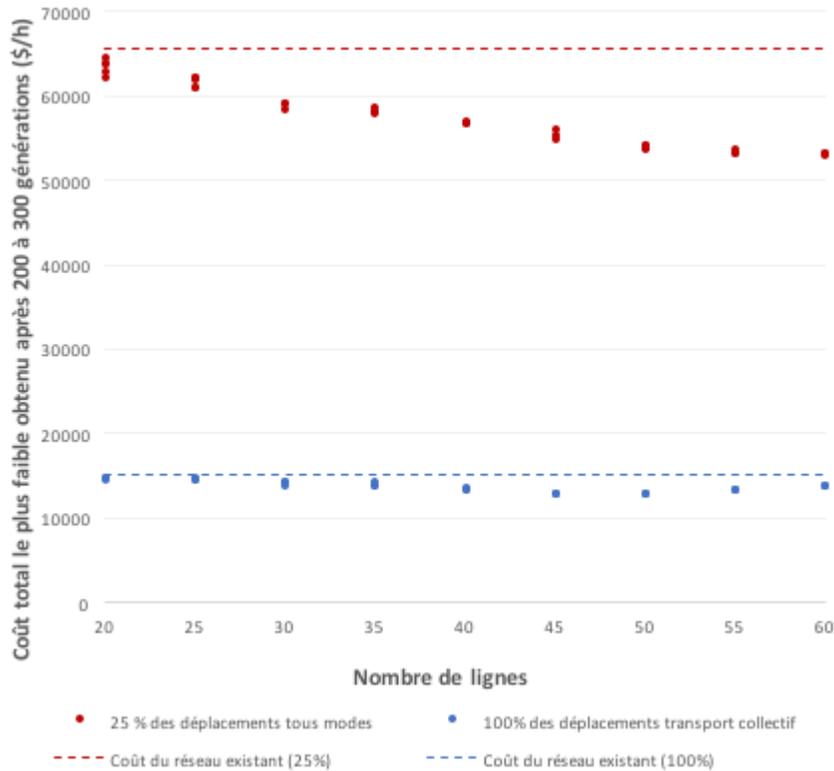


Figure 4-9 Coût total en fonction du nombre de lignes pour les réseaux simulés de Saguenay

Tableau 4-11 Simulations complétées pour Trois-Rivières

Nombre de lignes bidirectionnelles	Demande	Nombre de simulations	Coût total le plus faible obtenu (\$/h)	Réduction par rapport à l'existant	Moyenne du coût total (\$/h)
20	25% tous modes	5	42 968	-5%	43 761
25		5	42 372	-7%	42 604
30		5	41 831	-8%	42 011
35		3	40 831	-10%	40 911
40		5	40 471	-11%	40 593
20	100% transport collectif	3	10 475	-4%	10 606
25		3	10 116	-7%	10 209
30		3	9 594	-12%	9 696
35		3	9 594	-12%	9 645
40		3	10 127	-7%	10 137

Coût total existant: 45 466\$/h (25%) et 10 879\$/h (100%) avec un coût opérateur invariable pour tous les scénarios de 5 040\$/h (42 véhicules)

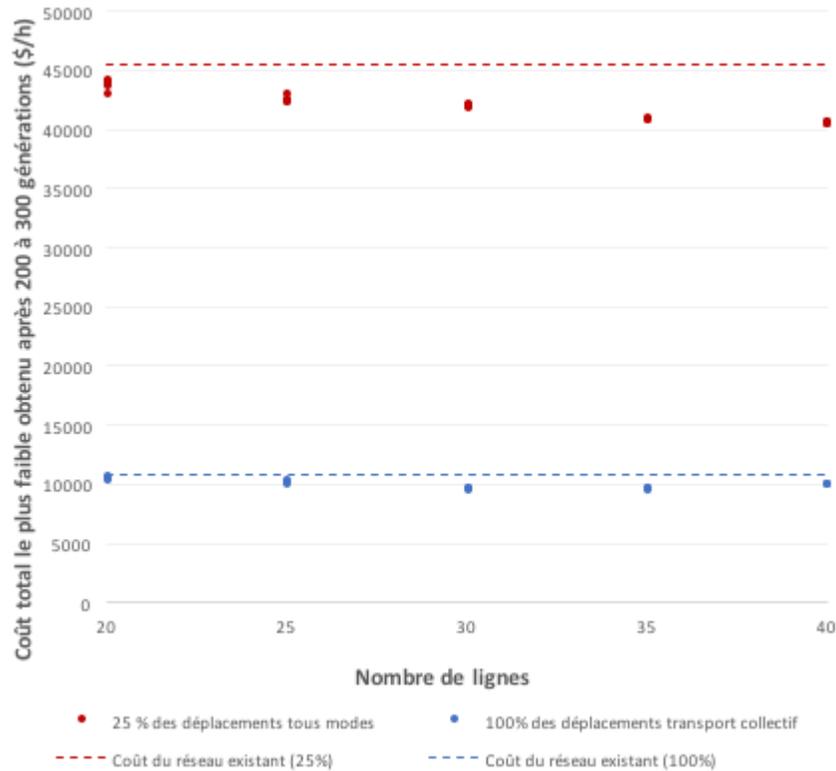


Figure 4-10 Coût total en fonction du nombre de lignes pour les réseaux simulés de Trois-Rivières

4.3 Analyse comparative détaillée d'un réseau optimisé par rapport à l'existant

Les réseaux optimisés pour la ville de Sherbrooke ayant obtenu le coût total le plus faible ont été utilisés afin de réaliser une analyse comparative détaillée avec le réseau existant. Pour 25% de la demande tous modes, on observe au moyen de la Figure 4-11 que plusieurs déplacements ont une diminution de temps de parcours total de 5 à 40 minutes (en vert), alors qu'un peu moins de déplacements subissent une augmentation de temps de parcours jusqu'à 35 minutes (en rouge). La Figure 4-12 permet d'apprécier les changements apportés par l'algorithme en pourcentages logarithmiques¹⁹. On remarque qu'une majorité de déplacements voient leur temps de parcours diminuer de 0 à 40%. Pour ce qui est des temps d'accès à la marche vers le premier arrêt et du dernier arrêt à la destination, la Figure 4-13 montre l'effet d'avoir choisi de réduire le nombre d'arrêts dans les simulations par rapport au nombre d'arrêts présents dans le réseau existant. En effet, avec le réseau optimisé, un plus grand nombre de déplacements subissent une hausse du temps de marche. De plus, il y a davantage de déplacements effectués dans le réseau optimisé qui nécessitent un transfert supplémentaire (Figure 4-14). Toutefois, le nouveau réseau optimisé permet environ 450 nouveaux déplacements qui ne pouvaient être

¹⁹ Les pourcentages logarithmiques assurent une comparaison équivalente du côté positif et négatif (gains comparés aux pertes, à la manière des décibels sonores), c'est-à-dire qu'une perte de 50% est de même grandeur absolue qu'un gain de 50%, alors qu'avec des pourcentages standards, une perte de 50% se compare, pour le même changement absolu, à un gain de 100%. Les pourcentages logarithmiques sont calculés de cette manière:

$$\ln \frac{\text{temps de parcours optimisé}}{\text{temps de parcours existant}}$$

De plus amples informations sont disponibles à cette adresse:

<https://blog.supplysideliberal.com/post/31224211784/the-logarithmic-harmony-of-percent-changes-and>

effectués dans le réseau existant (horaires ou parcours incompatibles, arrêts non desservis, etc.), alors que le réseau existant assurait un service à un peu moins de 200 déplacements qui ne peuvent plus être effectués avec le réseau optimisé, pour les mêmes raisons. Du côté du réseau optimisé qui intègre 100% de la demande déclarée de transport collectif, le même genre de constat peut être établi en analysant les Figure 4-15 à Figure 4-18: les déplacements avec un temps de parcours réduit sont légèrement plus

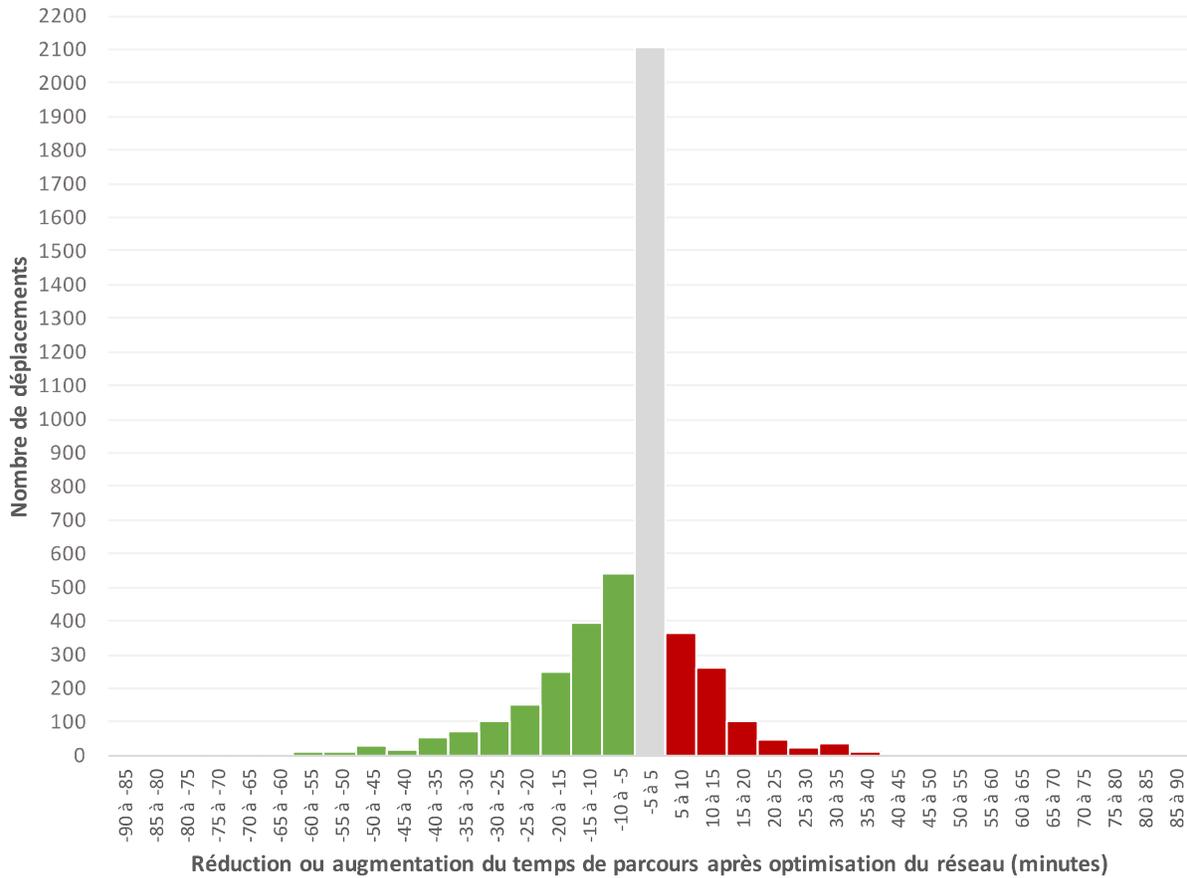


Figure 4-11 Changement des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes

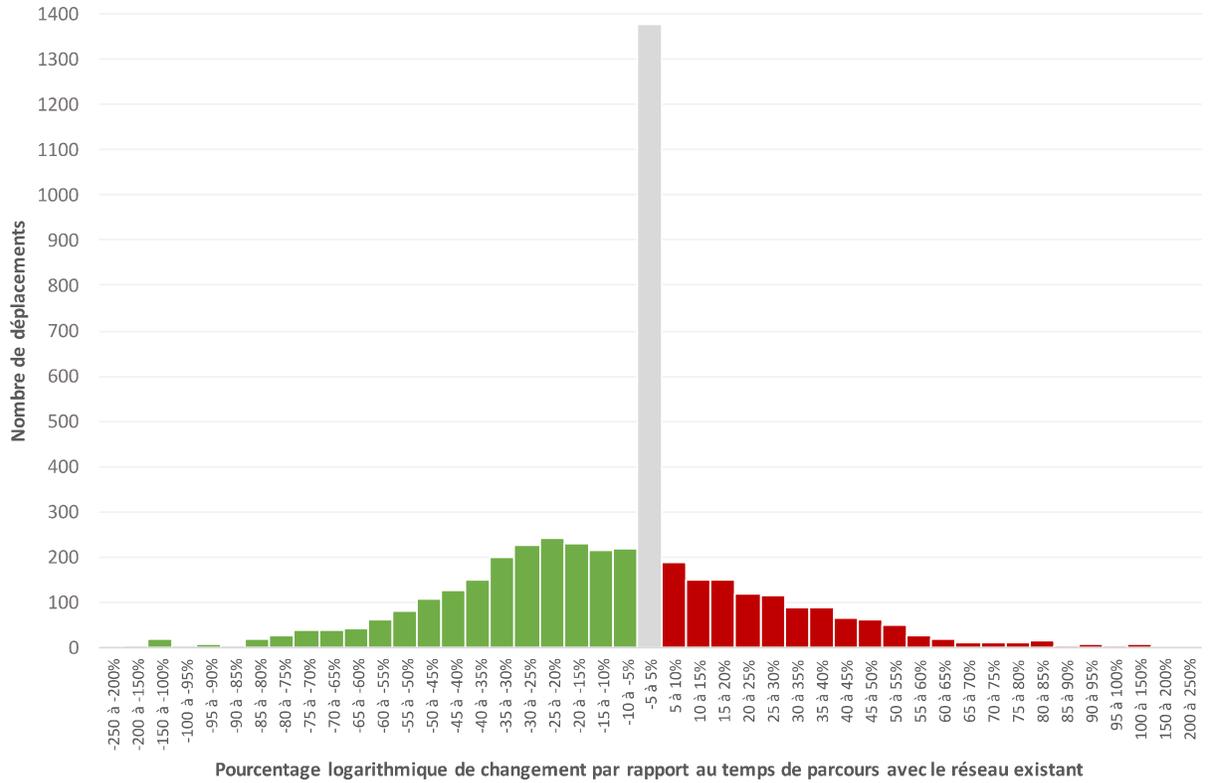


Figure 4-12 Change

ion pour la ville de

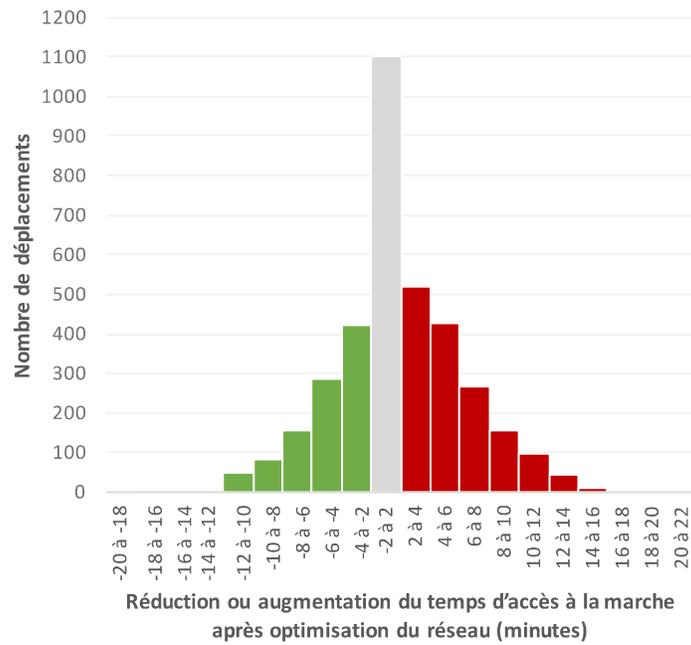


Figure 4-13 Changement des temps d'accès à la marche après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes

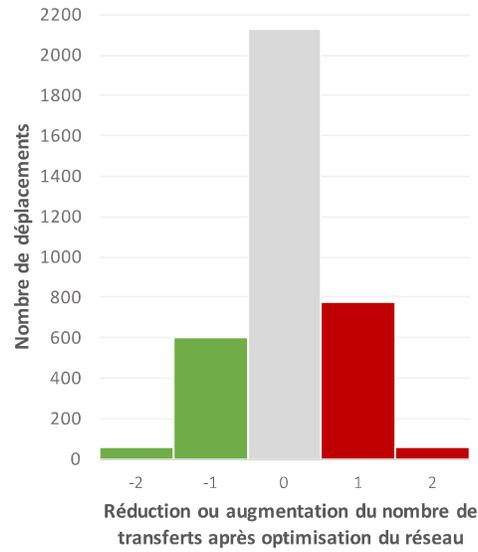


Figure 4-14 Changement du nombre de transferts après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 25% de la demande tous modes

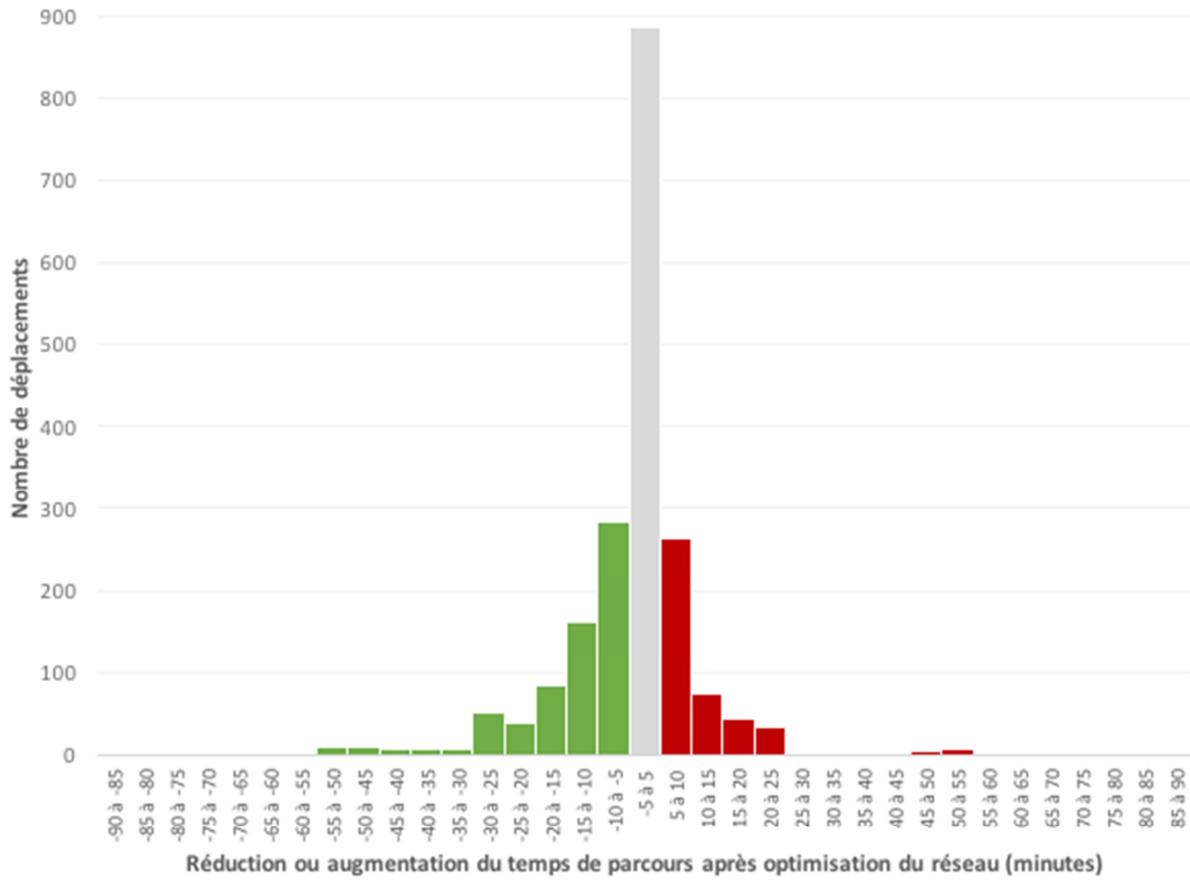


Figure 4-15 Changement des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif

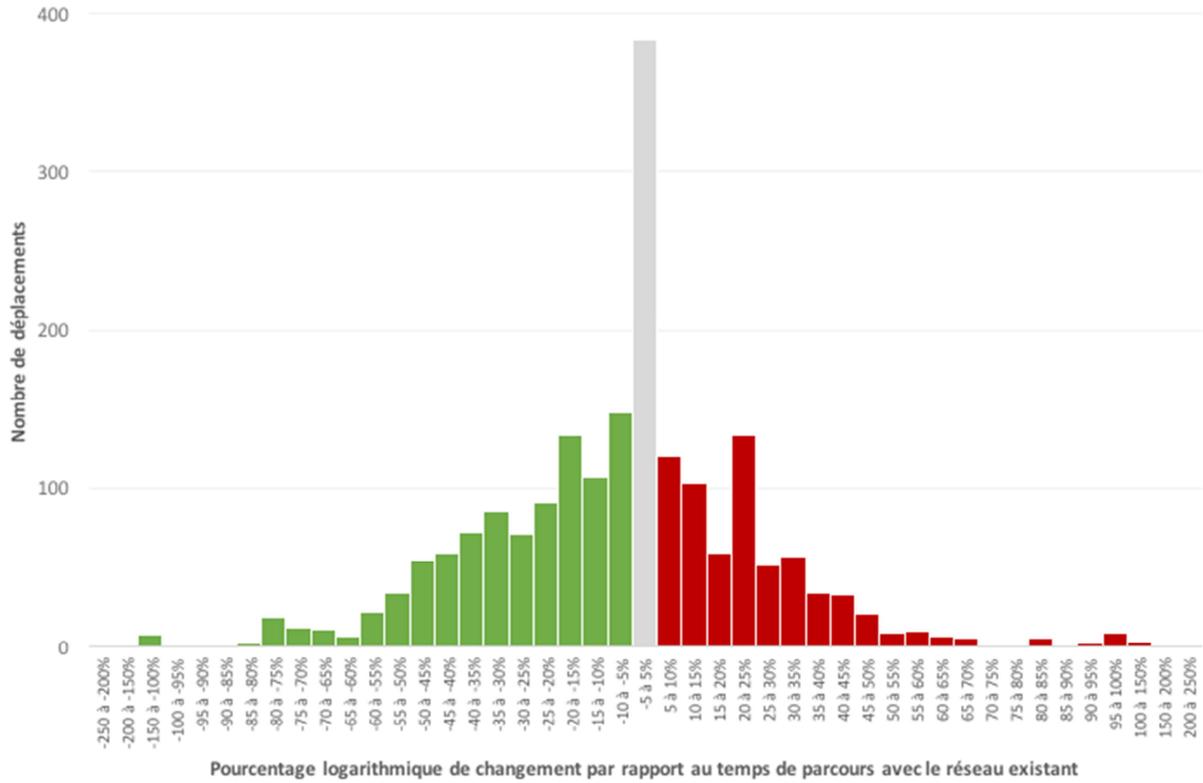


Figure 4-16 Changement en pourcentage des temps de parcours après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif

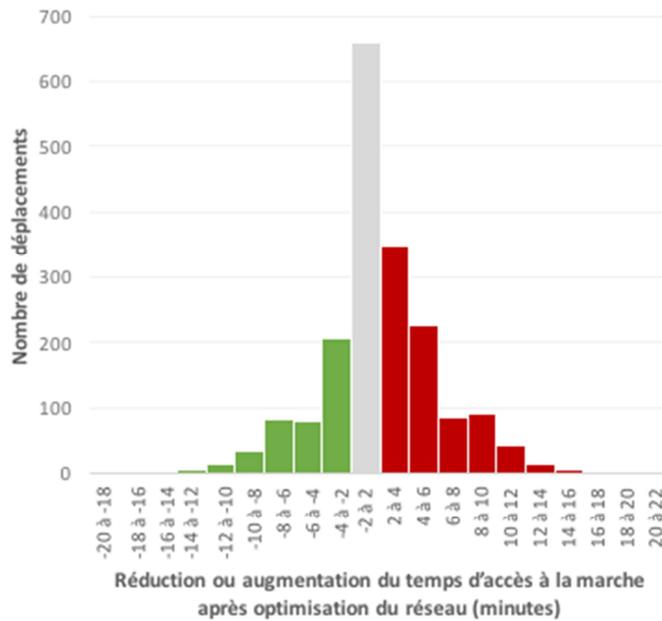


Figure 4-17 Changement des temps d'accès à la marche après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif

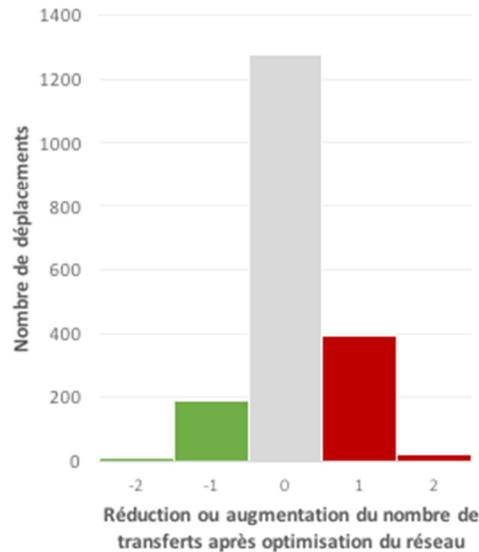


Figure 4-18 Changement du nombre de transferts après optimisation pour la ville de Sherbrooke avec 100% de la demande transport collectif

4.4 Fusion des algorithmes génétiques et de lignes intelligentes

Des expérimentations ont permis de fusionner les deux algorithmes utilisés dans le cadre du projet. Le potentiel de l’algorithme de lignes intelligentes se trouve probablement dans l’optimisation finale des meilleurs candidats provenant de l’algorithme génétique. En effet, puisque l’algorithme de lignes intelligentes peut modifier les arrêts, le nombre de véhicules et le type de véhicules des lignes, cela permet d’effectuer des modifications plus précises et plus localisées. Par exemple, pour une simulation de la ville de Sherbrooke dont le coût total minimum obtenu après 200 générations est de 44 900 \$/h, l’algorithme de lignes intelligentes permet d’obtenir un coût total de 42 990 \$/h après 62 itérations, ce qui représente un gain supplémentaire d’environ 4%, et ce, seulement en modifiant le nombre et le type de véhicules (aucun changement dans les arrêts desservis). D’autres expérimentations permettront d’évaluer les gains possibles à réaliser en modifiant également les arrêts de chaque ligne.

Chapitre 5 Problématiques rencontrées et limitations

Grâce au grand nombre de simulations ayant été complétées et comparées dans le cadre du projet de recherche, il est possible de définir un certain nombre de problématiques et de limitations liées à l'optimisation de réseaux de transport collectif au moyen d'algorithmes évolutionnistes.

5.1 Problématiques

Il existe certaines problématiques ayant été déterminées lors des expérimentations. D'une part, les temps de calcul demeurent longs, surtout lorsqu'il est question d'évaluer l'influence des nombreux paramètres sur la performance de calcul et sur les résultats obtenus. D'autre part, la préparation des données routières et piétonnières demande des soins particuliers et il est pratiquement impossible d'accélérer ce processus.

5.1.1 Temps de calcul

La problématique principale afin d'évaluer le potentiel d'utiliser des algorithmes évolutionnistes pour optimiser des réseaux de transport collectif demeure les temps de calcul. Même si l'obtention d'un réseau optimisé pour une ville donnée et des paramètres définis se fait relativement rapidement (un peu plus de 30 minutes avec le matériel utilisé), la sélection des valeurs optimales des différents paramètres demande un grand nombre de simulations pour chaque valeur de chaque paramètre, dans le but d'obtenir des résultats qui peuvent être comparés par des outils statistiques (minimum de 30 simulations par paramètre et par valeur). Toutefois, l'optimisation des algorithmes de calcul de chemin et des algorithmes évolutionnistes pourrait permettre de réduire encore davantage les temps de calcul.

5.1.2 Nombre de paramètres et leur interaction

Le nombre de paramètres utilisés dans les différents algorithmes est élevé, et l'interaction entre chacun de ces paramètres demeure inconnue et devra faire l'objet de nouvelles expérimentations. De plus, les paramètres doivent également être assez flexibles pour pouvoir répondre à différents besoins d'optimisation. Par exemple, le temps minimum d'attente avant l'embarquement, les pénalités aux transferts, les temps de battement aux terminus et les vitesses commerciales des véhicules peuvent être modifiés afin d'obtenir des réseaux optimisés plus réalistes selon les particularités locales.

5.1.3 Préparation des données routières et piétonnières

Le travail de préparation des données des réseaux routiers et piétonniers est fastidieux. Toutefois, une fois que les réseaux ont été codés et validés pour une région donnée, leur mise à jour sur une base régulière nécessite un travail beaucoup moins substantiel.

5.2 Limitations

Les limitations sont associées principalement à la qualité et la précision des données, à l'interlignage (voir définition 5.2.2) et aux contraintes qui s'appliquent aux réseaux de transport collectif ayant fait l'objet d'expérimentations.

5.2.1 Qualité et précision des données

La principale limitation associée à la qualité et à la précision des données est reliée aux réseaux routiers et piétonniers importés d'*OpenStreetMap*. En premier lieu, la calibration des temps de parcours comprend des pénalités accordées aux virages à gauche, à droite et aux feux de circulation, mais ne tient pas compte de la congestion. Ensuite, étant donné le travail considérable que cela aurait demandé, les panneaux d'arrêts n'ont pas tous été importés et ont conséquemment été ignorés dans les temps de parcours. Leur inclusion permettrait d'obtenir des temps de parcours encore plus réalistes. Pour ce qui est des trajets piétonniers, il est difficile de connaître les obstacles qui peuvent limiter les déplacements dans les sentiers, les rues piétonnes et les rues partagées. De plus, certains sentiers et accès piétons sont inaccessibles l'hiver ou à certaines périodes de la journée, ce qui peut influencer de manière non négligeable les temps d'accès et de transfert.

Par ailleurs, le fait que le nombre d'arrêts utilisés dans les simulations ait été réduit afin d'améliorer les performances réduit les temps de parcours des véhicules, mais augmente du même coup les distances de marche nécessaires pour accéder aux arrêts. La connaissance de la relation qui existe entre les distances inter-arrêts moyennes et la performance des réseaux demeure limitée.

Enfin, la représentativité et la précision des localisations provenant des enquêtes Origine-Destination influencent également les résultats obtenus, notamment les distances de marche et le nombre de personnes désirant se déplacer d'un lieu à un autre. L'insémination des lieux d'origine et de destination sur tout le territoire à partir des données de recensement et d'emplois permettrait d'obtenir des réseaux qui sont moins sensibles à la localisation exacte des origines et destinations des déplacements déclarés lors des enquêtes.

5.2.2 Interlignage

Dans la majorité des sociétés de transport du Québec, un véhicule peut servir sur plusieurs lignes pendant une même journée. C'est ce qu'on appelle l'interlignage. Ce paradigme permet de mieux répartir les véhicules sur l'ensemble du réseau à différentes heures de la journée en fonction des besoins des usagers et par souci d'optimisation des opérations. Comme l'interlignage est rendu possible au moyen de logiciels d'optimisation et d'algorithmes distincts des algorithmes utilisés dans le cadre de ce projet et demande un certain temps de calcul, il n'a pas été inclus dans les optimisations par algorithmes évolutionnistes (les temps de calcul seraient trop longs). C'est pour cette raison que les lignes ont été créées avec des fréquences identiques dans les deux directions et avec des véhicules qui demeurent sur la même ligne tout au long de la période étudiée. Conséquemment, l'optimisation de la flotte par interlignage permettrait probablement de générer des fréquences mieux réparties sur les deux directions en partageant les mêmes véhicules sur plusieurs lignes.

5.2.3 Contraintes et faisabilité

Dans le cadre de ce projet, les contraintes auxquelles doivent faire face les sociétés de transport n'ont pas été prises en compte. Ces sociétés doivent habituellement, suivant des normes de services, assurer un service minimal à une distance maximale du domicile de la grande majorité des résidents ou des lieux d'emplois importants. Les élus influencent également les parcours et les normes de service par des règlements ou par l'octroi de budgets spécifiques dont l'objectif est d'améliorer le service dans certaines zones ou sur certaines lignes sans égard à l'optimisation globale du système de transport local.

Par ailleurs, bien que les résultats démontrent que plus le nombre de lignes est élevé, plus les coûts diminuent, probablement à cause de la flexibilité des parcours ainsi créés, cela accroît la complexité du réseau, ce qui peut avoir une influence sur l'achalandage ou la satisfaction de la clientèle, notamment chez certains groupes d'âge. Un réseau avec moins de lignes mais de plus grandes fréquences sur certaines lignes favorise une meilleure compréhension des usagers et facilite la gestion pour l'opérateur.

Chapitre 6 Conclusions et perspectives

S'inscrivant bien dans l'évolution des algorithmes permettant d'optimiser les réseaux de transport collectif, ce projet de recherche a permis d'évaluer le potentiel d'utiliser des algorithmes évolutionnistes avec des données de demande plus précises et plus représentatives, de même qu'avec des données de réseaux routiers et piétonniers plus complets et mieux calibrés. Afin de tenir compte du réseau existant dans les trois villes étudiées sans pour autant limiter l'exploration du potentiel de desserte des services de transport collectif, deux volets ont été analysés. D'une part, 25% des déplacements effectués en pointe du matin, peu importe le mode emprunté selon les enquêtes utilisées, ont été intégrés aux simulations, et d'autre part, 100% de la demande déclarée de transport collectif a été utilisée. Dans les deux cas, la performance du réseau existant est d'abord évaluée pour servir de comparaison avec les simulations subséquentes provenant de l'algorithme génétique.

6.1 Potentiel de l'utilisation d'algorithmes évolutionnistes pour la création et l'optimisation de réseaux de transport collectif

Pour les deux volets (25% tous modes et 100% transport collectif) et dans toutes les villes étudiées, l'algorithme génétique dont les paramètres ont été optimisés au préalable prévoit des gains significatifs par rapport aux réseaux existants (jusqu'à 20% avec la demande tous modes et jusqu'à 15% pour la demande transport collectif). En ce sens, le potentiel est confirmé, même si certaines limitations évoquées précédemment doivent être prises en compte. De surcroît, les réseaux optimisés par les algorithmes évolutionnistes constitueraient un très bon échantillon pour confirmer ou, au contraire, remettre en question l'efficacité des contraintes imposées actuellement aux réseaux de transport collectif. Finalement, un des avantages importants de l'utilisation de tels algorithmes est de permettre l'évaluation et la planification objective de l'offre de transport collectif uniquement sur la base de la demande de transport et des critères de desserte jugés représentatifs des priorités collectives.

6.2 Perspectives

Connaissant le potentiel d'utiliser les algorithmes évolutionnistes développés et analysés dans ce projet de recherche, plusieurs perspectives de recherche et de développement s'offrent aux chercheurs, aux planificateurs et aux sociétés de transport collectif. La première perspective est sans doute associée à l'inclusion et la calibration d'un modèle de choix modal permettant de mesurer l'influence de l'optimisation d'un réseau sur la demande prévue de transport collectif, le tout dans le but d'équilibrer les parts modales du transport actif, du transport collectif et de la voiture. La prise en compte des données socio-démographiques des individus (âge, sexe, statut, etc.) assurera des réseaux plus flexibles qui répondront mieux aux besoins des usagers. En ce sens, des scénarios d'optimisation par groupe d'âge ou par occupation seront inévitables. Par ailleurs, l'intégration d'un algorithme de gestion de la flotte par interlignage et d'optimisation des horaires selon les périodes de la journée pourra justifier encore davantage la pertinence des algorithmes évolutionnistes.

Du côté technique, d'autres algorithmes devront être développés et comparés à ceux analysés dans ce projet de recherche. La fusion de ces algorithmes dans un processus intégré d'optimisation doit également faire l'objet de recherches plus soutenues. Certains modules pourront également être optimisés davantage afin de réduire les temps de calcul, notamment dans le but de pouvoir optimiser les réseaux de villes plus grandes, voire de métropoles de plusieurs millions d'habitants qui mettent en œuvre un éventail plus grand de modes de transport collectif (métro, train, service rapide par bus, systèmes légers sur rail, etc.).

Enfin, l'arrivée des véhicules autonomes et du transport à la demande de type micro-transit devront être mis à profit dans les algorithmes d'optimisation. En effet, des flottes de véhicules autonomes ou de taxis collectifs peuvent desservir certains quartiers moins denses et assurer un meilleur service de rabattement vers les modes plus lourds dans un souci d'optimisation des réseaux dans leur ensemble. Les algorithmes évolutionnistes peuvent très bien intégrer de tels services et proposer des réseaux encore plus adaptés et efficaces, tant pour les usagers que pour les opérateurs.

6.3 Projets-pilotes

Dans le but de mettre à profit les constats qui ressortent de ce projet de recherche et de valider de manière plus précise la faisabilité d'utiliser les algorithmes développés dans un cadre pratique, des projets-pilotes en partenariat avec des sociétés de transport pourraient être proposés par l'équipe de recherche sans engager directement le Ministère. Ces exercices pourront faire en sorte que les algorithmes évolutionnistes utilisés en optimisation du transport collectif dépassent la théorie et soient en mesure d'engager des transformations tangibles sur les réseaux.

Synthèse des conclusions et recommandations

Le projet de recherche avait comme objectif principal d'évaluer le potentiel d'utilisation d'algorithmes évolutionnistes, en particulier les algorithmes génétiques, pour optimiser des réseaux de transport collectif. En faisant appel à des données précises et complètes sur les réseaux routier et piétonnier, et grâce à la qualité et la couverture des données de demande provenant des enquêtes Origine-Destination régionales, les expérimentations entreprises ont permis d'évaluer ce potentiel, qui s'avère tangible. Trois villes de taille moyenne ont fait l'objet de simulations: Sherbrooke, Trois-Rivières et Saguenay. De surcroît, pour chacune des villes, deux scénarios ont été étudiés: l'un intégrant 25% des déplacements débutés entre 6 h et 9 h, peu importe le mode déclaré, et le second utilisant 100% des déplacements effectués en transport collectif, avec les mêmes heures de départ. L'optimisation devait minimiser la somme des coûts usager (fixés par hypothèse à 10\$/h en transport collectif ou 30\$ si aucun service ne répond au déplacement) et des coûts d'opération (fixés par hypothèse à 120\$/h par véhicule-h). Afin d'obtenir une mesure de la performance d'optimisation de l'algorithme génétique développé, les coûts des réseaux existants ont d'abord été estimés. Ensuite, les paramètres de l'algorithme génétique ont été calibrés afin d'obtenir les meilleures performances. Finalement, plusieurs simulations utilisant le même nombre de véhicules en service que les réseaux existants ont été mesurés et comparés.

Les résultats obtenus pour les trois villes montrent un potentiel intéressant de poursuivre les expérimentations et de peaufiner la calibration des paramètres. En effet, l'algorithme génétique utilisé permet d'obtenir des réductions de coûts estimés à près de 20% si on tient compte de 25% de la demande totale, et de 15% lorsqu'on tient compte de la demande de transport collectif seulement. De plus, les simulations ont produit des réseaux comportant exclusivement des lignes bidirectionnelles à horaire symétrique dans les deux directions, de même qu'un nombre d'arrêts réduit par rapport aux réseaux actuels, ce qui fait croire qu'une optimisation de la répartition des véhicules avec interlignage et une meilleure répartition du service entre les directions pourraient accroître les gains de manière appréciable. Enfin, l'optimisation des types de véhicules au moyen d'un second algorithme évolutionniste permet des réductions supplémentaires des coûts d'opération de 4%.

À la lumière des résultats obtenus, l'équipe de recherche recommande la conduite de projets-pilotes auprès de sociétés de transport qui seraient intéressées à participer, le tout dans le but de calibrer encore mieux l'algorithme, d'évaluer de nouveaux scénarios, dans une optique de favoriser une optimisation plus sensible aux besoins particuliers de chaque opérateur et de chaque région.

Références

- Afandizadeh, S., & Khaksar, H. (2013). Bus fleet optimization using genetic algorithm a case study of Mashhad. *International Journal of Civil Engineering*.
- Agrawal, J., & Mathew, T. V. (2004). Transit route network design using parallel genetic algorithm. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 18(3), 248–256. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0887-3801\(2004\)18:3\(248\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0887-3801(2004)18:3(248))
- Almasi, M. H., Mounes, S. M., & Karim, M. R. (2015). Validating an Improved Model for Feeder Bus Network Design Using Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO). *Journal of the Eastern Asia Society* <http://doi.org/10.11175/easts.11.507>
- Applegate, D. L., Bixby, R. E., Chvatal, V., & Cook, W. J. (2007). *The Traveling Salesman Problem: A Computational Study* (Princeton Series in Applied Mathematics). Princeton University Press.
- Arbex, R. O., & da Cunha, C. B. (2015). Efficient transit network design and frequencies setting multi-objective optimization by alternating objective genetic algorithm. *Transportation Research Part B*, 81(Part 2), 355–376. <http://doi.org/10.1016/j.trb.2015.06.014>
- Baaj, M. H., & Mahmassani, H. S. (1991). An AI-based approach for transit route system planning and design. *Journal of Advanced Transportation*, 25(2), 187–209. <http://doi.org/10.1002/atr.5670250205>
- Bagloee, S. A., & Ceder, A. A. (2011). Transit-network design methodology for actual-size road networks. *Transportation Research Part B*, 45(10), 1787–1804. <http://doi.org/10.1016/j.trb.2011.07.005>
- Barra, A., Carvalho, L., & Teypez, N. (2007). Solving the transit network design problem with constraint programming. *11th World*
- Beltran, B., Carrese, S., Cipriani, E., & Petrelli, M. (2009). Transit network design with allocation of green vehicles: A genetic algorithm approach. *Transportation Research Part C*, 17(5), 475–483. <http://doi.org/10.1016/j.trc.2009.04.008>
- Bielli, M., Caramia, M., & Carotenuto, P. (2002). Genetic algorithms in bus network optimization. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 10(1), 19–34. [http://doi.org/10.1016/s0968-090x\(00\)00048-6](http://doi.org/10.1016/s0968-090x(00)00048-6)
- Blum, J. J., & Mathew, T. V. (2011). Intelligent Agent Optimization of Urban Bus Transit System Design. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 25(5), 357–369. [http://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CP.1943-5487.0000095](http://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000095)
- Blum, J. J., & Mathew, T. V. (2012). Implications of the computational complexity of transit route network redesign for metaheuristic optimisation systems. *IET Intelligent Transport Systems*, 6(2), 124–8. <http://doi.org/10.1049/iet-its.2011.0021>
- Brands, T., & van Berkum, E. (2014). Performance of a Genetic Algorithm for Solving the Multi-Objective, Multimodal Transportation Network Design Problem. *International Journal of Transportation*, 2(1), 1–20. <http://doi.org/10.14257/ijt.2014.2.1.01>

- Brands, T., Wismans, L. J. J., & van Berkum, E. C. (2014). Multi-objective transportation network design: Accelerating search by applying ϵ -NSGAI. *2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 405–412. <http://doi.org/10.1109/CEC.2014.6900486>
- Chakroborty, P. (2003). Genetic Algorithms for Optimal Urban Transit Network Design. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 184–200.
- Chakroborty, P., & Dwivedi, T. (2002). Optimal Route Network Design for Transit Systems Using Genetic Algorithms. *Engineering Optimization*, 34(1), 83–100. <http://doi.org/10.1080/03052150210909>
- Chew, J. S. C., & Lee, L. S. (2012). A Genetic Algorithm for Urban Transit Routing Problem. *International Journal of Modern Physics: Conference Series*, 9, 411–421. <http://doi.org/10.1142/S2010194512005491>
- Chew, J. S. C., Lee, L. S., & Seow, H. V. (2013). Genetic Algorithm for Biobjective Urban Transit Routing Problem. *Journal of Applied Mathematics*, 2013(6, article 345), 1–15. <http://doi.org/10.1155/2013/698645>
- Chien, S., Yang, Z., & Hou, E. (2001). Genetic algorithm approach for transit route planning and design. *Journal of Transportation ...*, 127(3), 200–207. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2001\)127:3\(200\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2001)127:3(200))
- Cipriani, E., Gori, S., & Petrelli, M. (2012). Transit network design: A procedure and an application to a large urban area. *Transportation Research Part C*, 20(1), 3–14. <http://doi.org/10.1016/j.trc.2010.09.003>
- Cormen, T. H. (2009). *Introduction to Algorithms*. MIT Press. <http://doi.org/10.2307/2583667>
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6(2).
- Dibbelt, J., Pajor, T., Strasser, B., & Wagner, D. (2013). Intriguingly simple and fast transit routing. *Experimental Algorithms*.
- Dijkstra, E. W. (1959). A Note on Two Problems in Connexion with Graphs. *Numerische Mathematik*, 1(1), 269–271. <http://doi.org/10.1007/BF01386390>
- Dorigo, M., Birattari, M., & Stutzle, T. (2006). Ant colony optimization. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 1(4), 28–39. <http://doi.org/10.1109/MCI.2006.329691>
- Fan, L., Mumford, C. L., & Evans, D. (2009). A simple multi-objective optimization algorithm for the urban transit routing problem. Presented at the CEC'09: Proceedings of the Eleventh conference on Congress on Evolutionary Computation, IEEE Press.
- Fan, W. D., & Machemehl, R. B. (2004). *Optimal Transit Route Network Design Problem: Algorithms, Implementations, and Numerical Results* (No. 167244-1) (pp. 1–268). Austin: Center for Transportation Research, University of Texas at Austin.
- Fan, W., & Machemehl, R. B. (2006). Optimal transit route network design problem with variable transit demand: genetic algorithm approach. *Journal of Transportation ...*, 132(1), 40–51. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2006\)132:1\(40\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2006)132:1(40))
- Fudenberg, D., & Tirole, J. (1991). *Game Theory*. MIT Press.

- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations Research*, 13(5), 533–549. [http://doi.org/10.1016/0305-0548\(86\)90048-1](http://doi.org/10.1016/0305-0548(86)90048-1)
- Guihaire, V., & Hao, J.-K. (2008). Transit network design and scheduling: A global review. *Transportation Research Part A*, 42(10), 1251–1273. <http://doi.org/10.1016/j.tra.2008.03.011>
- Kechagiopoulos, P. N., & Beligiannis, G. N. (2014). Solving the Urban Transit Routing Problem using a particle swarm optimization based algorithm. *Applied Soft Computing Journal*, 21, 654–676. <http://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.04.005>
- Kennedy, J., & Eberhart, R. (n.d.). Particle swarm optimization (Vol. 4, pp. 1942–1948). Presented at the ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, IEEE. <http://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Kepaptsoglou, K., & Karlaftis, M. (2009). Transit route network design problem: review. *Journal of Transportation ...*, 135(8), 491–505. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2009\)135:8\(491\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2009)135:8(491))
- Kidwai, F. A., Marwah, B. R., & Deb, K. (2005). A genetic algorithm based bus scheduling model for transit network. Presented at the Proceedings of the
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1987). Optimization by Simulated Annealing. *URISA Journal*, 606–615. <http://doi.org/10.1016/B978-0-08-051581-6.50059-3>
- Kollat, J. B., & Reed, P. M. (2006). Comparing state-of-the-art evolutionary multi-objective algorithms for long-term groundwater monitoring design. *Advances in Water Resources*, 29(6), 792–807. <http://doi.org/10.1016/j.advwatres.2005.07.010>
- Lee, Y.-J., & Vuchic, V. R. (2005). Transit Network Design with Variable Demand. *Journal of Transportation ...*, 131(1), 1–10. [http://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-947X\(2005\)131:1\(1\)](http://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-947X(2005)131:1(1))
- Luxen, D., & Vetter, C. (2011). Real-time routing with OpenStreetMap data (p. 513). Presented at the GIS '11: Proceedings of the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, New York, New York, USA: ACM. <http://doi.org/10.1145/2093973.2094062>
- Mandl, C. E. (1980). Evaluation and optimization of urban public transportation networks. *European Journal of Operational Research*, 5(6), 396–404. [http://doi.org/10.1016/0377-2217\(80\)90126-5](http://doi.org/10.1016/0377-2217(80)90126-5)
- Mauttone, A., & Urquhart, M. E. (2009). A route set construction algorithm for the transit network design problem. *Computers & Operations Research*, 36(8), 2440–2449. <http://doi.org/10.1016/j.cor.2008.09.014>
- Mayoh, B. (1994). Constraint Programming and Artificial Intelligence. In B. Mayoh, E. Tyugu, & J. Penjam (Eds.), *Constraint Programming* (Vol. 131, pp. 17–50). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. http://doi.org/10.1007/978-3-642-85983-0_2
- Moscato, P., & Norman, M. (1989). A competitive and cooperative approach to complex combinatorial search. Caltech Concurrent Computation Program.
- Mumford, C. L. (2004). Simple Population Replacement Strategies for a Steady-State Multi-objective Evolutionary Algorithm. In *Genetic and Evolutionary Computation – GECCO 2004* (Vol. 3102, pp. 1389–1400). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. http://doi.org/10.1007/978-3-540-24854-5_132

- Mumford, C. L. (2013). New heuristic and evolutionary operators for the multi-objective urban transit routing problem, 939–946. <http://doi.org/10.1109/CEC.2013.6557668>
- Nayeem, M. A., Rahman, M. K., & Rahman, M. S. (2014). Transit network design by genetic algorithm with elitism. *Transportation Research Part C*, 46(C), 30–45. <http://doi.org/10.1016/j.trc.2014.05.002>
- Ngamchai, S., & Lovell, D. J. (2003). Optimal time transfer in bus transit route network design using a genetic algorithm. *Journal of Transportation ...*, 129(5), 510–521. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2003\)129:5\(510\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2003)129:5(510))
- Nikolić, M., & Teodorović, D. (2013). Transit network design by Bee Colony Optimization. *Expert Systems with Applications*, 40(15), 5945–5955. <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.05.002>
- Owais, M., Osman, M. K., & Moussa, G. (2016). Multi-Objective Transit Route Network Design as Set Covering Problem. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(3), 670–679. <http://doi.org/10.1109/TITS.2015.2480885>
- Pacheco, J., Alvarez, A., Casado, S., & González-Velarde, J. L. (2009). A tabu search approach to an urban transport problem in northern Spain. *Computers & Operations Research*, 36(3), 967–979. <http://doi.org/10.1016/j.cor.2007.12.002>
- Pattnaik, S. B., Mohan, S., & Tom, V. M. (1998). Urban bus transit route network design using genetic algorithm. *Journal of Transportation ...*, 124(4), 368–375. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(1998\)124:4\(368\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(1998)124:4(368))
- Poli, R., Langdon, W. B., & McPhee, N. F. (2008). *A Field Guide to Genetic Programming*. Lulu Enterprises, UK Ltd.
- Pternea, M., Kepaptsoglou, K., & Karlaftis, M. G. (2015). Sustainable urban transit network design. *Transportation Research Part A*, 77(C), 276–291. <http://doi.org/10.1016/j.tra.2015.04.024>
- Sadrsadat, H., Poorzahedi, H., Haghani, A., & Sharifi, E. (2012). Bus Network Design Using Genetic Algorithm, 1–16.
- Shih, M.-C., & Mahmassani, H. S. (1995). *A Design Methodology for Bus Transit Networks with Coordinated Operations* (No. 60016-1) (p. 185).
- Szeto, W. Y., & Wu, Y. (2011). A simultaneous bus route design and frequency setting problem for Tin Shui Wai, Hong Kong. *European Journal of Operational Research*, 209(2), 141–155. <http://doi.org/10.1016/j.ejor.2010.08.020>
- Tom, V. M., & Mohan, S. (2003). Transit route network design using frequency coded genetic algorithm. *Journal of Transportation ...*, 129(2), 186–195. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-947x\(2003\)129:2\(186\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0733-947x(2003)129:2(186))
- Tournaire, E. (2013, June 17). *Problèmes NP-difficiles : approximation modérément exponentielle et complexité paramétrique*. Université Paris Dauphine - Paris IX, Paris.
- Witt, S. (2015, April 27). Trip-Based Public Transit Routing. *arXiv.org*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. http://doi.org/10.1007/978-3-662-48350-3_85
- Yen, J. Y. (1971). Finding the KShortest Loopless Paths in a Network. *Management Science*, 17(11), 712–716. <http://doi.org/10.1287/mnsc.17.11.712>

Zhao, F., & Zeng, X. (2006). Simulated annealing–genetic algorithm for transit network optimization. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 20(1), 57–68. [http://doi.org/10.1061/\(asce\)0887-3801\(2006\)20:1\(57\)](http://doi.org/10.1061/(asce)0887-3801(2006)20:1(57))

Zhao, F., & Zeng, X. (2008). Optimization of transit route network, vehicle headways and timetables for large-scale transit networks. *European Journal of Operational Research*, 186(2), 841–855. <http://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.02.005>

Zhao, H., Xu, W. A., & Jiang, R. (2015). The Memetic algorithm for the optimization of urban transit network. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3760–3773. <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.056>

Annexe

Tableau synthèse des articles de la revue de littérature (pièce jointe).

Article	Année de publication	Année de soumission de l'article	Méthode(s) et description	Ville(s) étudiée(s)	Fonction d'évaluation	Données OD (demande)	Première génération Ensemble de départ	Candidat Chromosome	Gène	Type de codage	Sélection	Croisement	Mutation	Populations et générations	Paramètres principaux	Résultats principaux
P98	1998	1997	Algorithme génétique <i>Fixed String Length Coding</i> — FSLC : Nombre de lignes fixé à chaque lancement de l'algorithme. Répétition du lancement de l'algorithme pour chaque nombre de lignes à l'intérieur d'un intervalle défini. <i>Variable String Length Coding</i> — VSLC : Nombre de lignes variable d'un candidat à l'autre, sélectionné aléatoirement dans l'intervalle défini.	Madras, Inde (sous-ensemble)	Coûts usager + Coûts opérateur	Demande symétrique pour une heure de pointe générée de manière aléatoire	1. Création d'une route par paire OD avec calcul du plus court chemin et sélection des routes qui respectent les contraintes (longueurs minimale et maximale, moins de 75% de trajet identique avec une autre ligne, détour maximal de 1.5 par rapport au chemin le plus court) 2. Génération de lignes alternatives en retirant successivement chaque lien du plus court chemin et sélection des routes qui respectent les contraintes	Réseau	Ligne	Binaire (nombre de bits par ligne fonction du nombre de lignes totales dans l'ensemble de départ)	Echantillonnage stochastique universel sans remplacement (un même candidat ne peut être sélectionné plus d'une fois)	Croisement inter-ligne à deux chemins (recombinaison au moyen de 2 cassures dans le gène) avec probabilités = 0.4 à 0.8 (0.6 donne le meilleur résultat global)	Inversion de bits aléatoires avec probabilité = 0.05 Insertion / Suppression avec probabilité = 0.001	FSLC: 120 générations VSLC: 250 générations	Nombre d'arrêts = 25 Nombre de liens routiers = 39 Nombre de lignes = 7 à 20 Fréquences = 1.5 à 30 bus/h Pénalité de transfert = 10 min Capacité des bus = 60 places assises Taux d'occupation maximal = 100%	FSLC: Nombre de lignes optimal = 16 Temps de calcul = 480 min Mesure d'évaluation du meilleur candidat = 480 107 VSLC: Nombre de lignes optimal = 13 Temps de calcul = 68 min Mesure d'évaluation du meilleur candidat = 503 870
C01	2001	1998	Algorithme génétique 1 ligne de bus de rabattement seulement analysée Optimisation des zones desservies Comparaison du calcul exact par recherche exhaustive avec l'algorithme génétique	Ville fictive avec 160 zones de 0,5 X 0,5 km (total 10 X 4km)	Coûts usager + Coûts opérateur	Demande générée manuellement Déplacements de chacune des zones vers un point unique (Centre-Ville)	Aléatoire	Ligne	Arrêts	Non spécifié	Sélection des candidats (lignes) dont le coût évalué est plus petit que la moyenne.	Les croisements ont lieu seulement si les lignes ont au moins un arrêt commun, avec une probabilité optimale entre 0.8 et 0.9.	Probabilité de mutation = 0.1	40 générations exécutées avec une population de 50 candidats. Le résultat optimal global a été obtenu à la 12e génération	Nombre de zones = 160 Capacité des véhicules = 48 à 115 Fréquences = 3 à 7 bus/h	La solution optimale globale a été obtenue en 7.5 h en utilisant la méthode de recherche exhaustive, alors que l'algorithme génétique a permis d'obtenir cette solution en 4.8 min. Les paramètres ont toutefois un effet majeur sur la découverte de cette solution. Une taille de population de 40 candidats et moins ne permet pas de retrouver la solution optimale globale.
B02	2001	1998	Algorithme génétique Optimisation des lignes et des fréquences	Parma, Italie	Coûts usager + Coûts opérateur Matrice multicritères avec pondération distincte pour chaque facteur	Matrice OD (peu de détails fournis)	Ensembles de départ composé de la somme de ces réseaux (80 lignes au total) : 1. Réseau existant 2. Réseau fictif orienté matrice OD 3. Réseau fictif composé de lignes circulaires 4. Réseau fictif composé de lignes semi-circulaires	Réseau	Ligne + fréquence	Une allée pour l'activation de la ligne et une seconde pour spécifier la fréquence. 80 gènes par candidat (1 par ligne dans l'ensemble de départ).	Sélection proportionnelle à l'adaptation avec élitisme (les meilleurs individus des générations précédentes sont conservées)	Croisement inter-ligne à deux chemins avec probabilités = 0.8 à 1.0 (0.8 donne le meilleur résultat global)	Lors d'une mutation, une ligne, son activation et sa fréquence sont choisies de manière aléatoire. Probabilité de mutation = 0.0 à 0.2 (0.1 donne le meilleur résultat global)	100 générations calculées. Le meilleur résultat global obtenu à la 66e génération	Nombre d'arrêts = 459 Nombre de liens routiers = 3016	L'algorithme propose une solution avec une mesure de performance jusqu'à 90% meilleure que le réseau existant.
C02	2002	2000	Algorithme génétique Optimisation des lignes	Mandl (ville fictive utilisée pour comparer les performances des algorithmes d'une recherche à l'autre)	Coûts usager seulement Pourcentage de détour par rapport au plus court chemin	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Ensemble de départ de 14 lignes générées au moyen de la procédure suivante : 1. Classement des arrêts en ordre décroissant de demande totale 2. Sélection des arrêts les plus achalandés 3. Assignment d'une probabilité de sélectionner chaque arrêt comme terminus de départ d'une ligne en fonction de sa demande 4. Création d'une route en sélectionnant un des terminaux obtenus en 3 5. Sélection des arrêts les plus proches du terminus et assignation d'une probabilité d'ajouter ces arrêts en fonction de leur demande globale 6. Ajout d'un arrêt de manière aléatoire en puisant dans les arrêts les plus proches selon leur probabilité d'être choisis 7. Ajout des arrêts suivants selon la même procédure mais en remplaçant le terminus par le dernier arrêt ajouté à la ligne 8. Recalcul des demandes (étape 1) en enlevant les demandes satisfaites par la route créée, puis répétition des étapes 2 à 8 jusqu'à satisfaction de toute la demande.	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection par tournoi	Croisement inter-ligne à un chemin avec probabilité = 0.5 + Croisement intra-ligne à un chemin (seulement si présence d'arrêts communs entre deux lignes)	Probabilité de mutation = 0.01	Population de 20 candidats Nombre de générations et autres paramètres inconnus	Pénalité de transfert = 5 min Nombre maximal d'arrêts par route (première génération) = 10 Temps de parcours maximal par route = 35 min Nombre de lignes = 4 à 8 Nombre d'arrêts = 15 Nombre de liens routiers = 21	L'algorithme est plus performant que les algorithmes utilisés précédemment (temps de parcours totaux entre 5 et 13 % moins élevés, selon le nombre de lignes défini).
T03	2003	2000	Algorithme génétique Optimisation des lignes et des fréquences <i>Fixed String Length Coding</i> — FSLC (P98) <i>Variable String Length Coding</i> — VSLC (P98) <i>Simultaneous Route and Frequency Coded Model</i> — SRFC (T03)	Chennai, Inde	Coûts usager + Coûts opérateur avec pénalités pour demande insatisfaites	Matrice OD générée de manière aléatoire	Même procédure que P98 700 lignes générées pour l'ensemble de départ	Réseau	Ligne + fréquence	Binaire (nombre de bits par ligne fonction du nombre de lignes totales dans l'ensemble de départ)	Non spécifié	Probabilité de croisement = 0.4 à 0.9 (0.5 recommandé, mais la tendance n'est pas claire)	Probabilité de mutation = 0.0001 à 0.001 (0.0003 et 0.0006 donnent les meilleurs résultats)	Jusqu'à 5000 générations effectuées (500 recommandé, car variation des résultats après 500 générations de moins de 4%) Meilleure solution à la 380e génération Populations de 10, 20, 50, 100, 250 et 500 candidats (50 recommandé)	Nombre d'arrêts = 75 Nombre de liens routiers = 125 Nombre de lignes = 92 Nombre de véhicules = 411	Comparaison des méthodes FSLC, VSLC et SRFC SRFC donne la meilleure optimisation.
N03	2003	2001	Algorithme génétique Optimisation des lignes et des fréquences Coordination des lignes Multiples méthodes de croisement	Madras, Inde (sous-ensemble) (voir P98)	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD fictive	La première ligne de l'ensemble de départ comprend d'abord un premier arrêt aléatoire, suivi d'arrêts directement connectés entre eux sélectionnés également de manière aléatoire. Les lignes suivantes sont créées de manière à favoriser les transferts par un ou des arrêts communs. La matrice OD n'entre pas dans la génération des lignes de départ. L'algorithme de génération de l'ensemble de départ est conçu pour assurer un service entre chaque paire d'arrêt (le réseau est connexe et tous les arrêts sont connectés au réseau).	Réseau	Ligne	Non spécifié	Non spécifié	1. Jointure de lignes: ce croisement favorise la jointure des lignes qui ont un terminus en commun 2. Séparation de lignes: ce croisement favorise la séparation des lignes qui présentent une variation importante de la demande au cours du trajet 3. Germination de lignes: ce croisement favorise la jointure de lignes qui présentent une demande semblable 4. Ajout de liens: ce croisement favorise l'ajout de liens entre deux arrêts rapprochés comportant une demande élevée 5. Enlèvement de liens: ce croisement favorise la suppression de liens entre deux arrêts rapprochés qui présentent une demande faible 6. Lignes partiellement superposées: ce croisement effectue une cassure aux points d'intersection et détermine une probabilité de croiser les lignes proportionnelle à la réduction potentielle du nombre de transferts 7. Lieu de transfert: ce croisement tente de déplacer un lieu de transfert entre deux lignes afin de favoriser une réduction du nombre de transferts	Non spécifié	Population de 10 candidats 250 générations (meilleur résultat à la 160e génération)	Nombre d'arrêts = 25 Nombre de liens routiers = 39 Nombre de lignes optimal = 16 à 18 Coût d'opération d'un bus = 55\$/h Valeur du temps en véhicule = 8,5\$/h Valeur du temps d'attente = 17\$/h Taux d'occupation maximal = 120% Vitesse de déplacement des bus = 40 km/h Capacité des bus = 50 places assises	L'algorithme proposé permet de réduire significativement le temps de calcul global Le croisement par séparation de lignes (2) semble être le plus efficace pour améliorer les solutions La coordination des lignes (horaires) permet de réduire jusqu'à 10% le coût total (usager + opérateur) Les méthodes de croisement permettent de conserver la performance de l'algorithme avec de plus petites tailles de population
C03	2003	?	Algorithme génétique Étape 1. Optimisation des lignes Étape 2. Optimisation des horaires 5 Études de cas: 1. Une seule station de transfert, capacité illimitée des bus, taille de la flotte fixée, adhérence à l'horaire déterministe 2. Une seule station de transfert, capacité des bus limitée, taille de la flotte fixée, adhérence à l'horaire déterministe 3. Une seule station de transfert, capacité des bus illimitée, taille de la flotte fixée, adhérence à l'horaire stochastique 4. Plusieurs stations de transfert, capacité des bus illimitée, taille de la flotte fixée, adhérence à l'horaire déterministe 5. Une seule station de transfert, capacité des bus illimitée, taille de la flotte flexible, adhérence à l'horaire déterministe	Mandl	Coûts usager + heures de conduite épargnées	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Procédure externe non définie	Réseau	1. Ligne 2. Horaire	Binaire	Sélection par tournoi	Croisement inter-ligne à un chemin + Croisement intra-ligne à un chemin (seulement si présence d'arrêts communs entre deux lignes) Probabilités non spécifiées	Probabilité non spécifiée	Non spécifié	Nombre d'arrêts = 25 Nombre de liens routiers = 39 Nombre de véhicules = 30 Nombre de lignes = 4 à 8 Capacité des bus = 40 à 80	L'algorithme de sélection des lignes est plus performant que les algorithmes utilisés précédemment L'algorithme d'optimisation des horaires permet d'obtenir des horaires près de l'optimal pour un réseau de petite taille
A04	2004	2002	Algorithme génétique Calcul parallèle (utilisation de plusieurs processeurs) Optimisation des lignes et des fréquences <i>Simultaneous Route and Frequency Coded Model</i> — SRFC (T03)	Delhi, Inde	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD Demande = 6000 déplacements	Non spécifié	Réseau	Ligne + fréquence	Non spécifié	Non spécifié	Non spécifié	Non spécifié	Populations de 50 et 100 candidats Entre 50 et 1000 générations	Nombre d'arrêts = 1332 Nombre de liens routiers = 4076 Nombre de lignes (solution optimale) = 638 Nombre de véhicules (solution optimale) = 4571	Entre 1 et 20 processus parallèles ont été testés Le temps de calcul minimum utilise 18 processus parallèles (9 fois plus rapide que l'utilisation d'un seul processus), alors que le plus efficace en terme de ressources utilise 6 processus parallèles (4 fois plus rapide que l'utilisation d'un seul processus)
F04	2004	2004	Rapport de recherche Algorithmes, implementations et résultats numériques pour la conception de réseaux de transport collectif <i>Southwest Region University Transportation Center</i> <i>Texas Transportation Institute</i> Algorithmes : génétique, recherche locale (<i>local search</i>), recuit simulé (<i>simulated annealing</i>), recherche aléatoire (<i>random search</i>) et recherche tabou (<i>tabu search</i>) Demande fixe et demande variable	Trois réseaux fictifs (petit, moyen, grand)	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD fictive	Ensembles de départ générés au moyen de la procédure suivante : 1. Générer une ligne pour chaque chemin le plus court (Dijkstra) entre chaque paire d'arrêts dans le réseau 2. Générer des lignes alternatives en utilisant l'algorithme des k chemins les plus courts (Yen) 3. Supprimer les lignes qui ne respectent pas les contraintes (longueurs de ligne minimale et maximale)	Réseau	Ligne	Non spécifié	Non spécifié	Probabilité de croisement = 0.1 à 0.9 (0.8 optimal)	Probabilité de mutation = 0.0001 à 0.2 (0.1 optimal)	Populations de 5 à 100 candidats (30 optimal) De 5 à 50 générations (20 optimal)	Petit réseau : 15 arrêts Réseau moyen : 29 arrêts Grand réseau : 65 arrêts	Définition, description et comparaison des algorithmes présentés La sensibilité des paramètres et des probabilités de croisement et de mutation changent en fonction de la taille du réseau L'algorithme génétique performe le moins bien de tous les algorithmes présentés, mais la taille des réseaux demeure modeste, ce qui favorise les algorithmes de recherche, de recuit simulé et de recherche tabou
L05	2005	2002	Optimisation d'un réseau avec demande variable Approche itérative avec modèle de choix modal : modèle Logit avec utilité fonction des temps en véhicule, hors-véhicule et du coût	Ville fictive	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD fictive Demande totale = 25 800 déplacements	Création d'une route par paire OD avec calcul du plus court chemin et suppression des superpositions Nombre de lignes dans l'ensemble de départ = 23	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	31 itérations nécessaires pour estimer la demande de transport collectif à partir de la demande totale	Temps de parcours auto = 0.8 × temps de parcours en transport collectif Capacité des véhicules = 60	Après optimisation : Nombre de lignes = 5 Part modale du transport collectif = 45.7% L'inclusion d'une pénalité de transfert réduit la part modale à 29.9% (10 min de pénalité) et à 18.4% (20 minutes de pénalité)

Article	Année de publication	Année de soumission de l'article	Méthode(s) et description	Ville(s) étudiée(s)	Fonction d'évaluation	Données OD (demande)	Première génération Ensemble de départ	Candidat Chromosome	Gène	Type de codage	Sélection	Croisement	Mutation	Populations et générations	Paramètres principaux	Résultats principaux	
K05	2005	2004	Algorithme génétique Réduction de la flotte nécessaire Optimisation des horaires	Burdwan, Inde	Minimiser le nombre de véhicules nécessaires	Matrice OD générée de manière aléatoire	Algorithme développé par les auteurs (non accessible) Ensemble de 81 lignes	Nombre de véhicules	Ligne	Binaire	Sélection par tournoi	Croisement à un chemin Probabilité de croisement = 0.8	Probabilité de mutation = 0.01	Taille des populations = 50, 60 et 70 Nombre de générations = 100	Nombre d'arrêts = 60 Nombre de liens routiers = 70 Pénalité de transfert = 5 min Intervalle possible d'ajout ou d'enlèvement de véhicules = +/- 4 véhicules Capacité des bus = 60 Fréquence minimale = 1 bus/h	2 véhicules en moins nécessaire après optimisation	
Z06	2006	2004	Algorithme génétique et recuit simulé Réduction du nombre total d'embarquements	1. Mandl 2. Miami-Dade (MDTA), États-Unis	Nombre total d'embarquements	Mimi-Dade : Matrice OD générée à partir du modèle de demande de déplacements de 1999 Demande = 161 944 déplacements	Non spécifié, probablement aléatoire pour Mandl et le réseau existant pour Miami-Dade	Réseau	Ligne	Non spécifié	Non spécifié	Non spécifié	Non spécifié	Non spécifié	Miami-Dade : Nombre d'arrêts = 4500 Nombre de liens routiers = 4300 Nombre de lignes = 83 rail et MetroMover + 81 bus (nombre de lignes total non modifié par l'algorithme)	L'algorithme génétique est utilisé pour réduire la convergence du recuit simulé vers un minimum local Le nombre moyen embarquements par usager passe de 1.934 à 1.752 après simulation (gain d'environ 10%), alors que la demande satisfaite passe de 66% à 92% La longueur totale du réseau passe de 2057 km à 2243 km (augmentation de 9%)	
F06	2006	2005	Algorithme génétique Convergence de la répartition modale	Ville fictive (même réseau que F04, grand)	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD fictive	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante (F04) : 1. Générer une ligne pour chaque chemin le plus court (Dijkstra) entre chaque paire d'arrêts dans le réseau 2. Générer des lignes alternatives en utilisant l'algorithme des k chemins les plus courts (Yen) 3. Supprimer les lignes qui ne respectent pas les contraintes (longueurs de ligne minimale et maximale) Nombre de lignes obtenues = 6 450	Réseau	Ligne	Non spécifié	Non spécifié	Probabilité de croisement = 0.1 à 0.9 (0.8 optimal)	Probabilité de mutation = 0.0001 à 0.2 (0.1 optimal)	Taille des populations = 5 à 100 (60 optimal) Nombre de générations = 5 à 100 (80 optimal)	Nombre de zones de demande = 28 Nombre d'arrêts = 65 Nombre de liens routiers = 160 Nombre de lignes = 1 à 10 (6 optimal)	Le calcul avec convergence de la répartition modale prend jusqu'à 72 h, alors qu'avec une demande fixe, le calcul se fait en seulement 3 h	
B07	2007	?	Programmation par contraintes	Mandl	Non spécifié	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Non spécifié	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Nombre d'arrêts = 25 Nombre de liens routiers = 39	Aucune solution après des semaines de calcul Suggestion d'utiliser la programmation par contraintes comme module dans un algorithme intégrant plusieurs méthodes	
Z08	2008	2005	Recuit simulé, recherche tabou et algorithme glouton Optimisation des lignes, des fréquences et des horaires	1. Mandl 2. Miami-Dade (MDTA), États-Unis	Coûts usager Nombre de véhicules fixé	Mimi-Dade (F06): Matrice OD générée à partir du modèle de demande de déplacements de 1999 Demande = 161 944 déplacements	Non spécifié, probablement aléatoire pour Mandl et le réseau existant pour Miami-Dade	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Miami-Dade (F06): Nombre d'arrêts = 4500 Nombre de liens routiers = 4300 Nombre de lignes = 83 rail et MetroMover + 81 bus Nombre total de véhicules = 600	Prise en compte de l'emplacement exact des arrêts par rapport au centre des intersections Pourcentage de déplacements sans transfert : 14% (existant) à 36% (simulé) Demande satisfaite : 66% à 95% Nombre d'embarquements moyen : 1,934 à 1,664	
G08	2008	2006	Revue de littérature	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Défis et conclusions : - Obtenir des données précises sur la demande - Tenir compte des objectifs sociaux (usagers captifs, accessibilité, etc.) - Évaluer l'effet de la compétition lorsque les réseaux sont privatisés - Tenir compte de l'attractivité du réseau et de la qualité du service - Favoriser l'intégration intermodale - Étudier les déplacements interurbains - Étudier l'effet des technologies et du transport intelligent - Inclure plusieurs alternatives lors de l'affectation des déplacements de transport collectif - Vérifier la robustesse aux changements dans la demande - Adapter les algorithmes et processus d'optimisation aux besoins et contraintes des opérateurs
K09	2009	2007	Revue de littérature	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	La figure 3 (p. 501) constitue un excellent schéma permettant de mettre en lumière les différentes caractéristiques des modèles d'optimisation de réseaux de transport collectif Défis et conclusions : - Même si un grand nombre de recherches ont été réalisées sur le sujet, il existe toujours un grand potentiel d'innovation pour la recherche future - Étudier la possibilité d'utiliser les algorithmes lors de grands événements ou pour préparer des scénarios d'urgence - Obtenir des résultats plus réalistes en améliorant et en validant les solutions après le processus d'optimisation - Permettre aux algorithmes d'optimisation de modifier la localisation des arrêts pour optimiser l'accessibilité aux réseaux - Proposer des outils d'aide à la décision comportant les algorithmes d'optimisation les plus performants et les plus adaptés. Ces outils devraient être plus faciles à utiliser en favorisant une interface utilisateur ergonomique et conviviale
P09	2009	2007	Recherche locale et recherche tabou Optimisation alternée des lignes et de l'assignation des véhicules	Burgos, Espagne	Coûts usagers Nombre de lignes et véhicules fixés	Matrice OD estimée selon une enquête réalisée en 2006	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Sélection des deux terminaux pour le nombre de lignes défini 2. Ajout des arrêts sur chaque ligne en utilisant le principe de l'insertion la moins coûteuse jusqu'à couverture de tous les arrêts possédant une demande	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Modification permises : - Insertion d'un nouvel arrêt dans une ligne - Suppression d'un arrêt dans une ligne - Déplacement d'un arrêt d'une ligne à une autre	Non applicable	Non applicable	Réseau détaillé avec restrictions de virages Nombre d'arrêts = 382 (existant), 25 à 300 (simulation) Nombre de lignes = 24 (existant), 3 à 20 (simulation) Nombre de véhicules = 36 (existant), 5 à 60 (simulation) sur 3 scénarios : A) 1.5 × nombre de lignes B) 2 × nombre de lignes C) 3 × nombre de lignes	Plus le nombre de véhicules et la taille du réseau (nombre de lignes et d'arrêts) augmentent, plus les améliorations sont significatives Les améliorations sont beaucoup plus importantes sur les temps d'attente, moins sur les temps en véhicule Lorsque la demande est modifiée (modification aléatoire de 1000 paires OD en sélectionnant une valeur entre le minimum et le maximum de la demande observée), les résultats ne sont pas significativement différents La recherche tabou donne de meilleures solutions que la recherche locale dans 98.9% des cas	
M09	2009	2008	Génération de l'ensemble de départ <i>Pair Insertion Algorithm — PIA</i>	Rivera, Uruguay	Coûts usager + Coûts opérateur Minimisation du nombre de lignes	Matrice OD obtenue au moyen d'une enquête à bord	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Sélection de la paire OD ayant la demande la plus élevée 2. Création d'une ligne directe répondant à cette demande (plus court chemin) 3. Suppression de cette paire OD de l'ensemble restant de paires OD 4. Sélection de la paire OD ayant la demande la plus élevée dans les paires non satisfaites 5. Création d'une ligne directe répondant à cette demande ou insertion de la paire dans une ligne existante permettant de minimiser les coûts 6. Suppression de cette paire OD de l'ensemble restant de paires OD 7. Répétition des étapes 4 à 6 jusqu'à ce que la demande soit entièrement satisfaite	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	L'algorithme de génération des lignes permet de réduire les coûts opérateur de 65% par rapport aux méthodes précédentes, sans modifier les coûts usager
B09	2009	2008	Algorithme génétique Convergence de la répartition modale (modèle Logit) Assignation optimale des véhicules « verts »	Quartier EUR de Rome, Italie	Coûts usager + Coûts opérateur + Externalités (durabilité) Optimisation des véhicules « verts »	Matrice OD 22 220 déplacements transport collectif 31 165 déplacements voiture 21 zones	Ensemble de départ comportant 4 types de lignes : 1. Lignes directes connectant les paires OD à plus forte demande 2. Lignes hiérarchiques : 2a. Lignes principales 2b. Lignes de rabattement 3. Lignes existantes La création des lignes fait appel à une assignation tout-ou-rien de l'ensemble de la demande sur le réseau routier Les lignes obtenues sont séparées en deux ensembles : « verts » et « non-verts » Non spécifié	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection par tournoi	Croisement à un chemin Probabilité de croisement = 0.5	Probabilité de mutation = 0.005	Taille des populations = 30 Nombre de générations = non spécifié	3 scénarios : Nombre de lignes = 10, 20 ou 30 (existant : 32 dont plusieurs avec superpositions)	Demande de transport collectif augmente jusqu'à 26% (réduction proportionnelle des déplacements voiture) Réduction du nombre moyen de transferts de 40% Coûts d'opération jusqu'à 20% plus faible	
F09	2009	?	Simple Multi-Objective Optimization — SMO : Optimisation simple à objectifs multiples (semblable à un algorithme génétique)	1. Mandl 2. Ville fictive	Coûts usager + Coûts opérateur	1. Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements 2. Matrice OD générée de manière aléatoire Demande = 3 603 360 déplacements par jour	Non spécifié	Réseau	Ligne	Non spécifié	Non spécifié	Méthode Make-Small-Change (effectuer de petits changements) : a) un arrêt est ajouté à la fin d'une ligne b) un arrêt est retiré du début d'une ligne	Non spécifié	Mandl : Nombre d'itérations = 100 à 5000, selon le nombre de lignes Ville fictive : Taille des populations = 200 Nombre d'arrêts = 110 Nombre de liens routiers = 275 Pénalité de transfert = 5 min Nombre de lignes = 55, 56	Ensemble de Pareto pour la ville fictive montrant la relation entre le temps de parcours moyen des usagers et la longueur totale de réseau		

Article	Année de publication	Année de soumission de l'article	Méthode(s) et description	Ville(s) étudiée(s)	Fonction d'évaluation	Données OD (demande)	Première génération Ensemble de départ	Candidat Chromosome	Gène	Type de codage	Sélection	Croisement	Mutation	Populations et générations	Paramètres principaux	Résultats principaux
S11	2011	2009	Algorithme génétique et recherche locale Algorithme génétique d'optimisation des lignes accompagné d'un heuristique de recherche locale pour l'optimisation des fréquences	Zone résidentielle Tin Shui Wai, Hong Kong, Chine	Coûts usager Nombre de véhicules maximum fixé Nombre de lignes fixé	Matrice OD locale incluse dans l'article	Le problème du voyageur de commerce (<i>Travelling salesman problem</i>) est utilisé pour obtenir les lignes de l'ensemble de départ, ce qui permet d'optimiser l'ordre de desserte des arrêts pour les 10 lignes prévues	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection proportionnelle à l'adaptation (roulette)	Croisement inter-lignes à deux chemins Croisement des lignes possédant la même destination en échangeant un ensemble d'arrêts consécutifs	Non spécifié	Taille des populations = 36 Nombre de générations = 3000 (solution optimale à la 2000e génération) Élitisme d'une génération (population composée de 20 parents et 16 enfants)	Nombre d'arrêts = 23 locaux + 1 lieu de transfert intermodal + 5 au centre-ville Nombre de lignes = 10	L'heuristique d'optimisation de la séquence d'arrêts permet de réduire jusqu'à 8% le coût total Réduction du nombre de transferts inversement proportionnelle à la réduction des temps de parcours : a) Réduction des transferts de 44% => augmentation des temps de parcours de 4% b) Augmentation des transferts de 43% => réduction des temps de parcours de 31%
B11a	2011	2009	Agents intelligents Optimisation des lignes et des fréquences Agents de sélection de lignes Agents de modification de lignes	1. Mandl 2. Delhi, Inde	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD locale 1 007 360 déplacements	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Calcul du plus court chemin entre chaque paire OD et création d'une ligne directe 2. À chaque nouveau lien créé, le temps de parcours est artificiellement augmenté pour réduire les superpositions de lignes subséquentes	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Agents de modification de lignes : a) Échange des arrêts situés avant ou après à un lieu de transfert afin de réduire le nombre de transferts b) Coupure d'une ligne desservant des demandes différentes afin d'optimiser les fréquences c) Ajout de détours aux lignes d) Suppression des lignes non performantes e) Ajout ou enlèvement d'un véhicule en fonction de l'achalandage f) Croisement de lignes aléatoires	Non applicable	Non applicable	Delhi : Nombre d'arrêts = 1332 Nombre de liens routiers = 4076 Capacité des bus = 80	Construction d'un ensemble de Pareto permettant de déterminer la frontière de solutions en fonction du nombre de véhicules requis L'algorithme proposé permet d'obtenir des solutions utilisant moins de véhicules que A04 (3475 bus par rapport à 4571) et favorisant un coût généralisé moyen moindre (23 minutes par rapport à 27)
B11b	2011	2010	Algorithme génétique et algorithme de colonies de fourmis Optimisation des lignes, des fréquences et des localisations d'arrêts Catégorisation des lignes (principales, de rabattement, locale), et des modes (métro, SLR, bus, trains, etc.) Positionnement des arrêts par partitionnement (<i>clustering</i>)	1. Mandl 2. Winnipeg, Canada 3. Chicago, États-Unis (réseau sur rail)	Coûts usager ou coûts opérateur	Winnipeg : 18 210 déplacements 5 394 paires OD Chicago : 134 390 déplacements/h 142 041 paires OD	Théorie gravitaire de Newton : 1. Sélection des terminaux en fonction de l'attractivité entre deux arrêts (demande = masse de l'arrêt, distance = friction) 2. Calcul du plus court chemin en pondérant à la hausse les liens proches des arrêts à forte demande, puis ajout des arrêts rencontrés 3. Hiérarchie de la ligne établie en fonction de la demande satisfait (locale < de rabattement < principale) et les lignes de rabattement connectent les lignes principales aux lignes locales	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection effectuée par l'algorithme de colonies de fourmis	Aucun croisement	Mutations effectuées pour éviter de converger vers un minimum local au moyen de l'algorithme de colonies de fourmis Probabilité de mutation = 0.1	Winnipeg : Nombre d'itérations pour obtenir la solution optimale = 26 Chicago : Nombre d'itérations pour obtenir la solution optimale = 29	Détour maximal par rapport au plus court chemin = 1.57 Distance de marche maximale = 1 km Longueur de ligne minimale = 1.8 km Winnipeg : Nombre d'arrêts = 348 (existants), 256 (sélectionnés) Nombre de liens routiers = 2975 Capacité des bus/minibus = 60/37 Nombre de bus/minibus = 435/35 Chicago : Nombre d'arrêts = 648 (existant), 330 (sélectionnés) Nombre de lignes sur rail = 172 (existant), 54 (sélectionnées) Capacité des véhicules sur rail = 125 à 150 Nombre de véhicules sur rail = 1118	Winnipeg : Réduction de 14% des temps de parcours totaux par rapport au réseau existant accompagnée d'une augmentation de 10% du nombre de chauffeurs nécessaires Chicago : Réduction de la flotte nécessaire de 21% avec des temps de parcours totaux presque identiques
C12a	2012	2010	Algorithme génétique Optimisation des lignes, fréquences et modes (bus, SLR, métro) Procédure de concentration des flots	Rome, Italie	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD locale 450 zones 230 000 déplacements / h, incluant les déplacements voiture	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Génération de lignes directes permettant de relier les liens à forte demande qui ne sont pas desservies par le réseau sur rail 2. Génération des lignes permettant de relier les stations principales entre elles a) Affectation tout-ou-rien sur le réseau routier des déplacements b) Pondération des liens routiers ajustés à la demande 3. Ensemble des lignes existantes	Réseau	Ligne	Binaire	Sélection proportionnelle à l'adaptation (roulette) Élitisme = 10%	Probabilité de croisement = 0.5	Probabilité de mutation = 0.015	Taille des populations = 50 Nombre de générations = 250	Nombre de véhicules sur rail = 1118 Nombre de liens routiers = 7000 Nombre de lignes = 200 bus, 2 métro (existant), 40 à 160 (sélectionnées au moyen de l'algorithme, 130 optimal) Pénalité de transfert incluse dans la fonction d'évaluation avec pondération	Analyse de sensibilité : - Forte sensibilité de la pondération des coûts usager et opérateur - Faible sensibilité de la pondération des pénalités de transfert - Forte sensibilité de la pondération du temps d'accès Résultats : Coût total réduit de 13%, avec une augmentation des transferts de 2,6% Les nouvelles lignes proposées ont des fréquences élevées
B12	2012	2011	Agents intelligents Optimisation des lignes et des fréquences Agents de sélection de lignes Agents de modification de lignes 3 scénarios : a) reconception complète b) Conservation des lignes existantes + nouvelles lignes, fréquence min = 50% de l'existante c) Conservation des lignes existantes + nouvelles lignes, fréquence min = 75% de l'existante	Mumbai, Inde	Coûts usager + Coûts opérateur	10 000 paires OD	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Calcul du plus court chemin entre chaque paire OD et création d'une ligne directe 2. À chaque nouveau lien créé, le temps de parcours est artificiellement augmenté pour réduire les superpositions de lignes subséquentes Nombre de lignes dans l'ensemble de départ = 43 181	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Agents de modification de lignes : a) Échange des arrêts situés avant ou après à un lieu de transfert afin de réduire le nombre de transferts b) Coupure d'une ligne desservant des demandes différentes afin d'optimiser les fréquences c) Ajout de détours aux lignes d) Suppression des lignes non performantes e) Ajout ou enlèvement d'un véhicule en fonction de l'achalandage f) Croisement de lignes aléatoires	Non applicable	Non applicable	Nombre de lignes = 313 Nombre d'arrêts = 575 Nombre de bus = 1396 Fréquences = 1 bus/h à 100 bus/h Capacité des bus = 80 Longueurs de lignes = 0.5 à 38 km Pénalité pour 1 transfert = 10 min Pénalité pour 2 transferts = 25 min Nombre d'agents de modification = 200 000	Temps de calcul moyen par scénario = 23 h a) Réduction du nombre de bus = 33.4% pour coûts usager inchangés (57 lignes existantes conservées, 94 ajoutées) ou réduction de 7.3% des coûts usager pour coûts opérateur inchangés (61 lignes existantes conservées, 295 ajoutées) b) Réduction du nombre de bus = 18.1% pour coûts usager inchangés (313 lignes existantes conservées, 109 ajoutées) ou réduction de 5.5% des coûts usager pour coûts opérateur inchangés (313 lignes existantes conservées, 93 ajoutées) c) Réduction du nombre de bus = 11.5% pour coûts usager inchangés (313 lignes existantes conservées, 93 ajoutées) ou réduction de 4.6% des coûts usager pour coûts opérateur inchangés (313 lignes existantes conservées, 34 ajoutées)
C12b	2012	?	Algorithme génétique Optimisation des lignes	Mandl	Coûts usager	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Non spécifié (probablement aléatoire)	Réseau	Ligne	Par entiers numériques : Chaque entier correspond à un numéro d'arrêt séquentiel pour une ligne. Un zéro est ajouté afin de séparer les lignes	Sélection proportionnelle à l'adaptation (roulette) Probabilité de sélection = 0.75	Croisement inter-ligne à un chemin Probabilité de croisement = 0.8	L'opérateur de mutation correspond en fait à un croisement avec un seul parent (échange des arrêts avant et après les cassures). Si le même arrêt est répété dans le codage et appartient à deux lignes différentes, les lieux de cassures sont cet arrêt répété. Les arrêts situés avant la première cassure et après la deuxième sont alors échangés Probabilité de mutation = 0.2	Taille des populations = 100	Pénalité de transfert = 5 min Nombre de lignes = 4,6,7,8	L'algorithme arrive à proposer des solutions de 1 à 3% plus performantes que les recherches précédentes
S12	2012	?	Algorithme génétique Optimisation des lignes	Mashhad, Iran	Couverture du réseau (usager) + Longueur de réseau (opérateur)	Population par zone 141 zones	Critères de génération des lignes de l'ensemble de départ : - Au moins une station P+R aux terminaux - Les lignes doivent couvrir tous les quartiers et les rues principales - Inclusion des lignes de banlieue déjà existantes Nombre de lignes générées = 130	Réseau	Ligne	Binaire	Non spécifié Élitisme : 5 candidats	Probabilité de croisement = 0.7	Probabilité de mutation = 0.3	Non spécifié	Distance maximale d'accès = 1500 pieds (460 m) Nombre de lignes = 114 (existantes), 130 (générées)	Résultats provenant directement du logiciel EMME/2
A13	2013	2011	Algorithme génétique Optimisation des lignes et calcul de convergence pour déterminer les fréquences	1. Mandl 2. Mashhad, Iran	Coûts usager + Coûts opérateur	Mandl : matrice OD fictive (demande = 15 570 déplacements) Mashhad : non spécifié	Création d'une ligne de longueur comprise entre un minimum et un maximum suivant le plus court chemin entre chaque paire OD et ajout d'arrêts proches avec un maximum de 20% de détour par rapport au plus court chemin	Réseau	Ligne	Binaire	Non spécifié	Croisement inter-ligne à un chemin et à deux chemins	Non spécifié	Mandl : Taille des populations = 10 à 50 (40 optimale) Nombre de générations = 10 à 100 (50e génération donne la solution optimale)	Mandl : Pénalité de transferts = 5 min Capacité des bus = 40 Taux d'occupation maximal des bus = 125%	Mashhad : L'optimisation permet de réduire la flotte de 9% et les temps de parcours totaux de 45%
M13	2013	?	Algorithme génétique simplifié (SEAMO2)	1. Mandl 2. Yubei, Chine 3. Brighton, Royaume-Uni 4. Cardiff, Royaume-Uni	Coûts usager + Coûts opérateur	1. Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements 2, 3, 4 : Matrices OD générées de manière aléatoire	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Sélection aléatoire d'un arrêt comme terminus de départ 2. Ajout d'arrêts adjacents au dernier arrêt de la ligne jusqu'à un nombre d'arrêts sélectionné aléatoirement dans l'intervalle des longueurs minimale et maximale de lignes 3. Sélection d'un arrêt de la ligne précédente générée pour créer une nouvelle ligne 4. Répétition des étapes 2 et 3 jusqu'à atteinte du nombre total de lignes défini	Réseau	Ligne	Non spécifié	Non spécifié	2 méthodes de croisement : 1. Sélection d'environ la moitié des lignes de chaque parent avec préférence des lignes qui contiennent des arrêts non encore desservis par les lignes sélectionnées précédemment 2. Réparation des lignes en ajoutant les arrêts non desservis aux lignes comportant un terminal proche	2 méthodes : 1. Ajout d'arrêts aux extrémités de la ligne 2. Suppression d'arrêts desservis par au moins une autre ligne aux extrémités de la ligne	1. Mandl : Taille des populations = 200 Nombre de générations = 1000 à 5000 selon le nombre de lignes 2,3,4 : Taille des populations = 200 Nombre de générations = 200	1. Mandl : Nombre de lignes = 4,6,7,8 2. Yubei : Nombre d'arrêts = 70 Nombre de liens routiers = 210 Nombre de lignes = 15 3. Brighton : Nombre d'arrêts = 110 Nombre de liens routiers = 385 Nombre de lignes = 56 4. Cardiff : Nombre d'arrêts = 127 Nombre de liens routiers = 425 Nombre de lignes = 60 Pénalité de transfert = 5 min	Construction d'ensembles de Pareto pour la ville de Mandl et la ville de Cardiff montrant la relation entre la longueur totale de réseau et le temps de parcours moyen des usagers
C13	2013	2013	Algorithme génétique Optimisation des lignes 4 scénarios : 1. Un arrêt ne peut être répété dans une même ligne, mais peut se retrouver ailleurs sur une autre ligne 2. Le réseau doit desservir tous les arrêts 3. Le réseau doit être connexe (toutes les lignes doivent être connectées au réseau global) 4. La même ligne ne peut être répétée plusieurs fois dans le même réseau	Mandl	Coûts usager ou coûts opérateur, alternés à chaque 10 générations	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Non spécifié (probablement aléatoire)	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection par tournoi, mais l'algorithme permet d'autres types de sélections Probabilité de sélection = 0.75	Probabilité de croisement = 0.8	L'opérateur de mutation correspond en fait à un croisement avec un seul parent (échange des arrêts avant et après les cassures). Si le même arrêt est répété dans le codage et appartient à deux lignes différentes, les lieux de cassures sont cet arrêt répété. Les arrêts situés avant la première cassure et après la deuxième sont alors échangés Probabilité de mutation = 0.1	Taille des populations = 200 Nombre de générations par scénario : 1. 327 2. 473 3. 790 4. 2361	Pénalité de transfert = 5 min	Construction d'un ensemble de Pareto permettant de déterminer la frontière de solutions pour les différents scénarios. Cette frontière de Pareto représente les coûts usager en fonction des coûts opérateur

Article	Année de publication	Année de soumission de l'article	Méthode(s) et description	Ville(s) étudiée(s)	Fonction d'évaluation	Données OD (demande)	Première génération Ensemble de départ	Candidat Chromosome	Gène	Type de codage	Sélection	Croisement	Mutation	Populations et générations	Paramètres principaux	Résultats principaux	
N13	2013		Algorithme de colonies de fourmis Optimisation des lignes	Mandl	Coûts usager	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Algorithme glouton associé aux paires OD à plus forte demande	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Non applicable	Nombre d'itérations = 400	Nombre de lignes = 4,6,7,8	L'algorithme est plus performant que les algorithmes génétiques utilisés précédemment pour la ville de Mandl	
B14a	2014		Algorithme génétique NSGAI Optimisation des fréquences, de l'espace de stationnement, des gares et des types de lignes	Amsterdam, Pays-Bas	4 fonctions d'évaluation : 1. Temps de parcours total (voiture et transport collectif) 2. Espace urbain utilisé pour le stationnement 3. Coût d'opération du réseau de transport collectif 4. Impact sur le climat	Matrice OD provenant d'un modèle de transport régional 102 zones Déplacements voiture et transport collectif	Non applicable	Réseau	Fréquences de lignes Présence de stationnements P+R Activation de gares Gares express	Binaire	Sélection par tournoi	Non spécifié	Probabilité de mutation = 0.01 à 0.1 (0.03 utilisé dans 11 cas sur 13)	Taille des populations = 50 à 100 Nombre de générations = 30 à 60	Fréquences pouvant être modifiées = 12 lignes de train, 8 lignes de bus (2 ou 4 possibilités pour chaque ligne) Nombre de stationnements P+R pouvant être activés ou non = 7 Nombre de gares de train pouvant être activées ou non = 6 Nombre de gares de train pouvant être utilisées en mode express = 3	13 lancements de l'algorithme avec des paramètres différents (taille des populations, nombre de générations, probabilité de mutation) Construction d'ensembles de Pareto Aucune tendance marquée après analyse des 13 cas, sinon que les temps de parcours totaux ont la plus grande variation de valeurs sur l'ensemble des solutions évaluées	
B14b	2014		Algorithme génétique optimisé e-NSGAI (suite de B14a) Optimisation des fréquences, de l'espace de stationnement, des gares et des types de lignes	Amsterdam, Pays-Bas	4 fonctions d'évaluation : 1. Temps de parcours total (voiture et transport collectif) 2. Espace urbain utilisé pour le stationnement 3. Coût d'opération du réseau de transport collectif 4. Impact sur le climat	Matrice OD provenant d'un modèle de transport régional 102 zones Déplacements voiture et transport collectif	Non applicable	Réseau	Fréquences de lignes Présence de stationnements P+R Activation de gares Gares express	Binaire	Sélection par tournoi	Non spécifié	Non spécifié	Taille des populations = 80 Nombre maximal de solutions générées = 2640 Nombre de générations = 33	Fréquences pouvant être modifiées = 12 lignes de train, 8 lignes de bus (2 ou 4 possibilités pour chaque ligne) Nombre de stationnements P+R pouvant être activés ou non = 7 Nombre de gares de train pouvant être activées ou non = 6 Nombre de gares de train pouvant être utilisées en mode express = 3	Les essais lancés permettent de construire un ensemble de Pareto de 229 solutions après avoir évalué 2330 solutions. La méthode e-NSGAI est très efficace pour construire un ensemble de Pareto plus rapidement, mais ne réussit pas à générer des solutions aussi optimales que la méthode NSGAI non modifiée arrive à trouver.	
K14	2014	2013	Optimisation par essais particuliers	Mandl	Coûts usager + Coûts opérateur	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Sélection des terminaux en choisissant les paires OD les plus achalandées 2. Utilisation d'une matrice de proximité des arrêts pour sélectionner les autres arrêts de chaque ligne	Réseau	Non applicable	Non applicable	Non applicable	2 méthodes de modification de lignes : 1. Sélection d'une ligne ayant au moins un arrêt commun avec une ligne de l'ensemble des réseaux les meilleurs évalués jusqu'à maintenant puis échange des arrêts situés avant ou après l'arrêt commun 2. Échange d'une ligne complète entre le réseau évalué et un meilleur réseau déjà évalué	Non applicable	Nombre d'individus par essai = 10 à 90 Nombre d'itérations = 200	Nombre de lignes = 4,6,7,8 Nombre d'arrêts par ligne = 3 à 10 Temps de parcours maximal d'une ligne = 50 min	Pour la plupart des indicateurs évalués, l'algorithme est plus performant que les algorithmes utilisés précédemment pour la ville de Mandl	
N14	2014	2013	Algorithme génétique Genetic Algorithm with Elitism — GAWE : Algorithme génétique avec élitisme Genetic Algorithm with Increasing Population — GAWIP : Algorithme génétique avec augmentation de la taille des populations	1. Mandl 2. Yubei, Chine 3. Brighton, Royaume-Uni 4. Cardiff, Royaume-Uni (voir M13)	Coûts usager + Coûts opérateur + Externalités environnementales	1. Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements 2, 3, 4 : Matrices OD générées de manière aléatoire	Algorithme glouton associé aux paires OD à plus forte demande (voir N13)	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection par tournoi avec élitisme	Non spécifié	2 types de mutations : Suppression d'un terminus Remplacement d'un terminus	Nombre de générations = 200, 400	2. Yubei : Nombre d'arrêts = 70 Nombre de liens routiers = 210 Nombre de lignes = 15 3. Brighton : Nombre d'arrêts = 110 Nombre de liens routiers = 385 Nombre de lignes = 56 4. Cardiff : Nombre d'arrêts = 127 Nombre de liens routiers = 425 Nombre de lignes = 60	20 lancements de l'algorithme pour chaque ville GAWE et GAWIP donnent de meilleures solutions que les recherches précédentes pour la ville de Mandl (GAWIP légèrement plus performant dans la plupart des cas, mais calcul plus long avec des réseaux plus grands) L'algorithme GAWE testé sur les villes 2,3 et 4 propose des solutions jusqu'à 8% plus performantes que M13	
A15a	2015		Algorithme génétique Optimisation par essais particuliers Comparaison des deux algorithmes Optimisation de lignes de bus de rabattement et des fréquences	Réseau fictif	Coûts usager + Coûts opérateur + Coûts sociaux	Matrice OD fictive 200 passagers/h par arrêts en moyenne	Non spécifié	Réseau	Ligne	Binaire	Échantillonnage stochastique universel	Probabilité de croisement = 0.8	Non spécifié	Taille des populations = 50	Nombre d'arrêts de bus = 55 Nombre de gares = 4 (ligne sur rail fixe) Longueur de ligne maximale = 4 km Nombre de véhicules = 140 Fréquence = 2 à 20 bus/h	L'algorithme génétique converge vers un optimum rapidement (50e génération), alors que l'optimisation par essais particuliers converge vers un optimum légèrement plus performant (4% meilleur) beaucoup plus tard (630e itération)	
Z15	2015	2014	Algorithme mémétique (Algorithme génétique accompagné d'un heuristique de recherche locale) Optimisation des lignes et fréquences	1. Mandl 2. Réseau de Baaj et Mahmassani 3. Réseau de Shih et Mahmassani	Coûts usager + Coûts opérateur (calculé séparément et représenté par la longueur totale de lignes)	1. Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements 2, 3, 4 : Non spécifié	Ensemble de départ généré au moyen d'une des deux procédures suivantes : - Calcul du plus court chemin entre chaque paire OD et création d'une ligne directe ou - Génération aléatoire de lignes	Réseau	Ligne + fréquence	Liste chaînée	Non spécifié	Probabilité de croisement = 0.1 Probabilité de recherche locale = 0.1 à 0.2 4 types de recherche locale : a) Déplacement d'un arrêt d'une ligne à une autre et changement de la fréquence jusqu'à obtention d'une meilleure solution b) Échange d'un arrêt entre deux lignes jusqu'à obtention d'une meilleure solution c) Séparation de deux lignes à partir de deux arrêts d) Croisement de deux lignes à partir de deux arrêts	Probabilité de mutation = 0.1 à 0.2	Taille des populations = 30 Nombre maximal de générations = 1000 (solution optimale à la 150e génération pour Mandl, à la 590e pour Baaj et Mahmassani)	Nombre maximal de transferts = 2 Temps de parcours maximal de lignes = 30 à 70 min	Le type de recherche locale qui effectue un déplacement d'un arrêt d'une ligne à une autre est celui qui est le plus souvent utilisé, sa contribution à l'amélioration des solutions est donc la plus grande	
P15	2015	2014	Algorithme génétique Optimisation des lignes, fréquences et des types de véhicules (conventionnel ou électrique) Lors de l'affectation des déplacements, 2 alternatives sont calculées. Les trajets directs sont privilégiés.	Heraklion, Grèce	Coûts usager + Coûts opérateur + Externalités environnementales	Matrice OD locale, agrégée aux arrêts Les usagers peuvent marcher jusqu'à un autre arrêt proche Variation entre 0 et 20% de la demande selon le scénario	Procédure externe	2 chromosomes par réseau	1. Ligne (séquence d'arrêts) 2. Types de véhicules	Non spécifié	Non spécifié	Non spécifié	Probabilité de croisement = 0.2, 0.5, 0.7	Non spécifié	Nombre de générations = 6000 Solutions optimales selon la probabilité de croisement : 0.2 : 5600e génération 0.5 : 5000e génération 0.7 : 4000e génération	Vitesse des véhicules = 10, 15, 22 km/h Fréquences = 1 à 10 bus/h Nombre maximal d'arrêts par ligne = 17 Nombre maximal de transferts = 1 Longueur de ligne = 3 à 8 km (électrique), 3 à 10 km (conventionnel) Temps d'attente maximal = 10 min Capacité des bus = 80 Temps de battement et recharge aux terminus = 5 min Nombre d'arrêts = 50 Nombre de véhicules = 50 électriques, 50 conventionnels Nombre de lignes = 10	8 scénarios variant la vitesse des véhicules, la demande, les distances maximales d'accès et les probabilités de croisement La vitesse des véhicules influence grandement les résultats (une augmentation de 47% de la vitesse moyenne des bus entraîne une réduction de 13.6% des temps de parcours totaux, alors qu'une réduction de 33% de la vitesse provoque une augmentation des temps de parcours de 18.9%)
A15b	2015	2014	Algorithme génétique Alternance des objectifs entre coûts usager et coûts opérateur Optimisation des lignes et fréquences par convergence de la demande Lors de l'affectation des déplacements, un parcours plus direct est recherché pour alimenter la fonction d'utilité	Mandl	Coûts usager + coût opérateur (nombre de véhicules)	Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements	Ensemble de départ généré au moyen de la procédure suivante : 1. Générer une ligne directe entre chaque paire d'arrêts dans le réseau 2. Générer des lignes alternatives en utilisant l'algorithme des k chemins les plus courts (Yen) pour obtenir des lignes alternatives avec détour maximal par rapport au chemin le plus court	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection proportionnelle à l'adaptation avec élitisme (les meilleurs individus des générations précédentes sont conservés)	Croisement inter-ligne à un chemin Probabilité de croisement = 1.0	Mutation par échange de lignes servant la même paire OD Probabilité de mutation = 0.1	Taille des populations = 10, 14, 18 Nombre maximal de générations = 4000 Rafraîchissement complet des candidats si aucune optimisation dans les dernières 200 générations	Nombre d'arrêts = 15 Nombre de liens routiers = 21 Nombre de lignes = 4 à 12 Pénalité pour 1 transfert = 5, 15, 30 min Pénalité pour 2 transferts = 17, 20, 40 min Capacité des bus = 40 Taux d'occupation maximal des bus = 1.25	Construction d'une frontière de Pareto du coût usager en fonction du nombre de véhicules Scénario avec demande non symétrique (effet négligeable sur les solutions optimales) Étude complète de sensibilité des paramètres	
O16	2016	2015	Algorithme génétique pour la génération des lignes de l'ensemble de départ Optimisation des lignes et fréquences Set Covering Problem — SCP : Problème de couverture par ensembles pour la sélection des meilleures solutions	1. Mandl 2. Rivera, Uruguay	Coûts usager + Coûts opérateur	1. Matrice OD fictive Demande = 15 570 déplacements 2. 378 paires OD (source non spécifiée)	Deux types de lignes dans l'ensemble de départ : a) Lignes favorisant les usagers b) Lignes favorisant l'opérateur Construction d'une matrice permettant de déterminer quelles paires OD sont satisfaites à mesure que le réseau se construit	Réseau	Ligne	Non spécifié	Sélection proportionnelle à l'adaptation (roulette)	Croisement intra-ligne par arrêt commun Probabilité de croisement = 0.75	Mutation d'un arrêt sur une ligne permise seulement avec les arrêts situés à proximité Probabilité de mutation = 0.15	Nbre maximal de générations = 100 Taille des populations = 400	Pénalité de transfert = 5 min Capacité des bus = 40 Rivera : Nombre d'arrêts = 84 Nombre de liens routiers = 143	Ensemble de Pareto pour Rivera montrant le temps de parcours total en fonction du nombre de véhicules	