



HAL
open science

Contributions à l'Optimisation des Problèmes de Conception de Réseaux

Safa Bhar Layeb

► **To cite this version:**

Safa Bhar Layeb. Contributions à l'Optimisation des Problèmes de Conception de Réseaux. Combinatoire [math.CO]. Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (Tunisie), 2020. tel-03793951

HAL Id: tel-03793951

<https://hal.science/tel-03793951>

Submitted on 2 Oct 2022

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

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



Université de Tunis El Manar



École Nationale d'Ingénieurs de Tunis

RAPPORT DE SYNTHÈSE

Pour obtenir

l'Habilitation Universitaire en Génie Industriel

Présentée et soutenue par

Safa LAYEB ep BHAR

Ingénieure de l'Ecole Polytechnique de Tunisie

Docteure en Mathématiques Appliquées

Maitre Assistante en Génie Industriel à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis

Le 27 Juillet 2020

Contributions à l'Optimisation des Problèmes de Conception de Réseaux

Préparée au sein de l'UR Optimisation et Analyse des Systèmes Industriels et de Services



JURY

Mme	Najoua DRIDI	Professeur à l'ENIT	Présidente
Mr	Ali Ridha MAHJOUB	Professeur à l'Université Paris Dauphine	Rapporteur
Mme	Sonia HAJRI-GABOUJ	Professeur à l'INSAT	Rapporteur
Mr	Anis CHELBI	Professeur à l'ENSIT	Examineur
Mr	Mohamed Naceur AZAIEZ	Professeur à TBS	Examineur

A la mémoire de ma petite MAMAN ...

Remerciements

Il m'est agréable, avant de présenter ce travail, d'exprimer toute ma gratitude envers tous ceux qui sans eux ce travail n'aurait jamais été mené à son terme.

Je commencerai par adresser mes vifs remerciements à mes chères collègues Farah Zeghal et Jouhaina Chaouachi pour leur habituel soutien. J'adresse également toute ma gratitude à professeur Mohamed Haouari pour sa précieuse collaboration et sa confiance renouvelée.

Je tiens à exprimer toute ma sincère reconnaissance à mes chères collègues et meilleures amies, Najla Aissaoui et Amel Jaoua, pour leur accompagnement et encouragement tout le long de la préparation de ce travail.

Une réelle reconnaissance pour les doctorantes, les étudiants en mastère, et les élèves ingénieurs Génie Industriel, et plus particulièrement Imen Mejri. C'est grâce à tous leurs efforts que plusieurs travaux de recherche ont vu le jour.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude à mes collègues de l'unité de recherche OASIS et à tous nos partenaires industriels et professionnels de la santé.

J'adresse une dernière pensée à Ali, Salma, Ala et Mariem. Merci d'avoir fait de mon quotidien un bonheur, en le colorant de milliers de couleurs.

A toutes et à tous, MERCI d'avoir cru en moi.

Sommaire

Présentation générale	10
Chapitre I. Parcours personnel et récapitulatif des activités scientifiques	12
I. Introduction.....	12
II. Parcours personnel	12
1. Etudes et diplômes	12
2. Expérience académique.....	12
3. Affiliation.....	13
4. Mémoires et rapports techniques.....	13
III. Production Scientifique.....	13
1. Articles de revues scientifiques.....	13
2. Chapitres d’ouvrages scientifiques.....	15
3. Papiers présentés dans des conférences scientifiques avec comité de lecture et actes	16
4. Communications orales avec résumé dans des conférences scientifiques	17
5. Communications avec affiche scientifique (Poster)	20
IV. Activités d’encadrement de travaux de recherche.....	20
1. Encadrement de mastères de recherche.....	20
2. Co-encadrement de thèses de doctorat en Génie Industriel.....	21
V. Ouverture sur l’environnement.....	21
1. Participation à l’organisation de manifestations scientifiques	21
2. Activités d’arbitrage	22
VI. Retour sur les travaux de la thèse : Synthèse des travaux doctoraux	23
1. Les problèmes d’optimisation de structures arborescentes.....	23
2. Proposition de bornes inférieures basées sur les méthodes Lagrangiennes	24
3. Développement d’une heuristique basée sur la décomposition	25
4. Résolution exacte par la méthode de coupes et branchements.....	25
5. Proposition de nouvelles formulations compactes	26
6. La thèse en bref... ..	27
VII. Conclusion	27
Chapitre II. Contributions à l’optimisation des problèmes de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes	28
I. Introduction.....	28
II. Présentation du problème de conception de réseaux DCMNDP	28

III. Modélisation du problème de conception de réseaux DCMNDP	30
1. Formulation de type Arc-Flot pour le DCMNDP	30
2. Formulation de type Arc-Chemin pour le DCMNDP	31
3. Nouvelles formulations compactes pour le DCMNDP	31
IV. Application de la relaxation Lagrangienne et des algorithmes d'optimisation non-différentiable	32
1. Application de la relaxation lagrangienne	33
2. Résolution du dual Lagrangien	34
V. Méthodes exactes basées sur la décomposition de Benders	35
1. Application de la décomposition de Benders	35
2. Nouvelle approche basée sur la séparation de la coupe la plus violée	39
3. Extension de la nouvelle approche au problème NLP	40
VI. Résolution approchée par des algorithmes évolutionnaires	41
1. Heuristiques gloutonnes	42
2. Algorithmes génétiques	42
3. Méthode d'optimisation basée sur la biogéographie	44
4. Synthèse de l'étude empirique comparative	45
VII. Résolution du problème de conception de réseaux stochastique	46
1. Formulation stochastique à deux étapes et avec recours	46
2. Nouvelle approche de simulation-optimisation	47
3. Génération de bornes inférieures par la méthode SAA	51
4. Synthèse de l'étude expérimentale	52
VIII. Conclusion	52
Chapitre III. Contributions à l'optimisation des réseaux logistiques	54
I. Introduction	54
II. Problème stochastique de planification d'acheminement de marchandises dans les réseaux de transport multimodal	54
1. Présentation du problème SNDP-FT	55
2. Nouvelle approche basée sur le couplage de la simulation et de l'optimisation	57
3. Synthèse de l'étude expérimentale	59
III. Problème de tournées de véhicules dans les réseaux collaboratifs de transport urbain	60
1. Présentation du problème SCC-VRP-STW	60
2. Résolution du problème déterministe SCC-VRP-STW	61
3. Résolution du problème stochastique SCC-VRP-STW	63
IV. Problème de tournées de véhicules multi-compartiments avec fenêtres de temps : application chez Total Tunisie	65
1. Présentation du problème MC-VRP-TW	65
2. Formulation du problème MC-VRP-TW	66

3.	Système d'Information et d'Aide à la Décision pour la distribution des produits pétroliers ...	68
V.	Problème de localisation et dimensionnement des stations de chargement des voitures électriques : application au centre ville de Tunis	70
1.	Présentation de l'étude de cas.....	71
2.	Formulations du problème de localisation des EVCS	72
3.	Formulations du problème de localisation et de dimensionnement des EVCS	74
4.	Intégration de la prévision de la demande pour un meilleur déploiement des EVCS.....	77
VI.	Conclusion	79
	Bilan et perspectives de recherche.....	81
	Références Bibliographiques.....	85

Liste des Figures

Figure 1: Exemple de chromosome avec $L=2, \forall e \in E$	43
Figure 2: Exemple de croisement.....	43
Figure 3: Exemple de mutation.....	44
Figure 4: Approche de simulation-optimisation pour le S-GDCMNDP.....	48
Figure 5: Heuristique duale de recherche guidée (GSD)	51
Figure 6: Aperçu de l'emplacement des terminaux de l'étude de cas (Layeb et al. 2018)	56
Figure 7: Le graphe modélisant l'étude de cas (Layeb et al. 2018)	56
Figure 8 : Diagramme de séquences UML pour l'interaction Simulation-Optimisation	58
Figure 9 : Histogramme des temps de transport selon une loi de distribution lognormale	64
Figure 10 : Histogramme des temps de transport selon une loi de distribution bimodale Gamma.....	64
Figure 11: Diagramme du cas d'utilisation global.....	68
Figure 12: Interface d'accueil du personnel d'une station service	69
Figure 13: Interface d'accueil du responsable logistique.....	69
Figure 14 : Interface d'une liste journalière de commandes à livrer.....	69
Figure 15: Interface d'un exemple de planning journalier	70
Figure 16: Solution sur carte géographique avec fond hybride.....	70
Figure 17: Solution sur carte géographique avec distances détaillées	70
Figure 18: Les sites potentiels identifiés pour placer les stations de chargement des voitures électriques	72
Figure 19: Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_1 , $R=1Km$).....	73
Figure 20: Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_2 , $R=1Km$).....	73
Figure 21 : Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_3 , $R=1Km$).....	76
Figure 22 : Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_4 , $R=1Km$).....	76
Figure 23 : Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_5 , $R=1Km$).....	76
Figure 24: Nouveau déploiement des stations de chargement de voitures électriques	79

Liste des Tableaux

Tableau 1 : Règles de calcul de la direction de recherche (Ennaifer et al., 2016)35
Tableau 2: Equivalence des notions des méta-heuristiques développées45

Liste des Abréviations

ADS :	<i>Average Direction Search</i>
AF :	<i>Arc-based Formulation</i>
BBO :	<i>Biogeography-Based Optimization</i>
BDM :	<i>Bass Diffusion Model</i>
CFNDP :	<i>Capacitated Fixed-charge Network Design Problem</i>
CPU :	Central Processing Unit
CV :	Coefficient de Variabilité
DCMNDP :	<i>Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem</i>
DOI :	<i>Digital Object Identifier</i>
ENIB :	Ecole Nationale d'Ingénieurs de Bizerte
ENIT :	Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis
EPT :	Ecole Polytechnique de Tunisie
EVCS :	<i>Electric Vehicle Charging Stations</i>
FAF :	<i>Flow Aggregation based Formulation</i>
GDCMNDP :	<i>Generalized Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem</i>
GPCSTP :	<i>Generalized Prize Collecting Steiner Tree Problem</i>
GSD :	<i>Guiding Search Duality-based heuristic</i>
HG :	Heuristique Gloutonne
HSI :	<i>Habitat Suitability Index</i>
IF :	<i>Impact Factor</i>
IPEST :	Institut Préparatoire aux Etudes Scientifiques et Techniques
LIM :	Laboratoire d'Ingénierie Mathématique
MC-VRP-TW :	<i>Multi-Compartment Vehicle Routing Problem with Time Windows</i>
MENA :	<i>Middle East and North Africa</i>
MILP :	<i>Mixed Integer Linear Programming</i>
MP :	Mathématiques-Physique
MTZ :	<i>Miller-Tucker-Zemlin</i>
NP :	<i>Nondeterministic Polynomial time</i>
NLP :	<i>Network Loading Problem</i>
OASIS :	Optimisation et Analyse des Systèmes Industriels et de Service
OFF :	<i>OverFlow based Formulation</i>
PCSTP :	<i>Prize Collecting Steiner Tree Problem</i>

PF :	<i>Path-based Formulation</i>
PMR :	Problème Maître Restreint
RNG :	<i>Random Number Generator</i>
ROI :	Recherche Opérationnelle pour l'Industrie
SAA :	<i>Sample Average Approximation</i>
SCC :	<i>Shared Customer Collaboration</i>
SCC-VRP-STW :	<i>Shared Customer Collaboration Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows</i>
SCLP :	<i>Single Container Loading Problem</i>
S-GDCMNDP :	<i>Stochastic Generalized Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem</i>
SIAD :	Système d'Information et d'Aide à la Décision
SNDP-FT :	<i>Service Network Design Problem in Freight Transportation</i>
STW :	<i>Soft Time Windows</i>
TDC :	<i>Total Delivery Cost</i>
UML :	<i>Unified Modeling Language</i>
VNS :	<i>Variable Neighborhood Search</i>

Présentation générale

Durant les deux années préparatoires à l'IPEST que j'ai passé dans les classes de 1ère année MP et de 2ème année MP*, j'ai eu l'opportunité de découvrir ma passion pour les sciences exactes. Ensuite, pendant les trois années que j'ai passées à l'EPT, j'étais particulièrement fascinée par les outils d'aide à la décision et de conduite des projets industriels. En effet, j'ai choisi comme option à l'EPT, « Economie et Gestion Scientifique » ce qui m'a permis de suivre plusieurs cours de recherche opérationnelle, d'optimisation des ressources et des bonnes pratiques managériales. Quelques années plus tard, j'ai découvert que c'est l'option la plus proche du Génie Industriel. Ma découverte de la recherche a été à travers mon projet de fin d'études que j'ai passé au Laboratoire d'Ingénierie Mathématique (LIM) sous la direction du Pr. Mohamed Haouari. L'intitulé de mon projet de fin d'études était : « Optimisation topologique des réseaux arborescents ». Et depuis, je me suis fortement intéressée à l'optimisation en général et à l'optimisation combinatoire en particulier. Ce premier travail a été suivi par une mémoire de mastère en ingénierie mathématique sur le même thème de recherche intitulé « Application de relaxation lagrangienne au problème généralisé de Steiner avec collecte de prix » toujours sous la direction du Pr. Mohamed Haouari. Durant les années 2005-2009, j'ai préparé ma thèse de doctorat en mathématiques appliquées sous la direction du Pr. Mohamed Haouari d'intitulée : « Le problème de Steiner avec collecte de prix : modélisation et résolution exacte ».

L'intégration de l'ENIT en 2011 et de l'unité de recherche OASIS en 2012 a été un nouveau départ pour moi, venant du monde des mathématiques appliquées et de l'optimisation combinatoire. En effet, cette ouverture sur les outils du Génie Industriel m'a beaucoup motivée pour la poursuite de mes travaux postdoctoraux à travers l'encadrement de 4 sujets de mastère recherche, le co-encadrement de 2 sujets de mastère recherche et le co-encadrement de deux thèses de doctorat en Génie Industriel, dont une thèse soutenue en Juillet 2019.

En effet, partant de mes travaux de thèse sur l'optimisation de réseaux arborescents exclusivement orientés principalement à des applications en télécommunication, je me suis ouverte aux problèmes de conception de réseaux en général avec des applications au cœur de la discipline du Génie Industriel. Mon affiliation à l'unité de recherche OASIS m'a été d'une aide indéniable. En effet, je tiens à signaler que j'ai eu énormément de chance de collaborer avec des collègues exceptionnels et de travailler avec des étudiants très brillants et assez distingués.

Dans un premier axe de recherche, nous nous sommes intéressés à la résolution de problèmes de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes. Pour ce type de problème NP-difficile, nous avons proposé de nouvelles formulations compactes. Nous avons appliqué la relaxation lagrangienne afin de dériver des bornes inférieures et des méta-heuristiques pour trouver des solutions réalisables. Pour la version déterministe, notre principale contribution réside en la proposition d'une approche exacte basée sur le couplage de la décomposition de Benders avec des procédures de génération de coupes appropriés appliquée à une formulation basée sur les chemins, peu explorée dans la littérature. Pour le problème stochastique, nous avons développé une nouvelle approche simulation-optimisation basée sur la méthode exacte proposée pour le problème déterministe et qui a prouvé sa performance à travers une étude expérimentale approfondie.

Dans un deuxième axe de recherche, nous nous sommes intéressés aux réseaux logistiques. Une attention particulière a été portée sur la conception de réseaux logistiques en tenant compte des conditions réelles liées aux aléas et aux études de cas réels en collaboration avec les entreprises. En effet, nous avons exploré l'application d'approches couplant la simulation et l'optimisation sur un premier problème d'acheminement de marchandises dans des réseaux de transport multimodal et sur un deuxième problème de transport collaboratif dans les milieux urbains. Nous avons également implémenté un système d'information et d'aide à la décision basé sur l'optimisation d'un problème de planning de distribution de produits pétroliers chez Total Tunisie. Nous avons également réalisé une étude exploratrice sur le centre ville de Tunis visant à trouver les localisations des stations de chargement des voitures électriques ainsi que leur dimensionnement, en intégrant la demande de ce genre de véhicule dans un marché vierge tel que la Tunisie.

Ce rapport a pour objectif de présenter une synthèse de mes activités scientifiques. Je commencerai par présenter mon parcours professionnel. Je passerai par la suite à exposer es contributions en optimisation de conception des réseaux avec multiflots et des réseaux logistiques. Je finirai par dresser un bilan des activités réalisées ainsi que mes perspectives de recherche.

Chapitre I. Parcours personnel et récapitulatif des activités scientifiques

I. Introduction

Dans le présent chapitre, je vais tout d'abord commencer par présenter mon parcours personnel. Ensuite, je vais récapituler ma production scientifique. Puis, j'exposerai brièvement mes principales activités d'encadrement de mastères de recherche et de thèses de doctorat en Génie Industriel. Je présenterai par la suite mes activités d'arbitrage (reviewing) et d'organisation d'évènements scientifiques dans le cadre de mon ouverture sur l'environnement et ma participation au rayonnement aussi bien de notre unité de recherche OASIS que de l'ENIT.

A la dernière section de ce chapitre, je reviendrai sur mes travaux doctoraux en synthétisant la production scientifique correspondante et les compétences que j'ai acquises et qui ont été le point de départ pour entamer mes travaux postdoctoraux.

II. Parcours personnel

1. Etudes et diplômes

<i>Février 2009</i>	Thèse de doctorat en Mathématiques Appliquées, spécialité : Recherche Opérationnelle, à l'Ecole Nationale d'Ingénieur de Tunis avec mention très honorable .
<i>2002-2004</i>	Mastère d'Ingénierie Mathématique, option Analyse non-linéaire et applications, à l'Ecole Polytechnique de Tunisie avec mention très Bien .
<i>2000-2003</i>	Ingénieur de l'Ecole Polytechnique de Tunisie (EPT), option Economie et Gestion Scientifiques (major de promotion).
<i>1998-2000</i>	Classes Préparatoires à l'Institut Préparatoire des Etudes Scientifiques et Techniques (IPEST), option Math-Physique.
<i>1997-1998</i>	Baccalauréat Math / mention Bien .

2. Expérience académique

<i>Depuis 2011</i>	Maitre Assistante en Génie Industriel à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT).
<i>2012-2013</i> <i>2015-2017</i>	Enseignante vacataire à l'Ecole Polytechnique de Tunisie (EPT).
<i>2010-2011</i>	Assistante contractuelle à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Bizerte (ENIB).
<i>2009-2011</i>	Enseignante vacataire à l'Ecole Supérieure Privée d'Ingénierie et de Technologies (ESPRIT).

2009-2010	Enseignante vacataire à l'Ecole Supérieure des Communications de Tunis (SUP'COM).
2008-2009	Enseignante permanente à l'Ecole Supérieure Privée d'Ingénierie et de Technologies (ESPRIT).
2007-2008	Assistante vacataire à l'Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie (INSAT).
2004-2008	Assistante contractuelle à l'Institut Supérieur d'Informatique (ISI)
2003-2004	Enseignante (contrat étudiant) à l'Institut Préparatoire des Etudes d'Ingénieurs de Nabeul (IPEIN).

3. Affiliations

Depuis 2012 Membre de l'Unité de Recherche: Optimization and Analysis of Service and Industrial Systems (**OASIS**), Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis.

2005-2012 Membre de l'Unité de Recherche : Recherche Opérationnelle pour l'Industrie (**ROI**), Ecole Polytechnique de Tunisie.

2003-2004 Membre du Laboratoire d'Ingénierie Mathématiques (**LIM**), Ecole Polytechnique de Tunisie.

4. Mémoires et rapports techniques

a. Mémoires

1. Thèse de doctorat en Mathématiques Appliquées : "Le problème de Steiner avec collecte de prix : modélisation et résolution exacte" (ENIT, 2009).
2. Mémoire de mastère en Ingénierie Mathématique : "Application de la relaxation lagrangienne au problème de généralise de Steiner avec collecte de prix" (EPT, 2004).
3. Mémoire de projet de fin d'études : " Optimisation topologique des réseaux arborescents" (EPT, 2003).

b. Rapports techniques

1. Nesrine Bakkar Ennaifer, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (2016), "New Lagrangian Relaxation for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *hal-01583244*, <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01583244v1>
2. **Safa Bhar Layeb**, Ines Hajri, Mohamed Haouari (2013), "A Computational Study for the Steiner Tree Problem with Revenues, Budget and Hops Constraints", *hal-01583670*, <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01583670> (DOI: 10.13140/RG.2.2.35214.25923)

III. Production Scientifique

1. Articles de revues scientifiques

a. Articles de revues scientifiques indexées avec facteur d'impact

1. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Mohamed Haouari, Farah Zeghal Mansour (2019), "A Simulation-Optimization Approach for the Stochastic Discrete Cost Multicommodity Flow Problem", *Engineering Optimization (IF=1.72)*, In press and Available on line (DOI:10.1080/0305215X.2019.1603299).

2. Imen Mejri, Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (2019), "An Exact Approach for a Multicommodity Network Optimization Problem with a Step Cost Function", *RAIRO-Operations Research (IF=0.55)*, volume 53, pages 1279–1295.
3. **Safa Bhar Layeb**, Amel Jaoua, Asma Jbira, Yosra Makhoulouf (2018), "A Simulation-Optimization Approach for Scheduling in Stochastic Freight Transportation", *Computers and Industrial Engineering (IF=3.19)*, volume 126, pages 99-110.
4. Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Hanif Sherali (2013), "Tight Compact Models and Comparative Analysis for the Prize Collecting Steiner Tree Problem", *Discrete Applied Mathematics (IF=0.93)*, volume 161, pages 618-632.
5. Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Hanif Sherali (2010), "Algorithmic Expedients for the Prize Collecting Steiner Tree Problem", *Discrete Optimization (IF=0.48)*, volume 7, pages 32-47.
6. Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Hanif Sherali (2008), "The Prize Collecting Steiner Tree Problem: Models and Lagrangian Dual Optimization Approaches", *Computational Optimization and Applications (IF=1.41)*, volume 40, pages 13-39.

b. Articles de revues scientifiques indexées Scopus

1. Mohamed Aziz Jegham, **Safa Bhar Layeb** (2019), "Locating and Sizing Electric Vehicles Charging Stations in New Markets", *International Journal of Applied Decision Sciences*. In Press and Available on line (DOI: 10.1504/IJADS.2020.10023338).
2. Seifeddine Bouguerra, **Safa Bhar Layeb** (2019), "Determining Optimal Deployment of Electric Vehicles Charging Stations: Case of Tunis City, Tunisia", *Case Studies on Transport Policy*, volume 7, Issue 3, pages 628-642.
3. Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Hanif Sherali (2010), "Strength of Three MIP Formulations for the Prize Collecting Steiner Tree Problem with a Quota Constraint", *Electronic Notes on Discrete Mathematics*, volume 36, pages 495-502.

c. Articles de revues scientifiques indexées en d'autres bases que Scopus

1. Asma Ouerghi, Marwa Hasni, Zied Jaidi, **Safa Bhar Layeb** (2019), "A New Combined Linear-Artificial Neural Network Based Model for Accurate Inflation Forecasting in Tunisia", *International Journal of Decision Sciences, Risk and Management (selected from The 6th International Conference on Finance, TSFS2018, Sousse, Tunisia)*, Forthcoming and Available on line.
2. Sonia Khatrouch, **Safa Bhar Layeb**, Jouhaina Chaouachi Siala (2019), "Bio-inspired metaheuristics for the Generalized Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *International Journal of Metaheuristics (indexed scopus until 2018, indexed dplb)*, volume 7, N° 2, pages 176-196 (DOI: 10.1504/IJMHEUR.2019.098274).
3. Marwa Hasni, **Safa Bhar Layeb** (2017), "Multiple regression-based models for accurate credit risk management", *International Journal of Economics & Strategic Management of Business Process (Special Issue: The 5th International Conference on Innovation & Engineering -IEM-2017)*, volume 10, Issue 3, pages 53-57.
4. **Safa Bhar Layeb**, Omar Jabloun, Amel Jaoua (2017), "New Heuristic for the Single Container Loading Problem", *International Journal of Economics & Strategic Management of Business Process (Special Issue: The 4th International Conference on Business, Economics, Marketing & Management Research - BEMM 2016)*, volume 8, Issue 1, pages 1-7.

d. *Articles soumis à des revues scientifiques*

1. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (2019) "Formulations and Benders Decomposition based Procedures for the Discrete Cost Multicommodity Flow Problem", *International Journal of Computing and Digital Systems, Special Issue on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies*, accepted under revision.
2. Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour, Chokri Hamouda, Housseem Moujahed, Abdelkader Zaidi, Yosra Jmal (2019), "Approche Processus et Lean Management pour l'Amélioration de la Performance d'un Service d'Urgences: Cas d'un Centre Hospitalier Universitaire Tunisien", *soumis à la revue Sciences Sociale et Santé (IF=0.357)*.
3. Hana Ben Mbarek, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Atidel B.Hadj-Alouane (2019), "Analyse de la chaîne de valeur pour améliorer le flux de patients d'un service de consultations externes tunisien", *soumis à la Revue Santé Publique (IF=0.249)*.
4. **Safa Bhar Layeb**, Najla Aissaoui Omrane, Chokri Hamouda, Farah Zeghal Mansour, Housseem Moujahed, Abdelkader Zaidi (2019), "Indicateurs de Performance et Tableau de Bord pour un Service d'Urgences d'un Centre Hospitalier Universitaire", *soumis à la revue Annales Françaises de Médecine d'Urgence (indexée Scopus)*.

2. Chapitres d'ouvrages scientifiques

1. Amel Jaoua, **Safa Bhar Layeb**, Akrem Rekik, Jouhaina Chaouachi (2020), "The Shared Customer Collaboration with Stochastic Travel Times for Urban Last-mile Delivery", *Sustainable City Logistics Planning : Methods and Applications, Volume 1, chapter III*, A. Awasthi (eds), Nova science publishers, ISBN: 978-1-53616-521-0. In Press and Available on line.
2. Sarah Bouslema, **Safa Bhar Layeb**, Jouhaina Chaouachi (2020), "Framework for Managing the New General Data Protection Regulation Related Claims", *Proceedings of the 8th International Conference Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT 2018), IEEE conference Genoa-Italy & Hammamet-Tunisia, vol 1, pages 14-23*, Smart Innovation, Systems and Technologies Serie, vol 14, Springer, Cham (**Indexed Scopus**) (DOI: 10.1007/978-3-030-21005-2_2).
3. Seifeddine Bouguerra, **Safa Bhar Layeb** (2018), "Optimal Locations Determination for an Electric Vehicle Charging Infrastructure in the City of Tunis, Tunisia", *Proceedings of the 1st Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration (EMCEI-2017), Sousse, Tunisia*, Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions, Advances in Science, Technology & Innovation, pages 979-981, Springer, Cham (DOI: 10.1007/978-3-319-70548-4_283).
4. Akrem Rekik, Amel Jaoua, **Safa Bhar Layeb**, Jouhaina Chaouachi (2018), "Green Collaborative Vehicle Routing Problem with environmental concerns", *Proceedings of the 1st Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration (EMCEI-2017), Sousse, Tunisia*, Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions, Advances in Science, Technology & Innovation, pages 1113-1116, Springer, Cham (DOI: 10.1007/978-3-319-70548-4_322).

3. Papiers présentés dans des conférences scientifiques avec comité de lecture et actes

a. *Papiers présentés dans des Conférences Internationales*

Publications en actes de Conférences IEEE

1. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (April 2019), "Enhanced Exact Approach for the Network Loading Problem", *Proceedings of the 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CODIT 2019), Paris, France, IEEE conference, pages 970-975*. (DOI: 10.1109/CoDIT.2019.8820474).
2. Faten Ben Chihaoui, Nouha Maddeh, **Safa Bhar Layeb**, Chokri Hamouda, Jouhaina Chaouachi (April 2019), "A Decision Support System for Drug Inventory Management within an Emergency Department: A Case Study", *Proceedings of the 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CODIT 2019), Paris, France, IEEE conference, pages 1889-1894*. (DOI: 10.1109/CoDIT.2019.8820599).
3. Najla Aissaoui Omrane, Aymen Manai, **Safa Bhar Layeb**, Jouhaina Chaouachi, Chokri Hamouda (March 2019), "Data Envelopment Analysis for Care Production Efficiency Measurement in Ambulatory Care Departments". *Proceedings of the 3rd International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC_ASET'2019), Hammamet, Tunisia, IEEE conference, pages 102-107*. (DOI: 978-1-7281-1317-3/19/\$31.00 ©2019 IEEE).
4. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (November 2018), "Solving the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem to Optimality", *The 2018 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT 2018), University of Bahrain, Bahrain, IEEE conference, pages 50-54*. (DOI: 978-1-5386-9207-3/18/\$31.00 ©2018 IEEE).
5. **Safa Bhar Layeb**, Riheb Heni, Ali Balma (May 2017), "Compact MILP models for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *Proceedings of the International Conference on Engineering & MIS 2017 (ICEMIS 2017), Monastir, Tunisia, IEEE conference, pages 1-7*, (DOI: 10.1109/ICEMIS.2017.8272966).
6. Nesrine Bakkar Ennaifer, **Safa Bhar Layeb**, Farah Mansour Zeghal (April 2016), "On lower bounds computation for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *Proceedings of the 3rd International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CODIT 2016), Saint Julian's, Malta, IEEE conference, pages 511-516*. (DOI: 10.1109/CoDIT.2016.7593615).
7. **Safa Bhar Layeb**, Ines Hajri, Mohamed Haouari (April 2013), "Solving the Steiner Tree Problem with Revenues, Budget and Hops Constraints to optimality", *Proceedings of the 5th International Conference on Modelling, Simulation and Applied Optimization (ICMSAO'13), Hammamet, Tunisia, IEEE conference, pages 1-4*. (DOI:10.1109/ICMSAO.2013.6552674).

Publications en actes d'autres Conférences Internationales avec comité de lecture et actes

1. **Safa Bhar Layeb**, Chokri Hamouda, Farah Zeghal Mansour, Najla Aissaoui Omrane, Kaouther Mlaouhi, Balkis Gadhomi (Septembre 2018), "Évaluation de la satisfaction au sein des urgences d'un centre hospitalier universitaire", *Le XXIX^{ème} Congrès de l'Association Latine pour l'Analyse des Systèmes de Santé (CALASS 2018), Lyon, France. (Actes CALASS2018-ISSN N° 1988-7914)*.
2. Sirine Touati, **Safa Bhar Layeb**, Jouhaina Siala Chaouachi (June 2018), "Public Construction Projects in Tunisia: Current Practices, Existing Problems and Development of a Decision

Support Tool”, *The 12th International Conference on Modelling, Optimization and Simulation (MOSIM 2018)*, Toulouse, France.

3. Sirine Touati, **Safa Bhar Layeb**, Joughaina Siala Chaouachi (December 2017), “Management of Construction and Maintenance Projects in the Tunisian Public Sector: Brief Comparison Tools and Suggestions For Future Framework”, *The 18th International Arab Conference on Information Technology (ACIT’2017)*, Hammamet, Tunisia (**Award of the best research paper**).

b. Papiers présentés dans des conférences nationales

1. Yakin Hajlaoui, Faten Ben Chihaoui, **Safa Bhar Layeb** (April 2019), “New Space Recognition Method for the Single Container Loading LAFF-based Heuristic: A Case Study of a Tunisian Company”, *The 7th International Symposium on Applied Research and Technology Transfer (CRATT 2019)*, Hammamet, Tunisia.
2. Mohamed Oussama Alaya, **Safa Bhar Layeb** (Avril 2019), “Adaptation de la méthode de l’exploration bactérienne pour la résolution du problème de tournées de véhicules avec contraintes de capacité”, *Le 7^{ème} Colloque International de la Recherche Appliquée et de Transfert de Technologie (CRATT 2019)*, Hammamet, Tunisie.
3. Akram Rekik, **Safa Bhar Layeb**, Amel Jaoua, Joughaina Siala Chaouachi (April 2018), “Vehicle Routing Problem in Collaborative Environment: a Tunisian Case Study”, *The 3rd International Conference of the Tunisian Operational Research Society (TORS’18)*, Sousse, Tunisia.
4. Sonia Khatrouch, **Safa Bhar Layeb**, Joughaina Siala Chaouachi (April 2018), “On Solving the Generalized Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem”, *The 3rd International Conference of the Tunisian Operational Research Society (TORS’18)*, Sousse, Tunisia.
5. Khawla Mejri, Abir Ben Ayed Ksouda, **Safa Bhar Layeb**, Thouraya Guizeini (Avril 2017), “De la Conception à la mise en oeuvre d’un SIAD et d’un Tableau de Bord au sein d’une administration centrale en Tunisie”, *papier présenté en tant que « solution Industrielle » au 6^{ème} Colloque International de la Recherche Appliquée et de Transfert de Technologie (CRATT 2017)*, Hammamet, Tunisie.

4. Communications orales avec résumé dans des conférences scientifiques

a. Communications orales avec résumé dans des conférences Internationales

1. Yakin Hajlaoui, **Safa Bhar Layeb**, Amel Jaoua, Michel Gamache (May 2019), “A deep reinforcement learning model for the single container loading problem”, *Les Journées de l’Optimisation 2019 (JOPT 2019)*, HEC Montréal, Montréal, Canada.
2. Nour Chouchen, Siwar Jebali, **Safa Bhar Layeb**, Amel Jaoua, Najla Aissaoui Omrane, Chokri Hamouda (Septembre 2018), “ Amélioration du triage au sein d’un service des urgences d’un CHU en utilisant la simulation des flux”, *Le XXIX^{ème} Congrès de l’Association Latine pour l’Analyse des Systèmes de Santé (CALASS 2018)*, Lyon, France.
3. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour, Mohamed Haouari (July 2018), “The Generalized Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem with Stochastic Demands”, *The 2018 International Conference of the African Federation of Operational Research Societies (AFROS’18)*, Tunis, Tunisia.
4. Olfa Chebbi, **Safa Bhar Layeb**, Joughaina Chaouachi (July 2018), “Improved Biogeography-Based Optimization for the Selective Vehicle Routing Problem in a Collaborative Environment”, *The 2018 International Conference of the African Federation of Operational Research Societies (AFROS’18)*, Tunis, Tunisia.
5. Hana Ben Mbarek, Amel Jaoua, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Atidel B.Hadj-

- Alouane (July 2018), "Improving patient flow at a Tunisian outpatient department using simulation modelling", *The 2018 International Conference of the African Federation of Operational Research Societies (AFROS'18), Tunis, Tunisia*.
6. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour, Mohamed Haouari (February 2017), "New Cutset Inequalities for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *The International Network Optimization Conference 2017 (INOC 2017), Lisboa, Portugal*.
 7. Amel Jaoua, Yosra Makhlof, Asma Jbira, **Safa Bhar Layeb** (July 2016), "Solving a Green Service Network Problem under Uncertainty using a Simulation-based Optimization Approach", *The 2016 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA'16), Hammamet, Tunisie*.
 8. Nesrine Bakkar, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (July 2016), "New Lagrangian Relaxation Approach for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *The 28th European Conference on Operational Research (EURO2016), Poznan, Poland*.
 9. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour, Mohamed Haouari (July 2016), "Benders Decomposition and Column Generation for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *The 28th European Conference on Operational Research (EURO2016), Poznan, Poland*.
 10. **Safa Bhar Layeb**, Amel Jaoua, Asma Jbira, Yosra Makhlof (June 2016), "A Simulation-Optimization Approach for Multimodal Multicommodity Service Network Problem under Uncertainty", *The 5th International Symposium and 27th National Conference on Operational Research of HELORS (HELORS 2016), Athens, Greece*.
 11. **Safa Bhar Layeb**, (January 2016), "Optimization-based Heuristic for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem", *accepted in The 3rd World Congress on Computer Applications and Information Systems 2016 (3rd WCCAIS'2016), Dubai, United Arab Emirates*.
 12. Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Hanif Sherali (March 2010), "Strength of Three MIP Formulations for the Prize Collecting Steiner Tree Problem with a Quota Constraint", *The International Symposium on Combinatorial Optimization (ISCO'10), Hammamet, Tunisia*.
 13. Valéria Leggieri, Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Cherif Triki (September 2008), "The Steiner tree problem with delays: formulation and reduction procedures", *The XXXIX Annual Conference Italian Operational Research Society (AIRO'08), Ischia, Italy*.
 14. Mohamed Haouari, **Safa Bhar Layeb**, Hanif Sherali (May 2005), "Computational Study of Nondifferentiable Optimization Algorithms for Solving Lagrangian Dual of a Prize Collecting Steiner Tree Problem", *La 4^{ème} Conférence Internationale en Recherche Opérationnelle (CIRO'05), Marrakech, Maroc*.

b. Communications orales avec résumé dans des conférences nationales

1. Joughaina Chaouachi, Dalia Chaabani, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb** (May 2019), "Decision support system to measure the effectiveness of a 3PL supplier: a PCA-DEA based approach", *The 2nd International Symposium on Statistics and Econometrics: CISEM 2019, Mahdia, Tunisia*.
2. Joughaina Chaouachi, Aymen Manai, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Chokri Hamouda (May 2019), "Measuring the Performance of Emergency Units using Data Envelopment Analysis", *The 2nd International Symposium on Statistics and Econometrics: CISEM 2019, Mahdia, Tunisia*.
3. Aymen Manai, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Joughaina Chaouachi, Chokri Hamouda (Novembre 2018), " Approche DEA pour l'évaluation du processus de formation des

- apprenants : cas du CHU Charles Nicolle, Tunis”, *Les 3^{ème} Journées de Recherche en Sciences de la Santé (JRSS 2018), Sousse, Tunisie.*
4. Farah Zeghal, **Safa Bhar Layeb**, Mouna Sakly, Jouhaina Chaouchi, Nabil Gmati, Hind Bouguerra, Nissaf Ben Alya (Avril 2018), “ Vers un Big Data pour la santé de l’enfant en Tunisie ”, *Chaire UNESCO « Educations & Sante » Colloque international " Quel(s) dispositif(s) de promotion de la santé des enfants et jeunes en Tunisie pour 2030 : un état des lieux, des défis à relever et un projet pour une meilleure santé", Tunis, Tunisie.*
 5. Hana Ben Mbarek, Farah Zeghal Mansour, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb** (November 2017), “Analyzing and modelling patient flows: a case study at a Tunisian ambulatory care service”, *The Tunisian Japanese Symposium on Science, Society and Technology (TJASSST 2017), Gammarth, Tunisia.*
 6. Yosra Jmal, **Safa Bhar Layeb**, Najla Aissaoui Omrane, Farah Zeghal Mansour, Chokri Hamouda, Houssef Moujahed, Abdelkader Zaidi, Jouhaina Chaouchi (November 2017), “Application of Value Stream Mapping in Charles Nicolle Hospital’s emergency department: current state and future opportunities”, *The Tunisian Japanese Symposium on Science, Society and Technology (TJASSST 2017), Gammarth, Tunisia.*
 7. Farah Zeghal Mansour, **Safa Bhar Layeb**, Houssef Moujahed, Abdelkader Zaidi, Rawia Kaddachi, Mohamed Saïdane, Elissa Dziri, Nouha Mtibaa, Kaouther Mlaouhi, Balkis Gadhoumi, Sarra Jouini, Hajer Elfehém, Hana Hedhli, Rym Hamed, Chokri Hamouda (Avril 2017), “ Amélioration de la performance du service d’urgences de l’hôpital Charles Nicolle ”, accepté à *La 3^{ème} édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière (JTOH03), Sfax, Tunisie.*
 8. Hana Ben Mbarek, Farah Zeghal Mansour, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Mongi Khemiri, Agnès Hamzaoui, Basma kooli (Avril 2017), “Analyse et modélisation du parcours du patient : cas de l’Hôpital Abderrahmen Mami”, accepté à *La 3^{ème} édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière (JTOH03), Sfax, Tunisie.*
 9. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour (December 2016), “New Bipartition Inequalities for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem”, *The 2nd Annual Tunisian Operational Research Society Conference (TORS’16), Sousse, Tunisia.*
 10. **Safa Bhar Layeb** (September 2016), “Solving a Solving a Tree Network Design Problem to Optimality”, *The third International Conference on “Research to Applications & Markets” (RAM 2016), Hammamet, Tunisie.*
 11. Haifa Souilah, Rihab Heni, **Safa Bhar Layeb**, Wafa Belkahla Hakimi (Avril 2016), “Conception et Mise en place d’un Système d’Information et d’un Système de Management de la Qualité au sein de la direction de l’équipement au Ministère de la Santé Publique”, *La 2^{ème} édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière (JTOH 2016), Gammarth, Tunisie.*
 12. **Safa Bhar Layeb**, Ali Balma (June 2015), “New Compact MIP models for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem”, *The 1st Annual Tunisian Operational Research Society Conference (TORS’15), Sousse, Tunisia.*
 13. **Safa Bhar Layeb**, Nesrine Bakkar Ennaifer, Farah Zeghal Mansour (June 2015), “Lagrangian-based Optimization Approach and Comparative Analysis for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem”, *The 1st Annual Tunisian Operational Research Society Conference (TORS’15), Sousse, Tunisia.*
 14. **Safa Bhar Layeb**, Ines Hajri (November 2011), “Tight Compact MIP Formulations for the Steiner Tree Problem with Revenues, Budget and Hops Constraints”, *The Tunisian Japanese Symposium on Science, Society and Technology (TJASSST’11), Hammamet, Tunisia.*

15. **Safa Bhar Layeb** (June 2007), "Solving the Prize Collecting Steiner Tree Problem to Optimality", *The 2nd Annual Tunisian Management Science Society Conference (TMSS 2007), Hammamet, Tunisia.*

5. Communications avec affiche scientifique (Poster)

1. Hana Ben Mbarek, Amel Jaoua, Najla Aissaoui Omrane, **Safa Bhar Layeb**, Atidel B.Hadj-Alouane (April 2019), "Improving patient flow at a Tunisian outpatient department using simulation modelling approach", *ENIT Doctoral Day (ENITDay), Third Edition, National Engineering School of Tunis, Tunisia, 17 April 2019.*
2. Yosra Jmal, **Safa Bhar Layeb**, Najla Aissaoui Omrane, Farah Zeghal Mansour, Chokri Hamouda, Jouhaina Chaouchi " Système d'aide à la décision pour l'optimisation du parcours des patients aux services des urgences: Cas du service d'urgences du CHU Charles Nicolle ", *Le 3^{ème} Forum International de la Santé Numérique, Hammamet, Tunisie, 8-10 Février 2018.*
3. Farah Zeghal, **Safa Bhar Layeb**, Mouna Sakly, Jouhaina Chaouchi, Nabil Gmati, Hind Bouguerra, Nissaf Ben Alya " Vers un Big Data pour la santé de l'enfant en Tunisie ", *Le 3^{ème} Forum International de la Santé Numérique, Hammamet, Tunisie, 8-10 Février 2018.*
4. Imen Mejri, **Safa Bhar Layeb**, Farah Zeghal Mansour "Comparison of two MILP formulations for the Discrete Cost Multicommodity Flow Problem", *ENIT Doctoral Day (ENITDay), First Edition, National Engineering School of Tunis, Tunisia, 19 May 2017.*
5. Haifa Souilah, Rihab Heni, **Safa Bhar Layeb**, Wafa Belkahla Hakimi "Conception et Mise en place d'un Système d'Information et d'un Système de Management de la Qualité au sein de la direction de l'équipement au Ministère de la Santé Publique", *La 2^{ème} édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière (JTOH 2016), Gammarth, Tunisie, 22-23 Avril 2016.*

IV. Activités d'encadrement de travaux de recherche

1. Encadrement de mastères de recherche

1. Ines Hajri « **Développement de méthodes de résolution exacte et approchée pour les nouvelles variantes du problème de Steiner avec collecte de prix** », Mastère modélisation (soutenu le 14/04/2012 et co-encadré avec Pr Mohamed Haouari), Institut Supérieur de Gestion de Tunis (ISG).
2. Sirine Touati « **Système d'Information et d'Aide à la Décision pour les Projets de Construction et d'Aménagement Régionaux** », Mastère: Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Aide à la Décision, (soutenu le 20/01/2018), ESC Tunis-IHEC Carthage.
3. Seifeddine Bouguerra « **On determining optimal Locations for Electric Vehicles Charging Infrastructure in the City of Tunis, Tunisia**», Mastère: Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Aide à la Décision, (soutenu le 03/03/2018), ESC Tunis-IHEC Carthage.
4. Sonia Khatrouch « **Exact approach and Bio-inspired heuristics for the Generalized Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem** », Mastère: Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Optimisation et Systèmes Intelligents, (soutenu le 12/04/2018), ESC Tunis-IHEC Carthage.
5. Sarah Bouslama « **Système d'Information et d'Aide à la Décision pour les réclamations du RGPD**», Mastère: Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Aide à la Décision, (soutenu le 07/11/2018), ESC Tunis-IHEC Carthage.

6. Sarra Ben Rabeh « **Le problème de tournées de véhicules multi-compartiments avec fenêtres de temps: Modélisation, résolution et proposition d'un SIAD pour la distribution des produits pétroliers**», Mastère: Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Aide à la Décision, (soutenu le 14/12/2018 et co-encadré avec Dr Hejer Khlif), ESC Tunis-IHEC Carthage.

2. Co-encadrement de thèses de doctorat en Génie Industriel

Depuis mon intégration de l'ENIT et de l'unité de recherche OASIS plus précisément, j'ai participé à l'encadrement de 2 thèses de doctorat en Génie Industriel détaillées comme suit.

a. Thèse soutenue

Imen Mejri, **Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem**, Thèse de doctorat en Génie Industriel

Directeur de thèse : Pr. Farah Zeghal

Co-encadrants : Pr. Mohamed Houari & Dr. Safa Bhar Layeb

Structure de recherche: OASIS, ENIT

Date de 1^{ère} inscription: Septembre 2015

Date de soutenance: 15/07/2019 avec mention *très honorable*

b. Thèse en cours

Hana Ben Mbarek, **Optimisation du service des consultations externes**, Thèse de doctorat en Génie Industriel

Directeur de thèse : Pr. Atidel B.Hadj-Alouane

Co-encadrants : Dr. Najla Aissaoui & Dr. Safa Bhar Layeb

Structure de recherche: OASIS, ENIT

Date de 1^{ère} inscription: Septembre 2017

Date de soutenance: prévue en 2021

V. Ouverture sur l'environnement

1. Participation à l'organisation de manifestations scientifiques

Fidèle croyante en l'importance du travail d'équipe et de la synergie du groupe aussi bien pour le rayonnement de toute institution que pour l'épanouissement personnel, j'ai participé à l'organisation de plusieurs événements scientifiques et pédagogiques réalisés au sein de l'ENIT :

- Organisation de la semaine ATHENS 2014: «Operational Research Practice», ENIT, 17-21 Novembre 2014.
- Co-Organisation avec Dr Raouf Ghram (Université Tunis El Manar- Association Recherches et Etudes en Psychologie Ibn Charaf) de la semaine d'ouverture Ingénierie & Recherche 2015 : «Ergonomie : Articuler performance et Bien-être au travail », ENIT, 16-20 Novembre 2015.
- Organisation de la semaine d'ouverture Ingénierie & Recherche 2018 : «Engineering for Healthcare», ENIT, 03-07 Décembre 2018.

Autre que ces manifestations, j'ai participé activement à l'organisation de la « 2^{ème} édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière » (JTOH 2016) qui s'est déroulée du 22 au 23 Avril 2016 à l'Hôtel Elmouradi Gammarth, Tunis (<http://www.enit.rnu.tn/jtoh/index.html>). J'ai été également membre du comité scientifique d'évaluation des contributions présentées lors de cet évènement. L'objectif principal de JTOH 2016 a été de réunir les chercheurs universitaires et les professionnels de la santé et toute personne travaillant dans l'organisation hospitalière afin de viser des pistes concrètes d'amélioration de la qualité des services rendus des établissements de santé en Tunisie. Le programme et les pièces justificatives sont en annexe du présent rapport.

2. Activités d'arbitrage

Malgré mes engagements et mon implication dans plusieurs projets, je tenais à répondre toujours présente à toute demande d'arbitrage (reviewing) de travaux scientifiques. Les sous-sections qui suivent listent brièvement les principales activités d'arbitrage réalisées.

a. Arbitrage de papiers aux journaux indexés impactés :

1. RAIRO-Operations Research (*1 papier*).
2. Computers and Industrial Engineering (*2 papier*).
3. International Journal of Industrial Engineering: Theory, Applications and Practice (*1 papier*).
4. Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS (*1 papier*).

b. Arbitrage de Chapitres de livre :

Book "Sustainable City Logistics Planning: Methods and Applications", A. Awasthi (eds), Nova science publishers (*2 Chapitres*).

c. Arbitrage de papiers aux conférences internationales :

1. The 2019 IEEE International Conference on System Engineering and Technology (ICSET 2019), Shah Alam, Malaysia, October 2019 (*1 papier*).
2. The 10th IEEE Control & System Graduate Research Colloquium (ICSGRC 2019), Shah Alam, Malaysia, August 2019 (*1 papier*).
3. The 3rd International Conference on Advanced Systems and Electrical Technologies (IC_ASET 2019), Hammamet, Tunisia, March 2019 (*5 papiers*).
4. The Conference on the Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT2018), Genoa-Italy & Hammamet-Tunisia, December 2018 (*3 papiers*).
5. The First African International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (IEOM2018), Pretoria/Johannesburg, South Africa, November 2018 (*2 papiers*).
6. The 2nd International Conference on Advanced Systems and Electrical Technologies (IC_ASET 2018), Hammamet, Tunisia, March 2018 (*1 papier*).
7. The 4th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CODIT 2017), Barcelona, Spain, April 2017 (*3 papiers*).
8. The 7th International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (IEOM2017), Rabat, Marocco, April 2017 (*2 papiers*).
9. The 5th International Conference on Modeling, Simulation and Applied Optimization (ICMSAO 2013), Hammamet, Tunisia, April 2013 (*3 papiers*).

d. Autres activités d'arbitrage

1. Membre du comité scientifique de la « 2ème édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière » (JTOH 2016), Gammarth, Tunisie, Avril 2016.
2. Membre du comité scientifique et « session chair » à « The 2018 International Conference of the African Federation of Operational Research Societies » (AFROS'18), Tunis, Tunisie, Juillet 2018.
3. Arbitrage de papiers aux journées doctorales « The First Computer Science University of Tunis El Manar PhD Symposium » (CUPS'17), ENIT, Tunisie, Mai 2017 (3 papiers).
4. Rapporteur du mastère de recherche - Spécialité : Informatique : Systèmes, Réseaux et Services, à l'ENIT, intitulé « Optimisation du coût d'intégration itérative de fonctions critiques dans une architecture IMA » soutenu par Mohamed Isselmou Senhoury, Juillet 2017.

VI. Retour sur les travaux de la thèse : Synthèse des travaux doctoraux

Durant mes travaux doctoraux, je me suis fortement intéressée aux problèmes d'optimisation de type NP-difficile et plus particulièrement au problème d'optimisation de réseaux arborescents. Ces problèmes présentent un grand intérêt pratique puisqu'ils ont d'importantes applications dans les domaines des réseaux informatiques. En plus, ils constituent une classe de problèmes d'optimisation combinatoire très difficiles à résoudre par les techniques traditionnelles de la recherche opérationnelle. Je me suis intéressée aussi bien à leur modélisation qu'à leur résolution exacte et approchée.

1. Les problèmes d'optimisation de structures arborescentes

Les technologies de l'information ont connu ces dernières années une évolution fulgurante et ont contraint à une fusion entre les réseaux locaux (Local Area Network, LAN) et les réseaux étendus (Wide Area Network, WAN). Cette convergence du LAN et du WAN exige des solutions de connexion des réseaux surtout avec le volume des données échangées et partagées qui devient de plus en plus important, et le nombre de personnes et systèmes ayant accès à l'information qui se multiplie. Dans le souci d'optimiser ses installations et de minimiser ses coûts, le secteur des télécommunications s'intéresse de plus en plus à l'optimisation de la conception topologique des réseaux qui sont modélisés, dans la cadre de la théorie des graphes, par des problèmes d'optimisation de structures arborescentes.

Mon travail de thèse avait pour objectif la modélisation généralisée d'une famille de problèmes d'optimisation de structures arborescentes. En effet, nous avons appelé ce cadre unificateur de plusieurs problèmes de classe NP-difficile, le problème généralisé de Steiner avec collecte de prix (Generalized Prize Collecting Steiner Tree Problem, GPCSTP). Le GPCSTP est défini comme suit : on se donne un graphe connexe non orienté $G = (V, E)$ où $V = \{0, 1, \dots, n\}$ est l'ensemble des nœuds, E est l'ensemble des arêtes et 0 est un nœud particulier appelé racine. Chaque nœud $j \in V^* = V \setminus \{0\}$ est muni de deux entiers positifs : un profit p_j et une pénalité γ_j . Chaque arête $e \in E$ est munie d'un poids positif c_e . L'ensemble V^* est partitionné en K sous-ensembles non vides V_1, V_2, \dots, V_K . A chaque sous-ensemble V_k ($k=1 \dots K$) est associé un quota Q_k . Le PCSTP consiste à déterminer $V_T \subseteq V$ telle que la somme du poids de l'arbre de poids minimal couvrant V_T dans le graphe G et des pénalités des nœuds n'appartenant pas à l'arbre, soit minimale. En plus, il faut

que la contrainte suivante soit satisfaite : pour tout sous-ensemble $V_T \cap V_k$ ($k=1\dots K$), la somme des profits des sommets couverts par l'arbre soit au moins égale au quota Q_k .

L'intérêt de l'étude du GPCSTP provient essentiellement du fait qu'il constitue un cadre unificateur d'une riche classe de problèmes NP-complets d'optimisation définis sur les structures arborescentes. En particulier, nous pouvons citer les problèmes suivants:

- Le problème de l'arbre généralisé de poids minimal,
- Le problème du k-arbre de poids minimal,
- Le problème de Steiner dans les graphes,
- Le problème de Geomans-Williamson du PCSTP,
- etc.

Par ailleurs, le GPCSTP possède de nombreuses applications dans l'ingénierie de conception des réseaux. Son intérêt pratique est incontestable puisqu'il permet la synthèse optimale d'une grande variété de réseaux (télécommunications, Internet, télévision câblée, etc....).

Nous avons commencé par un état de l'art exhaustif des problèmes d'optimisation des réseaux arborescents. Les principaux travaux ont été soigneusement décrits et les principaux résultats analysés. Nous avons non seulement étudié les aspects algorithmiques mais aussi les applications pratiques des principaux problèmes d'optimisation des structures arborescentes. Nous avons ainsi préparé une revue de la littérature très complète et assez bien structurée qui a fait l'objet de la première section du papier (Haouari et al., 2008).

2. Proposition de bornes inférieures basées sur les méthodes Lagrangiennes

La relaxation lagrangienne est une méthode largement utilisée pour proposer une borne inférieure à un problème linéaire en nombres entiers. En effet, il s'agit d'une technique duale qui ne fournit qu'une évaluation de la valeur optimale : une borne inférieure s'il s'agit d'une minimisation ou une borne supérieure s'il s'agit d'une maximisation. Par contre, la décomposition lagrangienne se présente comme une forme particulière et sophistiquée de la relaxation lagrangienne. Il s'agit d'une relaxation lagrangienne appliquée à un problème transformé de manière artificielle par la duplication des variables. Cette duplication a pour but de décomposer le problème initial en une série de sous-problèmes.

La différence essentielle entre ces deux méthodes lagrangiennes repose sur le fait qu'avec la décomposition, on retrouve dans l'un ou dans l'autre des sous-problèmes, chacune des contraintes du problème initial. Lorsqu'on utilise la relaxation, les contraintes relaxées n'apparaîtront jamais en tant que contraintes. Ainsi, conservant plus d'informations, la décomposition devrait donner de meilleures bornes inférieures.

Pour le GPCSTP, nous avons étudié des procédures de calcul de bornes inférieures basées sur les méthodes lagrangiennes. D'abord, nous avons montré que le GPCSTP peut se ramener, dans un graphe auxiliaire, à un problème d'arbre couvrant avec contraintes. Nous avons développé une formulation mathématique pour ce dernier problème sous forme d'un programme en nombres entiers. Nous avons investigué ensuite quatre relaxations lagrangiennes. La première est obtenue en relaxant les contraintes imposées sur l'arbre couvrant. Elle se ramène à la détermination d'un arbre couvrant de poids minimum dans le graphe auxiliaire avec des poids appropriés. Les trois autres exploitent la structure de la formulation mathématique du problème. En effet, nous avons utilisé ici une approche sophistiquée de décomposition lagrangienne. Comme le GPCSTP a une structure décomposable en $K+2$ sous-problèmes (K problèmes de sac-à-dos, un problème d'arbre couvrant et un problème de stable), nous avons considéré une

décomposition lagrangienne qui permet de les séparer en sous-problèmes indépendants pouvant se résoudre séparément. En plus, nous avons montré que le problème du stable peut être défini dans un graphe biparti et se résoudre, par conséquent, en un temps polynomial. Les deux autres relaxations étaient obtenues en relaxant différents ensembles de contraintes couplantes. Elles se ramènent à la résolution de K problèmes de sac-à-dos et d'un problème d'arbre couvrant pour la deuxième, et d'un problème de sac-à-dos et d'un problème de stable pour la quatrième. Nous avons montré mathématiquement que ces deux dernières relaxations sont équivalentes aux deux premières.

Par la suite, nous avons étudié plusieurs techniques de résolution du dual lagrangien. Nous avons investigué de plusieurs variantes de la méthode du sous-gradient et ce suivant la stratégie de choix de direction de recherche utilisée. Nous avons également considéré la méthode du volume et la méthode VTVM (*Variable Target Value Method*). Nous avons aussi développé un algorithme exact de génération de coupes avec stabilisation en discrétisant le polytope des arbres couvrants. Nous avons testé tous les algorithmes proposés sur des instances de moyenne et de grande taille. Les problèmes de type sac-à-dos sont résolus par un algorithme pseudo-polynomial basé sur la programmation dynamique. Les résultats expérimentaux, qui sont complets et très bien analysés, montrent l'intérêt des approches par décomposition et la méthode du sous-gradient avec la stratégie ADS (*Average Direction Search*) proposée par (Sherali & Ulular, 1990) pour le choix de la direction de recherche. Les contributions de cette première partie de ma thèse de doctorat a fait l'objet d'une publication au journal *Computational Optimization and Applications* (Haouari et al., 2008).

3. Développement d'une heuristique basée sur la décomposition

Pour trouver une solution réalisable au PCSTP, nous avons développé une heuristique basée sur la décomposition de ce problème. L'idée de l'heuristique est de résoudre le problème sur un arbre couvrant. Nous avons montré dans un premier temps que le problème PCSTP reste NP-difficile dans un arbre. Nous avons aussi démontré que résoudre le PCSTP dans un arbre se ramène à résoudre un problème de sac-à-dos avec contraintes de précédence, et que ce dernier peut être résolu à l'aide d'un algorithme pseudo-polynomial en le ramenant à un problème de plus long chemin avec une contrainte de capacité. Nous avons proposé et implémenté deux variantes de l'heuristique. La première variante de l'heuristique de type *span-and-prun*, consiste à calculer un arbre couvrant de poids minimum et résoudre sur cet arbre un problème de sac-à-dos. La deuxième variante permet de réitérer cette heuristique plusieurs fois en changeant l'arbre couvrant. L'étude expérimentale, fournie à la fin du papier (Haouari et al., 2010 a), montre clairement l'efficacité des deux variantes de l'heuristique. En effet, plusieurs instances *benchmark* de la bibliothèque *SteinLib* sont résolues à l'optimum et le gap reste très faible pour toutes les instances.

4. Résolution exacte par la méthode de coupes et branchements

Afin de trouver une solution optimale au PCSTP, une formulation mathématique en nombres entiers basée sur les coupes est développée, à laquelle nous avons appliqué un algorithme exact de génération de coupes. Plusieurs inégalités valides ont été également introduites pour cette formulation.

Par ailleurs, nous avons investigué plusieurs procédures de réduction de graphe, ou encoure '*preprocessing*', permettant de réduire le graphe de résolution. Une première procédure a été

basée sur la relaxation lagrangienne. Une deuxième a été basée sur la relaxation linéaire. Les deux procédures utilisent l'heuristique HSPI pour calculer une borne supérieure. Une troisième procédure de preprocessing utilisant les coûts du problème a aussi été développée.

Enfin, une procédure exacte de type coupes et branchement (*branch-and-cut*) a été présentée et implémentée pour le PCSTP avec une étude expérimentale testant ses résultats. Les stratégies de preprocessing se sont avérées très utiles pour accélérer la résolution du problème. En effet comme il apparaît dans l'étude expérimentale de (Haouari et al., 2010 a), ces stratégies permettent de réduire significativement la taille du graphe. Plusieurs instances Benchmark de la bibliothèque *SteinLib* n'ont pas pu être résolues dans la limite du temps de calcul sans le preprocessing, alors qu'elles ont pu l'être avec le preprocessing. L'étude expérimentale a fait également apparaître l'impact des contraintes rajoutées et la performance de la formulation. Avec cette procédure proposée, des instances de très grande taille allant jusqu'à 1000 sommets ont été résolues (Haouari et al., 2010 a).

5. Proposition de nouvelles formulations compactes

La dernière partie de ma thèse de doctorat a été consacrée au développement de nouvelles formulations compactes pour le problème PCSTP, c'est-à-dire des formulations dont le nombre de contraintes et de variables est polynomial. En particulier, Il s'agit d'une nouvelle manière de modéliser les contraintes d'élimination de sous-tours qu'on note généralement SEC (*Subtour Elimination Constraints*). Nous nous sommes intéressés au développement de contraintes SEC dont le nombre doit être polynomial. Il s'agit de la description de la structure d'arborescence, qui est présente dans la formulation du PCSTP, par un nombre polynomial de variables et de contraintes. Trois familles de formulations compactes ont été ainsi proposées :

- La première famille de formulations a été inspirée des contraintes de type MTZ (Miller-Tucker-Zemlin, 1960) initialement proposées pour le problème de voyageur de commerce. Nous avons d'abord présenté une formulation de type MTZ renforcée par des opérations de lifting. Nous avons ensuite dérivé une formulation basée sur la technique de reformulation et linéarisation. Il s'agit de développer dans un premier temps un système non linéaire caractérisant la structure d'arborescence. Par la suite, certaines inégalités, de ce système et de la formulation initiale, sont reformulées et linéarisées. Une analyse théorique et expérimentale comparative des relaxations linéaires a été réalisée et a fait l'objet du papier (Haouari et al., 2010 b).

- La deuxième famille de formulations a été basée sur les chemins. Nous avons commencé par introduire des variables de chemins entre des paires de sommets, et des contraintes caractérisant la structure d'arborescence. Nous avons ensuite identifié d'autres inégalités valides, et déduit des procédures de lifting. Ceci a donné lieu à des formulations renforcées. Aussi, nous avons utilisé ces nouvelles contraintes pour dériver une nouvelle formulation selon le principe de la reformulation et la linéarisation.

- La troisième famille de formulations a été basée sur les flots. En effet, nous avons d'abord décrit une nouvelle formulation de type multi flots. En introduisant des variables supplémentaires, nous avons dérivé une seconde formulation sous forme d'un flot simple. Des formulations basées sur celles-ci utilisant des contraintes similaires à celles de type MTZ et la technique de reformulation et ré-optimisation ont aussi été proposées.

Une étude théorique comparative des relaxations linéaires des formulations proposées a été accomplie. Une analyse expérimentale exhaustive comparative des relaxations linéaires, de la

résolution exacte et approchée correspondantes a été également menée. Les résultats numériques obtenus montrent que des problèmes de grande taille (2500 nœuds et 3125 arêtes) étaient résolus en des temps de calcul assez raisonnable de l'ordre de quelques minutes (Haouari et al., 2013).

6. La thèse en bref...

Pour récapituler, ma thèse de doctorat a porté sur la modélisation et la résolution du problème généralisé de Steiner avec collecte de prix. Dans le but de faciliter la dérivation d'une borne inférieure rapide et rigoureuse, nous avons appliqué les méthodes lagrangiennes (3 relaxations et une décomposition) et nous avons aussi comparé théoriquement et empiriquement leurs performances respectives. Nous avons également appliqué cette technique pour dériver une borne supérieure au PCSTP lors d'une heuristique basée sur le principe de décomposition. Par la suite, nous avons développé une procédure exacte de type branch-and-cut. Plusieurs formulations mathématiques ont été proposées dont une dizaine de type « formulations polynomiales compactes » qu'on peut résoudre par un solveur de programmes linéaires. Toutes ces procédures ont été implémentées en langage de programmation C++ en couplage avec le solveur CPLEX, permettant ainsi de résoudre de manière exacte des instances benchmark de très grande taille allant jusqu'à 2500 nœuds.

En bref...

Thématique de ma thèse de doctorat : Optimisation des réseaux arborescents

Principales compétences scientifiques acquises :

- Les méthodes lagrangiennes
- Les procédures basées sur la génération de coupes
- Les formulations compactes polynomiales.

Production scientifique résultant des travaux doctoraux:

- **3** articles de revues scientifiques indexées avec facteur d'impact : (Haouari et al., 2008), (Haouari et al., 2010 a) et (Haouari et al., 2013).
- **1** Article de revue scientifique indexée Scopus : (Haouari et al., 2010 b).
- **3** communications orales dans des conférences scientifiques (CIRO 2005, TMSS 2007, ISCO 2010).

VII. Conclusion

Ce chapitre a été dédié à l'introduction de mon parcours personnel ainsi qu'à la présentation d'un récapitulatif de mes activités scientifiques réalisées dans le cadre de ma thèse de doctorat et aussi dans mes travaux postdoctoraux. Dans le chapitre suivant, je vais présenter mes principales contributions à l'optimisation des problèmes de conception de réseaux de type multiflots.

Chapitre II. Contributions à l'optimisation des problèmes de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes

I. Introduction

En partant de l'optimisation des réseaux arborescents traités dans mes travaux doctoraux, je me suis intéressée au début de mes travaux postdoctoraux, en collaboration avec mes collègues et deux doctorantes, aux problèmes de conception de réseaux plus complexes. Plus précisément, nous nous sommes intéressés au problème de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes (appelé en anglais, *Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem*, DCMNDP). Ce problème consiste à concevoir un réseau au moindre coût en installant au plus un seul type de connexion sur chaque arrête, de telle sorte que les capacités installées permettent d'acheminer les différents flux prescrits à router simultanément sur le réseau. Il s'agit d'un problème NP-difficile qui constitue une classe de problèmes d'optimisation combinatoire très difficile à résoudre par les techniques classiques de la recherche opérationnelle. L'étude bibliographique a révélé que les travaux existants n'ont permis de résoudre que des instances de taille moyenne (50 nœuds et 100 arêtes). De ce fait, nous avons entamé la résolution du DCMNDP en investiguant sous les axes suivants :

- Proposition de nouvelles formulations compactes (collaboration avec mon collègue Ali Balma).
- Développement de bornes inférieures (thèse de Nesrine Bakkar Ennaifer sous la direction de Farah Zeghal, démarrée en 2014 et malheureusement arrêtée pour des raisons familiales de la doctorante).
- Développement de méthodes exactes pour la résolution de la version déterministe et stochastique du DCMNDP (thèse de Imen Mejri sous la direction de Farah Zeghal, en co-encadrement avec Pr. Mohamed Haouari et soutenue le 15/07/2019).
- Résolution approchée par le biais de méta-heuristiques (mastère de Sonia Khatrouch, soutenu le 12/04/2018).

II. Présentation du problème de conception de réseaux DCMNDP

Selon théorie de graphes, le problème de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes (DCMNDP) est défini comme suit.

On se donne un graphe connexe non orienté $G=(V,E)$ où V est un ensemble fini de n nœuds et E est un ensemble fini de m arêtes. On considère également, un ensemble de L_e types de connexions pouvant être installés sur chaque arrête e et un ensemble de K multi-flots ayant

chacun une demande d_k à acheminer depuis une source s_k vers une destination t_k , $k=1,..,K$. Chaque type de connexion l de l'arête e , $l=1,.., L_e$, est caractérisé par une capacité discrète u^e_l un coût fixe f^e_l , tel que $u^e_1 < u^e_2 < \dots < u^e_{L_e}$ et $f^e_1 < f^e_2 < \dots < f^e_{L_e}$.

Ainsi, le DCMNDP revient à sélectionner les liaisons à installer ainsi que leurs capacités de façon à acheminer les multi-flots au moindre coût.

En pratique, le DCMND modélise le cas où le coût fixe total investi dans l'installation des connexions sur le réseau domine largement les coûts variables de routage des demandes qui sont de ce fait négligés. Dans sa version déterministe, les flux à router entre des paires de nœuds/localisations sont supposés être connus à l'avance, contrairement à la version stochastique où les flux sont incertains. A l'égard des télécommunications, les nœuds peuvent représenter des clients échangeant des données entre eux et les arêtes peuvent correspondre à des possibilités de connections. En plus, les types de connexions peuvent correspondre à différentes technologies de transmission qui transportent des données à des vitesses différentes entraînant des coûts différents.

Autre que le secteur des télécommunications, le DCMNDP peut modéliser le problème d'affectation des avions (appareils) dans le secteur du transport aérien. Dans ce contexte, les nœuds du graphe représentent les villes et les arêtes représentent des vols potentiels sans escale. Supposons que c'est le cas d'une compagnie aérienne qui vise à satisfaire K différentes demandes origine-destination (ou source-destination) correspondant à d_k passagers voyageant d'une ville origine s_k à une ville destination t_k . La compagnie aérienne dispose de L différents types d'avions, à savoir $L_e=L$, $\forall e \in E$. Chaque type d'avion l , $l=1,..,L$, est doté d'une capacité maximale en termes de nombre de passagers qu'il peut transporter, à savoir $u^e_l = u_l$, $\forall e \in E$. En outre, il existe un coût fixe qui correspond à l'affectation du type de flotte l à la ligne e . Ainsi, la compagnie aérienne souhaite trouver une affectation de sa flotte qui respecte la demande de ses passagers et dont le coût total est minimal.

Dans la littérature existante, les problèmes de conception de réseaux ont reçu une attention particulière au cours des dernières décennies. En l'occurrence, l'un des problèmes les plus étudiés considère l'installation d'une seule connexion sur chaque arête tout en minimisant deux types de coûts : un coût fixe d'installation et un coût variable de routage des demandes. Il s'agit du problème de conception de réseaux avec coûts fixes et variables, appelé en anglais *Capacitated Fixed-charge Network Design Problem* (CFNDP). En effet, la littérature abondante montre que le CFNDP a été investigué en utilisant de multiples approches. Nous citons à titre illustratif les récents travaux de Gendron et Larose (2014) et de Gendron et al. (2018). Il convient de mentionner que le DCMNDP n'est pas un cas particulier du CFNDP en raison des multiples connexions possibles (Mejri et al., 2019).

Cependant, à notre connaissance, peu de travaux ont considéré le problème de conception de réseaux avec un ensemble discret d'installations bidirectionnelles et des coûts fixes discrets. Le DCMNDP a été introduit par Minoux (1989). Deux travaux ont été consacrés à la résolution approchée de ce problème NP-difficile. En premier lieu, Gabrel et al. (2003) ont développé des heuristiques constructives. En second lieu, Aloise et Ribeiro (2011) ont proposé diverses heuristiques basées sur les algorithmes de recherche de plus court chemin et de flot maximal combinés avec une méthode de recherche de solutions à mémoire adaptative. En ce qui concerne la résolution exacte du DCMNDP, la principale approche utilisée est la décomposition de Benders (1962). Dans ce volet, Gabrel et al. (1999) ont proposé une approche exacte basée

sur la décomposition de Benders renforcée par des contraintes valides permettant la résolution d'instances ayant jusqu'à 20 nœuds et 37 arêtes. En 2008, Mrad et Haouari (2008) ont développé une nouvelle procédure exacte basée sur l'amélioration d'un algorithme de génération de contraintes grâce à l'introduction de nouvelles inégalités métriques efficaces. Ces améliorations ont accéléré la convergence de leur approche et ont permis de trouver des solutions optimales au DCMNDP pour des instances ayant jusqu'à 50 nœuds et 100 arêtes. Plus récemment, Lee et al. (2013) ont présenté une approche de résolution exacte basée sur la méthode de décomposition de Benders pour l'optimisation robuste d'une variante du DCMNDP avec incertitude.

III. Modélisation du problème de conception de réseaux DCMNDP

Pour le DCMNDP, nous avons commencé par développer 2 formulations classiques : la première formulation est de type Arc-Flot et la deuxième formulation est de type Arc-Chemin. Ces deux formulations ont été explorées pour une résolution exacte et le développement de bornes inférieures. Autres que ces travaux, nous avons développé 2 nouvelles formulations compactes que nous avons enrichies par des égalités valides (Layeb et al., 2017 a). Celles-ci seront brièvement présentées dans les sous-sections qui suivent.

1. Formulation de type Arc-Flot pour le DCMNDP

Partant du graphe non-orienté initial $G=(V,E)$, nous avons considéré le graphe orienté $G'=(V,A)$ obtenu en remplaçant chaque arête $e=\{i,j\}\in E$ par deux arcs $(i,j)\in A$ et $(j,i)\in A$. Nous commençons par rappeler la formulation de type Arc-Flot basée sur les variables de décision suivantes :

x_{ij}^k : variable continue représentant la quantité de flot de la commodité k , $k=1,..,K$, circulant sur l'arc $(i,j)\in A$.

y_e^l : variable binaire modélisant la décision d'installer le type de connexion l , $l=1..L_e$, sur l'arête $e\in E$.

En utilisant ces variables de décision, une formulation basée sur les arcs du DCMNDP peut être définie comme suit:

$$(AF) \text{ Minimiser } \sum_{e\in E} \sum_{l=1}^{L_e} f_e^l y_e^l \quad (1)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{l=1}^{L_e} y_e^l \leq 1 \quad \forall e \in E, \quad (2)$$

$$\sum_{j:(i,j)\in A} x_{ij}^k - \sum_{j:(j,i)\in A} x_{ji}^k = \begin{cases} d_k & \text{if } i = s_k \\ 0 & \text{if } i \in V \setminus \{s_k, t_k\}, \forall k = 1, \dots, K, \\ -d_k & \text{if } i = t_k \end{cases} \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^K x_{ij}^k + \sum_{k=1}^K x_{ji}^k \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l y_e^l, \forall e = \{i, j\} \in E, \quad i < j, \quad (4)$$

$$x_{ij}^k \geq 0 \quad \forall (i, j) \in A, \quad k = 1, \dots, K, \quad (5)$$

$$y_e^l \in \{0,1\}, \quad \forall e \in E, \quad \forall l = 1, \dots, L_e. \quad (6)$$

L'objectif (1) est de minimiser le coût total d'installation des connexions du réseau. Les contraintes (2) garantissent qu'au plus un seul type de connexion est installé sur chaque arête.

Les équations (3) expriment les contraintes de conservation de flot. Les contraintes (4) assurent que la quantité du flot circulant dans les deux sens sur chaque arête ne dépasse pas la capacité de la connexion installée. Les contraintes (5) et (6) sont respectivement les contraintes de non-négativité des variables x et d'intégralité des variables y .

Manifestement, la formulation **(AF)** est un programme linéaire en nombres entiers dont le nombre de variables est de l'ordre de $\mathcal{O}(n^4)$ et le nombre de contraintes est de l'ordre de $\mathcal{O}(n^3)$. Il s'agit d'une formulation compacte qui peut être résolue directement par un solveur commercial de programmes linéaires.

2. Formulation de type Arc-Chemin pour le DCMNDP

Une deuxième approche pour modéliser le DCMNDP consiste à considérer l'ensemble P_k , $k=1,\dots,K$, de tous les chemins possibles partant du nœud s_k au nœud t_k dans le graphe G' . Pour chaque arête $e \in E$, on introduit la constante binaire a_{erk} qui vaut 1 si l'arc (i,j) ou l'arc (j,i) fait partie du chemin $r \in P_k$ associé à la commodité k , et 0 sinon. On considère la variable continue z_r^k qui représente la quantité de flot circulant sur le chemin $r \in P_k$ associé à la commodité k . Nous dérivons ainsi une nouvelle formulation de type Arc-Chemin, généralement connue en anglais par *Path-based Formulation*, qui s'écrit comme suit :

$$\text{(PF) Minimiser } \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} f_e^l y_e^l \quad (7)$$

sous les contraintes: (2), (6),

$$\sum_{r=1}^{|P^k|} z_r^k \geq D^k, \quad k=1,\dots,K, \quad (8)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{|P^k|} a_{er}^k z_r^k \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l y_e^l, \quad \forall e \in E, \quad (9)$$

$$z_r^k \geq 0, \quad \forall r \in P^k, \quad k=1,\dots,K. \quad (10)$$

L'objectif (7) est de minimiser le coût total d'installation. Les contraintes (8) assurent le routage de toutes les demandes des sommets source vers les sommets destination. Les contraintes (9) garantissent que la quantité de flot qui circule sur chaque arête ne dépasse pas la capacité de la connexion installée. Ces contraintes relient également les variables de routage aux variables de conception en interdisant à tout flot de traverser une arête, sauf si une connexion de capacité suffisante est installée sur cette arête. Les contraintes (10) sont les contraintes de non-négativité des variables z .

Comme le nombre de ses variables z est exponentiel, la formulation **(PF)** ne peut pas être résolue directement par un solveur de programmes et s'apprête plus à une résolution par la méthode de génération de colonnes.

3. Nouvelles formulations compactes pour le DCMNDP

Depuis le développement de la programmation linéaire et des techniques d'optimisation combinatoire et le progrès parallèle des ordinateurs et des processeurs, les logiciels d'optimisation et les solveurs de programmes linéaires ont évolué avec une vitesse vertigineuse. En effet, des solveurs tels que CPLEX, LINDO etc.... sont de plus en plus performants en terme de robustesse et aussi en temps de résolution. Ce qui justifie notre objectif de développer des

formulations mathématiques qu'on fournit directement à un solveur afin qu'il puisse la résoudre. Bien évidemment, il s'agit de formulations dites « compactes » ou encore « polynomiales », c'est-à-dire des formulations dont le nombre de contraintes et de variables est polynomial.

S'intéressant à développer de nouvelles formulations compactes pour le DCMNDP, j'ai commencé par proposer et encadrer avec mon collègue Ali Balma un sujet de PFAI durant l'année universitaire 2013-2014 qui a été réalisé par le binôme Riheb Heni et Nesrine Mbarek. Les premiers résultats préliminaires ont fait l'objet d'une communication orale à la conférence nationale *TORS'15*. Le travail a été par la suite poursuivi et approfondi avec Riheb Heni et a fait l'objet d'un papier présenté à la conférence IEEE : *ICEMIS 2017* (Layeb et al. 2017). Plus précisément, nous avons repris la formulation polynomiale (**AF**) et nous avons développé 2 nouvelles formulations compactes comme suit :

- Inspirés des travaux de Tornatore et al. (2007), nous avons investigué une agrégation de la formulation de base (**AF**) en diminuant le nombre de ses variables de décision. Cela a été réalisé par l'introduction d'une nouvelles variable agrégée de flot g_{ij}^s qui représente la quantité de flot partant du sommet s , tel qu'il existe $k, k=1, \dots, K$, avec $s_k=s$, circulant sur l'arc (i,j) . Une nouvelle formulation valide pour le DCMNDP, notée (**FAF**), est ainsi dérivée. Il convient de préciser qu'une fois le modèle (**FAF**) résolu et le vecteur de conception de réseau optimal y^* trouvé, les décisions de routage correspondantes x^* sont facilement déduits en résolvant un problème de routage décrit sous forme d'un programme linéaire.

- En se basant sur les travaux de Ketabi (2006) sur la modélisation des problèmes de conception de réseaux généralisés, nous avons proposé une nouvelle formulation compacte pour le DCMNDP basée sur le principe de débordement (*overflow*) des flots. En effet, il s'agit d'introduire une nouvelle variable de décision $\lambda_{ij}^h, \lambda_{ij}^h \geq 0$, correspondant à la quantité de flot circulant ente les nœuds i et j et qui déborde à travers un troisième nœud $h, h \neq i, j$. En suivant ce principe de débordement, nous avons décrit une nouvelle formulation compacte notée (**OFF**) dont le nombre total de variables est de l'ordre de $\mathcal{O}(n^3)$ et le nombre de contraintes est de l'ordre de $\mathcal{O}(n^2)$. Comme dans le cas de la formulation (**FAF**), un problème de routage doit être résolu séparément pour en déduire les décisions d'acheminement optimal.

En plus, chacune des 3 formulations a été enrichie par des contraintes valides adéquates. Nous avons implémenté tous les modèles proposés en langage OPL du solveur CPLEX et nous les avons testés sur des instances réalistes de la littérature afin de comparer aussi bien leurs performances en termes de relaxation linéaire que de résolution exacte. Nous avons trouvé que la formulation (**AF**) est la plus performante (Layeb et., 2017).

S'agissant d'un problème NP-difficile, malgré le développement de ces formulations compactes enrichies par les inégalités valides, nous n'avons pu résoudre que des instances de taille moyenne de l'ordre de 20 nœuds. Cette limitation nous a motivés pour aller explorer d'autres techniques de résolution qui seront présentées dans les sections suivantes.

IV. Application de la relaxation Lagrangienne et des algorithmes d'optimisation non-différentiable

S'il existe des méthodes générales susceptibles de résoudre les problèmes d'optimisation à variables mixtes ou entières, comme les techniques de séparation et évaluation ou la génération de coupes en programmation linéaire, ces algorithmes s'avèrent peu efficaces dès

lors que le nombre de variables ou de contraintes devient élevé. Par contre, un certain nombre de problèmes, que l'on pourrait qualifier de problèmes de base, sont solutionnés rapidement et souvent élégamment par des méthodes spécifiques. Utiliser les algorithmes efficaces imaginés pour les problèmes de base pour en résoudre de plus difficiles en éliminant de manière intelligente les contraintes supplémentaires se présente donc comme un moyen naturel de résolution. C'est dans les années 70 que s'est développée, puis popularisée, la relaxation lagrangienne où on transfère dans l'objectif, par dualisation, les contraintes « compliquantes » pour n'avoir plus à résoudre qu'une succession de problèmes de base, différents seulement par la fonction objectif.

En effet, la relaxation lagrangienne reste une méthode largement utilisée pour résoudre les problèmes linéaires en nombres entiers. Pour les problèmes de conception de réseaux et plus particulièrement le CFNDP, la variante la plus proche au DCMNDP, quelques travaux ont été consacrés à l'application de la relaxation lagrangienne. Nous nous référons aux travaux instigateurs de Gendron et al. (1999) qui ont exploré les techniques de relaxation applicables au CFNDP. En s'inspirant de ces travaux, Crainic et al. (2001) ont proposé une étude comparative de la méthode des faisceaux par rapport à la méthode du sous-gradient. Récemment, des études plus approfondies sur l'application des méthodes des faisceaux améliorées et d'algorithmes de sous-gradient ont été effectuées (Frangioni & Gorgone, 2014), (Frangioni et al., 2017).

A ce stade, il convient de mentionner que tous les travaux publiés se sont intéressés à l'application de la relaxation lagrangienne à une formulation du CFNDP de type arc-sommet uniquement. Remarquant qu'il n'y a pas de travaux dans la littérature du DCMNDP qui appliquent les méthodes lagrangiennes, ma collègue Farah Zeghal et moi-même nous avons lancé la thèse de Nesrine Bakkar Ennaifer en 2014 dont la première partie avait comme objectif de déterminer des bornes inférieures pour le DCMNDP en appliquant le principe de la relaxation lagrangienne.

1. Application de la relaxation lagrangienne

Ainsi, nous avons commencé par appliquer le principe de la relaxation lagrangienne à la formulation (AF). Nous avons choisi de dualiser les contraintes couplantes de capacité (4) en associant à chaque arête $e \in E$ une variable duale lagrangienne positive v_e . Le problème dual Lagrangien suivant est ainsi obtenu :

$$\theta_N(v) = \text{Minimiser} \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} \tilde{d}_e^l y_e^l + \sum_{(i,j) \in A} v_{ij} \sum_{k=1}^K (x_{ij}^k) \quad (11)$$

sous les contraintes : (2), (3), (5) et (6), avec $\tilde{d}_e^l = f_e^l - v_e u_e^l$, $\forall e \in E, l = 1, \dots, L_e$.

Conséquemment, $\vartheta_N(v)$ est déterminé en résolvant les deux sous-problèmes AN_y et AN_x suivants:

$$AN_y : \theta_{N_y}(v) = \text{Minimiser} \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} \tilde{d}_e^l y_e^l \quad (12)$$

sous les contraintes : (2) et (6).

$$AN_x : \theta_{N_x}(v) = \text{Minimize} \sum_{k=1}^K \sum_{(i,j) \in A} v_{ij} x_{ij}^k \quad (13)$$

Sous les contraintes : (3) et (5).

Le sous-problème AN_y peut être résolu par une approche d'inspection que nous proposons d'améliorer en ajoutant la contrainte valide suivante:

$$\sum_{e=(o_k, j) \in E} \sum_{l=1}^{L_e} y_e^l \geq 1, \forall k = 1, \dots, K \quad o_k = s_k \text{ or } o_k = t_k. \quad (14)$$

Les inégalités (14) imposent que, pour tout nœud source ou destination, au moins une arête adjacente doit être choisie dans une solution réalisable.

Parallèlement, le sous-problème AN_x peut être résolu dans un temps polynomial car il peut être décomposé en K problèmes de flots de cout minimal avec une seule commodité.

A notre meilleure connaissance, il n'y a pas eu de travaux dans la littérature relative aux problèmes de conception de réseaux multiflows qui portent sur l'application de la relaxation lagrangienne sur les formulations de type arc-chemin. Ce type de formulation est généralement résolu dans la littérature par une approche basée sur la génération de colonne. De ce fait, comme pour la formulation **(AF)**, nous avons appliqué de manière similaire la relaxation lagrangienne sur la formulation **(PF)**. Pour plus de détails, le lecteur peut consulter notre papier (Ennaifer et al., 2016). Une fois les deux relaxations développées, il faut résoudre les duals lagrangiens correspondant afin de dériver des bornes inférieures.

2. Résolution du dual Lagrangien

Dans le but de faciliter la dérivation d'une borne inférieure rapide et rigoureuse pour le DCMNDP, nous avons examiné plusieurs techniques d'optimisation non-différentiables pour résoudre le problème dual lagrangien. La méthode la plus simple et la plus populaire est le fameux algorithme du sous-gradient classique (Polyak, 1969). Les méthodes du sous-gradient sont proposées pour minimiser des fonctions convexes (ou maximiser des fonctions concaves) non nécessairement différentiables, pour lesquelles il est relativement aisé de déterminer un sous-gradient en un point. La méthode du sous-gradient classique a tendance de zigzaguer, i.e. une itération dans la direction du sous-gradient, est généralement suivie par une itération dans la direction opposée. Ceci engendre une très lente convergence à la valeur optimale du problème. La méthode du sous-gradient a pour avantage la simplicité d'implantation et une certaine robustesse pour obtenir des solutions proches de l'optimum en un temps raisonnable. Cependant, ces méthodes peuvent éventuellement ne pas converger à la solution optimale du problème dual. En effet, à part le cas trivial où le sous-gradient s'annule, il n'y a aucun moyen de prouver l'optimalité dans une optimisation par la méthode du sous-gradient. Ceci explique le développement de nouvelles approches pour résoudre le dual lagrangien tel que l'algorithme du volume ainsi que de multiples variantes du sous-gradient qui se différencient principalement par le vecteur de la direction de recherche qui s'écrit à une itération q de l'algorithme :

$$d^q = g^q + \sigma^q d^{q-1}, \quad (15)$$

avec g^q le sous-gradient à l'itération q et σ^q est un scalaire approprié.

Au final, pour les deux relaxations appliquées aux formulations **(AF)** et **(PF)**, nous avons appliqué 5 variantes du sous gradient résumées dans le tableau 1 qui suit.

Tableau 1 : Règles de calcul de la direction de recherche (Ennaifer et al., 2016)

Variante de l'algorithme du sous-gradient	Valeur de σ^q
SG1 (Polyak, 1969)	0
SG2 (Camerini et al., 1975)	$\begin{cases} -1,5g^q d^{q-1} / \ d^{q-1}\ ^2 & \text{si } g^q d^{q-1} < 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
SG3 (Camerini et al., 1975)	$\begin{cases} \ g^q\ / \ d^{q-1}\ & \text{si } g^q d^{q-1} < 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
SG4 (Crowder, 1976)	0.8
SG5 (Sherali & Ulular, 1990)	$\ g^q\ / \ d^{q-1}\ $

Comme la vitesse de la convergence de l'algorithme du sous-gradient dépend de plusieurs paramètres dont la longueur du pas. Nous avons testé les 5 variantes du sous-gradient en suivant 6 règles de mise à jour de ce paramètre afin de chercher les meilleures bornes inférieures (Ennaifer et al., 2016). Nous avons implémenté tous les algorithmes proposés en utilisant Microsoft Visual Studio 2010 Ultimate C++. Quant à la résolution de la relaxation linéaire de la formulation (AF), nous avons fait appel au solveur CPLEX (version 12.5). Pour évaluer la performance des algorithmes proposés appliqués aux deux relaxations étudiées, nous avons réalisé une étude expérimentale menées sur 20 instances de la littérature (Mrad & Haouari, 2008) et plusieurs instances réalistes. Nous avons trouvé que la relaxation de la formulation (PF) associée à la variante du sous-gradient introduit par (Sherali & Ulular, 1990) admet la meilleure performance. En outre, *la formulation (PF) est plus efficace que la formulation classique (AF)*. Sa relaxation lagrangienne dérive des bornes inférieures de qualité comparable à celles obtenues par la relaxation lagrangienne de la formulation (AF) tout en nécessitant beaucoup moins de temps de calcul (Ennaifer et al., 2016).

V. Méthodes exactes basées sur la décomposition de Benders

S'agissant d'un problème NP-difficile, le DCMNDP ne pourrait évidemment pas être résolu efficacement par les techniques classiques de la recherche opérationnelle. Dans ce contexte, ma collègue Farah Zeghal et moi-même, nous avons lancé en 2015 la thèse de Imen Mejri et ce avec la précieuse collaboration de Pr. Mohamed Haouari. La première partie de cette thèse soutenue en 2019 a porté sur la résolution exacte du DCMNDP en appliquant la méthode de décomposition de Benders (Benders, 1962). Nous avons appliqué cette méthode pour les deux formulations Arc-Sommet (AF) et Arc-Chemin (PF). Constatant la performance de la formulation (PF), nous avons amélioré cette approche par le biais de nouvelles techniques d'accélération. En plus, la nouvelle approche développée pour le DCMNDP a été étendue pour la résolution d'une autre variante des problèmes de conception de réseaux, en l'occurrence le NLP (Network Loading Problem).

1. Application de la décomposition de Benders

La méthode de décomposition de Benders (Benders, 1962) est une approche classique pour la résolution des programmes linéaires comportant des variables mixtes. Elle consiste à projeter le problème sur l'espace des variables binaires et de le décomposer ainsi en deux sous-problèmes généralement nommés Problème Maître Restreint (PMR) et problème auxiliaire. En commençant par le PMR, l'algorithme résout alternativement les deux sous-problèmes et génère les

contraintes violées qu'il rajoute au PMR au fur et à mesure de sa progression vers la solution optimale. Ce processus est réitéré jusqu'à ce qu'aucune contrainte ne soit générée et une solution optimale est ainsi trouvée. Une étude exhaustive des applications de la décomposition de Benders aux problèmes de conception de réseaux a été présentée dans les travaux de Costa (2005) et de Rahmaniani et al. (2017). Dans ce qui suit, nous allons présenter l'application de la décomposition de Benders aux deux formulations du DCMNDP.

a. Méthode de décomposition de Benders utilisant la formulation Arc-Sommet

Rappelons que la formulation **(AF)** inclut des variables binaires \mathbf{y} associés à la conception du réseau et des variables continues \mathbf{x} correspondantes au routage du multiframe dans le réseau conçu. Ainsi, cette formulation s'apprête naturellement à la décomposition de Benders. Commençons par appeler Γ l'ensemble des solutions respectant les contraintes (2) et (6). Soit $\tilde{\mathbf{y}} \in \Gamma$, le problème auxiliaire correspondant **SAF**($\tilde{\mathbf{y}}$) inclut les variables de flow uniquement et s'écrit comme suit:

$$SAF(\tilde{\mathbf{y}}) : g(\tilde{\mathbf{y}}) = \text{Minimiser} \sum_{e \in E} \varepsilon_e \quad (16)$$

sous les contraintes: (3), (5),

$$\sum_{k=1}^K x_{ij}^k + \sum_{k=1}^K x_{ji}^k - \varepsilon_e \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_l^e \tilde{y}_l^e, \forall e = \{i, j\} \in E, \quad (17)$$

$$\varepsilon_e \geq 0, \quad \forall e \in E, \quad (18)$$

où ε_e , $e \in E$, est une variable artificielle introduite par Mrad et Haouari (2008) pour garantir le problème de routage **SAF**($\tilde{\mathbf{y}}$). En effet, un vecteur $\tilde{\mathbf{y}} \in \Gamma$ est réalisable pour la formulation **(AF)** si et seulement si $g(\tilde{\mathbf{y}})=0$, sinon une coupe de Benders violée est détectée et elle doit être ajoutée au problème maître.

Notons par α_{ik} , $i \in V$, $k = 1, \dots, K$, et β_e , $e = \{i, j\} \in E$ les deux variables duales associées aux contraintes (3) et (17), respectivement. Dès lors, $g(\tilde{\mathbf{y}})$ peut être reformulé en:

$$g(\tilde{\mathbf{y}}) = \sum_{k=1}^K d_k \alpha_{sk}^* - \sum_{e \in E} \beta_e^* \sum_{l=1}^{L_e} u_l^e \tilde{y}_l^e, \quad (19)$$

avec (α^*, β^*) une solution duale optimale de **SAF**($\tilde{\mathbf{y}}$).

Par conséquent, une approche exacte basée sur la décomposition de Benders est la suivante :

- **Etape 1: Initialisation.** Soit **AF**₀ le modèle défini par (1), (2) et (6). Soit le compteur des itérations $t \leftarrow 0$.
- **Etape 2: Résolution du problème maître restreint.** Résoudre **AF**_t en utilisant un solveur de programme linéaire. Soit $\tilde{\mathbf{y}}$ une solution optimale de **AF**_t.
- **Etape 3: Résolution du problème auxiliaire.** Résoudre **SAF**($\tilde{\mathbf{y}}$) en utilisant un solveur de programme linéaire. Soit (α^*, β^*) une solution duale optimale de **SAF**($\tilde{\mathbf{y}}$).
- **Etape 4: Test d'optimalité.** Si $g(\tilde{\mathbf{y}})=0$, alors $\tilde{\mathbf{y}}$ est une solution optimale de **AF**. Fin Algorithme. Sinon, aller à Etape 5.
- **Etape 5: Génération de coupe de Benders.** La coupe suivante est générée:

$$\sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} \beta_e^* u_l^e \tilde{y}_l^e \geq \sum_{k=1}^K d_k \alpha_k^* \quad (20)$$

Appelons \mathbf{AF}_{t+1} le modèle \mathbf{AF}_t enrichi par la coupe de Benders générée (20). $t \leftarrow t+1$.
Aller à Etape 2.

Cette approche basique a été implémentée en utilisant Microsoft Visual C# comme langage de programmation et CPLEX, version 12.5, comme solveur les différents programmes linéaires et en nombres entiers. Nous avons également testé la performance de cette approche pour la résolution d'une vingtaine d'instances dont 6 sont des instances réalistes (Mejri et al., 2018) de la littérature. A l'issue de cette analyse, nous avons constaté que cette formulation ne peut pas résoudre à l'optimum des instances de plus de 20 sommets, dans 1 heure de temps de calcul. Ces résultats ont fait l'objet d'un papier présenté à la conférence IEEE : *3ICT* (Mejri et., 2018).

b. Méthode de décomposition de Benders utilisant la formulation Arc-Chemin

Constatant le fort potentiel de la formulation Arc-Chemin (**PF**), très peu étudiée jusque-là vu le nombre exponentiel de ses variables (Ennaifer et al., 2016), nous avons investigué son utilisation pour développer une approche exacte basée sur le principe de décomposition de Benders. Comme avec la formulation (**AF**), nous notons par Γ l'ensemble des solutions respectant les contraintes (2) et (6). $\forall \tilde{y} \in \Gamma$, le problème auxiliaire correspondant $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$ s'écrit comme suit:

$$\mathbf{SPF}(\tilde{y}) : p(\tilde{y}) = \text{Minimiser} \sum_{e \in E} \varepsilon_e \quad (21)$$

sous les contraintes: (8), (10),

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r \in P_k} a_{erk} z_r^k - \varepsilon_e \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_l^e \tilde{y}_l^e, \forall e \in E, \quad (22)$$

$$\varepsilon_e \geq 0, \quad \forall e \in E. \quad (23)$$

Ainsi, $\tilde{y} \in \Gamma$ est une solution réalisable pour le modèle (**PF**) si et seulement si $p(\tilde{y})=0$. Dans ce cas échéant (i.e., $p(\tilde{y})>0$), le vecteur \tilde{y} ne respecte pas une coupe de Benders qui doit être générée et ajoutée au programme maître restreint. Soient $\zeta=(\zeta_k \geq 0, k=1, \dots, K)$ et $v=(v_e \geq 0, e \in E)$ les variables duales positives associées aux contraintes (8) et (9), respectivement. Ainsi, selon les principes fondamentaux de la dualité $p(\tilde{y})$ s'écrit :

$$p(\tilde{y}) = \sum_{k=1}^K d_k \zeta_k^* - \sum_{e \in E} v_e^* \sum_{l=1}^{L_e} u_l^e \tilde{y}_l^e, \quad (24)$$

avec (ζ^*, v^*) une solution duale optimale de $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$. Par conséquent, le vecteur $\tilde{y} \in \Gamma$ est une solution réalisable pour le modèle (**PF**) si et seulement si la coupe de Benders décrite par l'inégalité (25) est vérifiée :

$$\sum_{e \in E} v_e^* \sum_{l=1}^{L_e} u_l^e y_l^e \geq \sum_{k=1}^K d_k \zeta_k^*. \quad (25)$$

Si la coupe de Benders (25) est violée, elle doit être ajoutée au problème maître restreint.

A ce stade, il convient de signaler que contrairement au problème auxiliaire $\mathbf{SAF}(\tilde{y})$, le problème auxiliaire $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$ ne peut pas être résolu à l'aide d'un solveur de programme linéaire à cause du nombre exponentiel de ses variables z . De ce fait, nous avons développé une procédure de génération de colonnes pour sa résolution. Plus précisément, pour chaque commodité k , $k=1, \dots, K$, le cout réduit δ_{rk} associé au chemin r , $r \in P_k$, peut être formulé en

$$\delta_{rk} = \sum_{e \in E} \alpha_{erk} v_e - \zeta_k \quad \forall k=1, \dots, K, \forall r \in P_k. \quad (26)$$

Pour chaque arc (i, j) , on associe un nouveau coût $c_{ij} = v_{ij} = v_{ji} = v_e$, $e = \{i, j\} \in E$. Par la suite, le *pricing subproblem* revient à résoudre le plus court chemin par l'algorithme de Dijkstra pour chaque commodité k , $k=1, \dots, K$. Ainsi, on génère une série de colonnes à ajouter à $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$, si leurs coûts réduits décrit par (26) sont négatifs. Cette procédure de génération de colonnes est répétée jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de colonnes avec un coût réduit négatif. Les solutions optimales primales et duales (ε^*, z^*) et (ζ^*, v^*) de $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$, respectivement, sont ainsi dérivées. Et, la coupe violée de Benders est identifiée si $p(\tilde{y}) > 0$.

Conséquemment, une synthèse de la procédure de décomposition des Benders est décrite ci-dessous.

- **Etape 1: Initialisation.** Soit \mathbf{PF}_0 le modèle défini par (1), (2) et (6). Soit le compteur des itérations $t \leftarrow 0$.
- **Etape 2: Résolution du problème maître restreint.** Résoudre \mathbf{PF}_t en utilisant un solveur de programme linéaire. Soit \tilde{y} une solution optimale de \mathbf{PF}_t .
- **Etape 3: Résolution du problème auxiliaire.** Résoudre $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$ en utilisant un algorithme de génération de colonne. Soit (ζ^*, v^*) une solution duale optimale de $\mathbf{SPF}(\tilde{y})$.
- **Etape 4: Test d'optimalité.** Si $p(\tilde{y}) = 0$, alors \tilde{y} est une solution optimale de \mathbf{PF} . Fin Algorithme. Sinon, aller à Etape 5.
- **Etape 5: Génération de coupe de Benders.** La coupe de Benders (25) est générée. Appelons \mathbf{PF}_{t+1} le modèle \mathbf{PF}_t enrichi par la coupe de Benders générée (25). $t \leftarrow t+1$. Aller à Etape 2.

c. Génération d'inégalités valides

Pour accélérer la convergence de la procédure de décomposition de Benders, nous avons enrichi le problème du maître restreint initial au niveau de l'étape d'initialisation de la procédure de Benders. Il s'agit d'ajouter des contraintes linéaires valides qui conduisent à l'installation d'un ensemble d'installations non vides et d'éviter la possibilité d'avoir une solution optimale initiale égale à zéro. Nous avons développé 4 ensembles de contraintes.

La première contrainte (27) sont valides uniquement quand $K = n(n-1)/2$ et expriment la connectivité du graphe induit par toute solution réalisable comme décrit ci-dessous :

$$\sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} y_l^e \geq n - 1. \quad (27)$$

La deuxième famille de contraintes (28) garantit l'installation d'au moins une connexion sur toute arête qui contient un nœud source ou destination pour une commodité k . Ces contraintes s'écrivent

$$\sum_{e \in E: e = \{i, j\}} \sum_{l=1}^{L_e} y_l^e \geq 1, \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad \forall i \in \{s_k, t_k\}. \quad (28)$$

En plus, la capacité totale installée sur les arêtes adjacentes de chaque nœud source ou destination ne doit pas être inférieure à la demande de flot correspondant. La troisième famille suivante de contraintes (29) est ainsi dérivée:

$$\sum_{e = \{0_k, j\} \in E} \sum_{l=1}^{L_e} u_l^e y_l^e \geq d_k, \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad \forall 0_k \in \{s_k, t_k\}. \quad (29)$$

La quatrième famille de contraintes valides est l'ensemble d'inégalités de coupes proposé par Mrad et Haouari (2008).

Pour évaluer la performance de l'approche de Benders améliorée par ces inégalités valides, nous l'avons implémentée pour les deux formulations (**AF**) et (**PF**) en utilisant le langage de programmation C# et le solveur CPLEX (version 12.7). Une étude expérimentale a été menée sur des instances de moyennes tailles de la bibliothèque SNDlib (Orlowski et al., 2010) ainsi que des instances réalistes pour le DCMNDP. Les résultats obtenus ont illustré l'efficacité de la formulation de type Arc-Chemin (**PF**) par rapport à la formulation de type Arc-Sommet (**AF**) pour la résolution des problèmes de moyennes tailles ayant jusqu'à 41 noeuds et 154 arêtes (Mejri et al., 2019 c) en moins d'une heure de temps de calcul.

2. Nouvelle approche basée sur la séparation de la coupe la plus violée

Pour renforcer la convergence de la procédure de décomposition de Benders et obtenir des solutions optimales pour des instances de grande taille, nous avons ciblé l'amendement du problème maître relaxé afin de réduire le nombre de coupes de Benders violées générées. Dès lors, nous avons développé une nouvelle approche de génération de coupes visant la séparation exacte de plusieurs contraintes de bipartition. Rappelons que les inégalités de bipartition sont des inégalités exprimant la possibilité d'acheminer un flot à travers une coupe dans le graphe. Dans la littérature, la génération de ces contraintes est assurée par des heuristiques (Mrad & Haouari, 2008) (Gabrel et al., 1999). Nous avons visé la génération de l'inégalité de bipartition la plus violée, et ce, de façon exacte. Pour cela, nous avons proposé de résoudre un modèle de séparation exacte sous forme d'un programme linéaire en nombres binaires dont l'objectif est de maximiser la différence entre le flot total qui traverse la coupe recherchée et la capacité installée sur cette coupe. Si cette différence (la valeur objectif de la solution optimale) est strictement positive alors une nouvelle contrainte qui correspond à l'inégalité de bipartition la plus violée est générée et ajoutée au problème maître restreint de Benders. Pour plus de détails sur ce nouveau programme linéaire, le lecteur peut se référer à notre article (Mejri et al., 2019 a).

En plus de générer la coupe la plus violée, nous avons proposé de chercher d'autres coupes violées afin d'accélérer d'avantage la convergence de l'approche exacte proposée. En effet, nous avons considéré la génération de plusieurs inégalités de bipartition de façon itérative à travers la résolution d'une suite de problèmes de type sac à dos. Chaque problème vise à modifier les connexions installées sur les arêtes de la coupe de façon à permettre le passage de flots la traversant au moindre coût (Mejri et al., 2019 a).

Nous avons intégré une procédure de génération de ces nouvelles coupes à chaque itération de la procédure de Benders appliquée à la formulation Arc-Chemin (**PF**), ce qui a permis d'obtenir une nouvelle procédure améliorée de la décomposition de Benders basée sur la génération de coupes. Pour évaluer la performance de l'approche améliorée, une étude expérimentale intensive a été réalisée. Plus précisément, nous avons testée notre méthode sur 3 familles d'instances : (i) des instances de moyennes et grandes tailles, générées aléatoirement en utilisant le générateur d'instances DCMNDP mis au point par Mrad et Haouari (2008), (ii) des instances de moyennes tailles dérivées de la bibliothèque SNDlib (Orlowski et al., 2010), et (iii) des instances de moyennes tailles générées par Gabrel et Minoux (1997). Une analyse de l'impact des nouvelles inégalités a révélé leur rôle majeur dans l'amélioration de la performance de l'approche de Benders. En effet, des instances de moyennes à grandes tailles, ayant jusqu'à 100 noeuds et 600 arêtes et avec une matrice de demande complète, ont été résolus à l'optimum

dans un temps de calcul moyen de 32.52 minutes. Les résultats obtenus montrent la performance de notre nouvelle approche puisque les résultats des travaux antérieurs de la littérature se limitent à la résolution d'instances ayant au plus 50 nœuds et 100 arêtes.

Un article détaillant cette contribution a été publié dans la revue *RAIRO-Operations Research* (Mejri et al., 2019 a).

3. Extension de la nouvelle approche au problème NLP

Afin d'examiner la flexibilité de l'approche développée pour la résolution exacte du DCMNDP, nous avons exploré son adaptation pour la résolution d'une autre variante de problèmes de conception de réseaux, à savoir le problème NLP (Network Loading Problem). Contrairement au DCMNDP où au plus une connexion peut être installée sur chaque arête, le NLP exige l'installation d'un nombre entier de connexions de manière à router les différentes demandes avec le moindre coût. Supposons que c_e est le coût d'installation d'une unité de capacité sur l'arête $e \in E$. Notons par t_e la variable de décision entière qui représente le nombre d'unité de capacité installés sur l'arête $e \in E$. En suivant les notations du DCMNDP, nous avons dérivée une formulation de type Arc-Chemin modélisant le NLP (**PF-NLP**) s'écrivant comme suit :

$$\text{(PF-NLP) Minimiser } \sum_{e \in E} c_e t_e \quad (30)$$

sous les contraintes :

$$\sum_{r=1}^{|P^k|} z_r^k \geq d_k, \quad k=1, \dots, K, \quad (31)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{|P^k|} \alpha_{erk} z_r^k \leq t_e \quad \forall e \in E, \quad (32)$$

$$z_r^k \geq 0, \quad \forall r \in P^k, \quad k=1, \dots, K, \quad (33)$$

$$t_e \in \mathbb{N}, \quad \forall e \in E. \quad (34)$$

L'objectif (30) exige de choisir les capacités dont le coût entier total est minimal. Les contraintes (31) garantissent l'acheminement de toutes les demandes de flot. Les contraintes (32) représentent les contraintes de capacité pour chaque arête: le flux bidirectionnel qui traverse chaque arête ne doit pas dépasser la capacité installée. Enfin, les contraintes (33) et (34) indiquent la nature des variables de décision.

En examinant la littérature du NLP détaillée dans la première section de notre papier (Mejri et al., 2019 d), nous avons constaté que cette variante des problèmes de conception de réseaux a été modélisé principalement par une formulation de type Arc-Sommet et que très peu de travaux ont porté sur la formulation de type Arc-Chemin (Lee et al., 1989) (Dahl & Stoer, 1998). Cependant, compte tenu de la difficulté de ce problème, seules des instances de petite et moyenne tailles ayant jusqu'à 30 nœuds et 55 arêtes ont été résolus à l'optimum. A notre

connaissance, l'application de la décomposition de Benders avec une formulation basée sur le chemin n'a pas été étudiée jusqu'à présent pour résoudre le NLP.

Motivées par toutes ces constatations, nous avons travaillé sur l'adaptation de l'approche proposée pour le DCMNDP pour résoudre le NLP. De manière assez succincte, il s'agit de considérer des variables entières à la place des variables binaires et de reformuler de manière appropriée la procédure de génération de colonnes. Le lecteur est prié de consulter notre papier (Mejri et al., 2019 c) pour de plus amples détails. Une étude expérimentale menée sur des instances de la littérature du NLP a permis de confirmer la performance de notre approche améliorée. En effet, des instances ayant entre 16 et 28 nœuds ont été résolues de manière exacte, et ce en un temps moyen de 46.8 secondes (Mejri et al., 2019.c).

VI. Résolution approchée par des algorithmes évolutionnaires

N'ayant jamais effectué de travaux de recherche sur les méta-heuristiques, j'ai voulu explorer ces approches à la frontière de l'intelligence artificielle. J'ai ainsi lancé le mastère de Sonia Khatrouch sur la résolution approchée de problème de conception de réseaux par le biais de méta-heuristiques inspirées de la nature et plus particulièrement les algorithmes évolutionnaires. Ce choix a été motivé par les derniers travaux de la littérature s'intéressant à l'application des méta-heuristiques aux problèmes de conception des réseaux. En effet, un algorithme évolutif pour le problème de conception de réseaux avec coûts fixes et variables (CFNDP) a été présenté par Paraskevopoulos et al. (2016). La méthode proposée génère un ensemble de solutions réalisables en utilisant les principes de la recherche par dispersion, scatter search, combinée à une approche de recherche locale itérative. Momeni et Sarmadi (2016) ont développé un algorithme génétique hybride par des procédures de recherche de voisinage utilisées pour explorer efficacement l'espace de recherche du CFNDP. Les paramètres de l'algorithme étaient réglés par plan d'expériences. L'analyse statistique montre que l'algorithme proposé est très performant comparé aux meilleurs résultats de la littérature.

Motivées par ces résultats de la littérature, nous avons commencé par considérer une version généralisée du problème de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes (DCMNDP), notée par le GDCMNDP. Contrairement au DCMNDP, cette nouvelle variante n'exige pas que toutes les demandes soient satisfaites, en affectant un coût de service/pénalité γ_k , $k=1\dots K$, pour chaque unité de demande non acheminée. Le GDCMNDP consiste à installer au plus une connexion sur chaque arête, de façon à router simultanément les demandes des multiflots tout en minimisant la somme des coûts fixes d'installation du réseau et des pénalités des demandes non acheminées. Manifestement, le DCMNDP correspond au cas particulier du GDCMNDP avec $\gamma_k=+\infty$, $\forall k = 1\dots K$. En se basant sur la formulation (**AF**) du DCMNDP, nous avons dérivé la formulation (**GAF**) suivante du GDCMNDP :

$$(\mathbf{GAF}) \quad \text{Minimiser} \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} f_e^l y_e^l + \sum_{k=1}^K \gamma_k \rho_k \quad (35)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{l=1}^{L_e} y_e^l \leq 1 \quad \forall e \in E, \quad (36)$$

$$\sum_{j:(i,j) \in A} x_{ij}^k - \sum_{j:(j,i) \in A} x_{ji}^k = \begin{cases} d_k - \rho_k, & \text{si } i = s_k \\ 0, & \text{si } i \in V \setminus \{s_k, t_k\}, \forall k = 1, \dots, K, \\ -(d_k - \rho_k), & \text{si } i = t_k \end{cases} \quad (37)$$

$$\sum_{k=1}^K x_{ij}^k + \sum_{k=1}^K x_{ji}^k \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l y_e^l, \forall e = \{i, j\} \in E, \quad i < j, \quad (38)$$

$$x_{ij}^k \geq 0 \quad \forall (i, j) \in A, \quad k = 1, \dots, K, \quad (39)$$

$$y_e^l \in \{0, 1\}, \quad \forall e \in E, \quad l = 1, \dots, L_e, \quad (40)$$

$$\rho_k \geq 0 \quad \forall k = 1, \dots, K. \quad (41)$$

Où ρ_k est une variable de décision continue positive qui correspond à la quantité de la demande non routée de type k , $k = 1, \dots, K$.

Pour résoudre de manière approchée le GDCMNDP, nous avons proposé trois heuristiques gloutonnes et trois méta-heuristiques évolutionnaires : un algorithme génétique basique, un algorithme génétique hybride via une procédure de recherche de voisinage variable et une méta-heuristique basée sur l'optimisation biogéographique. Nous présenterons brièvement ces méthodes dans les sous-sections qui suivent.

1. Heuristiques gloutonnes

L'idée principale des heuristiques gloutonnes proposées est de commencer par la conception du réseau. Plus précisément, il faut commencer par fixer les connexions à installer selon une stratégie donnée. La première heuristique (HG1) exige l'installation de la connexion la moins chère sur chaque arête. Toutefois, la deuxième heuristique (HG2) consiste à installer la connexion la plus coûteuse, tandis que la troisième heuristique (HG3) choisit d'installer à chaque arête le type de connexion ayant le plus faible ratio coûts/capacité.

Une fois le réseau conçu à travers la fixation du vecteur \tilde{y} selon la stratégie d'une heuristique HG $_i$, $i=1, \dots, 3$, il faut déterminer les pénalités engendrées par le routage des multiflots correspondant. Ceci revient à résoudre le programme linéaire $R(\tilde{y})$ qui modélise le problème de routage associé et qui s'écrit comme suit :

$$R(\tilde{y}) : \text{Minimiser } \sum_{k=1}^K \gamma_k \rho_k \quad (42)$$

sous les contraintes: (37), (39), (41),

$$\sum_{k=1}^K x_{ij}^k + \sum_{k=1}^K x_{ji}^k \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l(\tilde{y}), \forall e = \{i, j\} \in E. \quad (43)$$

$R(\tilde{y})$ peut être résolu directement par un solveur de programme linéaire tel que CPLEX.

2. Algorithmes génétiques

S'inspirant de la bio-évolution des espèces et imitant le processus de sélection naturelle des individus, les algorithmes génétiques ont été appliqués avec succès pour résoudre de nombreux problèmes d'optimisation. Pour le GDCMNDP, nous avons d'abord proposé un algorithme génétique basique. Puis, nous lui avons développé une hybridation par le biais d'une méthode de recherche de voisinage variable.

a. Algorithme génétique basique

Pour le codage des solutions, nous avons opté pour une représentation binaire comme le montre la figure 1. Il s'agit d'un tableau de longueur $\sum_{e \in E} L_e$ qui prend 1 si la connexion est choisie, 0 sinon. L'évaluation de chaque solution \tilde{y} se fait à travers le calcul de son fitness qui correspond au coût d'installation des connexions du réseau $\sum_{l=1}^{L_e} f_e^l(\tilde{y})$ et des pénalités correspondantes qui sont calculées en résolvant le problème de routage $R(\tilde{y})$.

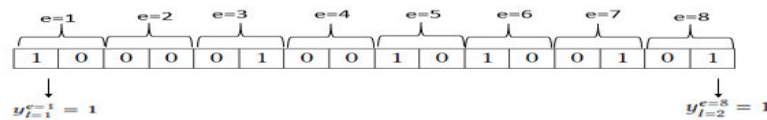


Figure 1: Exemple de chromosome avec $L_e=2, \forall e \in E$

Une synthèse de l'algorithme génétique proposé est décrite ci-dessous :

- **Etape 1:** Génération aléatoire d'une population initiale. Soit le compteur des itérations $t \leftarrow 0$.
- **Etape 2:** Evaluation de chaque solution. Soit y^{best} la meilleure solution.
- **Etape 3:** Sélection des parents : Croisement avec une probabilité P_C et Mutation avec une probabilité P_M .
- **Etape 4:** $t \leftarrow t+1$. Si $t=NbrMaxIteration$, alors Fin Algorithme. Sinon, aller à Etape 2.

Concernant la stratégie de sélection, nous avons opté pour l'élitisme parce que nous avons constaté, à travers l'étude expérimentale, qu'il permet d'obtenir de meilleurs résultats que les autres stratégies de sélection.

Concernant la stratégie de croisement, nous avons suivi la démarche présentée à la figure 2. Prenons une paire de parents avec une probabilité P_C . Les variables ayant la même valeur dans les deux parents restent fixées comme le montre la figure 2. Cependant, les autres variables sont générées de façon aléatoire tout en respectant les contraintes (36) concernant l'installation d'au plus une connexion sur chaque arête. Dans notre algorithme génétique, nous avons choisi de combiner les meilleures solutions et de garder leur descendance dans la prochaine génération si elles sont meilleures que les solutions actuelles.

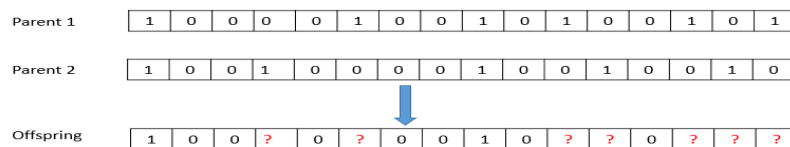


Figure 2: Exemple de croisement

Après le croisement, nous appliquons la mutation pour les descendants (*offspring*) sélectionnés avec une probabilité P_M . Il s'agit de choisir aléatoirement une arête et de modifier le type de connexion installée, comme le montre la figure 3.

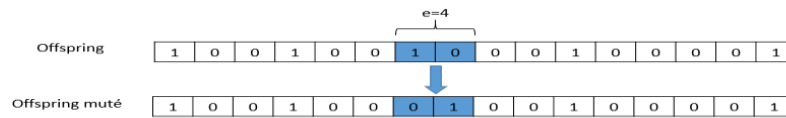


Figure 3: Exemple de mutation

Une étude expérimentale sur des instances générées aléatoires selon le générateur de Mrad et Haouari (2008) et dont le nombre de nœuds varie de 10 à 45, a été menée. Cette étude a révélé que la meilleure performance de l'algorithme génétique a été réalisée en fixant la taille de la population=100, $NbrMaxIteration=10$, $P_C=70\%$ et $P_M=30\%$. Les résultats de cette première méta-heuristique ont fait l'objet d'un papier présenté à la conférence *TORS'18*.

b. Algorithme génétique hybride

Afin d'améliorer l'algorithme génétique initial, une procédure de recherche de voisinage variable (Variable Neighborhood Search, VNS) a été développée. La procédure VNS est appliquée sur la meilleure solution générée par l'algorithme génétique. En effet, la structure du voisinage est obtenue en changeant la connexion installée sur une arête choisie aléatoirement. La recherche locale consiste à choisir deux arêtes aléatoirement puis de changer le type de connexion installée sur chacune d'elles. Un algorithme génétique hybride est ainsi obtenu dont les détails sont décrits dans notre papier (Khatrouch et al., 2018).

3. Méthode d'optimisation basée sur la biogéographie

L'optimisation basée sur la biogéographie (Biogeography-Based Optimization, BBO) est une méta-heuristique basée sur la population. Introduit par Simon (2008), cet algorithme évolutif s'inspire de la tendance à l'émigration et à l'immigration des espèces. Elle est fortement influencée par la théorie de l'équilibre de la géographie des îles : le taux de variation du nombre d'espèces sur une île dépend essentiellement de l'équilibre entre l'immigration de nouvelles espèces sur l'île et l'émigration des espèces établies. Cette méta-heuristique relativement récente a été appliquée avec succès dans quelques travaux tel que (Ma et al., 2017). A notre meilleure connaissance, cette étude est la première application de l'algorithme BBO aux problèmes de conception de réseaux.

Selon l'approche BBO, un ensemble de solutions candidates appelé habitat est maintenu. Chaque élément de l'habitat est appelé une variable d'indice de convenance (Suitability Index Variable, SIV). Chaque solution est évaluée à l'aide d'un indice appelé HSI (Habitat Suitability Index), semblable à la fonction fitness de l'algorithme génétique. De plus, chaque solution a son propre taux d'immigration λ et son propre taux d'émigration μ . Les bons habitats sont des solutions avec un meilleur HSI avec un μ élevé et un λ bas. Considérons une population donnée, pour chaque habitat on calcule son HSI, son taux d'immigration λ et son taux d'émigration μ . Ensuite, on applique un opérateur appelé migration. Si une solution est sélectionnée pour être modifiée, son taux d'immigration λ intervient dans la modification de façon probabiliste du SIV de cette solution. Après la migration, un processus de mutation est appliqué similaire à celui de l'algorithme génétique.

Une synthèse de l'algorithme BBO adopté est la suivante :

- **Etape 1:** Génération aléatoire d'une population initiale. Soit le compteur des itérations $t \leftarrow 0$.

- **Etape 2:** Calcul du HSI de chaque solution. Soit y^{best} la meilleure solution.
- **Etape 3:** Calcul du taux d'immigration λ et du taux d'émigration μ de chaque solution.
- **Etape 4:** Application de l'opérateur migration. Mettre à jour y^{best} .
- **Etape 5:** $t \leftarrow t+1$. Si $t=NbrMaxMigration$, alors Fin Algorithme. Sinon, aller à Etape 4.

Il est à noter que pour chaque habitat/solution, le taux d'immigration est calculé selon la formule suivante :

$$\alpha_i = I * (1 - i/P), \quad (44)$$

où i indique la position de l'habitat dans la population, P représente la taille de la population, et I est le taux maximal d'immigration. Par ailleurs, le taux d'émigration est calculé selon l'équation suivante :

$$\lambda_i = E * i/P, \quad (45)$$

où E représente le taux maximal d'émigration. Pour tous les détails de cette méthode BBO, le lecteur intéressé peut se référer à notre papier (Khatrouch et al., 2018).

4. Synthèse de l'étude empirique comparative

Les concepts de l'optimisation combinatoire changent d'une méta-heuristique à l'autre, c'est pour cette raison que nous commençons cette sous-section par dresser le tableau 2 ci-dessous pour élucider la similitude de ces concepts.

Tableau 2: Equivalence des notions des méta-heuristiques développées

Optimisation Combinatoire	Algorithme génétique	Méthode d'optimisation basée sur la biogéographie
Solution réalisable	Chromosome	Habitat
Fonction objectif	Fitness	HSI
Mécanisme de diversification	Mutation	Mutation
Mécanisme d'intensification	Croisement	Migration

Pour évaluer la performance des approches proposées, nous les avons implémentées en langage de programmation C++ couplé au solveur CPLEX (version 12.6). L'étude expérimentale a été menée en utilisant 6 instances générées aléatoirement selon le générateur de Mrad et Haouari (2008) de taille allant jusqu'à 35 nœuds et 8 instances réalistes de la littérature (Khatrouch et al., 2018) de taille allant jusqu'à 20 nœuds. Une analyse approfondie des paramètres a été réalisée pour les fixer de manière appropriée. Ensuite, une étude empirique des performances des algorithmes approchés proposées a montré que l'algorithme génétique hybride admet la meilleure performance avec un gap moyen de 1.4% par rapport à l'optimum. L'inconvénient majeur aussi bien pour l'algorithme génétique hybride que de pour la méthode BBO est le temps de calcul assez important qui est de l'ordre de 15 minutes pour l'algorithme génétique hybride et de 2 heures pour la méthode BBO.

L'article décrivant ce travail a été publié au journal *International Journal of Metaheuristics* (Khatrouch et al., 2018).

VII. Résolution du problème de conception de réseaux stochastique

Au cours de la dernière décennie, les problèmes de conception des réseaux stochastiques ont suscité un grand intérêt de la part des praticiens et des chercheurs. Néanmoins, ils restent très difficiles à appréhender. Un des principaux défis auxquels sont confrontés les experts des réseaux consiste à garantir que le réseau conçu continue de fournir un rendement garanti malgré la variabilité de la demande du trafic et des défaillances techniques. De toute évidence, la validation reste une tâche difficile en raison de l'ensemble exponentiel, et vraisemblablement non dénombrable, des scénarios qui devrait être prise en considération. Le niveau élevé d'incertitude qui caractérise les cas particuliers des problèmes de conception de réseaux a conduit à l'élaboration de plusieurs approches pour faire face à cette incertitude. C'est dans cette optique que la dernière partie de la thèse de Imen Mejri a porté sur la résolution du problème stochastique de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes S-GDCMNDP où les demandes sont incertaines. En effet, l'objectif est de faire appel aux méthodes exactes permettant la conception de réseaux dans un contexte déterministe (Mejri et al., 2019 a) et de les exploiter dans un contexte stochastique.

D'abord, une taxonomie des problèmes de conception de réseaux existants dans la littérature a été réalisée en se concentrant sur les principaux travaux considérant les variantes stochastiques. Nous avons ainsi dressé une revue très détaillée de ces variantes stochastiques et nous avons analysé les principaux résultats trouvés dans la littérature. Cette étude bibliographique détaillée dans notre papier (Mejri et al., 2019 b) a révélé qu'il n'y a pas eu de travaux explorant les problèmes stochastiques de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes et aussi tous les travaux existants se basent sur des formulations de type Arc-Flot. Ensuite, nous avons abordé le problème stochastique de conception de réseaux généralisé avec des demandes incertaines S-GDCMNDP. Nous avons développé une formulation adéquate au S-GDCMNDP. Une approche de simulation-optimisation combinée à une heuristique duale de recherche guidée a été proposée. Pour évaluer la qualité de la solution construite par cette approche, nous avons dérivé des bornes inférieures en utilisant la méthode « Sample Average Approximation ». Dans les sous-sections qui suivent, nous allons brièvement exposer ces procédures.

1. Formulation stochastique à deux étapes et avec recours

En conservant les notations du GDCMNDP présenté à la section VI, nous introduisons $\tilde{d} = (\tilde{d}_k)_{k=1,\dots,K}$ le vecteur de demande stochastique. Ainsi, Le S-GDCMNDP consiste à installer au plus une connexion sur chaque arête, de façon à router simultanément un ensemble de demandes de trafic tout en minimisant la somme des coûts fixes d'installation et des coûts des pénalités prévues pour les demandes non acheminées. Rappelons que nous notons par y_e^l la variable binaire modélisant la décision d'installer le type de connexion l , $l=1\dots L_e$, sur l'arête $e \in E$. Une formulation stochastique (SG) pour le S- GDCMNDP peut être établie comme suit :

$$(SG) : \text{Minimiser } \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} f_e^l y_e^l + IE_{\tilde{d}} [\Phi(y, \tilde{d})] \quad (46)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{l=1}^{L_e} y_e^l \leq 1 \quad \forall e \in E, \quad (47)$$

$$y_e^l \in \{0,1\}, \quad \forall e \in E, \quad l=1,\dots,L_e, \quad (48)$$

où $IE_{\tilde{d}}[\Phi(y, \tilde{d})]$ représente l'espérance mathématique de $\Phi(y, \tilde{d})$ qui est de fonction de recours qui représente les coûts totaux de pénalité tenant compte à la fois, des décisions de conception y et des demandes \tilde{d} . Il convient de noter que (SG) est une formulation stochastique à deux étapes et avec recours, couramment appelé en anglais *a two-stage stochastic formulation with recourse*, pour le S-DCMNDP. Ainsi, la première étape consiste à identifier les variables de conception y . Ces variables de conception sont définies comme les variables d'entrées pour la deuxième étape où on cherche à minimiser la somme des pénalités associées à l'ensemble des demandes non routées. Ainsi, le recours cherche à améliorer/corriger la solution qui a été menée dans la première étape en pénalisant les demandes de flot non routées. En gardant les mêmes notations, la fonction du retour $\Phi(y, \tilde{d})$ peut se modéliser comme suit :

$$\Phi(y, \tilde{d}) = \text{Minimiser} \sum_{k=1}^K \gamma_k \left(\tilde{d}_k - \sum_{r=1}^{|P_k|} z_r^k \right)^+ \quad (49)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{|P_k|} a_{er}^k z_r^k \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l y_e^l, \quad \forall e \in E, \quad (50)$$

$$z_r^k \geq 0, \quad \forall r \in P^k, \quad k=1,\dots,K, \quad (51)$$

$$\text{avec} \left(\tilde{d}_k - \sum_{r=1}^{|P_k|} z_r^k \right)^+ = \max \left(\tilde{d}_k - \sum_{r=1}^{|P_k|} z_r^k, 0 \right), k=1,\dots,K.$$

L'objectif (49) consiste à minimiser les pénalités associées aux demandes non routées. Les contraintes (50) garantissent que la quantité de flot circulant sur chaque arête ne dépasse pas la capacité installée tout en interdisant qu'un flot circule sur une arête si une connexion n'y est pas installée. Les contraintes (51) sont les contraintes de non-négativité des variables z .

2. Nouvelle approche de simulation-optimisation

Pour résoudre la formulation (SG), nous avons proposé une approche de simulation-optimisation où l'optimisation conçoit un réseau puis la simulation est mise en œuvre pour évaluer la capacité du réseau conçu schématisée à la figure 4. Dans un tel contexte, les décisions de conception sont prises dans la première étape avant que la demande réelle ne soit réalisée, tandis que les décisions de routage de flux de la deuxième étape ajustent la solution de la première étape à la réalisation de la demande observée.



Figure 4: Approche de simulation-optimisation pour le S-GDCMNDP

Ainsi, la première étape détaillée à la section a ci-dessous, celle de l'optimisation, consiste à concevoir un réseau qui permet d'acheminer toutes les demandes moyennes simultanément au moindre coût.

La deuxième étape détaillée à la section b ci-dessous, celle de la simulation, consiste à faire router les demandes du réseau qui a été préconçu de manière à minimiser les pénalités totales prévues pour les demandes non-satisfaites, en se basant sur les modèles de simulation de Monte-Carlo.

Pour mettre à jour les paramètres dans le modèle d'optimisation, une heuristique duale de recherche guidée (Guiding Search Duality-based heuristic, GSD) a été implémentée et brièvement présentée à la section c qui suit.

Enfin, L'optimisation et la simulation ont été ensuite exécutées de façon itérative jusqu'à la réalisation d'un critère d'arrêt, tel que synthétisé à la section d ci-dessous.

Avant d'entamer la description des étapes de l'approche itérative de simulation-optimisation, nous proposons d'introduire une nouvelle variable de décision réelle continue δ_e , $e \in E$. Il s'agit de la quantité de flot, appelé en anglais *the hedging flow*, qui pourrait être ajoutée ou retirée de la quantité de flot traversant l'arête e . Ces variables ont été introduites par Salem et Haouari (2017) pour modéliser l'aspect aléatoire de certains paramètres d'un problème de conception de réseaux logistiques.

a. Résolution du problème de conception de réseaux engendré

Etant donné un vecteur de couverture du flot δ , à cette étape d'optimisation, nous considérons la résolution du problème de conception de réseaux DP(δ) suivant :

$$DP(\delta) : \text{Minimiser } \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} f_l^e y_l^e + \sum_{k=1}^K \gamma_k \rho_k \quad (52)$$

sous les contraintes: (47), (48), (51),

$$\sum_{r=1}^{|P^k|} z_r^k + \rho_k \geq IE(\tilde{d}_k), \quad \forall e \in E, \quad (53)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{\rho_k} a_{er}^k z_r^k + \delta_e \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l y_e^l, \quad \forall e \in E, \quad (54)$$

$$\rho_k \geq 0, \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad (55)$$

La résolution du problème $DP(\delta)$ revient à trouver une solution au problème de la première étape de l'approche de simulation-optimisation. En effet, pour une couverture de flot δ donnée, $DP(\delta)$ cherche à concevoir un réseau qui permet d'acheminer toutes les demandes moyennes simultanément au moindre coût, tout en supposant que la capacité de chaque arête $e \in E$ est altérée d'une quantité δ_e . En se basant sur nos travaux sur le DCMNDP (Mejri et al., 2019 a), nous avons modélisé ce problème par une formulation de type Arc-Chemin et nous avons adopté l'approche développée à la section V pour le résoudre de manière exacte. En effet, il s'agit d'une procédure basée sur la décomposition de Benders et la génération de contraintes améliorée par la génération des inégalités de bipartition. Tous les détails de cette approche sont décrits dans notre papier (Mejri et al., 2019 b).

A l'issue, nous désignons par $\gamma(\delta)$ la solution optimale du $DP(\delta)$, $F(\delta)$ son coût optimal d'installation du réseau et $u(\delta)$ le vecteur de capacité correspondant.

b. Estimation du coût des demandes non routées

Une fois que le problème de conception $DP(\delta)$ est résolu, le problème de la deuxième étape consiste à estimer la somme des pénalités engendrées par les demandes non-satisfaites, désignée par $\Pi(\delta)$. Plus précisément, il s'agit de faire router les demandes du réseau qui a été préconçu avec le vecteur de capacité $u(\delta)$ de manière à minimiser les pénalités totales prévues pour les demandes non-satisfaites. Pour ce faire, nous utilisons la technique de simulation de Monte-Carlo.

Pour ce faire, nous générons un échantillon aléatoire de P réalisations de la demande $\tilde{d}^1, \dots, \tilde{d}^P$. Pour chaque réalisation s , $s = 1, \dots, P$, rappelons que chaque demande $\tilde{d}^s = (\tilde{d}_k^s)_{k=1, \dots, K}$ peut ne pas être totalement routée. Notons par $\pi_s(\delta)$ le coût des demandes non routées pour chaque réalisation s , $s = 1, \dots, P$. Pour estimer $\pi_s(\delta)$, nous avons proposé un programme linéaire modélisant un problème particulier de routage de multiflot. En effet, nous avons introduit une nouvelle variable de décision η_k qui correspond à la quantité de demande non-routée pour la commodité k , $k = 1, \dots, K$. Pour chaque réalisation s , $s = 1, \dots, P$, le programme linéaire estimant la valeur de $\pi_s(\delta)$ s'écrit comme suit :

$$\pi_s(\delta) : \text{Minimiser } \sum_{k=1}^K \gamma_k \eta_k \quad (56)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{j:(i,j) \in A} x_{ij}^k - \sum_{j:(j,i) \in A} x_{ji}^k = \begin{cases} \tilde{d}_k^s, & \text{si } i = s_k \\ 0, & \text{si } i \in V \setminus \{s_k, t_k\}, \forall k = 1, \dots, K, \\ -\tilde{d}_k^s, & \text{si } i = t_k \end{cases} \quad (57)$$

$$\sum_{k=1}^K x_{ij}^k + \sum_{k=1}^K x_{ji}^k + \beta_e = u_e(\delta), \forall e = \{i, j\} \in E, \quad (58)$$

$$x_{ij}^k \geq 0, \quad \forall \{i, j\} \in A, \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad (59)$$

$$\eta_k \geq 0, \quad , \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad (60)$$

$$\beta_e \geq 0, \quad , \quad \forall e \in E. \quad (61)$$

Il est à noter que β_e est la variable d'écart associée à l'arête e et qui a été introduite pour pouvoir mettre à jour le vecteur δ selon l'heuristique GSD présenté à la section suivante du présent rapport. En plus, le modèle (56)-(61) peut être résolu en faisant appel à un solveur de programme linéaire tel que CPLEX.

Ainsi, l'estimation des pénalités engendrées par les demandes non-satisfaites est égale à :

$$\Pi(\delta) = \frac{1}{P} \sum_{s=1}^P \pi_s(\delta) \quad (62)$$

Finalement, en partant d'un vecteur de couverture du flot δ , on a pu dériver une estimation du coût total correspondant $Z(\delta) = F(\delta) + \Pi(\delta)$. Résoudre le S-GDCMNDP revient ainsi à trouver le vecteur δ^* , tel que $\delta^* = \arg \min_{\delta} Z(\delta)$. Nous proposons d'approcher le vecteur δ par une heuristique de recherche guidée basée sur les notions de dualité.

c. Heuristique duale de recherche guidée

Pour trouver une bonne approximation de la quantité optimale du *hedging flow* δ^* et pour générer une borne supérieure efficace pour le S-GDCMNDP, nous avons développé une approche heuristique basée sur la dualité (*Guiding Search Duality-based heuristic*, GSD) présenté à la figure 5. La procédure vise à guider le processus de recherche en partant d'un vecteur de couverture de flot initial δ^q correspondant à itération q de l'approche simulation-optimisation.

Commençons par considérer le vecteur $\bar{\beta}$ qui correspond à la valeur moyenne associée au vecteur d'écart β dans le modèle (56)-(61) ainsi que le vecteur des variables duales α associé à la contrainte (58) chaque fois que le modèle (56)-(61) est résolu pour les P réalisations.

Tel que synthétisée à la figure 5, l'approche heuristique proposée repose sur la logique suivante: Partant d'un vecteur de couverture de flot initial δ^q , nous pouvons observer que pour certaines arêtes, une partie de la capacité installée reste non utilisée. Donc, si cette situation est vérifiée pour plus que 50% des réalisations, nous pouvons déduire qu'il est raisonnable d'envisager de réduire le coût d'investissement en réduisant la capacité de l'arête concernée. Pour ce faire, la composante de couverture de flot est réduite de façon heuristique d'une quantité égale à la capacité excédentaire moyenne.

D'autre part, nous supposons que pour certaines réalisations s , la capacité installée sur certaines arêtes est totalement utilisée, alors nous en déduisons qu'il est peut être intéressant d'augmenter la capacité de ce type d'arête. Dans un tel contexte, on doit vérifier si on a installé la capacité maximale disponible par conséquent La capacité de cette arête ne peut pas être augmentée. Sinon, nous envisageons de comparer les coûts des pénalités estimés par rapport aux coûts d'installation lorsqu'on augmente la capacité de l'arête en question. Ainsi, si pour plus de 50% des réalisations, la pénalité estimée est supérieure au coût d'installation alors δ_e est augmentée d'une quantité égale à la capacité disponible à ajouter.

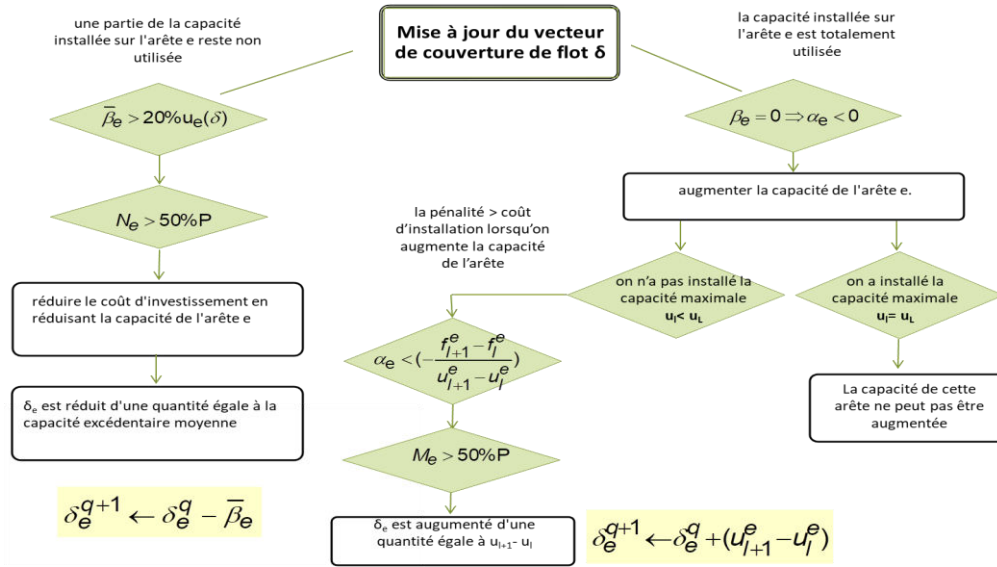


Figure 5: Heuristique duale de recherche guidée (GSD)

d. Synthèse de l'approche itérative de simulation-optimisation

Une synthèse de la procédure simulation-optimisation développée adopté est la suivante :

- **Etape 1:** Soit $q=1$, $\delta^q = 0$, $Z^{\text{best}} = +\infty$, $\delta^{\text{best}} = 0$, et $y^{\text{best}} = 0$.
- **Etape 2:** Résoudre DP(δ^q). Soit $y(\delta^q)$ la solution optimale et $F(\delta^q)$ le coût correspondant.
- **Etape 3:** Utiliser la technique de simulation de Monte-Carlo pour calculer $\Pi(\delta^q)$.
- **Etape 4:** Soit $Z(\delta^q) = F(\delta^q) + \Pi(\delta^q)$.
Si $Z(\delta^q) < Z^{\text{best}}$, alors $Z^{\text{best}} \leftarrow Z(\delta^q)$, $\delta^{\text{best}} \leftarrow \delta^q$ et $y^{\text{best}} \leftarrow y(\delta^q)$.
- **Etape 5:** Si (condition d'arrêt == vrai) alors Fin Algorithme.
Sinon, aller à Etape 6.
- **Etape 6:** Mettre à jour δ^q selon l'heuristique GSD.
- **Etape 7:** Soit $q \leftarrow q+1$ et aller à Etape 2.

Il est à noter que la condition d'arrêt consiste à ne pas parvenir à réduire la valeur de $Z(\delta^q)$ pendant q_{max} itérations successives.

3. Génération de bornes inférieures par la méthode SAA

Afin d'évaluer la qualité des bornes supérieures obtenues par l'approche itérative de simulation-optimisation proposée pour le S-DCMNDP, des bornes inférieures ont été dérivées en utilisant la méthode *Sample Average Approximation* (SAA).

Commençons par définir Σ comme étant l'ensemble fini de tous les scénarios indépendants et identiquement distribués des réalisations de \tilde{d} . Nous rappelons qu'un scénario s , $s \in \Sigma$, est un vecteur $\tilde{d}^s = (\tilde{d}_k^s)_{k=1, \dots, K}$ qui représente un scénario possible des demandes stochastiques \tilde{d}_k , $k=1, \dots, K$. Une reformulation du modèle (46)-(48) peut être donnée comme suit :

$$\text{Minimiser } \sum_{e \in E} \sum_{l=1}^{L_e} f_l^e y_l^e + \frac{1}{|\Sigma|} \sum_{s=1}^{|\Sigma|} \sum_{k=1}^K \gamma_k \rho_k^s \quad (63)$$

sous les contraintes :

$$\sum_{l=1}^{L_e} y_e^l \leq 1 \quad \forall e \in E, \quad (64)$$

$$\sum_{r=1}^{|P^k|} z_{rk}^s + \rho_k^s = \tilde{d}_k^s, \quad \forall k = 1, \dots, K, s = 1, \dots, |S|, \quad (65)$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{r=1}^{|P^k|} a_{er}^k z_{rk}^s \leq \sum_{l=1}^{L_e} u_e^l y_e^l, \quad \forall e \in E, s = 1, \dots, |S|, \quad (66)$$

$$z_{rk}^s \geq 0, \quad \forall k = 1, \dots, K, r \in P^k, s = 1, \dots, |S|, \quad (67)$$

$$\rho_k^s \geq 0, \quad \forall k = 1, \dots, K, s = 1, \dots, |S|, \quad (68)$$

$$y_e^l \in \{0,1\}, \quad \forall e \in E, l = 1, \dots, L_e. \quad (69)$$

Pour pallier le grand nombre de scénarios de Σ , nous avons utilisé la méthode SAA qui est une technique d'échantillonnage fondée sur la simulation de Monte-Carlo dans laquelle la valeur prévue de la fonction objectif est remplacée par une valeur approchée en utilisant un ensemble réduit de scénarios indépendant. Le lecteur intéressé par les détails de cette application est référé à notre papier (Mejri et al., 2019 b).

4. Synthèse de l'étude expérimentale

Afin d'évaluer la performance de l'approche itérative proposée pour la résolution du S-DCMNDP, une étude expérimentale approfondie a été menée. En effet, nous avons implémenté toutes les procédures proposées en utilisant le langage C# et le solveur CPLEX (version 12.5). Ensuite, nous avons exploité 22 instances générées aléatoirement selon le générateur de Mrad et Haouari (2008) dont la taille varie de 10 à 30 nœuds et de 30 à 150 arêtes. Les résultats numériques obtenus ont montré que l'écart entre les bornes supérieures et inférieures est de 3,61% en moyenne avec un temps de calcul moyen de 133,9 secondes pour la construction de la borne supérieure par la simulation-optimisation et de 308,7 secondes pour la génération de la borne inférieure par la méthode SAA.

La contribution scientifique de cette partie a fait l'objet d'un papier accepté pour publication au journal *Engineering Optimization* (Mejri et al., 2019 b).

VIII. Conclusion

Dans ce premier axe de recherche, nous nous sommes intéressées à la résolution des problèmes de conception de réseaux avec multiflots et capacités discrètes. Pour ce type de problème NP-difficile, nous avons proposé de nouvelles formulations compactes. En plus, nous avons appliqué la relaxation lagrangienne afin de dériver des bornes inférieures et des méta-heuristiques pour trouver des solutions réalisables.

Nous avons abordé la résolution exacte de cette variante des problèmes de conception de réseaux en appliquant la décomposition de Benders sur deux formulations mathématiques de types Arc-Flot et Arc-Chemin. Ce qui a révélé le fort potentiel de la formulation Arc-Chemin qui est très peu utilisée dans la littérature. Nous avons amélioré la procédure exacte par une procédure de génération de contraintes valides et nous avons proposé une nouvelle approche pour la séparation des coupes les plus violées. La nouvelle méthode exacte améliorée a montré sa performance en permettant de résoudre à l'optimum des instances de grande taille ayant

jusqu'à 100 nœuds et 600 arêtes, alors que les travaux de la littérature se limitent à la résolution exacte d'instances ayant au plus 50 nœuds et 100 arêtes.

Afin de tenir compte des aspects aléatoires des applications réelles de ces problèmes de conception de réseaux, nous avons considéré la résolution du problème stochastique avec des demandes incertaines. Ainsi, nous avons développé une approche itérative de simulation-optimisation qui inclut une heuristique de recherche guidée basée sur les notions de dualité. Pour évaluer la performance de nouvelle approche, nous avons dérivé des bornes inférieures en appliquant la méthode *Sample Average Approximation*. Une étude expérimentale approfondie a montré l'efficacité de l'approche stochastique proposée qui résout des instances ayant jusqu'à 30 nœuds et 120 arêtes, avec un écart moyen de 3.61%, et ce en moins de 3 minutes de calcul.

Production Scientifique

Autre que les communications orales dans des conférences nationales et internationales, les travaux portant sur cette partie ont fait l'objet de la production scientifique suivante :

- **Une** thèse en Génie Industriel soutenue en Juillet 2019 (Imen Mejri)
- **Un** mastère de recherche en Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Optimisation et Systèmes Intelligents, soutenu en Avril 2018 (Sonia Khatrouch)
- **3** papiers publiés dans des revues scientifiques indexés : *RAIRO* (Mejri et al., 2019 a), *Engineering Optimization* (Mejri et al., 2019 b) et *International Journal of Metaheuristics* (Khatrouch et al., 2018).
- **1** papier en cours de révision au journal indexé : *International Journal of Computing and Digital Systems* (Mejri et al., 2019 c).
- **4** papiers de conférences IEEE: *CoDIT 2016* (Ennaifer et al., 2016), *ICEMIS 2017* (Layeb et al., 2017 a), *3ICT* (Mejri et al., 2018), *CoDIT 2019* (Mejri et al., 2019 d).

Chapitre III. Contributions à l'optimisation des réseaux logistiques

I. Introduction

Partant de l'optimisation des réseaux arborescents en passant par la conception des réseaux multiflotts, j'ai migré vers l'exploration d'une problématique au cœur du domaine du Génie Industriel : Il s'agit de l'optimisation des réseaux logistiques. En outre, dans une quête de se rapprocher d'avantage de problématiques réelles, j'ai tenu à étudier des problèmes stochastiques logistiques. En effet, motivée par les résultats encourageants du couplage de l'optimisation à la simulation (Mejri et al., 2019 b) , j'ai voulu explorer d'avantage cette approche qui tire profit de la force aussi bien de l'optimisation que de la simulation. Ce qui a donné lieu aux deux travaux de recherche suivants :

- Résolution d'un problème stochastique de planification d'acheminement de marchandises dans les réseaux de transport multimodal par une approche de simulation-optimisation (collaboration avec ma collègue Amel Jaoua initiée par le projet de fin d'études Recherche de Asma Jbiri et Yosra Makhoulf),
- Résolution d'un Problème de tournées de véhicules dans les réseaux collaboratifs de transport urbain (collaboration avec mes collègues Amel Jaoua et Joughaina Chaouachi dans le cadre du mastère de Akrem Rekik sous la direction de Amel Jaoua).

Dans la continuité de mon intérêt croissant pour la recherche appliquée, je me suis orientée vers le développement de nouveaux outils basés sur l'optimisation, à travers les études de cas réels et la collaboration avec les entreprises. Plus précisément, il s'agit des travaux suivants :

- Développement d'un SIAD basé sur l'optimisation d'un problème de tournées de véhicules multi-compartiments avec fenêtres de temps: application chez Total Tunisie (mastère de Sarra Ben Rabeh soutenu le 14/12/2018 et co-encadré avec ma collègue Hejer Khelif),
- Localisation et dimensionnement des stations de chargement des voitures électriques : application au centre ville de Tunis (mastère de Seifeddine Bouguerra soutenu le 03/03/2018, et stage ingénieur de Mohamed Aziz Jegham soutenu le 20/02/2019).

Les sous-sections qui suivent présentent une synthèse de chacun de ces quatre travaux de recherche.

II. Problème stochastique de planification d'acheminement de marchandises dans les réseaux de transport multimodal

Lors des dernières décennies, le transport de marchandises à l'échelle mondiale a connu une croissance exponentielle. Le transport multimodal de marchandises est donc devenu un facteur

clé de succès pour les entreprises de services logistiques. De multiples modes de transport, tels que les services ferroviaires, routiers et fluviaux, sont combinés pour une livraison efficace du fret conteneurisé. Dans ce contexte, déterminer le planning de service optimal qui répond aux exigences de livraison d'un ensemble de marchandises est devenu un problème fondamental de planification tactique.

C'est dans ce contexte qu'avec ma collègue Amel Jaoua, nous avons proposé un projet de fin d'études Recherche (OASIS-ENIT) au binôme d'élèves ingénieurs Génie Industriel Asma Jbiri et Yosra Makhoulouf en janvier 2016. Ce travail a été approfondi par la suite pour faire l'objet d'un papier publié en 2018 au journal *Computers and Industrial Engineering* (Layeb et al., 2018 a). L'originalité de ce travail réside dans l'intégration de modèles stochastiques, habituellement utilisés dans le domaine de la recherche en transport, pour résoudre des problèmes de planification logistique, généralement traités par la communauté de la recherche opérationnelle avec les outils classiques de l'optimisation combinatoire.

1. Présentation du problème SNDP-FT

L'utilisation de modèles de conception de réseaux pour résoudre des problèmes tactiques de transport de marchandises a initialement été proposée par Crainic et Rousseau (1986). Depuis ce travail précurseur, les chercheurs en recherche opérationnelle ont largement recours à la conception de réseaux de services pour résoudre les problèmes tactiques liés à la sélection et à la planification des services du transport des marchandises. Nous citons à titre illustratif les travaux de Crainic (2000) et Sun et al. (2015). Plus particulièrement, nous nous sommes intéressées à un problème de conception de réseaux de services logistiques récemment introduit dans le papier de Demir et al. (2016). Il s'agit d'un problème stochastique de conception d'un réseau vert multiobjectif et multiproduit de services intermodaux pour la planification de l'acheminement de marchandises et de la localisation de transbordements, avec demande et temps de transport incertains. De manière plus concise, ce problème sera noté SNDP-FT (*Service Network Design Problem in Freight Transportation*). En termes de théorie de graphes, le SNDP-FT est habituellement modélisé par un réseau composé d'un ensemble de nœuds V et un ensemble de connexions E .

Chaque nœud $i, i \in V$, présente un terminal. Un terminal pourrait modéliser, un et/ou plusieurs à la fois, une origine, une destination ou un point de transbordement tels qu'une gare, un port, un port fluvial, un port ferroviaire, un aéroport etc. A chaque terminal i , plusieurs caractéristiques sont associées : le coût des opérations de transbordement, le temps nécessaire au transbordement ou au chargement, et opérations de déchargement et le coût des émissions CO_2 .

Notons par S l'ensemble des services. Chaque service/connexion $s, s \in S$, est unique et relie un terminal d'origine i_s à un terminal de destination j_s . Chaque service pourrait être caractérisé par une disponibilité à travers une fenêtre de temps $[W_s^{min}, W_s^{max}]$, une capacité u_s , un temps de parcours t_s et une émission de CO_2 e_s . De multiples modes de transport pourraient être envisagés, tels que routes, voies ferrées, voies fluviales, avions, etc., tout en tenant compte de leurs caractéristiques correspondantes. Ainsi, il est possible d'avoir plusieurs services ou "arcs parallèles" reliant la même paire de terminaux tout en étant différents en termes de disponibilité du temps, de coût, etc. En effet, chaque service $s, s \in S$, pourraient être inclus dans le planning de transport.

Tel qu'il est souvent défini, nous désignons par K les commandes devant être livrées par le réseau de transport à définir. Chaque commande peut être considérée comme un type marchandise (en anglais, *commodity*) avec un indice k , $k = 1, \dots, K$, caractérisée principalement par une quantité de demandes d_k à acheminer d'un terminal origine/source vers un terminal destination. Plusieurs autres caractéristiques doivent être prises en compte, à savoir la date de disponibilité au plus tôt de la marchandise pour être transportée (en anglais, *earliest release time*) et la date prévue d'arrivée de la marchandise (en anglais, *due time*). De plus, un coût unitaire de pénalité pouvait être imputé pour chaque commande livrée en retard.

Résoudre le problème SNDP-FT revient à trouver un planning de transport optimal tout en tenant compte de la restriction des créneaux horaires, du principe de conservation de flot et des contraintes de capacité de chargement sur les lignes de transport.

Appelons Π l'ensemble de solutions réalisables du SNDP-FT. Soit π , $\pi \in \Pi$, une solution réalisable du SNDP-FT. L'objectif est de trouver une sélection et une planification des services avec un coût global minimal qu'on note $\Psi(\pi)$. Les objectifs multiples du SNDP-FT à minimiser simultanément sont: *i)* $\Psi_\tau(\pi)$: les coûts de transport qui correspondent aux coûts directs des services, *ii)* $\Psi_\gamma(\pi)$: le temps du transport, via des pénalités de retard, et *iii)* $\Psi_\varepsilon(\pi)$: les émissions de CO2, via des coûts d'émissions des services choisis. Une méthode de la somme pondérée est utilisée pour dériver une fonction objectif unique en associant à chaque objectif *i)-iii)* un poids ω_τ , ω_γ , et ω_ε respectivement, comme suit :

$$\Psi(\pi): \min_{\pi \in \Pi} \omega_\tau \Psi_\tau(\pi) + \omega_\gamma \Psi_\gamma(\pi) + \omega_\varepsilon \Psi_\varepsilon(\pi) \quad (70)$$

Dans la littérature, l'objectif classique est de trouver le plan de transport optimal qui minimise les coûts de transport. L'optimisation multi-objectifs a également été utilisée pour traiter des objectifs conflictuels tels que le coût et le temps. En effet, la minimisation des délais de livraison des commandes conduit naturellement à choisir les moyens de transport les plus rapides, qui ne sont pas nécessairement les moins chers. Des travaux récents, tel que (Baykasoglu & Subulan, 2016), tiennent également compte des émissions de gaz à effet de serre.

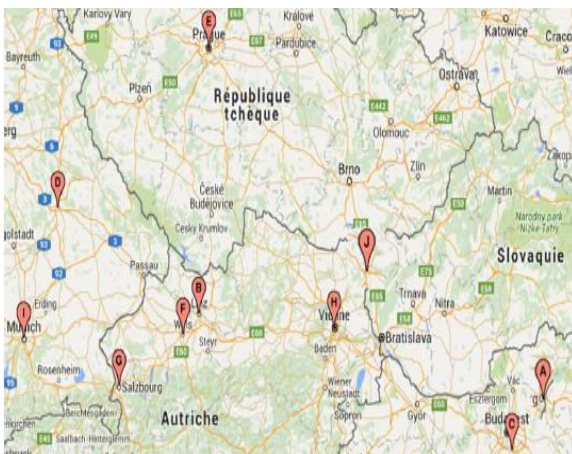


Figure 6: Aperçu de l'emplacement des terminaux de l'étude de cas (Layeb et al. 2018)

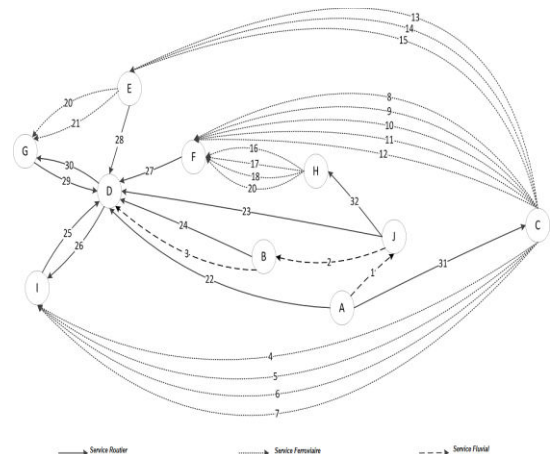


Figure 7: Le graphe modélisant l'étude de cas (Layeb et al. 2018)

En examinant la littérature des problèmes de conception de réseaux de services, Demir et al. (2016) sont les seuls auteurs qui ont traité à la fois les incertitudes liées à la demande et au temps de parcours pour résoudre un problème de conception de réseaux de transport de marchandises multimodal. Toutefois, ils ont considéré que les aléas liés à la demande et aux temps de transport sont supposés suivre une simple distribution discrète en trois points. En effet, Demir et al. (2016) ont introduit le SNDP-FT et ont traité une étude de cas réel dans la région du Danube présenté à la figure 6. Tel que le montre le graphe de la figure 7, il comprend 10 terminaux avec 3 modes de transport : des services routiers, ferroviaires et fluviaux. Tous les détails de cette étude de cas sont disponibles au (Layeb et al., 2018) et (Demir et al., 2016). Pour modéliser le SNDP-FT, Demir et al. (2016) ont proposé un programme linéaire à nombres entiers mixtes pour sa version déterministe. Ils ont résolu sa version stochastique à l'aide de la méthode SAA (Sample Average Approximation). Ils ont montré que le planning optimal de transport des marchandises est plus sensible à l'incertitude des temps de transport qu'à l'incertitude de la demande.

D'ailleurs, il convient de mentionner que nous avons repris le programme linéaire détaillé à (Demir et al., 2016) et que nous l'avons résolu avec le solveur CPLEX afin de valider la version déterministe de notre modèle basé sur la simulation couplée à l'optimisation.

2. Nouvelle approche basée sur le couplage de la simulation et de l'optimisation

Dans le but d'intégrer le comportement stochastique des temps de transport et des demandes rapporté dans la littérature (Rakha et al., 2010), (Taylor & Somenahalli, 2010), nous avons opté pour une approche de couplage de la simulation avec l'optimisation. Le principe de cette méthode est d'alterner les deux phases : la phase de simulation et la phase d'optimisation. En effet, elle consiste dans un premier temps à développer un simulateur reproduisant toutes les spécificités dynamiques ainsi que les comportements stochastiques du modèle réel. Ensuite, il s'agit d'itérer les simulations en fixant à chaque fois les valeurs des variables de décision. Ces variables de décision sont calculées à l'aide du module d'optimisation basé sur des méta-heuristiques. La phase d'optimisation se décompose en deux étapes. La première étape consiste à définir si le résultat de la simulation peut être considéré comme acceptable. La deuxième étape, dans le cas où le résultat peut être amélioré, revient à trouver un nouveau vecteur de décision à renvoyer au simulateur pour calculer la valeur de la fonction objective correspondante. En logistique, cette technique de couplage a reçu énormément d'intérêt durant les deux dernières décennies, compte tenu de la capacité des modèles de simulation à reproduire le comportement dynamique et stochastiques des systèmes de transport et de services (Oliveira et al., 2016). Cependant, le manque de formalisme de ce principe itératif va à l'encontre de son adaptation effective dans l'industrie (Halim & Seck, 2011), (Jaoua et al., 2012). Ainsi, dans le présent travail, nous avons proposé d'utiliser les diagrammes de séquence UML pour élucider les interactions complexes entre le modèle de simulation et le module d'optimisation. Nous avons spécifié le séquençage temporel et conditionnel à l'aide du branchement fourni par UML 2.0. Le diagramme de séquence proposé est illustré à la figure 8. Les 4 objets qui interviennent dans ce diagramme sont *User*, *Optimizer*, *Simulator* et *RNG* (*Random Number Generator*, en français *le générateur de nombres aléatoires*). Nous avons instancié le simulateur à partir du modèle de simulation que nous avons développé sur le logiciel Arena. Cependant, cette spécification reste valide pour n'importe quel autre logiciel. L'*Optimizer* est pour notre cas basé sur Optquest qui est fournie avec le logiciel Arena et qui est basé sur 3

méthodes d'optimisation : la recherche taboue, la recherche par dispersion (*scatter search*) et les réseaux de neurones.

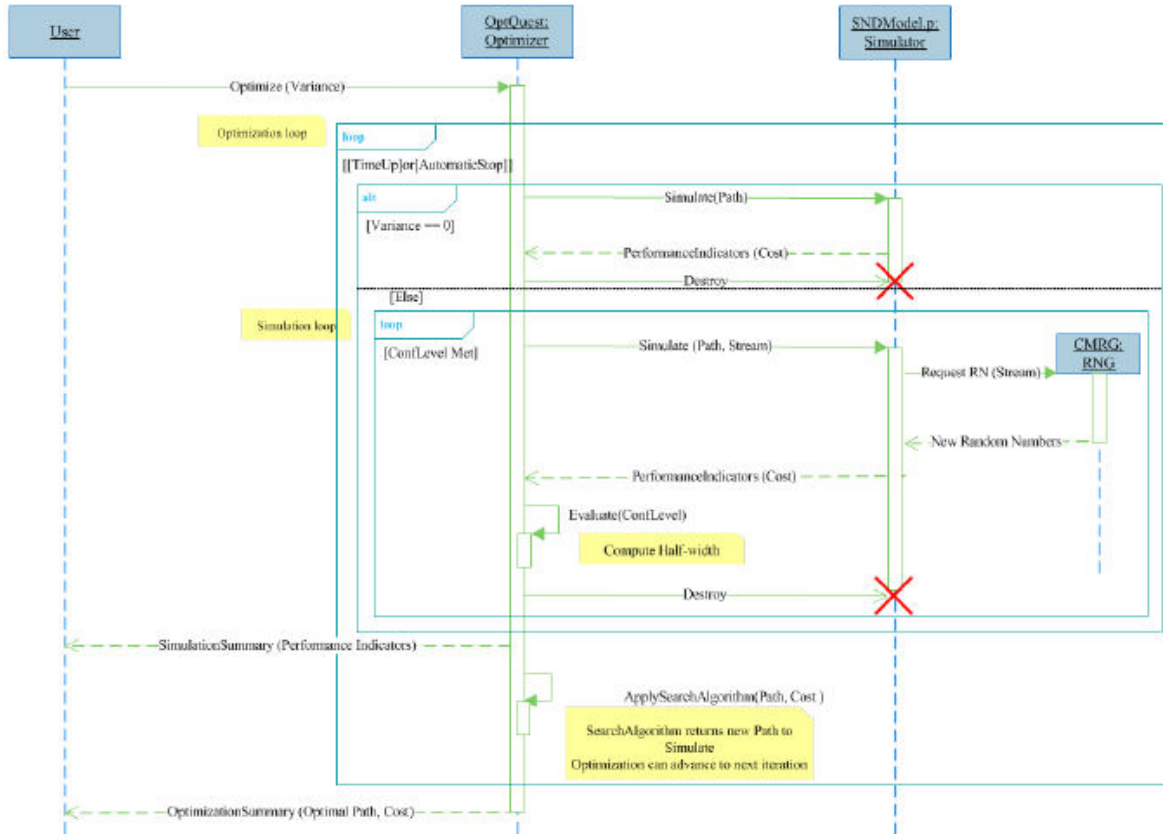


Figure 8 : Diagramme de séquences UML pour l'interaction Simulation-Optimisation

A terme, le *RNG* est le générateur de nombres aléatoires auquel le simulateur va faire appel à chaque fois qu'on a besoin de reproduire le comportement stochastique du système. On a ainsi pu reproduire les demandes et les temps de transports stochastiques pour le SNDP-FT notés respectivement D_k , $k = 1, \dots, K$, et T_s , $s \in S$. Pour cela, nous nous sommes basés sur les résultats des travaux de recherches concernant l'ajustement de lois de probabilités théoriques aux données empiriques (Rakha et al., 2010), (Krüger et al., 2013), (Harrison & Fichtinger, 2013), (Chalumuri & Yasuo, 2014), et (Wen et al., 2017). Ces études ont montré que ces paramètres doivent être ajustés par des lois continues asymétrique et parfois bimodale.

Plus spécifiquement, la demande suit généralement une loi Lognormale. Nous avons alors utilisé la méthode des moments pour déduire les paramètres correspondants à D_k qui s'exprime selon les équations (71)- (73) qui suivent :

$$D_k \sim \text{Lognormal}(\mu_k, \sigma_k), \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad (71)$$

$$\mu_k = \ln(E[D_k]) - \frac{1}{2} \ln \left(1 + \frac{\text{Var}[D_k]}{(E[D_k])^2} \right), \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad (72)$$

$$\sigma_k = \left| \sqrt{\ln \left(1 + \frac{\text{Var}[D_k]}{(E[D_k])^2} \right)} \right|, \quad \forall k = 1, \dots, K, \quad (73)$$

D'autre part, nous avons trouvé que le temps de transport par bateau suit une distribution des lois bimodales et plus précisément la loi Lognormale Bimodale. Cette bimodalité est causée par la congestion à l'entrée des ports. Le temps de transport par camions est aussi régi par des lois bimodales. Typiquement, la loi Gamma bimodale est retrouvée à cause de l'état du trafic. Ensuite, le temps de transport par voie ferrée est asymétrique et suit la loi Lognormale. Ces différentes lois sont alors adoptées afin de reproduire dans notre simulateur ce comportement stochastique du système. Comme pour la distribution de la demande, nous avons utilisé la méthode des moments pour déduire les paramètres correspondant à chaque loi.

A titre illustratif, nous présentons ci-dessous un exemple de calcul des paramètres du temps de transport T_s , $s \in \{22, \dots, 32\}$: le sous ensemble de services de transport routier, régi par l'équation (74) qui s'écrit comme suit :

$$T_s \sim p_1 \text{Gamma}(\alpha_{1,s}, \beta_{1,s}) + p_2 \text{Gamma}(\alpha_{2,s}, \beta_{2,s}), \quad \forall s \in \{22, \dots, 32\}, \quad (74)$$

où p_1 est la probabilité de rencontrer le premier mode, sans congestion, et p_2 la probabilité de rencontrer le deuxième mode qui est avec congestion. Comme dans la littérature, ces valeurs ont été fixées à 80% et 20%. En plus, les paramètres de forme $(\alpha_{i,s})_{i=1,2}$ et les paramètres d'échelle $(\beta_{i,s})_{i=1,2}$ sont estimés par la méthode des moments selon les équations suivantes :

$$\alpha_{i,s} = \frac{E[T_{i,s}]^2}{\text{var}[T_{i,s}]}, \quad \forall i = 1, 2, \forall s \in \{22, \dots, 32\}, \quad (75)$$

$$\beta_{i,s} = \frac{E[T_{i,s}]}{\text{var}[T_{i,s}]}, \quad \forall i = 1, 2, \forall s \in \{22, \dots, 32\}. \quad (76)$$

3. Synthèse de l'étude expérimentale

Dans un premier temps, nous avons validé cette nouvelle approche de modélisation sur les instances déterministes classique du SNDP. On a montré que, bien que plus coûteuse en termes de temps de calcul par rapport à la résolution du modèle mathématique par le solveur CPLEX, notre approche arrive à converger vers la solution optimale. Ensuite, nous avons appliqué notre méthode pour résoudre des instances stochastiques. Nous avons mené une analyse de sensibilité pour étudier l'effet de la forme de la loi de distribution des paramètres stochastiques sur la fiabilité de la solution. Nous avons trouvé qu'avec la même moyenne et variance empirique la fiabilité de la solution est considérablement détériorée selon la forme, c'est-à-dire, l'asymétrie et la bimodalité du phénomène stochastique. Ainsi, on peut déduire que pour ces problèmes de conception de réseaux logistiques ignorer la forme de la loi peut affecter considérablement la fiabilité de la solution. Il est ainsi recommandé de faire l'ajustement des données empiriques aux lois théoriques et non pas juste se baser simplement sur des estimateurs de la moyenne et de la variance.

Le modèle proposé ainsi que les résultats de l'étude expérimentale sont détaillés dans notre papier (Layeb et al., 2018 a).

III. Problème de tournées de véhicules dans les réseaux collaboratifs de transport urbain

Motivées par la performance de l'approche simulation-optimisation développée pour le problème de transport multimodal (Layeb et al., 2018 a), avec mes collègues Jouhaina Chaouachi et Amel Jaoua dont la spécialité est la simulation, nous nous sommes intéressées à un domaine d'actualité : les réseaux logistiques collaboratifs dans les milieux urbains. Ainsi, dans le cadre du mastère de Akrem Rekik, nous avons étudié une variante du problème de tournées de véhicules collaboratif avec clients partagés et fenêtres de temps, noté le SCC-VRP-STW (*Shared Customer Collaboration Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows*). En effet, La collaboration entre les transporteurs devient de plus en plus cruciale dans la livraison urbaine car elle peut accroître l'efficacité des systèmes de livraison et réduire les nuisances connexes telles que la pollution et la congestion.

Les résultats préliminaires de ce travail de recherche a fait l'objet de la publication (Rekik et al., 2017) et sa totale contribution (Jaoua et al., 2020) a été acceptée en tant que chapitre du livre « Sustainable City Logistics Planning: Methods and Applications » édité par Anjali Awasthi et planifié pour publication en 2020 par la maison d'édition « Nova Science Publishers, Inc. » New York, USA.

1. Présentation du problème SCC-VRP-STW

La communauté de la recherche opérationnelle s'est largement penchée sur les problèmes de tournées des véhicules, ou encore en anglais *Vehicle Routing Problems* (VRP) afin d'optimiser la planification conjointe des trajets des différents transporteurs collaborateurs. Selon des études récentes (Gansterer & Hartl, 2018), (Bruglieri, 2018) et (Cleophas et al., 2019), la principale faiblesse des approches proposées est l'hypothèse qu'un transporteur veut bien dévoiler toutes ses demandes à la coalition. En fait, dans le monde réel, les prestataires de services logistiques peuvent être des concurrents sur un marché et collaborateurs sur un autre marché.

Dans cette optique, Fernandez et al. (2018) ont proposé un nouveau schéma de collaboration appelé la collaboration avec clients partagés, ou encore *Shared Customer Collaboration* (SCC). Dans ce contexte, certains clients sont exclusifs à un seul transporteur, tandis que d'autres clients désignés comme clients communs peuvent être servis par plusieurs transporteurs. Les transporteurs peuvent décider de partager ou non, c'est-à-dire de transférer une partie de la demande à leurs partenaires de collaboration. Fernandez et al. (2018) ont résolu le problème déterministe SCC-VRP en utilisant des formulations en programme linéaire en nombres mixtes.

Par conséquent, notre objectif est d'étendre ce concept de SCC pour résoudre un problème réaliste avec des temps de transport stochastiques et des fenêtres temporelles souples, appelés en anglais *Soft Time Windows* (STW). En fait, dans le monde réel, la principale préoccupation du client est de recevoir les livraisons à temps et en toute fiabilité (Taş, et al., 2013). Nous avons ainsi introduit un nouveau problème noté le SCC-VRP-STW correspondant à un problème de tournées de véhicules collaboratif avec des clients partagés en tenant compte de la nature stochastique du trafic dans les zones urbaines. Il consiste à évaluer les éventuels avantages d'une collaboration entre les transporteurs pour réduire les coûts de distribution. Dans ce cas, les transporteurs opèrent dans la même zone urbaine. Chaque transporteur dispose d'un dépôt, d'une flotte homogène de véhicules et d'un certain nombre de clients à servir. Chaque client est caractérisé par une fenêtre temporelle spécifique qui correspond à la fenêtre de temps durant

laquelle il souhaite être livré. Si ce délai n'est pas respecté, une pénalité doit être payée. De plus, chaque client peut avoir des commandes/demandes de plus d'un transporteur. Afin de réduire le coût total de livraison, appelé en anglais *Total Delivery Cost* (TDC), tout transporteur peut livrer la demande des clients partagés.

En termes de théorie de graphes, le problème de tournées de véhicules collaboratif avec clients partagés et fenêtres de temps SCC-VRP-STW est défini comme suit. On se donne un graphe connexe orienté $G = (V, A)$ où V est l'ensemble nœuds et A est l'ensemble d'arcs. Précisément, $V = N \cup D$, avec N l'ensemble des clients et D l'ensemble des dépôts. Chaque arc (i, j) , $(i, j) \in A$, est caractérisé par un coût de transport c_{ij} et un temps de transport TT_{ij} . Notons par C l'ensemble de transporteurs et d_i^r la quantité demandé du client i , $i \in N$, au transporteur r , $r \in C$. En plus, l'ensemble de transporteurs ayant une commande depuis le client i est noté par C_i , avec $C_i \subseteq C$. De la même manière, N_r désigne l'ensemble de clients du transporteur r , avec $N_r \subseteq N$. Dans la cas où $C_i = \{r\}$, le client i est appelé un client exclusif du transporteur r , c'est-à-dire que sa demande ne peut être livrée que par le transporteur r . Il convient de souligner que lorsque $|C_i| > 1$, toute quantité demandé d_i^s , $s \in C_i$, peut être livré par n'importe quel transporteur r , $r \in C_i$. Toutefois, un client ne peut être servi qu'une seule fois.

Par ailleurs, chaque transporteur r , $r \in C$, dispose d'un ensemble de dépôts D_r et d'un ensemble de flotte homogène de véhicules K_r . Pour chaque véhicule, le dépôt de départ doit être le terminus de son parcours. En plus, nous désignons par KT l'ensemble des véhicules de tous les transporteurs et par Q la capacité préfixée de chaque véhicule. En outre, un sous-ensemble d'arcs A_r est associé au transporteur r et s'écrit comme suit

$$A_r = \{(i, j) \in A : i, j \in N_r, \vee (i \in N_r \wedge j \in D_r), \vee (i \in D_r \wedge j \in N_r)\}. \quad (77)$$

Chaque client peut préciser un créneau horaire préfixé pour recevoir sa demande. Plus précisément, à chaque client i , $i \in N$, est associé deux horaires : l'heure la plus proche pour la livraison notée par TW_i^{min} et l'heure la plus tardive pour la livraison notée par TW_i^{max} . La livraison en dehors de cette fenêtre de temps $[TW_i^{min}, TW_i^{max}]$ entraîne une pénalité à titre de dédommagement de valeur P . En plus, chaque dépôt d , $d \in D_r$, $r \in C$, a sa propre fenêtre temporelle de disponibilité qui doit être respectée lors de l'élaboration du planning des livraisons.

Nous avons d'abord proposé un nouveau modèle MILP pour résoudre le problème déterministe SCC-VRP-STW. Ensuite, afin de résoudre le problème stochastique, nous avons développé un nouveau modèle d'optimisation basé sur la simulation. Dans la littérature, l'un de ces deux paradigmes de modélisation est utilisé pour aborder la version déterministe ou stochastique du problème (Quintero-Araujo et al., 2017). Dans notre travail, nous avons exploré la résolution du problème avec ces deux approches distinctes afin de conclure sur la pertinence de chaque paradigme de modélisation.

2. Résolution du problème déterministe SCC-VRP-STW

Afin de trouver une solution exacte pour le SCC-VRP-STW déterministe, nous avons commencé par le modéliser par un programme linéaire en nombres mixtes. En effet, nous avons défini les variables de décision suivantes:

- x_{ij}^k : une variable binaire qui prend la valeur 1 si l'arc (i, j) , $(i, j) \in A_r$, $r \in C$, est choisi par le véhicule k , $k \in K_r$, $r \in C$, 0 sinon.
- z_{irs}^k : une variable binaire qui prend la valeur 1 si la demande du client i , $i \in N$, adressée au transporteur r , $r \in C_i$, est livrée par le transporteur s , $s \in C_i$, 0 sinon.
- y_i : une variable binaire qui prend la valeur 1 si le client i , $i \in N$ est livré durant son créneau horaire de disponibilité $[TW_i^{min}, TW_i^{max}]$, 0 sinon.
- t_j : une variable continue positive qui correspond à l'heure d'arrivée du véhicule au nœud j , $j \in V$.
- t_j^{min} : une variable binaire qui prend la valeur 1 si la date d'arrivée au plus tôt au nœud j , $j \in V$ est respectée, 0 sinon.
- t_j^{max} : une variable binaire qui prend la valeur 1 si la date d'arrivée au plus tard au nœud j , $j \in V$ est respectée, 0 sinon.
- u_i^k : une variable continue positive qui correspond à l'ordre de visite du client i , $i \in N_r$, $r \in D$, par le véhicule k , $k \in K_r$, $r \in D$.

En utilisant ces notations, nous avons proposé une formulation mathématique de type MILP qui modélise le SCC-VRP-STW et s'écrit comme suit:

$$\text{Minimiser } TDC = \sum_{r \in D} \sum_{k \in K_r} \sum_{(i,j) \in A_r} c_{ij} x_{ij}^k + \sum_{i \in V} P y_i \quad (78)$$

sous les contraintes :

$$\sum_{r \in C_i} \sum_{s \in C_i} \sum_{k \in K_r} z_{irs}^k = 1, \quad \forall i \in N, \quad (79)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ij}^k - \sum_{j \in V} x_{ji}^k = 0, \quad \forall i \in N, k \in K_r, r \in D: (i, j) \in A_r, \quad (80)$$

$$\sum_{j \in V} \sum_{r \in C_i} \sum_{k \in K_r} x_{ij}^k = 1, \quad \forall i \in N: (i, j) \in A_r, \quad (81)$$

$$\sum_{s \in D} \sum_{j \in N_s} x_{rj}^k \leq 1, \quad \forall r \in D, k \in K_r: (s, j) \in A, \quad (82)$$

$$\sum_{i \in N_r} \sum_{s \in C_i} z_{isr}^{k-1} \geq \sum_{i \in N_r} \sum_{s \in C_i} z_{isr}^k, \quad \forall r \in D, k \in K_r: k \neq 1, \quad (83)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in V} \sum_{s \in C_i} d_i^s x_{ji}^k \leq Q, \quad \forall r \in D, k \in K_r: (i, j) \in A_r, \quad (84)$$

$$\sum_{j \in V} \sum_{r \in C_i} \sum_{k \in K_r} \sum_{s \in D} x_{ji}^k \geq \sum_{r \in C_i} \sum_{k \in K_r} \sum_{s \in D} z_{irs}^k, \quad \forall i \in N: (i, j) \in A_r, \quad (85)$$

$$1 - y_j \leq M t_j^{max}, \quad \forall j \in V, \quad (86)$$

$$t_j - TW_j^{max} \leq M(1 - t_j^{max}), \quad \forall j \in V, \quad (87)$$

$$1 - y_j \leq M t_j^{min}, \quad \forall j \in V, \quad (88)$$

$$TW_j^{min} - t_j \leq M(1 - t_j^{min}), \quad \forall j \in V, \quad (89)$$

$$t_r \geq TW_r^{min}, \quad \forall r \in D, \quad (90)$$

$$\begin{aligned}
t_r - TT_{ij} - t_j &\leq M(n-1)(1-x_{ij}^k), & \forall r \in D, i \in V, j \in N, k \in KT : (i, j) \in A_r, & (91) \\
u_i^k - u_j^k + 1 &\leq (n-1)(1-x_{ij}^k), & \forall r \in D, k \in K_r, i, j \in N_r : (i, j) \in A, & (92) \\
1 \leq u_i^k &\leq n-1, & \forall r \in D, k \in K_r, i \in N_r, & (93) \\
t_j &\geq 0, & \forall j \in V, & (94) \\
x_{ij}^k &\in \{0,1\}, & \forall r \in D, k \in K_r : (i, j) \in A_r & (95) \\
z_{irs}^k &\in \{0,1\}, & \forall i \in N, r, s \in C_i, k \in K_s, & (96) \\
t_j^{min} &\in \{0,1\}, & \forall j \in V, & (97) \\
t_j^{max} &\in \{0,1\}, & \forall j \in V, & (98) \\
t_j &\in \{0,1\}, & \forall j \in V, & (99)
\end{aligned}$$

Avec M un grand nombre et $n = |V|$.

Le SCC-VRP-STW a pour objectif de minimiser le coût total de livraison TDC (78) qui correspond aux coûts de transport des tournées sélectionnées et de la pénalité totale appliquée lorsque les fenêtres de temps de livraison ne sont pas respectées. Les contraintes (79) garantissent que chaque client ayant une demande à livrer soit desservi par un transporteur via un véhicule à partir de son dépôt. Les contraintes (80) sont les équations de conservation de flot pour chaque nœud et pour chaque véhicule. De plus, ils évitent que les véhicules sortant d'un dépôt ne puissent retourner à un autre dépôt. Les contraintes (81) imposent qu'un seul arc sort d'un nœud client. Les contraintes (82) exigent que chaque véhicule ne puisse quitter son dépôt qu'une seule fois. Les contraintes (83) rompent la symétrie de l'utilisation d'un véhicule dans une solution réalisable. Les contraintes (84) garantissent que la capacité de chaque véhicule soit respectée. Les contraintes (85) couplent les variables x et z et garantissent la connectivité des routes avec leurs dépôts de départ. Les contraintes (86)-(87) (respectivement (88)-(89)) expriment que y_j prend 1 à chaque fois que l'heure de visite au plus tôt (tard) du client ou dépôt j n'est pas respecté. Les contraintes (90) forcent les véhicules de partir de leur dépôt après l'heure de leur ouverture. Les contraintes (91) expriment l'heure d'arrivée à chaque nœud. Les contraintes (92)-(93) sont les contraintes d'élimination de sous-tours. Les contraintes (94)-(99) expriment la nature des variables de décision.

Pour dériver une solution optimale à la variante déterministe du SCC-VRP-STW, la formulation MILP proposée a été résolue en utilisant le solveur CPLEX.

Néanmoins, pour gérer la variabilité du temps de transport, nous avons investigué la version stochastique du problème. C'est ainsi que nous avons développé le modèle de simulation que nous décrivons brièvement dans la section suivante.

3. Résolution du problème stochastique SCC-VRP-STW

Vu qu'on s'intéresse à un problème de livraison dans des zones urbaines, il est évident que le temps de transport n'est pas déterministe. Ainsi, pour pouvoir résoudre le problème sous des conditions de trafic réalistes, on a eu recours à l'approche de couplage simulation-optimisation (Layeb et al., 2018 a). Nous avons développé un simulateur à l'aide du logiciel Arena. Avec ce simulateur, nous avons pu reproduire les deux modèles d'écoulement de trafic généralement retrouvés sur les routes urbaines : l'écoulement ininterrompu et l'écoulement interrompu. Le premier est généralement retrouvé sur les routes de contournement qui assurent une circulation fluide. Le deuxième est caractérisé par la présence de congestion élevée qui peut être due à l'infrastructure des routes, les feux de circulation, etc.

On s'est basé sur des études, en théorie du trafic, qui ont montré que chaque modèle d'écoulement induit un type de loi de distribution différent. Selon (Rakha et al., 2010), (Taylor & Somenahalli, 2010), (Guessous et al., 2014), et (SteadieSei et al., 2014), les temps de transport suivent la loi asymétrique Lognormale lorsque l'écoulement est fluide. Tandis qu'avec l'écoulement interrompu le temps de transport est bimodale Gamma. Selon cette distribution bimodale, le premier mode correspond aux temps de transport des véhicules qui n'ont pas subi de congestion, tandis que le deuxième mode c'est pour ceux qui ont subi une congestion. Les histogrammes correspondants sont donnés dans les figures 9-10 suivantes :

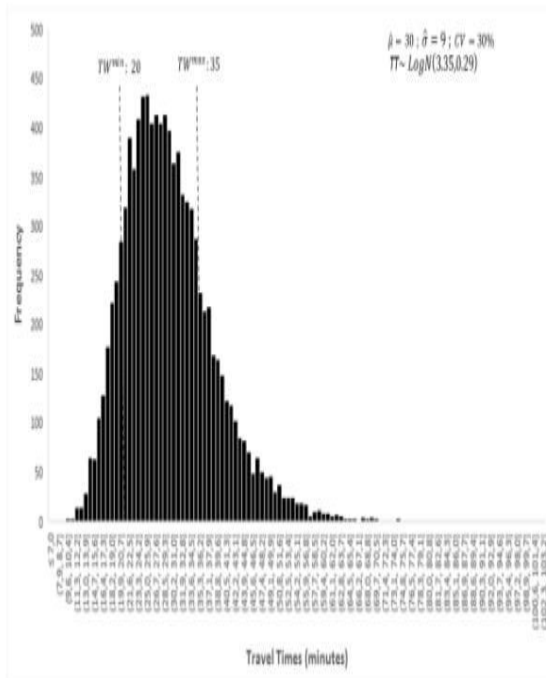


Figure 9 : Histogramme des temps de transport selon une loi de distribution lognormale

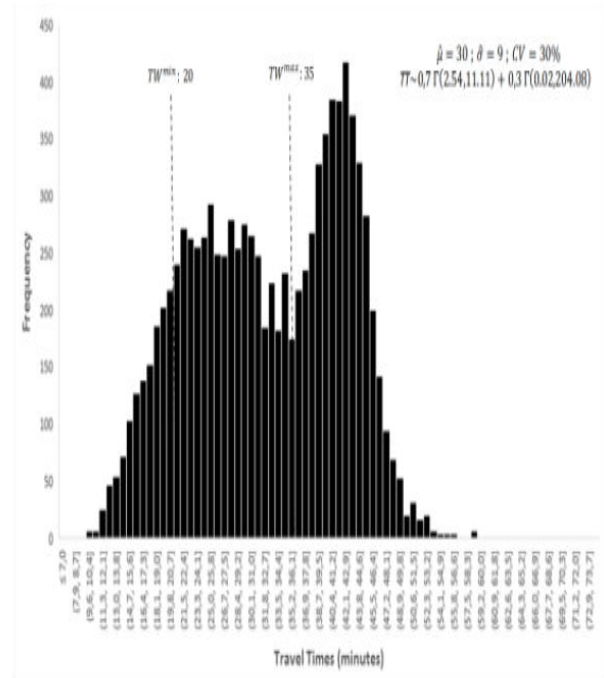


Figure 10 : Histogramme des temps de transport selon une loi de distribution bimodale Gamma

Nous nous sommes alors intéressés à l'effet de chaque type sur le risque de ne pas respecter les fenêtres horaires du problème SCC-VRP-STW. Nous avons trouvé que pour une même moyenne et variance empirique du temps de transport sur un tronçon de route, ce risque peut varier de 35% à 56%. En effet cette différence est due au type d'écoulement : ininterrompu ou interrompu sur le tronçon de route. Ainsi, pour une même moyenne et coefficient de variabilité (CV) dans les données empiriques, la forme de la loi peut détériorer considérablement la qualité de la solution.

Par la suite, nous avons introduit ces différents modèles de trafic lors de la résolution du problème par simulation-optimisation. On a tout d'abord validé notre approche de résolution sur les instances déterministes du problème SCC-VRP-STW. Ensuite, pour étudier l'effet de la variabilité sur la qualité de la solution, nous avons considéré plusieurs niveaux de variabilité avec des CV de 10%, 20%, 30% et 40%. Les résultats ont montré que pour une faible variabilité de 10%, la qualité de la solution trouvée, sous l'hypothèse que les temps de transport sont déterministes, est acceptable. Tandis que cette qualité se détériore pour une variabilité de plus que 20%. On a aussi déduit que cette détérioration est plus importante dans les zones où le trafic est interrompu (Jaoua et al., 2020).

Au final, on a conclu que pour une planification fiable du transport dans les zones urbaines et à forte variabilité, il est nécessaire d'extraire les modèles de trafic à partir des données empiriques.

IV. Problème de tournées de véhicules multi-compartiments avec fenêtres de temps : application chez Total Tunisie

Dans une synergie de coopération entre la recherche scientifique et le monde industriel, avec ma collègue Hejer Khelif, nous avons lancé une collaboration avec *Total Tunisie* à travers le mastère de Sarra Ben Rabeh soutenu le 14/12/2018. Il s'agit de développer un système d'information et d'aide à la décision pour la distribution des produits pétroliers. Le problème étudié fait référence au processus complexe de livraison de produits pétroliers, incompatibles par nature, à partir d'un dépôt central à toutes les stations-services en utilisant des véhicules compartimentés qui sont les camions citernes. Les produits pétroliers commandés doivent être livrés pendant un intervalle de temps précis ou encore une fenêtre de temps de disponibilité.

Dans la littérature, il s'agit d'un problème de tournées de véhicules à compartiments multiples avec fenêtres de temps, en anglais *Multi-Compartment Vehicle Routing Problem with Time Windows* (MC-VRP-TW). Très peu de travaux ont été consacrés à ce problème dans un contexte de distribution pétrolière. En effet, l'étude bibliographique que nous avons menée a relevé que les rares travaux consacrés à ce problème ont proposé des méthodes approchées pour le résoudre. Nous citons, à titre illustratif, le travail de Surjandari et al. (2011) qui ont proposé une recherche Taboue et l'étude de Kaabi et Jabeur (2015) qui ont développé une procédure hybride combinant un algorithme génétique avec une recherche locale itérative.

Notre contribution réside en la proposition d'un nouveau modèle pour le MC-VRP-TW sous forme d'un programme linéaire en nombres mixtes. L'intégration la résolution de cette formulation dans un système d'information de gestion de la chaîne logistique, combiné avec un système d'information géographique, a abouti à un Système d'Information et d'Aide à la Décision (SIAD) pour la distribution des produits pétroliers chez Total Tunisie. Cette contribution a fait l'objet du papier (Hachicha et al., 2019) soumis à la conférence IEEE : *The 7th International conference on ICT & Accessibility, ICTA 2019*, qui se tiendra en Décembre 2019.

1. Présentation du problème MC-VRP-TW

Le problème de tournées de véhicules à compartiments multiples avec fenêtres de temps (MC-VRP-TW) peut être défini comme suit. On se donne un graphe orienté annexe $G = (N, A)$ où $N = \{o, d\} \cup N^*$ est l'ensemble de nœuds et A est l'ensemble des arcs. Plus particulièrement, Le nœud o représente le dépôt de départ, le nœud d représente le dépôt d'arrivée des camions, et N^* représente l'ensemble des stations. Chaque arc (i, j) , $(i, j) \in A$, est caractérisé par une distance $d_{i,j}$ et un temps de déplacement $tm_{i,j}$ d'une station i vers une station j . On désigne par P l'ensemble des produits à livrer, K l'ensemble des camions citernes qui forment une flotte homogène et C_k l'ensemble de compartiments d'un camion k , $k \in K$ et chaque compartiment c possède une capacité $Q_{k,c}$.

Chaque station i possède un temps de service noté s_i durant le quel camion livre les produits demandés et une fenêtre de temps de disponibilité $[e_i, l_i]$. Le dépôt a également une fenêtre temporelle de disponibilité $[e_0, l_0]$. On note par q_{ip} la quantité du produit p demandé par la station i .

2. Formulation du problème MC-VRP-TW

Afin de modéliser le MC-VRP-TW par un programme linéaire en nombres mixtes, nous avons commencé par définir les variables de décision suivantes :

- $x_{k,i,j}$: une variable binaire qui prend la valeur 1 si le camion k livre la station j immédiatement après la station i , 0 sinon.
- $u_{k,c,i,p}$: une variable binaire qui prend la valeur 1 si le camion k livre un produit p demandé par la station i dans le compartiment c , 0 sinon.
- $t_{k,i}$: une variable continue positive qui correspond à l'heure de début de déchargement de la demande de la station i par le camion k .
- $w_{k,i,p}$: une variable continue positive qui correspond à la quantité du produit p demandée par la station i et livrée par le camion k .
- $y_{k,i,j,p}$: une variable continue positive qui correspond à la quantité du produit p transportée de la station i vers la station j par le camion k .

En se basant sur ces notations, nous avons dérivé une formation du MC-VRP-TW qui s'écrit comme suit :

$$\text{Minimiser} \quad \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A} d_{i,j} x_{k,i,j} \quad (100)$$

sous les contraintes :

$$\sum_{(j,o) \in A} x_{k,j,o} - \sum_{(o,j) \in A} x_{k,o,j} = -1, \quad \forall k \in K, \quad (101)$$

$$\sum_{(j,d) \in A} x_{k,j,d} - \sum_{(d,j) \in A} x_{k,d,j} = 1, \quad \forall k \in K, \quad (102)$$

$$\sum_{j \in N} x_{k,i,j} - \sum_{j \in N} x_{k,j,i} = 0, \quad \forall i \in N^*, k \in K, \quad (103)$$

$$\sum_{j \in N} x_{k,i,j} \leq 1, \quad \forall i \in N^*, k \in K, \quad (104)$$

$$\sum_{i \in N^*} \sum_{p \in P} u_{k,c,i,p} \leq 1, \quad \forall k \in K, c \in C_k, \quad (105)$$

$$\sum_{j \in N^*} y_{k,o,j,p} \leq \sum_{i \in N^*} \sum_{c \in C} u_{k,c,i,p} Q_{k,c}, \quad \forall k \in K, p \in P, \quad (106)$$

$$\sum_{j \in N^*} \sum_{c \in C} \sum_{p \in P} u_{k,c,i,p} q_{ip} \leq \sum_{c \in C} Q_{k,c}, \quad \forall k \in K, \quad (107)$$

$$u_{k,c,i,p} q_{ip} \leq Q_{k,c}, \quad \forall k \in K, c \in C_k, p \in P, i \in N^*, \quad (108)$$

$$\sum_{k \in K} w_{k,i,p} = q_{ip}, \quad \forall i \in N^*, p \in P, \quad (109)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in N} y_{k,o,j,p} = \sum_{j \in N^*} q_{j,p}, \quad \forall p \in P, \quad (110)$$

$$\sum_{j \in N, (j,i) \in A} y_{k,j,i,p} - w_{k,i,p} = \sum_{j \in N, (i,j) \in A} y_{k,i,j,p}, \quad \forall i \in N^*, p \in P, k \in K, \quad (111)$$

$$y_{k,j,i,p} \leq M x_{k,i,j}, \quad \forall i \in N, j \in N, (i,j) \in A, p \in P, k \in K, \quad (112)$$

$$y_{k,i,d,p} = 0, \quad \forall i \in N, p \in P, k \in K, \quad (113)$$

$$x_{k,i,i} = 0, \quad \forall i \in N, k \in K, \quad (114)$$

$$x_{k,o,f} = 0, \quad \forall k \in K, \quad (115)$$

$$t_{k,j} - t_{k,i} \geq s_i + tm_{i,j} - M(1 - x_{k,i,j}), \quad \forall i \in N, \forall j \in N, \forall k \in K, \quad (116)$$

$$e_i \leq t_{k,i} \leq l_i, \quad \forall i \in N^*, k \in K, \quad (117)$$

$$e_o \leq t_{k,o} \leq l_o, \quad \forall k \in K, \quad (118)$$

$$x_{k,i,j} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in N, j \in N, (i,j) \in N, k \in K, \quad (119)$$

$$u_{k,c,i,p} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in N, k \in K, c \in C_k, p \in P, \quad (120)$$

$$t_{k,i} \geq 0, \quad \forall i \in N, k \in K, \quad (121)$$

$$w_{k,i,p} \geq 0, \quad \forall i \in N, k \in K, p \in P, \quad (122)$$

$$y_{k,i,j,p} \geq 0, \quad \forall i \in N, j \in N, k \in K, p \in P. \quad (123)$$

L'objectif (100) revient à minimiser la distance totale parcourue par les camions pour livrer les produits commandés par les stations. Les contraintes (101)-(103) garantissent le principe de conservation de flot à chaque nœud. Les contraintes (104) expriment le fait que chaque station doit être affectée à un seul véhicule. Les contraintes (105) exigent que chaque compartiment de chaque camion soit dédié à un seul type de produit demandé par une seule station. Les contraintes (106)-(107) veillent à ce que la quantité totale transportée n'excède pas la capacité du camion. Les contraintes (108) spécifient que les marchandises chargées dans le compartiment c du véhicule k ne dépassent pas la capacité du compartiment $Q_{k,c}$. Les contraintes (109) exigent que la somme des quantités des différents types des produits déposés par tous les véhicules dans une station i doit être égale à sa demande q_{ip} du produit p . Les contraintes (110) garantissent que toutes les quantités d'un produit p partent du dépôt de départ o dans les différents camions. Les contraintes (111) exigent que la quantité de produit transportée à une station diminuée de la quantité disposée chez cette station doit être égale à la quantité qui doit être transportée à la prochaine station par le véhicule k . Les contraintes (112) traduisent la condition si $x_{k,i,j} = 0$ alors la quantité $y_{k,j,i,p} = 0$. Les contraintes (113) expriment le fait que le dépôt n'a pas de demande à livrer. Les contraintes (114) et (115) sont associées à la conservation du flot des routes de chaque véhicule. Les contraintes (116) expriment la cohérence des temps de visite lorsque la station j est le successeur de la station i . Les contraintes (117) assurent que l'heure de début d'un service ne viole pas la fenêtre de temps de disponibilité de chaque station. Les contraintes (118) correspondent à la fenêtre temporelle de disponibilité du dépôt. Les contraintes (119)-(123) décrivent la nature des variables de décision.

La formulation (100)-(123) est une formulation polynomiale compacte que nous avons résolue à l'aide de la dernière version du solveur de programmation linéaire CPLEX (version 12.8). D'ailleurs, cette formulation a été implémentée et intégrée au Système d'Information et d'Aide à la Décision (SIAD) décrit brièvement dans la section suivante.

3. Système d'Information et d'Aide à la Décision pour la distribution des produits pétroliers

Revenons sur l'objectif de ce travail. Il s'agit de développer un SIAD chez Total Tunisie afin de planifier les tournées de camions citernes compartimentés pour l'approvisionnement des stations services depuis le dépôt central. Ainsi, on assurera au responsable logistique une aide à sa prise de décision et évitera les conflits avec le personnel des stations services.

Pour réaliser le SIAD demandé, nous avons commencé par une première étape d'analyse des besoins. Ce qui permet de présenter les fonctionnalités du système ainsi que ses acteurs. En effet, nous avons d'abord identifié les besoins fonctionnels et non fonctionnels. Ensuite, nous avons réalisé un diagramme de cas d'utilisation global présenté à la figure 11 ainsi que les raffinements des cas d'utilisation spécifiques. Bien évidemment, des diagrammes de séquences système ont été proposés afin d'analyser les fonctionnalités majeures.

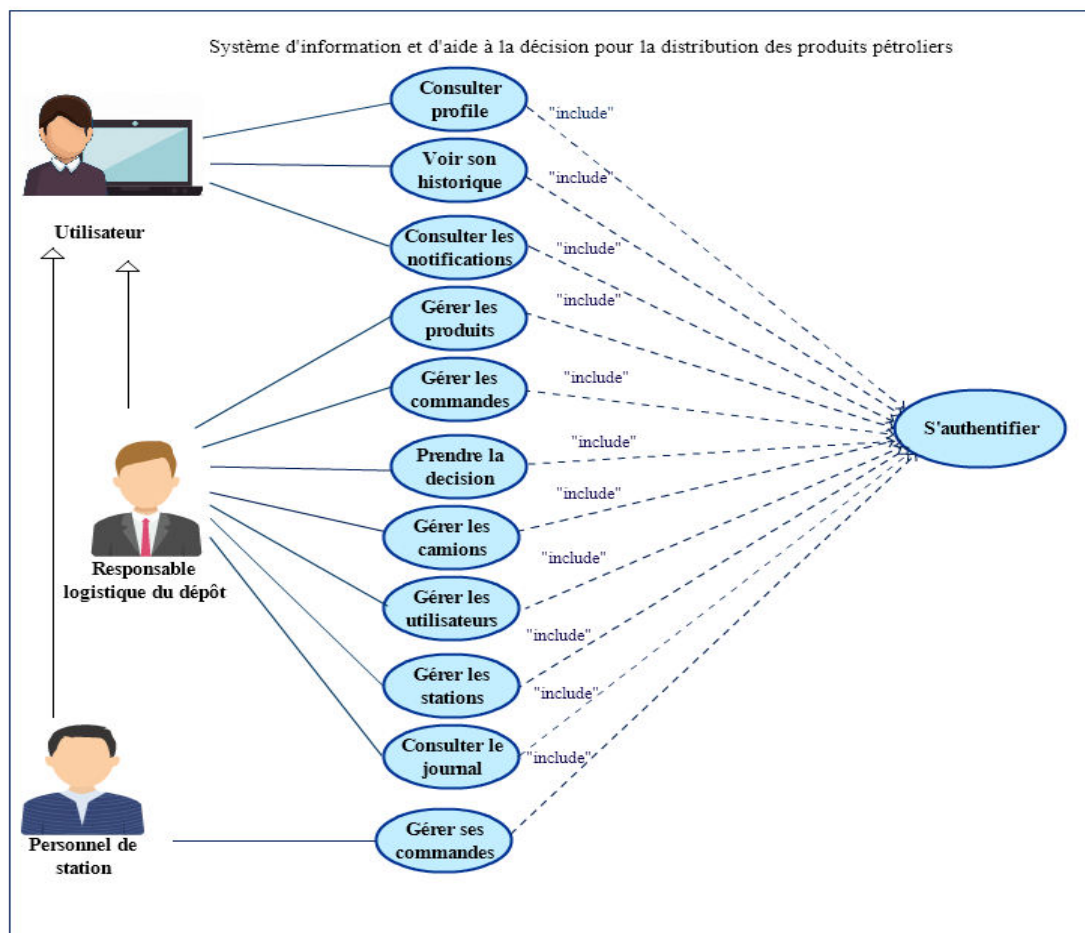


Figure 11: Diagramme du cas d'utilisation global

Une fois la phase d'analyse des besoins accomplie, nous avons entamé une étude conceptuelle en dressant le diagramme de classes, le modèle relationnel et les diagrammes de séquences détaillés et les digrammes des activités. A ce stade, je tiens à reconnaître l'excellente maîtrise des outils de développement informatique de Sarra Ben Rabeh qui a été un atout pour mener à terme ce projet. En effet, ses choix technologiques pour implémenter le SIAD et de faire de lui un livrable à la hauteur des attentes de la compagnie Total sont louables, comme peu le témoigner l'exemple des interfaces ici exposées.

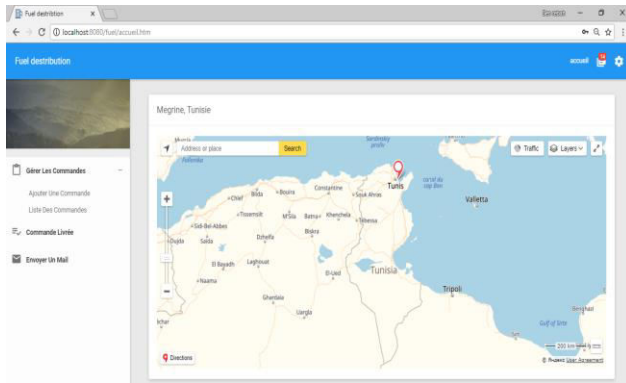


Figure 12: Interface d'accueil du personnel d'une station service

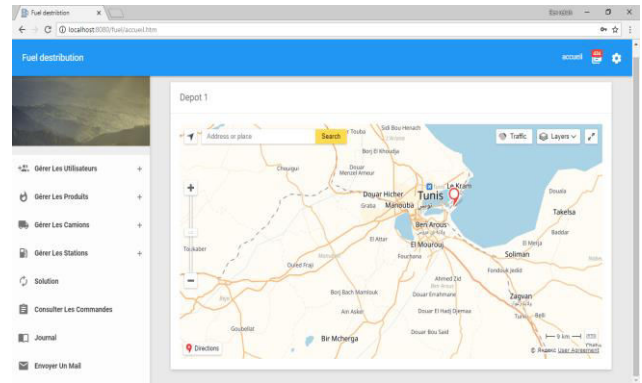


Figure 13: Interface d'accueil du responsable logistique

Chaque responsable d'une station service peut passer ses commandes à travers le SIAD à travers l'interface Menu de la figure 12. Ces commandes sont centralisées au niveau du dépôt (Figure 13) et c'est le responsable logistique qui a le droit de les consulter et d'approuver la livraison. En effet, de manière quotidienne au niveau du dépôt, le responsable logistique approuve une liste des commandes à livrer comme le montre la figure 14.

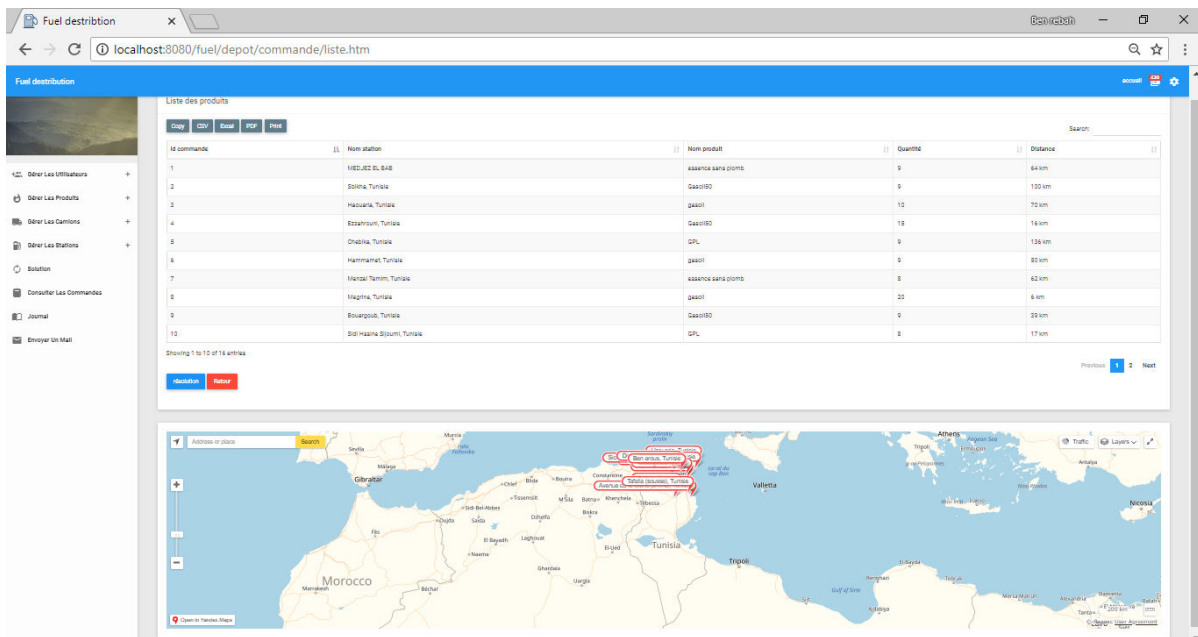


Figure 14 : Interface d'une liste journalière de commandes à livrer

Les détails des commandes à livrer représentent les données du modèle (100)-(124). Une fois résolu grâce au solveur CPLEX, l'output du modèle représente les plannings de livraison des camions de la compagnie. En effet, le responsable logistique peut recueillir ce planning tel que l'exhibe la figure 15.

pour réduire les émissions de gaz à effet de serre, notamment la promotion de l'adoption des voitures électriques. D'autre part, plusieurs études telles que (Sierzchula et al., 2014) et (Lin & Greene, 2011) ont conclu que la disponibilité d'une infrastructure publique de stations de chargement des voitures électriques est un des facteurs clés pour leur.

Cependant, dans les pays où il n'y a presque pas de véhicules électriques, il y a un dilemme de "l'œuf ou la poule": sans voitures électriques, il n'est pas nécessaire d'installer des stations de chargement, mais sans une infrastructure de recharge, les gens n'adopteraient pas de véhicules électriques. La Tunisie est l'un de ces pays où il n'y a pas de stations de chargement et presque pas de voitures électriques, moins que 10 véhicules en 02/2019 (Jegham & Layeb, 2019). Dans ce travail, nous avons relevé le défi de contribuer à briser ce cercle vicieux en réalisant cette étude stratégique de localisation et de dimensionnement de stations de chargement des voitures électriques sur une des régions les plus denses en Tunisie, qui est le centre ville de Tunis. Cette étude a été réalisée dans le cadre du mastère de Seifeddine Bouguerra (Septembre 2017-Mars 2018) et du stage ingénieur de Mohamed Aziz Jegham (Juin 2018-Septembre 2018).

Tout d'abord, nous avons réalisé une étude bibliographique minutieusement détaillée dans nos papiers (Bouguerra & Layeb, 2019) et (Jegham & Layeb, 2019). Cette recherche bibliographique a révélé que plusieurs pays sont en train de travailler sur cette problématique et que plusieurs méthodologies de résolution sont appliquées pour trouver un déploiement opportun d'une infrastructure de chargement adéquate. En effet, plusieurs études récentes portant sur le déploiement des stations de chargement des véhicules électriques, généralement notées EVCS en anglais *Electric Vehicle Charging Stations*, ont été menées dans des villes telles que Seattle (Chen et al. 2013), Pékin (Zhu et al. 2016), Istanbul (Genevois & Kocaman 2018) et Singapour (Wang et al. 2019). A notre connaissance, il n'existe pas de travaux de recherche axés sur les pays en voie de développement ou les pays de la région MENA. Ce qui nous a motivée à mener ce travail sur la Tunisie et en prenant comme objectif de chercher un déploiement optimal des EVCS dans la région du centre de Tunis en proposant des programmes linéaires adéquats et en intégrant la prévision de la demande future sur les voitures électriques. Les sous-sections qui suivent décrivent brièvement ces contributions.

1. Présentation de l'étude de cas

La zone d'étude du cas est le centre de la ville de Tunis (figure 15) qui couvre une zone de service de 4,5 km par 2,5 km. Une phase importante de cette étude consiste à identifier les sites potentiels pour recevoir les futurs EVCS. Comme il a été considéré dans des études antérieures telles que celles de Chen et al. (2013) et Zhu et al. (2016), les sites candidats pour les EVCS sont les stations-service et les parkings existants dans le secteur visé. Ainsi, nous avons commencé par collecter les données géographiques à partir de Google Maps® et les données relatives aux parkings à partir du site Internet officiel de la municipalité de Tunis (<http://www.commune-tunis.gov.tn>). Une étude de terrain a également été menée pour consolider l'ensemble de ces données. Comme le montre la figure 18, nous avons identifié 31 parkings (marqués en rouge) et 8 stations service (marquées en bleu).



Figure 18: Les sites potentiels identifiés pour placer les stations de chargement des voitures électriques

Une fois les 39 sites candidats identifiés, on a dérivé le graphe d'adjacence correspondant qu'on note $G = (V, E)$, avec V l'ensemble des n nœuds présentant les sites potentiels pour les CSEV ($n=39$) et E l'ensemble des m arêtes présentant les connexions possibles entre les sites ($m=105$). En premier lieu, nous avons considéré la distance cartésienne entre les stations potentielles qu'on note d_{ij} . Le lecteur intéressé par les détails des données de cette étude est référé à notre papier (Bouguerra & Layeb, 2019) récemment publié au journal indexé *Case Studies on Transport Policy*.

2. Formulations du problème de localisation des EVCS

Nous avons commencé par développer une première famille de programmes linéaires en nombres entiers basés sur un problème de recouvrement (Conforti et al., 2014). Nous avons ainsi associé à chaque site $i, i \in V$, une variable de décision binaire x_i qui prend la valeur 1 si EVCS est installée au site i , 0 sinon. Nous désignons par R un rayon de couverture préfixé représentant la distance tolérable à parcourir par les utilisateurs de voitures électriques pour trouver une EVCS disponible. Nous avons aussi introduit une constante binaire $\alpha_{ij}, i, j \in V$, qui prend la valeur 1 si la distance $d_{ij} \leq R$, 0 sinon. En se basant sur ces notations, un premier modèle \mathbf{M}_1 est dérivé comme suit :

$$\mathbf{M}_1: \text{Minimiser } \sum_{i \in V} x_i \quad (124)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{i \in V} \alpha_{i,j} x_i \geq 1, \forall j \in V, \quad (125)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \quad \forall i \in V. \quad (126)$$

Ce premier modèle \mathbf{M}_1 minimise la fonction objectif (124) représentant le nombre total des EVCS installées. Les contraintes (125) garantissent le rayon de couverture pour l'accessibilité des utilisateurs de voitures électriques. Les contraintes (126) expriment la nature binaire des variables de décision.

Le modèle M_1 est indiqué lorsque seul le nombre de stations installées est un critère de choix, en particulier lorsque le coût d'installation est invariable d'une station à l'autre, par exemple pour un réseau de station-service standard, le coût du chargeur est négligeable par rapport au coût d'ouverture, etc.

Pour tenir compte des coûts d'ouverture, en anglais *opening cost*, de l'infrastructure à mettre en place, nous avons introduit f_i , $i \in V$, un coût d'ouverture indépendant de la taille d'une EVCS installé à l'emplacement potentiel i . Il s'agit du coût de conversion d'un parking ou d'une station service en un emplacement compatible pour charger des voitures électriques, plus précisément les coûts d'équipement et d'administration (Ghamami et al., 2016). Lorsque la capacité de réception des EVCS est préfixée pour tous les sites, les coûts liés à la taille deviennent invariants et le modèle d'optimisation ne devrait minimiser que les coûts d'ouverture des EVCS installées. Ainsi, un deuxième modèle M_2 s'énonce comme suit

$$M_2: \text{Minimiser } \sum_{i \in V} f_i x_i \quad (127)$$

sous les contraintes: (125)-(126).

Nous avons implémenté et résolu ces deux premiers modèles en utilisant le solveur CPLEX (version 12.7). Le déploiement optimal des EVCS a été dérivé au bout de 20 secondes en moyenne. Les résultats préliminaires ont fait l'objet de la publication (Bouguerra & Layeb, 2017). Dans (Bouguerra & Layeb, 2019), nous avons analysé l'effet du rayon de couverture R qui correspond à la distance tolérable qu'un utilisateur de voiture électrique accepte de se déplacer à pied pour retrouver une EVCS. Réduire le nombre de sites sélectionnés ne signifie pas réduire les coûts d'ouverture des stations. Évidemment, l'augmentation de la valeur du rayon R diminue les coûts d'ouverture ainsi que le nombre de sites sélectionnés. Il est intéressant de signaler que nous avons constaté que les résultats des deux modèles restent inchangés à partir de $R=1\text{km}$ et correspondent à 8 stations à installer. Comme le montrent les figures 19 et 20, il ne s'agit pas des mêmes 8 localisations sélectionnées par les modèles M_1 et M_2 .

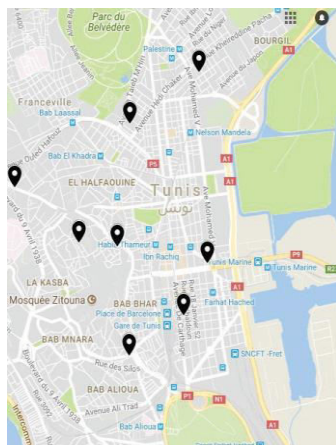


Figure 19: Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_1 , $R=1\text{Km}$)

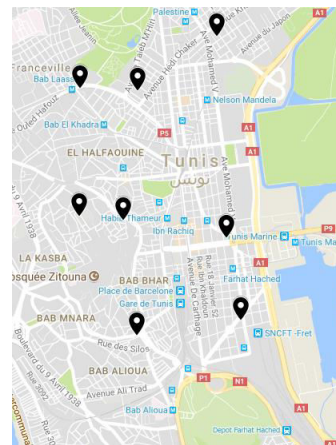


Figure 20: Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_2 , $R=1\text{Km}$)

3. Formulations du problème de localisation et de dimensionnement des EVCS

Pour ne pas se limiter à la recherche des emplacements des stations de charge des voitures électriques, nous avons développé une deuxième famille de formulations afin de les dimensionner en fonction du besoin de chargement. Tout d'abord, nous avons associé à chaque emplacement potentiel $i \in V$: (i) une capacité c_i représentant le nombre maximal de chargeurs qui pourraient y être installés en tenant compte de la capacité de stationnement du site; (ii) un prix unitaire d'installation d'un chargeur noté u_i , et (iii) une demande m_i représentant le nombre de véhicules électriques utilisant potentiellement le site i . Ensuite, nous avons introduit le paramètre φ qui représente le nombre maximal de véhicules électriques stationnés desservis par un chargeur et qui est calculé comme suit

$$\varphi = \lambda * S^t, \quad (128)$$

où λ est le taux de service et plus précisément le nombre de véhicules électriques qui pourraient être rechargés par heure (Shareef et al., 2016) et S^t est le temps total de service d'un chargeur. Comme notre périmètre d'étude est le centre de Tunis, qui est sans surprise un *workplace* surpeuplé, il est intéressant de noter que l'efficacité des chargeurs est une caractéristique marquante. De plus, chaque emplacement $i \in V$ pourrait être considéré comme le centroïde d'une région d'utilisateurs de voitures électriques ainsi qu'un site potentiel pour placer une CSEV (Zhu et al., 2016). Ceci introduit deux nouvelles variables de décision. Nous avons associé à chaque emplacement potentiel $i \in V$, une variable de décision entière n_i qui représente le nombre de chargeurs à installer au site i . Nous avons également défini une variable de décision binaire $y_{i,j}$ qui prend la valeur 1 si les véhicules électriques de l'emplacement i sont chargés à l'emplacement j . Ainsi, nous avons dérivé le troisième modèle linéaire en programmes entiers **M₃** suivant :

$$\mathbf{M}_3: \text{Minimiser } \sum_{i \in V} (f_i x_i + u_i n_i) \quad (129)$$

sous les contraintes:

$$\sum_{j \in V} y_{i,j} = 1, \forall i \in V, \quad (130)$$

$$y_{i,j} \leq x_j, \quad \forall i, j \in V, \quad (131)$$

$$x_i \leq n_i \leq c_i x_i, \quad \forall i \in V, \quad (132)$$

$$\sum_{i \in V} m_i y_{i,j} \leq n_j \varphi, \forall j \in V, \quad (133)$$

$$d_{i,j} y_{i,j} \leq R, \quad \forall i, j \in V, \quad (134)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \quad \forall i \in V, \quad (135)$$

$$y_{i,j} \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V, \quad (136)$$

$$n_i \in \mathbb{N}, \quad \forall i \in V. \quad (137)$$

Le modèle **M₃** vise à minimiser les coûts d'ouverture des EVCS ainsi que les coûts d'installation des chargeurs (129). Les contraintes (130) garantissent l'affectation de tous les véhicules à une station de charge. Les contraintes (131) traduisent le fait que les véhicules électriques puissent être rechargés à l'emplacement $j \in V$ uniquement si cet emplacement est sélectionné pour accueillir une EVCS. Les contraintes (132) exigent que si un site est sélectionné, alors au moins un

chargeur y est installé, tandis que le nombre de chargeurs installés ne dépasse pas sa capacité d'accueil. Les contraintes (133) indiquent que le nombre total des propriétaires de voitures électriques qui choisissent de recharger leurs véhicules dans un emplacement ne doit pas dépasser le nombre de chargeurs de service disponibles. Les contraintes (134) exigent que l'affectation des voitures électriques d'un emplacement $i \in V$ à un autre $j \in V$ ne soit possible que lorsque la distance entre eux est inférieure au rayon de tolérance R . Enfin, Les contraintes (135)-(137) traduisent la nature des variables de décision.

Notons que ces modèles \mathbf{M}_1 - \mathbf{M}_3 sont focalisés sur la minimisation du nombre ou du coût d'installation de l'infrastructure des EVCS. Ainsi, En revanche, nous avons également examiné les coûts d'accès. Plus précisément, comme les propriétaires de voitures électriques pouvaient se déplacer d'un endroit à un autre pour recharger leurs véhicules, nous avons trouvé plus judicieux d'intégrer les coûts de déplacement des utilisateurs. Cette considération a d'abord été introduite par Zhu et al. (2016) pour leur étude sur une région métropolitaine de 60 km² de Pékin, où les EVCS potentielles sont éloignées du lieu de travail des utilisateurs de voitures électriques. Ils considèrent que les conducteurs pourraient marcher, prendre un autobus ou un taxi pour se déplacer d'un endroit à un autre dans la zone étudiée. Comme notre périmètre d'étude est un quartier d'affaires (ou encore, *workplace*) de 4,5 km par 2,5 km, nous n'avons considéré que la marche comme moyen de déplacement. En effet, il nous a semblé que c'est très peu probable que les propriétaires tunisiens de voitures électriques acceptent de prendre un bus ou un taxi depuis les stations de chargement jusqu'à leur destination, généralement leur lieu de travail. Nous désignons par ϕ le coût de la marche piétonne correspondant au coût estimé de chaque kilomètre parcouru par un propriétaire d'une voiture électrique et calculé comme suit

$$\phi = \frac{W^h}{W^s}, \quad (138)$$

avec W^h le salaire horaire moyen d'un propriétaire de véhicule électrique et W^s la vitesse moyenne de marche. Conséquemment, le modèle \mathbf{M}_4 est ainsi dérivé comme suit :

$$\mathbf{M}_4: \text{Minimiser } \omega_1 \sum_{i \in V} u_i n_i + \omega_2 \phi \sum_{i \in V} m_i \sum_{j \in V} d_{i,j} y_{i,j} \quad (139)$$

sous les contraintes: (130)-(137),

où ω_1 et ω_2 sont des poids pondérés positives. La fonction objectif (139) minimise les coûts totaux pondérés dont les pondérations reflètent les préférences concernant l'installation des EVCS et les coûts d'accès des utilisateurs. Naturellement, nous avons proposé d'étendre ce modèle en tenant compte des coûts totaux de construction des stations en dérivant le cinquième modèle suivant:

$$\mathbf{M}_5: \text{Minimiser } \omega_1 \sum_{i \in V} (f_i x_i + u_i n_i) + \omega_2 \phi \sum_{i \in V} m_i \sum_{j \in V} d_{i,j} y_{i,j} \quad (140)$$

sous les contraintes: (130)-(137).

Manifestement, le modèle \mathbf{M}_3 correspond au modèle \mathbf{M}_5 dans le cas où $\omega_1 = 1$ et $\omega_2 = 0$.

En faisant appel au langage de programmation OPL, nous avons implémenté et résolu les modèles \mathbf{M}_3 - \mathbf{M}_5 en utilisant le solveur CPLEX (version 12.7). Le déploiement optimal des EVCS a

été dérivé en moins d'une minute de temps de calcul. Nous avons également détaillé le choix des valeurs des paramètres des modèles et nous avons réalisé une analyse de sensibilité de ces 3 modèles par rapport aux paramètres suivants : le rayon de couverture, le temps de chargement et le coût des chargeurs. Le lecteur est référé à notre papier (Bouguerra & Layeb, 2019) pour tous ces détails. Nous avons constaté que la performance des modèles reste stable et n'est pas affectée par la variabilité aussi bien du temps de chargement que du coût des chargeurs. Les figures 21-23 montrent l'emplacement optimal des EVCS selon les modèles M_3 - M_5 .

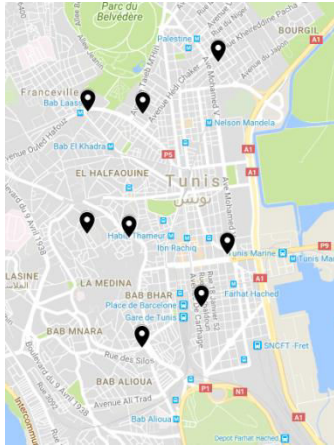


Figure 21 : Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_3 , $R=1\text{Km}$)

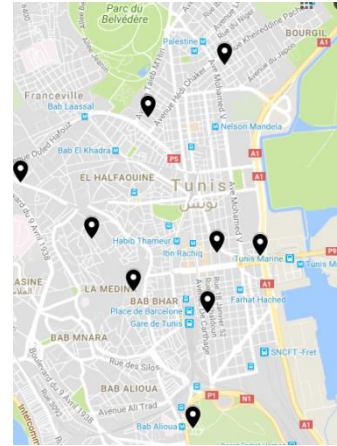


Figure 22 : Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_4 , $R=1\text{Km}$)

La figure 23 ci-dessous montre le déploiement des EVCS que nous jugeons le plus approprié en tenant compte à la fois des coûts d'installation réalistes des stations et des coûts d'accès des propriétaires de voitures électriques. Ainsi, sans gaspiller les ressources publiques/privées, tout en maintenant un niveau de service approprié pour les propriétaires de voitures électriques, nous recommandons fortement ces sites pour le déploiement des stations de chargement dans le centre de Tunis (Bouguerra & Layeb, 2019).

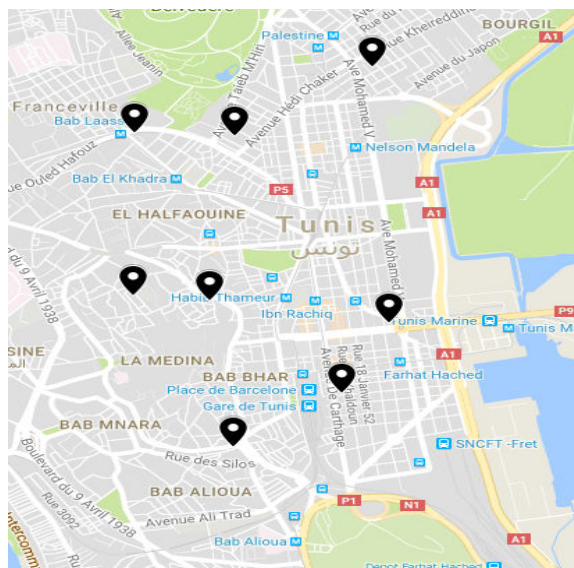


Figure 23 : Localisations des stations de chargement de voitures électriques (Modèle M_5 , $R=1\text{Km}$)

Il est à noter que cette première étude exploratoire comporte certaines limites que nous avons essayé de repousser lors du travail de Mohamed Aziz Jegham (Jegham & Layeb, 2019) dont les principaux résultats sont exposés à la prochaine section.

4. Intégration de la prévision de la demande pour un meilleur déploiement des EVCS

Mohamed Aziz Jegham, élève ingénieur et majeur de promotion de l'École Polytechnique de Tunisie, a choisi de réaliser son stage ingénieur (Juin 2018-Septembre 2018) au sein de notre unité de recherche OASIS sur la continuation du travail de mastère de Seifeddine Bouguerra. En effet, nous avons développé quelques perspectives déjà soulevées dans le papier (Bouguerra & Layeb, 2019) :

- i. Étendre les emplacements potentiels des EVCS en ajoutant 4 zones bleues aux 39 sites candidats déjà identifiés (31 lots de parking et 8 stations service), ce qui fait un total de 41 sites potentiels pour l'emplacement des EVCS dans le périmètre de la zone d'étude.
- ii. Aiguiser la matrice de distance entre des sites potentiels des EVCS en considérant la distance piétonnière au lieu de la distance cartésienne.
- iii. Réviser l'hypothèse des modèles M_3 - M_5 qui assigne tous les propriétaires de voitures électriques demandant une place de chargement dans un site potentiel non sélectionné à un seul unique autre site de EVCS sélectionné. Il semble plus raisonnable et fort probablement plus économique de permettre à plusieurs emplacements d'EVCS sélectionnés de satisfaire partiellement les demandes de chargement d'un emplacement non sélectionné.
- iv. Localiser et dimensionner les EVCS en considérant une demande de chargement plus adéquate.

En tenant comptes des perspectives (i)-(iii), nous avons dérivé un nouveau modèle M_6 à partir du modèle M_5 pour la localisation et le dimensionnement des EVCS au centre ville de Tunis dont les détails sont décrit dans notre papier (Jegham & Layeb, 2019).

Concernant l'axe d'amélioration (iv), nous avons étudié la prévision de la demande des tunisiens des voitures électriques. Ainsi, nous avons commencé par estimer la demande de voitures électriques, en cas d'introduction sur le marché tunisien. Notons que nous avons affaire à un marché vierge pour ce genre de véhicules, ce qui est le cas de la Tunisie et de presque tous les pays en voie de développement. Pour prédire le nombre de véhicules électriques, nous avons proposé un modèle de diffusion de type Bass (Bass, 1969), en anglais *Bass Diffusion Model* (BDM). A ce stade, il convient de mentionner que plusieurs études ont déjà été menées pour prévoir la pénétration des voitures électriques sur des marchés déjà établis tels que (Jensen et al., 2016) et (Jochem et al., 2018). Pour notre cas tunisien de marché vierge, nous nous sommes basé sur BDM, initialement introduit par Zhu et Du (2018), avec le défi de ne pas anticiper le potentiel du marché mais de l'estimer au préalable avec les paramètres du BDM.

Il convient de noter que le BDM est un modèle épidémique de l'adoption d'un nouveau produit introduit par Bass depuis 1969 (Bass, 1969). L'hypothèse principale est que, sous la pression de la société, il existe deux grands groupes de consommateurs : ceux qui innovent et ceux qui imitent. Les innovateurs adoptent le produit principalement en raison d'influences externes. Les imitateurs sont influencés par des facteurs internes et par le premier groupe qu'ils ont tendance à imiter. Cela signifie que la probabilité qu'un achat ait lieu au moment t est fonction du nombre de propriétaires au moment t . Nous considérons un marché potentiel fixe qui adoptera

éventuellement le produit. Cela correspond au cas où un adoptant n'achète le produit qu'une seule fois pendant la période d'étude. L'hypothèse est adéquate pour les produits dont le cycle de vie est relativement long, comme les véhicules électriques. Précisément, l'équation principale de la formulation du modèle représente la probabilité d'achat au moment t parmi la population restante, c'est-à-dire celles qui n'ont pas encore adopté le produit au moment t , et est exprimée comme suit

$$\frac{f(t)}{1-F(t)} = p + qF(t), \quad (141)$$

où $F(t)$ représente la pénétration cumulée, c'est-à-dire la proportion de personnes ayant déjà adopté le produit au temps t , $f(t)$ représente la probabilité d'achat au temps t et est exprimée par $f(t) = \frac{dF(t)}{dt}$, p est le coefficient d'innovation (influence externe) et q est le coefficient de contrefaçon (influence interne). Ainsi, en considérant un potentiel de marché m et en résolvant l'équation (141), le nombre de ventes $S(t)$ à l'instant t est donné par

$$S(t) = mf(t) = mp(q + p)^2 \frac{e^{-(p+q)t}}{(p + qe^{-(p+q)t})^2}. \quad (142)$$

Ensuite, le nombre cumulé de propriétaires $N(t)$ à l'instant t est dérivé comme

$$N(t) = mF(t) = m \frac{1 - e^{-(p+q)t}}{1 + \frac{q}{p}e^{-(p+q)t}}. \quad (143)$$

Contrairement à Zhu et Du (2018) qui considèrent un potentiel de marché m préfixé, nous avons estimé ce paramètre clé avec les autres paramètres du BDM à savoir p et q (Satoh, 2001). En utilisant les données historiques de vente des véhicules à moteur à combustion ordinaires, nous avons estimé ces paramètres du BDM, en utilisant deux approches : une méthode des moindres carrés ordinaires et une formulation non linéaire des moindres carrés.

Ainsi, nous avons d'abord formé un BDM sur les données de vente des véhicules à moteur à combustion ordinaires. Ensuite, nous avons adopté le modèle formé pour les voitures électriques en tenant compte des facteurs importants qui contribuent à leur adoption. Dès lors, l'évolution du pourcentage de voitures électriques en Tunisie est prévue. Le modèle construit indique une faible adoption de ce genre de véhicules dans le cadre des politiques actuelles, avec une part des voitures électriques de 0,16 % parmi toutes les voitures disponibles en 2025. En effet, si elles sont introduites en 2019, le nombre de voitures électriques atteindra 1474 véhicules en 2025 (Jegham & Layeb, 2019).

Ainsi, une fois la demande de chargement prévue convenablement, nous avons appliqué le modèle \mathbf{M}_6 pour la recherche de déploiement correspondant de l'infrastructure des EVCS (Jegham & Layeb, 2019) présentée à la figure 24.

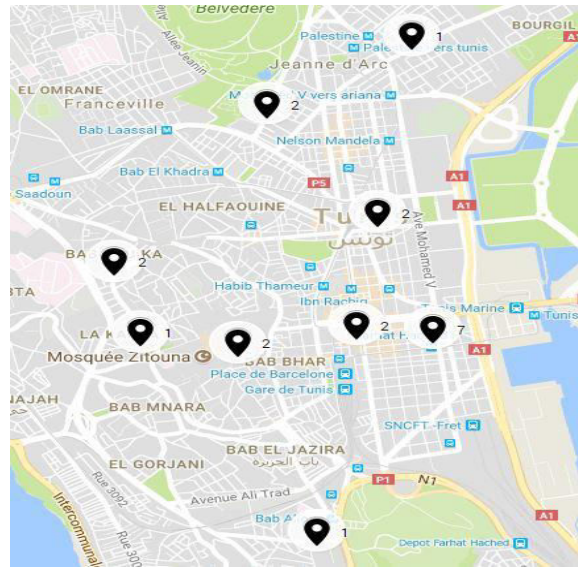


Figure 24: Nouveau déploiement des stations de chargement de voitures électriques

Nous espérons que cette étude puisse être un point de départ et un élément de début de réponse aux problématiques environnementales actuelles. Nous sommes conscients que plusieurs axes d'amélioration sont à creuser. Nous citons à titre d'exemple qu'une étude énergétique complémentaire visant à évaluer la robustesse du déploiement des EVCS ainsi que leur impact sur le réseau électrique devrait être réalisée. Nous tenons également à signaler que le plus grand défi à relever reste l'implication politique réelle du gouvernement pour encourager l'adoption des voitures électriques en Tunisie.

VI. Conclusion

Dans cet axe de recherche relatif à l'optimisation des réseaux logistiques, nous avons considéré la conception de réseaux logistiques réalistes en tenant compte des conditions réelles liées aux aléas et aux études de cas réels.

Ainsi, nous avons commencé par investiguer un problème d'acheminement de marchandises dans des réseaux de transport multimodal en appliquant une approche de simulation-optimisation. Nous avons déduit que pour ces problèmes logistiques ignorer la forme de la loi de distribution peut affecter considérablement la fiabilité de la solution. Il est ainsi recommandé de faire l'ajustement des données empiriques aux lois théoriques et non pas se baser simplement sur la moyenne et de la variance.

Nous avons ensuite exploré les réseaux logistiques collaboratifs dans les milieux urbains en profitant de la programmation linéaire pour résoudre le problème déterministe et à l'approche de simulation-optimisation pour résoudre le problème stochastique. L'étude expérimentale a montré que pour une faible variabilité de 10%, la qualité de la solution trouvée par la résolution du programme linéaire, sous l'hypothèse des temps de transport déterministes, est acceptable. Tandis que cette qualité se détériore pour une variabilité de plus que 20%. Et, c'est exactement le cadre opportun pour faire appel aux outils de la simulation.

Dans le cadre d'une synergie avec le monde industriel, nous avons également collaboré avec la compagnie de distribution de produits pétroliers afin de lui développer un système d'information

et d'aide à la décision. Ce SIAD a été basé sur l'optimisation d'un problème de tournées de véhicules à compartiments multiples avec fenêtres de temps. Offrant ainsi un outil d'aide à la prise de décision au responsable logistique, avec une garantie sur la qualité du planning quotidien des livraisons.

Nous avons également travaillé sur une étude exploratrice visant à trouver un déploiement adéquat de l'infrastructure de chargement des voitures électriques au centre ville de Tunis. Nous nous sommes focalisés sur la localisation et le dimensionnement des stations de chargement des voitures électriques en intégrant la demande de ce genre de véhicule dans un marché vierge tel que la Tunisie. Nous avons voulu ainsi initier cet axe de développement durable en attendant l'implication réelle des responsables politiques du gouvernement tunisien.

Production Scientifique

Autre que de multiples communications orales dans des conférences scientifiques, les travaux portant sur cet axe de recherche ont fait l'objet de la production scientifique suivante :

- **Deux** mastères de recherche en Informatique Décisionnelle et Intelligence Appliquée à la Gestion, Parcours: Aide à la Décision : Seifeddine Bouguerra (soutenu en Mars 2018) et Sarra Ben Rabeh (co-encadré avec Hejer Khelif Hachicha et soutenu en Décembre 2018).
- **3** papiers publiés dans des revues scientifiques indexés : *Computers & Industrial Engineering* (Layeb et al., 2018 a), *Case Studies on Transport Policy* (Bouguerra & Layeb, 2019) et *International Journal of Applied Decision Sciences* (Jegham & Layeb, 2019).
- **3** Chapitres d'ouvrages : (Rekik et al., 2017), (Bouguerra & Layeb, 2017) et (Jaoua et al., 2020).
- **1** papier soumis à la conférence IEEE : *ICTA 2019* (Hachicha et al., 2019).

Bilan et perspectives de recherche

Depuis mon intégration de l'ENIT en 2011, je me suis intéressée à la conception de réseaux multiflôts et à l'optimisation de réseaux logistiques. Je me suis ainsi orientée progressivement d'une recherche dite *fondamentale* vers une recherche plus *appliquée*. J'ai porté une attention particulière au traitement de problématiques considérant des aléas réels afin d'aller de l'avant vers des applications en entreprises. En effet, les problèmes de logistique et de transport ont connu une croissance spectaculaire tant pour le volume des flux traités que pour la complexité des décisions associées. Cette évolution continue a fait émerger le besoin des entreprises en systèmes d'aide à la décision pour optimiser leurs flux physiques et informationnels.

Par ailleurs, venant du domaine des mathématiques appliquées et de la recherche opérationnelle, j'ai tenu à explorer d'autres outils du Génie Industriel, et plus précisément la simulation. Couplées aux méthodes d'optimisation, les nouvelles approches simulation-optimisation ont fait leurs preuves en résolvant de manière efficace plusieurs problèmes de conception de réseaux. Les diverses méthodologies développées ainsi que les techniques d'aide à la prise de décision m'ont permis d'approfondir considérablement mes connaissances et d'acquérir plus de compétences, indispensables pour maîtriser les multiples outils du Génie Industriel.

D'ailleurs, dans une synergie de coopération entre la recherche et le monde industriel, j'ai travaillé avec ma collègue Jouhaina Chaouachi sur d'autres projets en relation avec le développement d'outils d'aide à la décision qui sont un des principales clefs de réussite :

Je commencerai par citer une collaboration avec l'Union Bancaire du Commerce et de l'Industrie (UBCI) dans le cadre du mastère de recherche de Sarah Bouslama soutenu le 07/11/2018. En effet, l'UBCI en tant que banque tunisienne est désormais concernée par la mise en conformité aux exigences de la nouvelle loi nationale en matière de protection des données personnelles et du nouveau règlement européen sur la protection des données personnelles, appelé RGPD : Règlement Général de la Protection des Données qui est apparu au journal officiel de l'Union Européenne et qui est entrée en vigueur le 25 mai 2018. Nous avons ainsi collaboré pour la mise en place d'un système d'information qui gère les réclamations des clients relatives au RGPD et qui aide les managers de la banque à prendre les bonnes décisions qui se rapportent à ce type de réclamations (Bouslama et al., 2020).

D'autre part, nous avons lancé une collaboration avec le Ministère de La Femme, de La Famille et de l'Enfance (MFFE) dans le cadre du mastère de Sirine Touati, soutenu le 20/01/2018. L'objectif était d'étudier les processus de suivi des projets de construction, d'aménagement et d'entretien des bâtiments de la MFFE afin de le simplifier, améliorer et automatiser. Une étude de l'existant a montré plusieurs défaillances au niveau de la transparence et du suivi qui ne peut être surmonté qu'en développant un système d'information et d'aide à la décision propre à la MFFE (Touati et al., 2017). Un SIAD a ainsi été développé et implémenté en offrant aux directeurs de la MFFE un suivi en temps réels et une vision globale sur les projets en cours à l'aide d'indicateurs de performances appropriés. Autre atout du système, la sécurisation de l'accès, la sauvegarde de l'historique des données et la rapidité des traitements (Touati et al., 2018).

Etant membre du comité d'organisation et du comité scientifique de la 2ème édition de la Journée Tunisienne en Organisation Hospitalière (JTOH) qui s'est tenue en Avril 2016, j'ai participé activement à cette manifestation organisée par l'unité de recherche OASIS. Cet

événement scientifique a permis de mettre en relation des chercheurs avec des professionnels de la santé ce qui a abouti à la définition de divers projets de collaboration ainsi que deux conventions signées en 2017, la première reliant l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis et la Faculté de Médecine de Tunis, et plus particulièrement le service d'urgences de l'hôpital Charles Nicolle et la deuxième associant l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis et l'hôpital Abderrahmane Mami. L'objectif de ces collaborations est l'élaboration de solutions concrètes et très peu coûteuses afin de répondre efficacement aux besoins des patients tout en améliorant l'organisation et la performance de ces établissements publics tunisiens. Le service des urgences du CHU Charles Nicolle est un lieu d'accueil, de prise en charge et d'orientation des patients qui se présentent pour une consultation non programmée par nature même de ce type service des soins. Ce service souffre d'engorgement entraînant des délais d'attente relativement élevés, souvent responsables d'insatisfaction du grand public et d'une détérioration de la qualité de prise en charge. Dans le cadre de la convention signée depuis 2017, avec mes collègues Farah Zeghal, Najla Aissaoui et Faten Ben Chihaoui, nous avons mené plusieurs travaux dans le cadre de projets de formation d'élèves d'ingénieurs et de maîtrise de recherche visant l'amélioration de son organisation. Il s'agit principalement de:

- Evaluation de la satisfaction des patients, de leurs accompagnants et du corps médical et paramédical (Layeb et al., 2018 b).
- Analyse de la performance du service en utilisant l'approche processus et les outils du *lean management* (Aissaoui et al., 2019).
- Proposition d'un tableau de bord avec des indicateurs de performance adéquats aux spécificités des services d'urgences des CHU (Layeb et al., 2019).
- Développement d'un SIAD pour la gestion des médicaments au sein de la pharmacie du service des urgences (Chihaoui et al., 2019).

Dans ce qui suit, Je vais exposer brièvement mes **perspectives** de recherche pour les années à venir.

Conception de réseaux multiflotts généralisés

Motivées par les résultats obtenus et leurs intérêts pratiques et théoriques, nous envisageons d'orienter nos recherches futures vers l'adaptation des approches proposées pour le DCMNDP et le G-DCMNDP stochastique pour la résolution d'autres variantes du problème de conception de réseaux. Nous nous proposons d'étendre dans le cadre des travaux postdoctoraux de Imen Mejri, les modèles proposés et les méthodes de résolution correspondantes afin de traiter des problèmes de conception de réseaux logistiques où des coûts unitaires sont considérés en plus des coûts fixes. Nous comptons également adapter la méthode exacte améliorée pour tenir compte de contraintes réelles spécifiques telle que le routage de chaque demande sur un seul chemin (unsplittable demands).

De plus, constatant le nombre très réduit de travaux sur les problèmes stochastiques de type NLP, nous sommes particulièrement motivées pour explorer le développement de méthodes simulation-optimisation basés sur une formulation de type Arc-Chemin pour les résoudre efficacement.

Logistique et sciences de données

La conteneurisation, ou encore le chargement de marchandises dans des conteneurs, constitue la clef de voûte du transport en logistique. Dès lors, avec ma collègue Amel Jaoua, nous nous sommes intéressées depuis 2016 au problème de remplissage de conteneur, en anglais Single Container Loading Problem (SCLP). Ceci a été dans le cadre du projet de fin d'études de Omar Jabloun au sein de l'entreprise « Carthago Solutions ». Nous avons développé une nouvelle heuristique pour le SCLP qui a été intégrée dans le module EWM (Extended Warehouse Management) du progiciel de gestion intégré SAP (Layeb et al., 2017 b).

Motivées par l'intérêt théorique et pratique du SCLP, nous avons repris la même problématique, depuis janvier 2019, en collaboration avec Pr. Michel Gamache de l'École Polytechnique de Montréal dans le cadre du projet de fin d'études MITACS de Yakin Hajlaoui. Nous nous sommes relevés le défi de sortir des sentiers battus de l'optimisation combinatoire et d'aller explorer les nouvelles techniques des sciences de données. Plus précisément, nous avons appliqué le principe d'apprentissage, le *Deep Reinforcement Learning*, pour la résolution du SCLP. Nous avons adapté cette technique pour le SCLP. Le travail est toujours en cours et les résultats préliminaires sont prometteurs. Même après la soutenance du PFE prévue en octobre 2019, nous sommes convenues avec Pr Gamache de continuer à travailler sur cette problématique. Un papier de revue est prévu afin de rapporter la contribution de ce travail.

Amélioration de la performance de l'organisation hospitalière

Depuis la signature de la convention entre l'ENIT et le CHU Abderrahmène Mami, spécialisé en Pneumo-phtisiologie, une étroite collaboration a été tissée entre les membres de notre unité de recherche OASIS et les professionnels de santé du CHU. Ce dernier, en plus de ses activités d'hospitalisation, de chirurgie et de prise en charge des urgences, accueille près de 50 000 patients par année dans son service des consultations externes. Ce service souffre de plusieurs anomalies : espace très réduit, encombrement des patients, mauvaise configuration des processus, attentes et déplacements importants. Ce qui a poussé l'hôpital à construire un nouveau local pour le service des consultations externes tout en repensant son organisation afin de la rendre plus efficace en répondant aux exigences des patients et des professionnels de la santé et leurs attentes. Divers enjeux relatifs à cette phase de conception ont été relevés tels que la modélisation et l'optimisation du parcours du patient et le dimensionnement de ce service tout en prenant en considération l'aspect humain. C'est dans ce cadre bien précis que s'inscrit la thèse de doctorat de Hana Ben Mbarek qui a démarrée en septembre 2017 sous la direction de Pr. Atidel B. Hadj-Alouane et en co-encadrement avec ma collègue Najla Aissaoui.

Nous avons commencé par une analyse de l'état actuel du flux des patients au sein de l'hôpital et plus particulièrement, l'état du service de la consultation externe en vigueur afin d'identifier et de quantifier les principales anomalies. En effet, la modélisation des flux et des processus présente la première étape de toute démarche d'évaluation ou de réorganisation. Nous avons opté pour la méthode d'hiérarchisation SADT pour une compréhension globale du fonctionnement des services de l'hôpital. Ensuite, nous avons développé un diagramme SIPOC pour représenter la structure et le fonctionnement du système et identifier au final les différents parcours des patients. Pour affiner d'avantage notre analyse, nous avons opté au final pour une adaptation du BPMN afin de cartographier le service d'une façon systémique et identifier le processus clé à évaluer et les indicateurs qui lui sont associés. La dernière étape du diagnostic

consiste à analyser la chaîne de valeur du parcours correspondant au processus clé en utilisant une variante de la cartographie VSM adaptée aux systèmes de santé. Autres que des communications orales dans des conférences scientifiques, ces travaux font l'objet d'un papier de revue soumis au journal santé publique (Ben Mbarek et al., 2019) en se limitant aux consultations relatives à la spécialité de pneumologie. Un second papier en cours de finalisation considérant le parcours le plus long en incorporant les analyses complémentaires est en cours de finalisation.

Les résultats de l'analyse du service de consultation externe actuel constituent un point de départ pour le dimensionnement du nouveau service en cours de construction. En effet, les résultats de l'analyse VSM ont montré que le passage par les salles de consultations représente le goulet d'étranglement. De ce fait, une nouvelle répartition de ces salles devrait être identifiée afin d'accélérer le flux des patients. Nous avons alors opté pour la simulation à événements discrets afin d'évaluer les différents scénarios d'aménagement en vue de diminuer les temps d'attente et le temps de séjour au sein du service. Nous travaillons actuellement sur l'analyse la sensibilité des solutions proposées par les modèles de simulation par rapport à la variation de la performance des médecins expliquée par des facteurs de différences individuelles (fatigue, personnalité, grade, surcharge de travail, etc). En effet, nous sommes en train d'explorer l'axe de recherche portant sur la modélisation des comportements humains et leur impact sur la prise de décision. Une étude empirique du terrain, basée sur des questionnaires, va être réalisée afin de dériver les principaux facteurs qui affectent le comportement des médecins. Nous espérons ainsi construire un modèle comportemental bien ancré qui, une fois incorporé au modèle de simulation, va dériver un aménagement efficace du nouveau service de consultations externes..

Références Bibliographiques

- Aissaoui, N. O., Layeb, S. B., Zeghal, F. M., Hamouda, C., Moujahed, H., Zaidi, A., & Jmal, Y. (2019). Approche Processus et Lean Management pour l'Amélioration de la Performance d'un Service d'Urgences: Cas d'un Centre Hospitalier Universitaire Tunisien. Papier soumis à la revue *Sciences Sociale et Santé*.
- Aloise, D., & Ribeiro, C. C. (2011). Adaptive memory in multistart heuristics for multicommodity network design. *Journal of Heuristics*, 17(2), 153-179.
- Baykasoglu, A., & Subulan, K. (2016). A multi-objective sustainable load planning model for intermodal transportation networks with a real-life application. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 95, 207-247.
- Bass, F. M. (1969). A new product growth for model consumer durables. *Management science*, 15(5), 215-227.
- Benders, J. F. (1962). Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische mathematik*, 4(1), 238-252.
- Ben Mbarek, H., Aissaoui, N. O., Layeb, S. B., & B.Hadj-Alouane, A. (2019). Analyse de la chaine de valeur pour améliorer le flux de patients d'un service de consultations externes tunisien. Papier soumis à la revue *Santé Publique*.
- Bouguerra, S., & Layeb, S. B. (2017, November). Optimal Locations Determination for an Electric Vehicle Charging Infrastructure in the City of Tunis, Tunisia. In *Proceedings of the 1st Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration, Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions, Advances in Science, Technology & Innovation*, (pp. 979-981), Springer, Cham.
- Bouguerra, S., & Layeb, S. B. (2019). Determining Optimal Deployment of Electric Vehicles Charging Stations: Case of Tunis City, Tunisia. *Case Studies on Transport Policy*. 7(3), 628-642.
- Bousslama, S., Layeb, S. B., & Chaouachi, J. (2020) Framework for Managing the New General Data Protection Regulation Related Claims. In: *Bouhlef M., Rovetta S. (eds) Proceedings of the 8th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT'18), Vol.1. SETIT 2018. Smart Innovation, Systems and Technologies, vol 146*, (pp. 14-23). Springer, Cham
- Bruglieri, M. (2018). Effective Design and Management of Shared Transport Services: New Challenges for Operational Research. In *Multidisciplinary Design of Sharing Services* (pp. 95-109). Springer, Cham.
- Camerini, P. M., Fratta, L., & Maffioli, F. (1975). On improving relaxation methods by modified gradient techniques. In *Nondifferentiable optimization* (pp. 26-34). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Chalumuri, R. S., & Yasuo, A. (2014). Modelling travel time distribution under various uncertainties on Hanshin expressway of Japan. *European Transport Research Review*, 6(1), 85-92.
- Chen, T. D., Kockelman, K. M., & Khan, M. (2013). Locating electric vehicle charging stations: Parking-based assignment method for Seattle, Washington. *Transportation Research Record*, 2385(1), 28-36.
- Chihaoui, F. B., Maddeh, N., Layeb, S. B., Hamouda, C., & Chaouachi, J. (2019, April). A Decision Support System for Drug Inventory Management within an Emergency Department: A Case Study. In *2019 6th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)* (pp. 1889-1894). IEEE.
- Cleophas, C., Cottrill, C., Ehmke, J. F., & Tierney, K. (2019). Collaborative urban transportation: Recent advances in theory and practice. *European Journal of Operational Research*, 273(3), 801-816.
- Conforti, M., Cornuéjols, G., & Zambelli, G. (2014). Integer programming models. In *Integer Programming* (pp. 45-84). Springer, Cham.

- Costa, A. M. (2005). A survey on benders decomposition applied to fixed-charge network design problems. *Computers & operations research*, 32(6), 1429-1450.
- Crainic, T. G. (2000). Service network design in freight transportation. *European journal of operational research*, 122(2), 272-288.
- Crainic, T. G., Frangioni, A., & Gendron, B. (2001). Bundle-based relaxation methods for multicommodity capacitated fixed charge network design. *Discrete Applied Mathematics*, 112(1-3), 73-99.
- Crainic, T. G., & Rousseau, J. M. (1986). Multicommodity, multimode freight transportation: A general modeling and algorithmic framework for the service network design problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 20(3), 225-242.
- Crowder, H. (1976). Computational Improvements for Subgradient Optimization, volume XIX of Symposia Mathematica., 357–372. Academic Press, London.
- Dahl, G., & Stoer, M. (1998). A cutting plane algorithm for multicommodity survivable network design problems. *INFORMS Journal on Computing*, 10(1), 1-11.
- Demir, E., Burgholzer, W., Hrušovský, M., Arkan, E., Jammerneegg, W., & Van Woensel, T. (2016). A green intermodal service network design problem with travel time uncertainty. *Transportation Research Part B: Methodological*, 93, 789-807.
- Ennaifer, N. B., Layeb, S. B., & Zeghal, F. M. (2016, April). On lower bounds computation for the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem. In *2016 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)* (pp. 511-516). IEEE.
- Fernández, E., Roca-Riu, M., & Speranza, M. G. (2018). The shared customer collaboration vehicle routing problem. *European Journal of Operational Research*, 265(3), 1078-1093.
- Frangioni, A., Gendron, B., & Gorgone, E. (2017). On the computational efficiency of subgradient methods: a case study with Lagrangian bounds. *Mathematical Programming Computation*, 9(4), 573-604.
- Frangioni, A., & Gorgone, E. (2014). Bundle methods for sum-functions with “easy” components: applications to multicommodity network design. *Mathematical Programming*, 145(1-2), 133-161.
- Gabrel, V., Knippel, A., & Minoux, M. (2003). A comparison of heuristics for the discrete cost multicommodity network optimization problem. *Journal of Heuristics*, 9(5), 429-445.
- Gabrel, V., Knippel, A., & Minoux, M. (1999). Exact solution of multicommodity network optimization problems with general step cost functions. *Operations Research Letters*, 25(1), 15-23.
- Gabrel, V., & Minoux, M. (1997). LP relaxations better than convexification for multicommodity network optimization problems with step increasing cost functions. *Acta Mathematica Vietnamica*, 22(1), 123-145.
- Ghamami, M., Nie, Y., & Zockaie, A. (2016). Planning charging infrastructure for plug-in electric vehicles in city centers. *International Journal of Sustainable Transportation*, 10(4), 343-353.
- Gansterer, M., & Hartl, R. F. (2018). Collaborative vehicle routing: a survey. *European Journal of Operational Research*, 268(1), 1-12.
- Gendron, B., Crainic, T. G., & Frangioni, A. (1999). Multicommodity capacitated network design. In *Telecommunications network planning* (pp. 1-19). Springer, Boston, MA.
- Gendron, B., Hanafi, S., & Todosijević, R. (2018). Matheristics based on iterative linear programming and slope scaling for multicommodity capacitated fixed charge network design. *European Journal of Operational Research*, 268(1), 70-81.

- Gendron, B., & Larose, M. (2014). Branch-and-price-and-cut for large-scale multicommodity capacitated fixed-charge network design. *EURO Journal on Computational Optimization*, 2(1-2), 55-75.
- Genevois, M. E., & Kocaman, H. (2018). Locating Electric Vehicle Charging Stations in Istanbul with AHP Based Mathematical Modelling. *International Journal of Transportation Systems*, 3, 1-10.
- Guessous, Y., Aron, M., Bhourri, N., & Cohen, S. (2014). Estimating travel time distribution under different traffic conditions. *Transportation Research Procedia*, 3, 339-348.
- Hachicha, H. K., Ben Rabeh, S., & Layeb, S. B. (2019, December). A New MILP-based Decision Support System for the Fuel Distribution. Submitted to *the 7th International conference on ICT & Accessibility (ICTA 2019)*. IEEE.
- Halim, R. A., & Seck, M. D. (2011, December). The simulation-based multi-objective evolutionary optimization (SIMEON) framework. In *Proceedings of the 2011 Winter Simulation Conference (WSC)* (pp. 2834-2846). IEEE.
- Haouari, M., Layeb, S. B., & Sherali, H. D. (2008). The prize collecting Steiner tree problem: models and Lagrangian dual optimization approaches. *Computational Optimization and Applications*, 40(1), 13-39.
- Haouari, M., Layeb, S. B., & Sherali, H. D. (2010 a). Algorithmic expedients for the prize collecting Steiner tree problem. *Discrete Optimization*, 7(1-2), 32-47.
- Haouari, M., Layeb, S. B., & Sherali, H. D. (2010 b). Strength of three MIP formulations for the prize collecting Steiner tree problem with a quota constraint. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 36, 495-502.
- Haouari, M., Layeb, S. B., & Sherali, H. D. (2013). Tight compact models and comparative analysis for the prize collecting Steiner tree problem. *Discrete Applied Mathematics*, 161(4-5), 618-632.
- Harrison, A., & Fichtinger, J. (2013). Managing variability in ocean shipping. *The International Journal of Logistics Management*, 24(1), 7-21.
- Jaoua, A., Gamache, M., & Riopel, D. (2012). Specification of an intelligent simulation-based real time control architecture: Application to truck control system. *Computers in Industry*, 63(9), 882-894.
- Jaoua, A., Layeb, S. B., Rekik, A., & Chaouachi, J. (2020). The Shared Customer Collaboration with Stochastic Travel Times for Urban Last-mile Delivery. *Sustainable City Logistics Planning : Methods and Applications, Volume 1, chapter III*. In press and available on line, ISBN: 978-1-53616-521-0. A. Awasthi (eds), Nova science publishers.
- Jegham, M. A., & Layeb, S. B. (2019). Locating and Sizing Electric Vehicles Charging Stations in New Markets. *International Journal of Applied Decision Sciences*. In press and available on line, DOI: 10.1504/IJADS.2020.10023338.
- Jensen, A. F., Cherchi, E., Mabit, S. L., & Ortúzar, J. D. D. (2016). Predicting the potential market for electric vehicles. *Transportation Science*, 51(2), 427-440.
- Jochem, P., Gómez Vilchez, J. J., Ensslen, A., Schäuble, J., & Fichtner, W. (2018). Methods for forecasting the market penetration of electric drivetrains in the passenger car market. *Transport Reviews*, 38(3), 322-348.
- Ketabi, S. (2006). Network optimization with piecewise linear convex costs. *Iranian Journal of Science and Technology (Sciences)*, 30(3), 315-323.
- Kaabi, H., & Jabeur, K. (2015, July). Hybrid algorithm for solving the multi-compartment vehicle routing problem with time windows and profit. In *2015 12th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)* (Vol. 1, pp. 324-329). IEEE.
- Krüger, N., Vierth, I., & Fakhraei Roudsari, F. (2013). *Spatial, temporal and size distribution of freight train delays: evidence from Sweden*. Working papers in Transport Economics 2013:8, CTS - Centre for Transport Studies Stockholm (KTH and VTI).

- Layeb, S. B., Aissaoui, N. O., Hamouda, C., Zeghal, F. M., Moujahed, H., & Zaidi, A. (2019). Indicateurs de Performance et Tableau de Bord pour un Service d'Urgences d'un Centre Hospitalier Universitaire. Papier soumis la revue *Annales Françaises de Médecine d'Urgence*.
- Layeb, S. B., Heni, R., & Balma, A. (2017 a, May). Compact MILP models for the discrete cost multicommodity network design problem. In *2017 International Conference on Engineering & MIS (ICEMIS)* (pp. 1-7). IEEE.
- Layeb, S. B., Jabloun, O., & Jaoua, A. (2017 b). New Heuristic for the Single Container Loading Problem. *International Journal of Economics and Strategic Management of Business Process*, 8(1), 1-7.
- Layeb, S. B., Jaoua, A., Jbira, A., & Makhoulf, Y. (2018). A simulation-optimization approach for scheduling in stochastic freight transportation. *Computers & Industrial Engineering*, 126, 99-110.
- Layeb, S. B., Hamouda, C., Zeghal, F., Aissaoui, N. O., Mlaouhi, K., & Gadhoumi, B. (2018 b, Septembre). Évaluation de la satisfaction au sein des urgences d'un centre hospitalier universitaire. *Actes du XXIXème Congrès de l'Association Latine pour l'Analyse des Systèmes de Santé (CALASS 2018)* (pp. 1-9). ISSN : 1988-7914.
- Lee, C., Lee, K., & Park, S. (2013). Benders decomposition approach for the robust network design problem with flow bifurcations. *Networks*, 62(1), 1-16.
- Lee, D. N., Medhi, K. T., Strand, J. L., Cox, R. G., & Chen, S. (1989). Solving large telecommunications network loading problems. *AT&T Technical Journal*, 68(3), 48-56.
- Lin, Z., & Greene, D. L. (2011). Promoting the market for plug-in hybrid and battery electric vehicles: role of recharge availability. *Transportation Research Record*, 2252(1), 49-56.
- Ma, H., Yang, Z., You, P., & Fei, M. (2017). Multi-objective biogeography-based optimization for dynamic economic emission load dispatch considering plug-in electric vehicles charging. *Energy*, 135, 101-111.
- Mejri, I., Haouari, M., Layeb, S. B., & Mansour, F. Z. (2019 a). An exact approach for the multicommodity network optimization problem with a step cost function. *RAIRO-Operations Research*, 53(4), 1279-1295.
- Mejri, I., Layeb, S. B., Haouari, M., & Mansour, F. Z. (2019 b). A simulation-optimization approach for the stochastic discrete cost multicommodity flow problem. *Engineering Optimization*. In press and available on line, DOI:10.1080/0305215X.2019.1603299.
- Mejri, I., Layeb, S. B., & Mansour, F. Z. (2018, November). Solving the Discrete Cost Multicommodity Network Design Problem to Optimality. In *2018 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)* (pp. 50-54).
- Mejri, I., Layeb, S. B., & Mansour, F. Z. (2019 c). Formulations and Benders Decomposition based Procedures for the Discrete Cost Multicommodity Flow Problem. *International Journal of Computing and Digital Systems, Special Issue on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies*, accepted under revision.
- Mejri, I., Layeb, S. B., & Mansour, F. Z. (2019 d, April). Enhanced Exact Approach for the Network Loading Problem. In *2019 International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)* (pp. 970-975). IEEE.
- Miller, C. E., Tucker, A. W., & Zemlin, R. A. (1960). Integer programming formulation of traveling salesman problems. *Journal of the ACM (JACM)*, 7(4), 326-329.
- Minoux, M. (1989). Networks synthesis and optimum network design problems: Models, solution methods and applications. *Networks*, 19(3), 313-360.
- Momeni, M., & Sarmadi, M. (2016). A genetic algorithm based on relaxation induced neighborhood search in a local branching framework for capacitated multicommodity network design. *Networks and Spatial Economics*, 16(2), 447-468.

- Mrad, M., & Haouari, M. (2008). Optimal solution of the discrete cost multicommodity network design problem. *Applied Mathematics and Computation*, 204(2), 745-753.
- Oliveira, J. B., Lima, R. S., & Montevechi, J. A. B. (2016). Perspectives and relationships in Supply Chain Simulation: A systematic literature review. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 62, 166-191.
- Orlowski, S., Wessäly, R., Pióro, M., & Tomaszewski, A. (2010). SNDlib 1.0—Survivable network design library. *Networks: An International Journal*, 55(3), 276-286.
- Paraskevopoulos, D. C., Bektaş, T., Crainic, T. G., & Potts, C. N. (2016). A cycle-based evolutionary algorithm for the fixed-charge capacitated multi-commodity network design problem. *European Journal of Operational Research*, 253(2), 265-279.
- Polyak, B. T. (1969). Minimization of unsmooth functionals. *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*, 9(3), 14-29.
- Quintero-Araujo, C. L., Gruler, A., Juan, A. A., de Armas, J., & Ramalhinho, H. (2017). Using simheuristics to promote horizontal collaboration in stochastic city logistics. *Progress in Artificial Intelligence*, 6(4), 275-284.
- Rahmaniani, R., Crainic, T. G., Gendreau, M., & Rei, W. (2017). The Benders decomposition algorithm: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 259(3), 801-817.
- Rakha, H., El-Shawarby, I., & Arafah, M. (2010). Trip travel-time reliability: issues and proposed solutions. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 14(4), 232-250.
- Rekik, A., Jaoua, A., Layeb, S. B., & Chaouachi, J. (2017, November). Green Collaborative Vehicle Routing Problem with Environmental Concerns. In *Proceedings of the 1st Euro-Mediterranean Conference for Environmental Integration, Recent Advances in Environmental Science from the Euro-Mediterranean and Surrounding Regions, Advances in Science, Technology & Innovation*, (pp. 1113-1116), Springer, Cham.
- Salem, R. W., & Haouari, M. (2017). A simulation-optimisation approach for supply chain network design under supply and demand uncertainties. *International Journal of Production Research*, 55(7), 1845-1861.
- Satoh, D. (2001). A discrete bass model and its parameter estimation. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 44(1), 1-18.
- Shareef, H., Islam, M. M., & Mohamed, A. (2016). A review of the stage-of-the-art charging technologies, placement methodologies, and impacts of electric vehicles. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 64, 403-420.
- Sherali, H. D., & Ulular, O. (1990). Conjugate gradient methods using quasi-Newton updates with inexact line searches. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 150(2), 359-377.
- Sierzchula, W., Bakker, S., Maat, K., & Van Wee, B. (2014). The influence of financial incentives and other socio-economic factors on electric vehicle adoption. *Energy Policy*, 68, 183-194.
- Simon, D. (2008). Biogeography-based optimization. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 12(6), 702-713.
- StadieSeifi, M., Dellaert, N. P., Nuijten, W., Van Woensel, T., & Raoufi, R. (2014). Multimodal freight transportation planning: A literature review. *European journal of operational research*, 233(1), 1-15.
- Sun, Y., Lang, M., & Wang, D. (2015). Optimization models and solution algorithms for freight routing planning problem in the multi-modal transportation networks: a review of the state-of-the-art. *The Open Civil Engineering Journal*, 9(1), 714-723.
- Surjandari, I., Rachman, A., Dianawati, F., & Wibowo, R. P. (2011). Petrol delivery assignment with multi-product, multi-depot, split deliveries and time windows. *International Journal of Modeling and Optimization*, 1(5), 375.

- Taylor, M. A., & Somenahalli, S. (2010). Travel time reliability and the bimodal travel time distribution for an arterial road. *Road & Transport Research: A Journal of Australian and New Zealand Research and Practice*, 19(4), 37.
- Taş, D., Dellaert, N., Van Woensel, T., & De Kok, T. (2013). Vehicle routing problem with stochastic travel times including soft time windows and service costs. *Computers & Operations Research*, 40(1), 214-224.
- Touati, S., Layeb, S. B. & Chaouachi, S. (2017, December). Management of Construction and Maintenance Projects in the Tunisian Public Sector: Brief Comparison Tools and Suggestions For Future Framework. In *Proceedings of the 18th International Arab Conference on Information Technology (ACIT'2017)* (pp. 1-4).
- Touati, S., Layeb, S. B. & Chaouachi, S. (2018 June). Public Construction Projects in Tunisia: Current Practices, Existing Problems and Development of a Decision Support Tool. In *the 12th International Conference on Modelling, Optimization and Simulation (MOSIM 2018)* (pp. 1-8).
- Tornatore, M., Maier, G., & Pattavina, A. (2007). WDM network design by ILP models based on flow aggregation. *IEEE/ACM Transactions on Networking (TON)*, 15(3), 709-720.
- UNFCCC. (2016). European Commission, Paris Agreement, available at: [https://ec.europa.eu/clima/policies/international/negotiations/paris_en] Accessed 23.09.2019.
- Wang, H., Zhao, D., Meng, Q., Ong, G. P., & Lee, D. H. (2019). A four-step method for electric-vehicle charging facility deployment in a dense city: An empirical study in Singapore. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 119, 224-237.
- Wen, C., Li, Z., Lessan, J., Fu, L., Huang, P., & Jiang, C. (2017). Statistical investigation on train primary delay based on real records: evidence from Wuhan–Guangzhou HSR. *International Journal of Rail Transportation*, 5(3), 170-189.
- Zhu, Z., & Du, H. (2018, July). Forecasting the Number of Electric Vehicles: A Case of Beijing. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* (Vol. 170, No. 4, p. 042037). IOP Publishing.
- Zhu, Z. H., Gao, Z. Y., Zheng, J. F., & Du, H. M. (2016). Charging station location problem of plug-in electric vehicles. *Journal of Transport Geography*, 52, 11-22.