

Résumé

La congestion du trafic urbain est l'un des problèmes socio-économiques qui doivent être résolus pour supporter l'évolution de la société. Dont la gestion des carrefours à feux est un point important, car dans un seul carrefour isolé se croisent plusieurs routes. C'est un problème de gestion des accès à un espace commun, par différents types d'usagers. La solution appropriée est la mise en place des stratégies de régulation des feux de signalisation pour une utilisation optimale des infrastructures disponibles.

Un simple carrefour présente des caractéristiques complexes; par conséquent, il est difficile de le décrire par un modèle mathématique précis. C'est pour cela, plusieurs chercheurs utilisent des systèmes basés sur la logique floue, les réseaux de neurones, les réseaux de Pétri Hybrides et les systèmes multi-agents.

Grâce aux avancées technologiques, il est possible de disposer de mesures fiables et précises des grandeurs physiques relatives à l'état du trafic en temps réel. La littérature s'est, par conséquent, enrichie de méthodes de la régulation du trafic en temps réel, à partir de ces mesures. La plupart de ces modèles sont cycliques. La durée du cycle est fixe. Cela diminue l'adaptabilité avec la variation de l'environnement. Ainsi que ces modèles ne prennent pas en compte tous les utilisateurs des carrefours.

La présente thèse porte principalement sur la question de la mise au point d'un modèle non linéaire visant à réduire en temps réel le temps d'attente des usagers des carrefours, notamment des voitures, des poids lourds et des tramways. Il prend en compte les contraintes liées à la sécurité et à la structure des carrefours. Ce modèle est acyclique; les durées de phase et les cycles sont tous variables selon la demande du trafic.

Compte tenu de la complexité du modèle de gestion des carrefours, d'une part, aux contraintes d'infrastructure et de sécurité, à la non-linéarité de certaines équations et le nombre élevé des variables; les algorithmes génétiques (AG) est la méthode de résolution choisi pour résoudre ce problème. Il a fournit des résultats satisfaisants en temps réel par rapport au système semi-adaptatif et au système non-adaptatif dans toutes les situations du trafic. L'hybridation des AG avec la logique floue améliore encore et stabilise les résultats. L'expérience s'est déroulée sur un simple carrefour à quatre feux et un rond-point à six feux considéré comme l'un des carrefours les plus importants et les plus complexes de Casablanca.

La compréhension du carrefour voisin aide non seulement à concevoir un modèle de gestion précis, mais elle optimise également le coût d'installation des systèmes et se rapproche du modèle réel des flux de trafic. C'est pour cela, nous généralisons le modèle et sa résolution sur deux carrefours adjacents. Ainsi que, Nous testons la faisabilité du système proposé sur un réseau complexe composé d'un carrefour principal et ses quatre carrefours voisins. La plupart des travaux décentralisent le problème du réseau des carrefours sous la forme de plusieurs carrefours isolés pour diminuer la complexité. Dans cette thèse, nous traitons le réseau comme une seule entité. En prenant compte dans le traitement d'un carrefour les flux et la situation de tout le réseau, ainsi que les résultats proposés des carrefours adjacents. Ce qui a diminué considérablement le temps d'attente et régule le trafic mieux que les autres systèmes moins adaptative.

ملخص

إن العدد المتزايد لوسائل النقل و الغير متناسب مع نمو الطرقات، خاصة داخل المجال الحضري، الذي يعرف هو الآخر تطورا دائما لعدد السكان، خاصة في المدن الكبرى، لِيُنتِج ضغطا كبيرا و تأخرا ملحوظا لمستعملي الطريق، خصوصا عند ملتقيات الطرق. الأمر الذي دفع الباحثين إلى تسليط الضوء على هاته الإشكالية، بُغية إيجاد استراتيجيات لتنظيم المرور من أجل الاستخدام الأمثل للبنى التحتية .

بادئ الأمر، إعتبر عدد من الباحثين أنه من الصعب وضع نموذج رياضي يصف ملتقى طرق مزود بإشارات المرور الضوئية، لكثرة متغيراته وكثرة الأمور المتداخلة والمتحكممة في إختيار من له الحق في المرور، ولكم من الوقت؟ كل ذلك بُغية إرضاء جميع المستعملين، مع التقليل قدر المستطاع من الوقت المهدور في الإنتظار. لأجل ذلك تم إعتقاد المنطق الضبابي لتسيير الملتقى، الذي أفلح في ذلك وأعطى نتائج جيدة .

مع تقدم الوسائل التكنولوجية أصبح من السهل الحصول على معلومات دقيقة، مثل صبيب وفود السيارات، سرعته و عدد الواقفين منهم المنتظرين دورهم في العبور. ما دفع الباحثين إلى إنتاج نماذج رياضية تستعمل هاته المعلومات، وتعتبر أساس أنظمة جديدة متطورة لتسيير ملتقيات الطرق فوريا. ولتسهيل النمذجة فإن أغلب النماذج تعتبر الدورة أو المدة اللازمة لمرور جميع الأضواء الحالة الخضراء ثابتة؛ ما ينقص من تأقلمهم مع الوضع الحالي الحقيقي للملتقى. كما أنها لا تأخذ بعين الإعتبار جميع مستعملي الطريق.

في هذا البحث نحاول نمذجة ملتقى طرق له مستعملين مختلفين - السيارات، الشاحنات، الإسعاف والطرامواي - كمثل بعض ملتقيات طرق الدار البيضاء. ثم نضع نموذجا خاصا لأحد أكثر الملتقيات تعقيدا في نفس المدينة إذ تتقاطع فيه ست طرق رئيسية ويعبره الطرامواي، يسمى ملتقى الحسن الثاني - أو سبع شوانط عند العامة - ولجعل النموذج أكثر واقعية و شمولية، عممناه على شبكة مكونة من ملتقين متجاورين، ثم أخيرا على شبكة مكونة من ملتقى رئيسي وأربع ملتقيات مجاورة و تابعة له. كل ذلك مع اعتبار كل الملتقيات المكونة للشبكة جسما واحدا لا يُعطى الحل المناسب لأحدهم إلا باعتبار حالة والحلول المقترحة للملتقيات الأخرى. ليس كمثل أغلب البحوث التي تجزئ شبكة من الملتقيات إلى مجموعة من الملتقيات المستقلة لتسهيل نمذجتها. لكن ذلك يجعلها أقل تكيفا مع واقعها.

إن النموذج السالف ذكره، يهدف إلى تقليل الوقت الضائع للمستعملين، مع الأخذ بالإعتبار جميع المتغيرات وأولويات المستعملين وشروط السلامة وجغرافية الملتقى. كل هذا جعله نموذجا غير خطي، يصعب حله في وقت معقول، بأحد الخوارزميات الدقيقة. لذلك تم إختيار الخوارزميات الجينية (خج) التي أعطت نتائج جيدة في أوقات إنجاز مقبولة وبطريقة فورية. تناسب الحالة اللحظية والوضع الآني للملتقى، مقارنة بالبرامج الثابتة المطبقة في الملتقيات، التي لا تتغير فيها المدد المخصصة لكل إشارة ضوئية بتغير الطلب والظرفيات.

الخوارزميات الجينية رغم تأقلمها الجيد مع النموذج، إلا أن الإنحراف المعياري لنتائجها الملحوظ، جعلنا نستعمل طريقة هجينة بينها وبين المنطق الضبابي. هاته الأخيرة أعطت نتائج أكثر جودة وأكثر إستقرارا و تقاربا، ليس فقط بالنسبة لملتقى طرق معزول بل حتى بالنسبة لشبكة من الملتقيات المتجاورة.

N° d'ordre



Université Hassan 1^{er}
Centre d'Études Doctorales en Sciences
et Techniques & Sciences Médicales



Faculté des Sciences et Techniques
Settat

THÈSE DE DOCTORAT

Pour l'obtention de grade de Docteur en Informatique, logistique.

Formation Doctorale: MAI

Spécialité: Informatique, logistique.

Sous le thème

Modélisation adaptative des carrefours à feux : Résolution par les algorithmes génétiques.

Présentée par :

Amal MERBAH

Soutenue le: 24/06/2022

A la Faculté des Sciences et Techniques de Settat devant le jury composé de :

Pr.Taoufiq Gadi	PES	FST Settat	Président
Pr Mohamed Amnai	PH	FS kenitra	Rapporteur
Pr. Bouchaib RADI	PES	FST Settat	Rapporteur
Pr. Mohamed Alaoui	PES	FST Settat	Examineur
Pr. Abdelilah MAKRIZI	PH	CRMEF Khouribga	Co-Directeur de thèse
Pr. El Hassan Essoufi	PES	FST Settat	Directeur de thèse

Année Universitaire: 2021/2022

Amal MERBAH

Modélisation adaptative des carrefours à feu : Résolution par les algorithmes génétiques

Année: 2021/2022
Initiale Formation
doctorale : MAI

REMERCIEMENTS

*L*a réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui je voudrais témoigner toute ma gratitude.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon directeur de thèse, Monsieur El Hassan ESSOUFI professeur à l'université Hassan I, FST-Settat, Je le remercie pour m'avoir encadré, orienté, aidé et conseillé.

Je voudrais remercier, mon Co encadrant Monsieur Abdelilah MAKRIZI, professeur au CR-MEF de Khouribga pour sa patience, ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion. Et surtout sa grande disponibilité tout au long des années de recherches.

J'adresse tous mes remerciements à Monsieur Mohamed AMNAI, Professeur à la Faculté des Sciences kenitra, ainsi qu'à Monsieur Mohamed BEN AHMED, Professeur à la FST Tanger, et Monsieur Bouchaïb RADI Professeur à la FST Settat de l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'être rapporteurs de cette thèse.

J'ai grandement apprécié la présence au sein du jury de Monsieur Mohamed Alaoui Professeur à la FST Settat en tant qu'examineur. J'exprime aussi ma gratitude à Monsieur Taoufiq GADI Professeur à la FST Settat m'a fait l'honneur de présider ce jury.

J'adresse mes sincères remerciements à tous les professeurs, intervenantes et toutes les personnes qui par leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques ont guidé mes réflexions et ont accepté de me rencontrer et de répondre à mes questions durant mes recherches. Je remercie également Monsieur Nourdine ALLAOUI pour avoir lu et corrigé l'anglais de mes articles.

RÉSUMÉ

*L*a congestion du trafic urbain est l'un des problèmes socio-économiques qui doivent être résolus pour supporter l'évolution de la société. Dont la gestion des carrefours à feux est un point important, car dans un seul carrefour isolé se croisent plusieurs routes. C'est un problème de gestion des accès à un espace commun, par différents types d'usagers. La solution appropriée est la mise en place des stratégies de régulation des feux de signalisation pour une utilisation optimale des infrastructures disponibles.

Un simple carrefour présente des caractéristiques complexes ; par conséquent, il est difficile de le décrire par un modèle mathématique précis. C'est pour cela, plusieurs chercheurs utilisent des systèmes basés sur la logique floue, les réseaux de neurones, les réseaux de Pétri Hybrides et les systèmes multi-agents.

Grâce aux avancées technologiques, il est possible de disposer de mesures fiables et précises des grandeurs physiques relatives à l'état du trafic en temps réel. La littérature s'est, par conséquent, enrichie de méthodes de la régulation du trafic en temps réel, à partir de ces mesures. La plupart de ces modèles sont cycliques. La durée du cycle est fixe. Cela diminue l'adaptabilité avec la variation de l'environnement. Ainsi que ces modèles ne prennent pas en compte tous les utilisateurs des carrefours. La présente thèse porte principalement sur la question de la mise au point d'un modèle non linéaire visant à réduire en temps réel le temps d'attente des usagers des carrefours, notamment des voitures, des poids lourds et des tramways. Il prend en compte les contraintes liées à la sécurité et à la structure des carrefours. Ce modèle est acyclique ; les durées de phase et les cycles sont tous variables selon la demande du trafic.

Compte tenu de la complexité du modèle de gestion des carrefours, d'une part, aux contraintes d'infrastructure et de sécurité, à la non-linéarité de certaines équations et le nombre élevé des variables ; les algorithmes génétiques (AG) est la méthode de résolution choisi pour résoudre

ce problème. Il a fournit des résultats satisfaisants en temps réel par rapport au système semi-adaptatif et au système non-adaptatif dans toutes les situations du trafic. L'hybridation des AG avec la logique floue améliore encore et stabilise les résultats. L'expérience s'est déroulée sur un simple carrefour à quatre feux et un rond-point à six feux considéré comme l'un des carrefours les plus importants et les plus complexes de Casablanca.

La compréhension du carrefour voisin aide non seulement à concevoir un modèle de gestion précis, mais elle optimise également le coût d'installation des systèmes et se rapproche du modèle réel des flux de trafic. C'est pour cela, nous généralisons le modèle et sa résolution sur deux carrefours adjacents. Ainsi que, Nous testons la faisabilité du système proposé sur un réseau complexe composé d'un carrefour principal et ses quatre carrefours voisins. La plupart des travaux décentralisent le problème du réseau des carrefours sous la forme de plusieurs carrefours isolés pour diminuer la complexité. Dans cette thèse, nous traitons le réseau comme une seule entité. En prenant compte dans le traitement d'un carrefour les flux et la situation de tout le réseau, ainsi que les résultats proposés des carrefours adjacents. Ce qui a diminué considérablement le temps d'attente et régule le trafic mieux que les autres systèmes moins adaptative.

Mots clés : *La gestion adaptatif des carrefours à feux ; un réseau de carrefours ; les algorithmes génétiques ; la logique floue.*

ABSTRACT

The controlled intersections have become an essential component in the management of the traffic flow. Actually, heavy traffic is considered one of the most ubiquitous challenges that face today's traffic system. Consequently, there has been a rich body of literature in which different methods and systems of controlling traffic are proposed. Typically, the most popular traffic light control systems are based on fuzzy logic.

With the opportunities that advanced technology offers, it becomes possible to revisit the actual management methods and even substitute them with more adaptive responsive ones. Thanks to the availability of sensors placed on the intersections, it becomes easy to accurately collect data regarding the traffic movement situation on real time. The data provided by these sensors are the core input of the systems using a mathematical model. These latter differ by the nature of the decision variables, the security constraints taken into consideration, the criteria to be minimized and the resolving methods. The proposed methods rely mostly on cyclic and linear modelization according to which each crossroads is set on a fixed time cycle.

Given the fact that the traffic system in Moroccan cities hosts different means of transportation, the collective use of crossroads networks has become a serious burden that requires permanent police intervention. In other words, the road infrastructure is shared by public means of transportation namely buses and trams; and private motorists both of which are increasing in number. Furthermore, this infrastructure does not usually incorporate the emergency lanes for ambulances and fire fighting engines. Having all these concerns in mind, we subsequently develop a nonlinear mixed acyclic programming model, that constitutes the nucleus of an adaptive regulation system. This model allows to decide in real time on the light's color in an isolated crossroads taking into account the properties and constraints related to the infrastructure and the users of the crossroads. That aims to minimize the waiting time of the crossroads users.

Given the complexity of the crossroads management system due to infrastructure and security constraints, on one hand, and the non-linearity of some equations and the independent variables to be considered, on the other hand, the genetic algorithm (GA) appears to be most suitable to solve such problem as it supplies satisfactory results in real time compared to the semi-adaptive system and no-adaptive system. The hybridization of genetic algorithms with fuzzy logic improves and stabilizes the results. The experiment was run on a simple four-light crossroads, and a six-light roundabout considered as one of the most important and complex crossroads in Casablanca.

Any attempt to model an operational crossroads management, which does not incorporate all the constituents that affect the whole system remains unfortunately ineffective. For this reason, we heavily consider the properties of the surrounding crossroads. Not only does an understanding of each surrounding crossroads help to conceive an accurate management model but it also optimizes the cost of infrastructure installation and approaches the real pattern of the traffic flow. The implementation of this model on two crossroads decreases significantly the waiting time and regulates the traffic flow. The feasibility of the proposed model is further tested on a complex network composed by a main crossroads and its four neighboring crossroads. Most of the researchers approach the complexity of the crossroads network by means of decomposing the system into isolated crossroads each of which is treated independently. That responds to the requirement of one crossroads on the detriment of the other crossroads and hence does not consider the flow in the surrounding crossroads environment.

Keywords : *Crossroads management ; network crossroads ; genetic algorithms ; fuzzy logic.*

TABLE DES MATIÈRES

<i>Introduction Générale</i>	<i>1</i>
<i>I État de l'art des méthodes de gestion des carrefours à feux</i>	<i>7</i>
1 Introduction	7
2 Modélisation	8
2.1 Modèles macroscopiques	9
2.1.1 Modèles du premier ordre	10
2.1.2 Modèles du second ordre	13
2.1.3 Autres modèles macroscopiques	13
2.1.4 Modèles macroscopiques pour la gestion d'un carrefour à feux	14
2.2 Modèles microscopiques	15
2.2.1 Modèles à distance de sécurité	16
2.2.2 Modèles de stimulus-réponse	17

2.2.3	<i>Modèles à vitesse optimale</i>	17
2.2.4	<i>Autres modèles</i>	17
2.2.5	<i>Limites des modèles microscopiques</i>	18
2.3	<i>Modèles microscopiques_macroscopiques</i>	18
3	<i>Simulation</i>	19
3.1	<i>Définition de la simulation :</i>	19
3.2	<i>Des systèmes pour la régulation du trafic</i>	19
3.3	<i>Des systèmes de régulation des carrefours à feux</i>	20
3.3.1	<i>La régulation adaptative des carrefours à feux</i>	20
3.3.2	<i>Les systèmes</i>	20
3.3.3	<i>Les méthodes basées sur un modèle d'optimisation</i>	21
4	<i>État d'avancement des systèmes de régulation des carrefours à feux</i>	24
4.1	<i>Les Systèmes multi-agents</i>	24
4.1.1	<i>Principe</i>	25
4.1.2	<i>Simulation multi-agent de trafic</i>	26
4.1.3	<i>Description des agents dans la gestion du trafic urbain</i>	26
4.1.4	<i>Modélisation d'une situation de carrefour sous forme de jeu</i>	27
4.2	<i>Les véhicules autonomes</i>	28
4.2.1	<i>Définition</i>	28
4.2.2	<i>Les stratégies de régulation du trafic basées sur les véhicules autonomes</i>	28

5	<i>Conclusion</i>	29
II Généralités sur les Métaheuristiques		31
1	<i>Introduction</i>	31
2	<i>Métaheuristiques</i>	32
2.1	<i>L'intérêt des métaheuristiques</i>	32
2.2	<i>Définitions</i>	33
3	<i>Classification des métaheuristiques</i>	33
3.1	<i>Méthodes constructives</i>	33
3.2	<i>Méthodes d'amélioration</i>	33
3.3	<i>Le choix d'une métaheuristique</i>	33
4	<i>Exemples de métaheuristiques</i>	34
4.1	<i>Le recuit simulé</i>	34
4.2	<i>La méthode Greedy Randomized Adaptive Search Procedure GRASP</i>	36
4.3	<i>L'essaim particulaire (PSO)</i>	36
4.4	<i>Méthode des colonies de fourmies</i>	38
5	<i>Les algorithmes génétiques</i>	40
5.1	<i>Le codage des données</i>	40
5.2	<i>Initialisation de la population</i>	42
5.3	<i>Evaluation de la population</i>	42
5.4	<i>Opérateur de sélection</i>	42
5.5	<i>Les opérateurs génétiques</i>	42

5.5.1	<i>L'opérateur de croisement</i> :	43
5.5.2	<i>L'opérateur de mutation</i> :	43
5.6	<i>Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques.</i>	44
6	<i>Hybridation des métaheuristiques</i>	44
6.1	<i>L'approche générale d'hybridation</i>	44
6.2	<i>Notion d'hybridation</i>	44
6.3	<i>Hybridation des métaheuristiques / métaheuristiques</i>	45
6.3.1	<i>Classification hiérarchique</i>	45
6.3.2	<i>Classification à plat des métaheuristiques</i> :	47
6.4	<i>Hybridation métaheuristiques/méthodes exactes</i>	48
6.4.1	<i>Une classification pour l'hybridation des métaheuristiques avec les méthodes exactes.</i>	48
6.5	<i>Hybridation métaheuristiques/La logique floue</i>	48
6.5.1	<i>La logique floue</i>	48
6.5.2	<i>Le système "Genetic fuzzy"</i>	50
7	<i>Exemples d'application des métaheuristiques dans la gestion du trafic urbain</i> .	51
7.1	<i>Les essaims particulaires (PSO)</i>	51
7.2	<i>Les algorithmes génétiques</i>	52
III Gestion adaptative d'un carrefour à feux isolé		55
1	<i>Introduction</i>	55
2	<i>Modèle mathématique</i>	56

2.1	<i>Notion de cycle</i>	57
2.2	<i>Les variables principales</i>	58
2.3	<i>Des grandeurs liées à la modélisation</i>	58
2.4	<i>Les critères</i>	59
2.4.1	<i>La longueur de la file d'attente.</i>	59
2.4.2	<i>Le temps d'attente des véhicules particuliers.</i>	59
2.4.3	<i>Le temps d'attente du Tramway</i>	60
2.4.4	<i>Le temps d'attente des véhicules de grand volume</i>	60
2.5	<i>La fonction objective</i>	61
2.5.1	<i>La pondération</i>	61
2.5.2	<i>La fonction objective</i>	61
2.6	<i>Les contraintes</i>	61
2.6.1	<i>Les contraintes liées à la structure du carrefour</i>	61
2.6.2	<i>Les contraintes de la sécurité :</i>	62
2.7	<i>Le modèle mathématique</i>	63
2.8	<i>La complexité</i>	64
3	<i>Les algorithmes appliqués</i>	66
3.1	<i>Branch and bound (B&B)</i>	66
3.2	<i>Résolution par AG</i>	66
3.3	<i>Structure des carrefours</i>	68
3.3.1	<i>Carrefour simple</i>	68

3.3.2	<i>Carrefour C</i>	70
4	<i>Comparaison</i>	72
5	<i>Conclusion</i>	76
IV Gestion adaptative de deux carrefours à feux par AG		77
1	<i>Introduction</i>	77
2	<i>Modèle mathématique</i>	78
2.1	<i>Shéma de gestion d'un réseau de deux carrefours</i>	78
2.2	<i>Modèle mathématique</i>	79
2.3	<i>Description du modèle</i>	82
3	<i>Cas particulier</i>	85
3.1	<i>Shéma du cas particulier</i>	85
3.2	<i>La complexité</i>	87
4	<i>Résolution de notre modèle de gestion de deux carrefours</i>	87
4.1	<i>L'algorithme génétique appliqué</i>	87
4.2	<i>Les valeurs fournies par les capteurs et les constantes</i>	87
4.3	<i>Comparaison</i>	89
5	<i>Conclusion</i>	92
V Gestion adaptative d'un réseau de carrefours à feux par les AG		93
1	<i>Introduction</i>	93
2	<i>Modèle mathématique</i>	94

2.1	<i>Schéma du réseau de carrefours</i>	94
2.2	<i>Paramètres</i>	94
2.3	<i>Modèle mathématique</i>	96
2.4	<i>La description du modèle</i>	98
2.4.1	<i>Critères</i>	98
2.4.2	<i>Contraintes :</i>	99
3	<i>Étude de la complexité de la résolution du modèle mathématique</i>	100
4	<i>Résolution</i>	100
4.1	<i>L'algorithme exacte appliqué</i>	100
4.2	<i>Les algorithmes génétiques appliqués (AG)</i>	102
4.3	<i>Comparaison</i>	105
5	<i>Conclusion</i>	106

VI Une méthode hybride pour la gestion adaptative d'un carrefour à feux isolé et d'un réseau de carrefours **107**

1	<i>Introduction</i>	107
2	<i>Modèle mathématique</i>	108
3	<i>Approche hybride utilisant la logique floue et les algorithmes génétiques.</i>	109
3.1	<i>La logique floue (FL)</i>	109
3.1.1	<i>Les données d'entrées et les données de sorties</i>	109
3.1.2	<i>Les règles</i>	110
3.1.3	<i>Les fonctions d'appartenance</i>	110

3.2	<i>Les algorithmes génétiques (AG)</i>	112
3.3	<i>L'hybridation des algorithmes génétiques avec la logique floue</i>	113
4	<i>Résultats numériques</i>	113
5	<i>L'application de la méthode hybride dans la gestion d'un réseau de carrefours</i>	115
6	<i>Conclusion</i>	117
	<i>Conclusion et Perspectives</i>	120
	<i>Conclusion</i>	121
	<i>Perspectives</i>	122
	<i>Références bibliographiques</i>	139

INTRODUCTION GÉNÉRALE

*L*a croissance de la population et l'augmentation du nombre d'usagers sur les routes constituent une source considérable de problèmes divers [21] : des impacts environnementaux causés par les rejets de gaz, des conséquences économiques liées à la consommation de carburant et au temps perdu dans les embouteillages. Rajouté à cela des accidents sont provoqués par la dégradation des conditions de circulation [70].

Le Maroc assiste une augmentation du parc automobile selon le ministère de l'Équipement, du Transport et de la logistique [1], ses lignes de Tramways croisent de plus en plus les carrefours à feux des grandes villes. Les bus, les véhicules de grands volumes fréquentent eux aussi les carrefours. Tout ceci constitue un enjeu sociétal important.

Même si les solutions les plus évidentes paraissent être la construction de nouvelles infrastructures, elles ne peuvent être retenues car le coût financier et le manque d'espace disponible constituent une limite. Ceci incite à la réflexion en vue d'une meilleure utilisation des infrastructures existantes et donc une meilleure gestion des flux de véhicules.

Il existe plusieurs types de modèles à différentes échelles qu'il convient de choisir en fonction du phénomène physique que l'on cherche à comprendre. Selon qu'on s'intéresse à l'écoulement global du trafic sur un réseau routier ou à des interactions locales entre quelques véhicules. La modélisation du trafic est donc en fonction du niveau de détail auquel les éléments du trafic sont représentés. La modélisation macroscopique du trafic ([12], [38], [39] et [95]) peut

être assimilée à la traversée d'un tuyau par l'eau. Par contre dans un modèle mésoscopique [91] les véhicules sont individuels mais ils ont un comportement global. Pour le cas microscopique ([28] et [54]) les détails et le comportement individuel de chaque véhicule sont des points focaux du modèle.

Le croisement des routes au sein des carrefours à feux rend ces derniers un point important dans le trafic urbain. D'où leur régulation est au centre de la gestion urbaine globale. La méthode la plus adoptée pour la gestion des carrefours est basée sur la signalisation routière. Son contrôle se divise généralement en deux catégories : la stratégie de contrôle à plan de feux fixe ([88], [39] et [77]); Un plan de feu est généré avant la mise en service du système, puis il sera répété indéfiniment sans être modifié. Mais grâce aux avancées technologiques, il est possible de disposer de mesures fiables et précises des grandeurs physiques relatives à l'état du trafic en temps réel; la littérature s'est, par conséquent, progressivement enrichie de méthodes et de systèmes permettant de réguler le trafic en temps réel, à partir de ces mesures. Ces systèmes sont les systèmes adaptatifs ([68], [7], [8] et [34]).

Dans la gestion optimale adaptative des carrefours à feux, on cherche les durées de phases optimales et adaptatives avec l'environnement. Ces durées doivent respecter les contraintes de sécurité et de structure des carrefours. Cependant, la recherche des durées de phases optimales est un problème complexe à formuler et à résoudre. C'est pour cela plusieurs chercheurs utilisent des systèmes de contrôle basés sur la logique floue comme ([92], [72], [58], [36] et [49]), ou sur les réseaux de neurones ([89],[5] et [82]), ou sur une modélisation par les réseaux de Pétri Hybrides (RdPH) ([79] et [9]) ou par les systèmes multi-agents ([10], [75] et [11]). Dernièrement, de nombreuses stratégies [18] basées sur les véhicules autonomes sont proposées. Mais la législation de la circulation de ce type de véhicule reste restreinte. Ces systèmes négligent quelques détails de l'environnement des carrefours ou nécessitent un niveau élevé de communication entre les véhicules et leurs infrastructures et entre les véhicules eux-mêmes; ce qui n'est pas toujours facile à disposer. S'il y a la disponibilité des capteurs placés aux intersections capables de fournir des informations sur les flux des véhicules comme les débits d'entrée et de sortie. On peut utiliser ces informations comme étant des variables d'entrée pour décrire l'intersection et son environnement avec plus de détails par une modélisation mathématique.

Les modèles mathématiques se différencient par la nature des variables de décision, les contraintes de sécurité prises en considération, les critères à minimiser et les méthodes de résolution. Dans [59], le seul critère est le temps perdu et les contraintes sont : les bornes sur les durées de

phases et la notion d'antagonisme, les variables sont : les phases successives appliquées au système. Dans [50], le critère est la longueur de la file d'attente, les variables sont : l'instant de début du vert et la durée du vert. [91] se base sur une modélisation mésoscopique où les variables sont : la séquence des groupes de passage. Y. Dujardin [23] montre que les systèmes acycliques sont plus flexibles que les systèmes cycliques. Il développe trois modèles avec des variables différents d'un modèle à l'autre. La fonction objective est multiobjectif de trois critères. Il a utilisé des méthodes exactes pour la résolution.

Toutes ces stratégies seront détaillées avec des exemples au chapitre I. Néanmoins, ces méthodes ne répondent pas aux exigences des carrefours marocains traversés par les tramways, les véhicules de grands volumes, et n'ayant pas des voies propres aux bus.

La multiplicité des enjeux et des types d'utilisateurs amènent à envisager plusieurs critères à considérer pour la régulation. La plupart des approches de la littérature ne s'appuient que sur un seul critère (voir Chapitre I). Il s'agit, le plus souvent, d'un critère relatif au temps d'attente des véhicules particuliers. En ce qui nous concerne, on considérera trois critères : le temps d'attente des véhicules particuliers (R), le temps d'attente du Tramway R_{tram} , et le temps d'attente des véhicules de grands volumes R_{HGV} . Ces critères seront détaillés au chapitre III, dont on va chercher à les minimiser simultanément.

Ainsi, l'enjeu principal de la thèse est de développer un système capable de gérer en temps réel les feux de signalisation des carrefours à feux. Le système doit respecter les contraintes de structure des carrefours et vérifier les contraintes de sécurité de tous les usagers des carrefours y compris le tramway et les véhicules de grands volumes. Conséquemment on a développé un modèle acyclique c'est-à-dire ; ni la durée du cycle est fixé ni les durées de phases sont fixes. Toute la solution est variable selon la demande du trafic. Ce modèle est basé sur la modélisation macroscopique des véhicules particuliers et la modélisation microscopique des tramways et des véhicules de grands volumes.

Vu le nombre élevé des variables du modèle et la non-linéarité du critère " R "; l'utilisation d'une méthode exacte pour la résolution de tel modèle coûtera un temps d'exécution élevé. Puisque les algorithmes génétiques (AG) sont les plus utilisés dans des problèmes similaires comme [44] et [91] qui les ont utilisés pour des contrôleurs de réseaux de carrefours. Ainsi que les AG sont adaptatives avec le problème car les variables de sortie du modèle sont les dates de commutation des feux, qui sont des entiers facile à coder en binaire (voir Chapitre II). Pour ces raisons ; on a appliqué les AG dans la résolution du modèle d'un carrefour, de deux

carrefours adjacents et d'un réseau de carrefours.

*Pour avoir une information complète sur l'évolution de l'environnement du carrefour, et afin de réaliser un modèle reflétant au maximum la réalité, F. Yan dans [91] a traité la régulation des véhicules sur plusieurs carrefours voisins, par la **décentralisation d'un réseau sous la forme de plusieurs carrefours isolés, pour diminuer la complexité. Cependant cette option diminue aussi l'adaptabilité avec l'environnement.** Nous modélisons deux carrefours adjacents dont l'un reçoit les sorties de l'autre. On les gère comme étant **une seule entité.** Ainsi nous généralisons le modèle sur un réseau composé par quatre carrefours voisins liés entre eux au centre par un carrefour principal. La minimisation des temps d'attentes est pour tous les feux composants tous les carrefours simultanément. En prenant compte de **la liaison d'infrastructure entre les carrefours,** ainsi que toutes les contraintes de chaque carrefour.*

Cette thèse sera divisée en cinq chapitres.

***Le chapitre I** constitue un état d'art des différentes méthodes utilisées dans la gestion des carrefours à feux ; à savoir les méthodes hors ligne ou en ligne, celles basées sur la logique floue ou sur des modèles mathématiques. Ce chapitre introduit également la problématique.*

***Le chapitre II,** introduit les concepts fondamentaux dans le domaine de l'optimisation, nécessaires à la bonne compréhension du rapport. Ensuite on rappelle l'intérêt et la procédure des quelques algorithmes métaheuristiques, en particulier les algorithmes génétiques. Le chapitre se termine par une présentation du principe d'hybridation des métaheuristiques avec la logique floue.*

*Dans **le chapitre III,** on arrive à décrire la réalité de l'environnement des carrefours par un modèle mathématique acyclique ; avec des durées de phase et des cycles variables. L'objectif du modèle est la minimisation des temps d'attente de tous les usagers du carrefour, en tenant compte de toutes les contraintes de l'environnement.*

En premier lieu on résout le modèle par les méthodes Branch and Bound (B&B) et les algorithmes génétiques (AG). À cet égard, on présente une comparaison des résultats fournis par notre système et le système non adaptatif S qui a des phases fixes de 45 secondes dans le cas d'un carrefour simple à quatre feux. Pour mesurer l'aptitude de notre système, on l'applique à un carrefour compliqué à six feux "Rond Point Hassan II", qu'on compare à son système semi-adaptatif.

*Dans le chapitre **chapitre IV** nous présentons la modélisation et la résolution de deux car-*

refours adjacents dont l'un reçoit les sorties de l'autre. Nous comparons le système avec le système non adaptatif.

Le chapitre V traite la généralisation du modèle mathématique sur un réseau composé par quatre carrefours voisins liés entre eux au centre par un carrefour principal. Les résultats obtenus par la résolution B&B et AG sont ensuite comparés avec le système non adaptatif.

Dans le chapitre VI, on réalise une hybridation des algorithmes génétiques avec la logique floue afin d'améliorer et stabiliser les résultats des (AG). Puis, on applique la méthode hybride sur un carrefour isolé et sur un réseau de carrefours. Finalement, on présente une comparaison de toutes les méthodes appliquées.

Ce rapport sera terminé par une conclusion de tous les travaux réalisés et des perspectives des futurs travaux.

CHAPITRE I

ÉTAT DE L'ART DES MÉTHODES DE GESTION DES CARREFOURS À FEUX

1 Introduction

Les voies de circulation se sont multipliées pour correspondre au développement des villes. Afin d'absorber les flux de personnes et de marchandises. Mais cela n'est pas suffisant, ce qui causent des congestions, et conduisent à la dégradation de la qualité de service et de la sécurité des infrastructures routières. En 2011 aux États Unis, le coût de congestion de trafic était de 121 milliards de dollars, en hausse d'un milliard de dollars par rapport à 2010. En Allemagne, le coût de congestion de trafic est estimé à 20 milliards d'euros chaque année d'après Schrank et Lomax [81]. Toutefois, la congestion de trafic peut produire non seulement des dégâts financiers mais aussi des dégâts matériels et humains causés par les accidents et des impacts environnementaux à travers les rejets de gaz.

*Nous présentons dans ce chapitre une classification des modélisations du trafic urbain. Mais, **chaque modèle a ses propres limites de représentation**. En effet, nous avons pu voir*

rapidement que **chaque type de modèle a un domaine d'utilisation bien particulier** [16] et il est très difficile de pouvoir appliquer un modèle à un domaine différent. Souvent les résultats sont trompant car le modèle est inadapté.

Dans un carrefour à feux se croisent plusieurs routes ; c'est pour cela **la régulation des carrefours est au coeur de la gestion totale des villes** . La signalisation est la méthode la plus adoptée pour la gestion des carrefours. **L'approche traditionnelle** ([88], [39], [78],[68]) utilise des plans de signalisation à période fixe pour lesquels les durées des feux sont prédéterminées. Dans ce cas, les paramètres essentiels de la commande, comme la durée du cycle, le partage du vert et les décalages sont calculés à partir d'un historique des données. Bien que la réalisation de cette stratégie soit basée sur **des données recueillies sur le terrain**, la gestion du trafic reste éloignée d'une exploitation optimale des ressources car on **ne parvient pas à suivre les variations de la demande**.

La gestion des carrefours à feux profite **des avancées scientifiques d'autres disciplines** en mathématique, physique ou recherche opérationnelle. Ainsi des avancées dans les domaines de l'informatique et de l'automatique comme l'apparition de nouveaux matériels de **mesure et d'acquisition de données** (caméras vidéo). Dont il est possible de calculer les grandeurs physiques relatives à l'état du trafic en temps réel. Par conséquent, beaucoup des systèmes de régulation du trafic en temps réel sont proposés ([59], [50], [91], [24]). Bien sûr, la nature des mesures et la façon de les utiliser pour réguler le trafic diffèrent d'un système à l'autre, car un modèle est nécessairement basé sur **des hypothèses simplificatrices**. À ce sujet, George E. P. Box [6] (le désormais célèbre statisticien) déclarait que " **tous les modèles sont faux mais certains sont utiles**". Il est souvent nécessaire de se référer aux hypothèses initiales du modèle afin de savoir si notre cas d'utilisation correspond bien au domaine de validité du modèle.

2 Modélisation

Définition de la modélisation :

L'objectif de la modélisation est la réalisation d'un modèle permettant de comprendre la réalité physique d'un phénomène ou d'un système déterminé, trop complexe à comprendre directement. Ainsi la modélisation **exprime de façon mathématique le fonctionnement d'un système** continu dans le temps tout en cherchant la compréhension et la simplification analytique de ce système [56].

La modélisation du trafic routier permet ainsi la représentation d'un phénomène social qui est apparu avec les activités humaines et le besoin de transport , mais qui a très vite fait face aux problèmes de congestion et de sécurité.

Dans la grande majorité des approches de modélisation, **le trafic automobile est assimilé à un fluide** où les véhicules sont identifiés à des particules en interaction. À l'image des classifications usuelles proposées par la littérature, nous considérons les modèles de trafic selon le niveau de détail qu'ils proposent.

2.1 Modèles macroscopiques

Les modèles macroscopiques ([12],[38], [39], et [95]) décrivent le trafic à un niveau élevé d'agrégation, comme un flux de véhicules, sans égard aux parties composantes. Ces modèles sont généralement utilisés pour des opérations de planification et de contrôle, portant sur des grands réseaux et de longues périodes de temps. Pour étudier la dynamique des phénomènes du trafic routier les modèles de la mécanique des fluides sont appelés ainsi que leurs variables ; comme le débit, la densité et la vitesse :

- $q_e(t)$: un débit d'entrée.
- $q_s(t)$: un débit de sortie.
- $\rho(t)$: la densité exprimée en véhicules/mètre.
- $v(t)$: la vitesse exprimée en mètres/seconde.

$$q(x,t) = \rho(x,t) * v(x,t) \quad (I.1)$$

Si le nombre de véhicules mesuré par un capteur dans un intervalle δt est $N(t)$, le débit du trafic s'exprime :

$$q(t) = \frac{N(t)}{\delta t} \quad (I.2)$$

L'unité utilisée pour quantifier le débit routier est véhicules/seconde [veh/s].

La densité routière exprime le nombre de véhicules qui se trouvent sur une section de la route. Si la section de la route sur laquelle la densité est mesurée est donnée par δx et le nombre de véhicules qui se trouvent sur cette section est donné par $N(t)$, la densité routière s'exprime par le rapport :

$$\rho(x,t) = \frac{N(t)}{\delta x} \quad (I.3)$$

La vitesse moyenne du flux routier exprime la moyenne des vitesses des véhicules qui se trouvent sur une section de la route. En pratique, la valeur de la vitesse moyenne est obtenue par la moyenne des vitesses des véhicules en passant sur un capteur pour une période de temps fixée :

$$v_m = \frac{\sum_{i=1}^K v(t_i)}{K} \quad (\text{I.4})$$

où K est le nombre de mesures de la vitesse dans la période fixée, mesures effectuées pour les véhicules détectés par le capteur.

La pression routière est définie comme le rapport entre le nombre de véhicules qui se trouvent sur une section de route et la capacité maximale de cette section :

$$p(t) = \frac{N(t)}{C} \quad (\text{I.5})$$

La capacité maximale d'une section routière est déterminée par la longueur de la section rapportée à la longueur moyenne d'un véhicule :

$$C = \frac{L}{l_{vec}} \quad (\text{I.6})$$

2.1.1 Modèles du premier ordre

Le premier modèle macroscopique a été développé de manière simultanée par Lighthill et Whitham dans [57] et par Richards dans [76]. Ce modèle; connu sous plusieurs appellations, entre autres le modèle LWR (Lighthill- Whitham-Richards), le modèle hydrodynamique ou le modèle d'onde cinétique (KWM : Kinematic Wave Model) est fondé sur l'hypothèse que **le trafic est toujours en équilibre** (la vitesse n'est fonction que de la concentration), qu'il évolue d'un état d'équilibre à un autre et suppose l'existence d'une relation entre deux des trois variables.

$$V(x,t) = V_q(\rho(x,t)) \quad (\text{I.7})$$

De ce fait, l'équation de conservation en régime d'équilibre s'écrit alors :

$$\frac{\delta q(x,t)}{\delta x} + \frac{\delta \rho(x,t)}{\delta t} = 0 \quad (\text{I.8})$$

avec

$$q(x,t) = \rho(x,t) \times V(x,t) \quad (\text{I.9})$$

L'équation précédente correspond au diagramme fondamental. Elle caractérise le réseau sur lequel roulent les véhicules. Les principales caractéristiques du diagramme fondamental sont basées sur des observations logiques :

- quand la concentration est proche de 0, les interactions entre véhicules sont très limitées, donc ces véhicules roulent à leur vitesse maximale désirée notée V_l , quand la concentration augmente, les interactions entre les véhicules sont de plus en plus fortes, donc leur vitesse diminue ;
- la concentration est bornée par une certaine valeur notée ρ_{max} (cette borne correspond au cas limite d'une route sur laquelle tous les véhicules sont arrêtés les uns derrière les autres). Dans le cas d'un segment de route caractérisé par n voies avec L la longueur électrique (longueur d'un véhicule + longueur de la boucle électromagnétique) moyenne d'un véhicule, on a :

$$\rho_{max} = \frac{n}{L} \quad (\text{I.10})$$

- Le diagramme fondamental est basé sur le calibrage d'une relation $V_q = f(\rho)$.

En utilisant des mesures expérimentales, Greenshields [39], suppose une décroissance linéaire de la vitesse et de la concentration (voir figure I.1) :

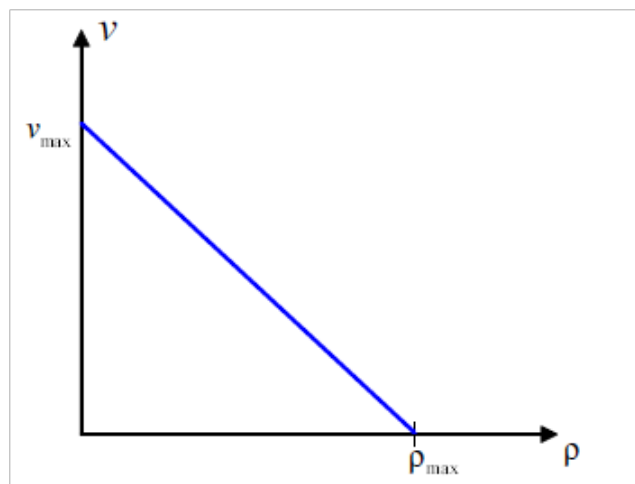


FIGURE I.1 – Relation vitesse/densité selon Greenshields.

D'où découle un diagramme en débit de forme parabolique qui fait apparaître deux régimes d'écoulement, la limite entre les deux correspondant à un état dit critique dont la concentration est notée ρ_c et la vitesse correspondante est notée V_c . Le premier est le régime fluide pour lequel une augmentation de la concentration se traduit par une augmentation du débit. Le second est le régime congestionné qui se traduit par une diminution du débit quand la concentration

augmente. Dans le but de se rapprocher le plus possible des mesures expérimentales, d'autres

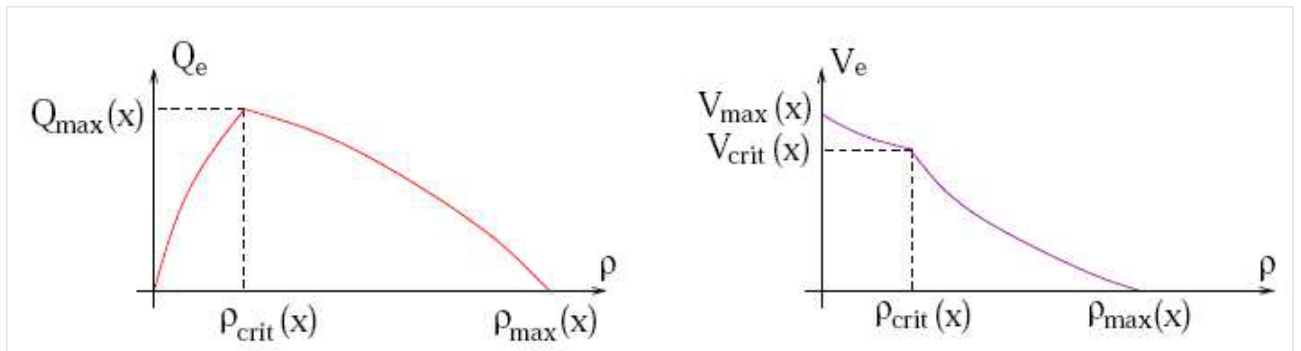


FIGURE I.2 – Relation d'équilibre d'après Greenshields.

formes de diagrammes ont été proposées dans la littérature : triangulaire, deux demi-parabole (Figure I.3).

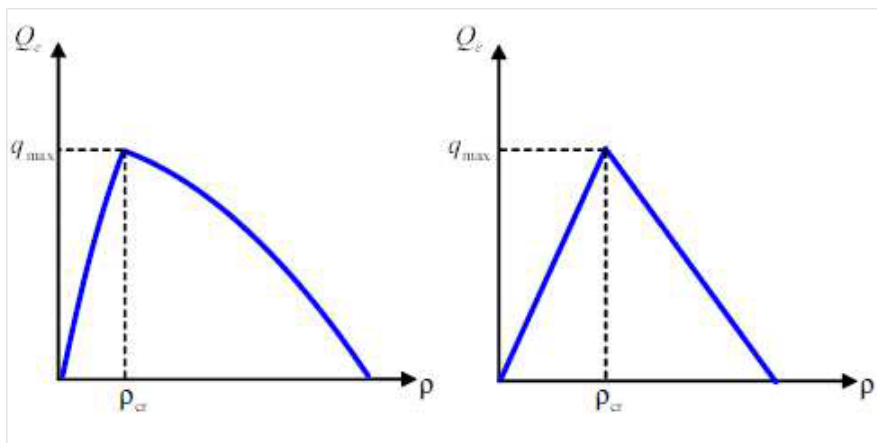


FIGURE I.3 – Autres formes de relations d'équilibre.

Les modèles type LWR sont couramment utilisés. Ils sont notamment appréciés pour leur robustesse, leur simplicité d'utilisation mais aussi par l'existence de solutions analytiques pour des cas simples. De plus, de nombreuses extensions en ont été déduites afin de pouvoir permettre la prise en compte de la variabilité des usagers dans leurs comportements mais pour introduire aussi la variabilité des véhicules. Malgré tout, le modèle LWR présente certains inconvénients. **Le principal est le fait qu'il considère le trafic dans un état d'équilibre à chaque instant. Les phases transitoires ne sont de ce fait pas prises en compte car le modèle considère que le trafic passe d'un état d'équilibre à un autre état d'équilibre instantanément.**

2.1.2 Modèles du second ordre

Les modèles de second ordre permettent de prendre en compte les états de non-équilibre ainsi que les situations de convergence vers un état d'équilibre. L'équation d'équilibre utilisée dans le cadre des modèles de premier ordre est ainsi remplacée par une équation dynamique exprimant l'accélération du flux. L'accélération est composée d'un terme de relaxation vers la vitesse d'équilibre $V_e(K)$ ainsi qu'un terme physique de comportement individuel. Les premiers travaux dans cette direction ont été proposés par Payne [74] puis Whitham [90] au début des années 1970. Ces modèles ont fait l'objet de plusieurs débats quant à leur intérêt et leurs limites. Le renouveau des modèles de second ordre est apparu avec Aw et Rascle en 2000 [2], ainsi que Zhang en 2002 [95]. Il est possible de dégager un formalisme commun de ces modèles :

$$\begin{cases} \frac{\delta K}{\delta t} + \frac{\delta KV}{\delta x} = 0 \\ \frac{\delta V}{\delta t} + V \frac{\delta V}{\delta x} - \frac{1}{t} (V_e(K) - V) - \frac{1}{K} C^2(K) \frac{\delta K}{\delta x} \end{cases}$$

où C correspond à la célérité caractéristique du trafic et désigne un temps de relaxation. Le premier terme du membre de droite correspond à la relaxation qui explique la dispersion des points de mesure autour de l'équilibre. Le second terme est un terme d'anticipation. **Ces modèles ont l'avantage de mieux reproduire la variabilité des comportements à l'échelle macroscopique mais ce gain par rapport au modèle LWR se fait au détriment de la simplicité de calcul.**

2.1.3 Autres modèles macroscopiques

Modèle cellulaire :

Le modèle cellulaire proposé par Daganzo en 1993 [17] utilise l'idée d'automates cellulaires avec une loi macroscopique de type LWR. Il s'appuie sur un diagramme fondamental linéaire par morceaux. Le réseau est divisé en cellules de longueur égale à la distance parcourue par un véhicule à la vitesse maximale.

Modèles cinétiques :

Ces modèles ont été introduits afin de prendre en compte le caractère stochastique du trafic et des flux. Ils sont basés sur une analogie avec les méthodes utilisées pour la théorie cinétique des gaz de Boltzmann. Le premier modèle de ce type a été développé par Prigogine et Herman en 1971. Il s'agit d'un modèle macroscopique qui s'appuie sur une distribution des vitesses des véhicules.

Critiques :

Ce genre de modèle, **plus coûteux en termes de temps de calcul** par comparaison au modèle LWR, est généralement peu utilisé. De nombreuses critiques ont été formulées du fait de la difficulté de déterminer des solutions analytiques ou encore de le calibrer et de le valider.

2.1.4 Modèles macroscopiques pour la gestion d'un carrefour à feux

En utilisant les éléments macroscopiques ; la thèse [19] propose une approche décentralisée du trafic routier, dans la configuration : région routière, objet routier, élément routier. Cette structuration spécifique du trafic routier peut être vue à trois niveaux ; du niveau le plus complexe vers le niveau le plus simple. Par la connexion des éléments d'un niveau ; des éléments du niveau supérieur sont obtenus. Par la connexion de plusieurs éléments routiers, le modèle d'un tronçon est obtenu. Ainsi, plusieurs tronçons composent un carrefour, et plusieurs carrefours routiers composent la région routière. Mauro et al. dans [85] présentent une formulation PDDL (Planning Domain Definition Language) du contrôle de la circulation urbaine, où les processus sont utilisés pour modéliser les flux de voitures, et montrer comment la planification peut être utilisée pour réduire efficacement la congestion des routes spécifiées en contrôlant les feux de circulation.

Dans [35] un modèle mathématique pour les réglages des feux de circulation dans un réseau macroscopique à flux de trafic continu est présenté et les propriétés théoriques sont étudiées.

En se basant sur une modélisation macroscopique ; Webster [88], Wardrop, Greenshield [39] ont appliqué des méthodes analytiques dans des intersections simples et permettent un calcul manuel de la solution comme :

Les notations utilisées :

- C : la durée du cycle.
- A_i : le débit moyen d'arrivée de la voie commandée par le feu i .
- S_i : le débit de saturation de la voie commandée par le feu i .
- V_i : la durée du vert effectif pour la voie i .
- d_φ : la durée durant laquelle la phase φ sera appliquée.
- T_p : la somme des temps perdus entre phases.

on a donc :

$$C = T_p + \sum_{\varphi} d_{\varphi} \quad (\text{I.11})$$

Méthode de Wardrop [87] :

La méthode de Wardrop permet de calculer le cycle de durée de phases minimales permettant d'écouler le trafic sur toutes les voies dans le cas d'arrivées constantes. Elle est valable uniquement dans le cas où chaque feu apparaît dans une seule phase.

Pour écouler les véhicules arrivant sur l'ensemble des feux, il faut pour chaque feu i , le nombre de véhicules arrivés pendant un cycle puisse s'écouler pendant le vert.

$$V_i S_i \geq A_i C \Leftrightarrow V_i \geq \frac{A_i}{S_i} C \quad (\text{I.12})$$

La durée minimale d_φ d'une phase φ est donc imposée par :

$$d_\varphi = C \cdot \max_{\text{feu} \in \varphi} (y_i) \quad (\text{I.13})$$

Où $y_i = \frac{A_i}{S_i}$ est la charge du feu F_i . En notant $Y_\varphi = \max_{\text{feu} \in \varphi} (y_i)$ la charge de la phase φ , on définit la charge d'un carrefour par :

$$Y = \sum_{\text{phases} \varphi} Y_\varphi \quad (\text{I.14})$$

Ce qui nous permet d'écrire, d'après l'équation (I.11) l'expression analytique de la durée du cycle :

$$C = \frac{T_p}{1 - Y} \quad (\text{I.15})$$

Les durées de phase et de vert sont ensuite obtenues en utilisant l'équation (I.13).

2.2 Modèles microscopiques

Dans le cas des modèles microscopiques, les véhicules sont individualisés. Nous nous intéressons au cas des lois de poursuite entre deux véhicules consécutifs et passons sous silence les cas des conflits pour les intersections ou celui des changements de voie. Les modèles microscopiques offrent **une grande richesse de détails** mais nécessitent un calibrage propre du fait des nombreux paramètres individuels. Cela les rend **difficiles d'utilisation pour une application temps réel**.

Nous utiliserons les notations suivantes :

- la position du véhicule i au temps t , notée $x_i(t)$;
- la vitesse instantanée du véhicule i au temps t , notée $v_i(t) = \dot{x}(t)$;
- l'accélération du véhicule i au temps t , notée $a_i(t) = \ddot{x}(t)$;

- la longueur du véhicule i notée L_i .
- l'interdistance entre le véhicule i et son véhicule leader ($i-1$) au temps t , notée $S_i(t) = x_{i-1}(t) - x_i(t)$;
- la vitesse relative du véhicule i par rapport à son véhicule leader ($i-1$) au temps t , notée $\dot{S}_i(t) = \dot{x}_{i-1}(t) - \dot{x}_i(t)$.

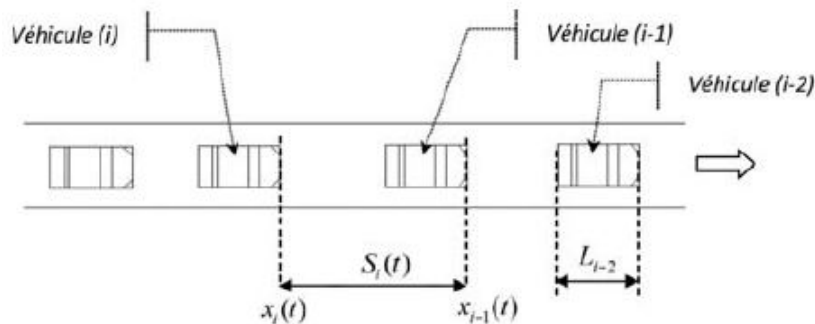


FIGURE I.4 – Description des notations.

2.2.1 Modèles à distance de sécurité

Ces modèles cherchent à décrire la dynamique de poursuite sous la contrainte d'une distance minimale de sécurité. Un des premiers modèles à avoir été développé sur cette idée est le modèle simple de Pipes. Ce modèle supposait la règle d'interdistance minimale suivante : " Une bonne règle pour suivre un autre véhicule à une distance sûre est de laisser au moins l'équivalent d'une longueur de son propre véhicule tous les dix miles par heure [soit 16,1 km/h]. " Cela nous donne la relation suivante :

$$S_{i,sécurité}(t) = L_i \cdot \left(1 + \frac{v_i}{16,1}\right) \quad (\text{I.16})$$

Dans ce modèle, la distance minimale de sécurité $S_{i,sécurité}(t)$ augmente linéairement avec la vitesse du véhicule $v_i(t)$. Certains auteurs ont souligné que ce modèle permettait d'obtenir des résultats bien souvent conformes aux observations. Il est par ailleurs utilisé par plusieurs logiciels de simulation du marché ; Sistim, Carsim et par Aimsun.

2.2.2 Modèles de stimulus-réponse

Le principe de ces modèles peut être illustré par une relation linéaire de la forme suivante :

$$\text{réponse}(t + T_r) = \text{sensibilité} \times \text{stimulus}(t) \quad (\text{I.17})$$

Ce type de modèles suppose l'existence d'une relation linéaire entre la vitesse ou l'accélération du véhicule à l'instant t (auquel s'ajoute parfois un temps de réaction T_r non nul) et le différentiel de vitesse du véhicule et de son véhicule leader à l'instant t , selon un coefficient de sensibilité. Ainsi, un véhicule réagit en réponse à un stimulus symbolisé par une modification de sa vitesse relative.

2.2.3 Modèles à vitesse optimale

Un des premiers modèles s'appuyant sur une analyse des trajectoires des véhicules est le modèle de Newell [71]. Sa formulation est donnée par :

$$\dot{x}_i(t + T_r) = V_0(x_{i-1}(t) - x_i(t)) \quad (\text{I.18})$$

La fonction V_0 représente la vitesse optimale, correspondant à la vitesse jugée satisfaisante par le conducteur.

2.2.4 Autres modèles

Il existe un ensemble d'autres modèles microscopiques ; Les modèles d'automates cellulaires représentent l'écoulement du flot sous la forme d'une dynamique simple : l'évolution de cellules échangeant entre elles de l'information sous forme de véhicules. Un modèle d'automates cellulaires nécessite que les axes de l'espace et du temps soient discrétisés. Le modèle d'automate cellulaire appliqué au cas du trafic routier le plus connu est celui de Nagel et Schreckenberg. Dans ce modèle, la vitesse des véhicules est considérée comme étant un nombre entier compris entre 0 et V_{max} . La voie de circulation est représentée à chaque instant par un certain nombre de sections ; une section est soit libre, soit occupée par un et un seul véhicule. L'état des cellules est actualisé chaque pas de temps, en suivant des règles faisant intervenir les caractéristiques des plus proches voisins.

2.2.5 Limites des modèles microscopiques

*Classiquement, les critiques concernant les modèles de poursuite portent essentiellement sur les **hypothèses simplificatrices des modèles**. Ainsi il est possible de souligner que la plupart des modèles microscopiques considèrent **les conducteurs comme étant uniformes**. Notamment, une des hypothèses simplificatrices de ces modèles est de considérer que **le temps de réaction est égal entre chaque conducteur**. Il n'y a donc pas de prise en compte de la variabilité des conducteurs et donc des différences de comportements entre chacun d'eux; que certains des modèles supposent une optimisation continue de la vitesse. Pourtant, des éléments psychologiques tendent à prouver qu'un conducteur ne va pas forcément augmenter sa vitesse même dans le cas où son prédécesseur augmente la sienne, notamment s'il souhaite accorder moins d'attention à sa tâche de conduite.*

2.3 Modèles microscopiques_macroscopiques

Dans [94] le passage du microscopique au macroscopique est fait en s'appuyant sur la théorie des solutions de viscosité et en particulier les techniques d'homogénéisation. Mamdouh Zaydan considère une équation d'Hamilton-Jacobi avec une jonction qui bouge en temps. Cette équation peut décrire la circulation des voitures sur une route avec la présence d'un véhicule particulier (plus lent que les voitures par exemple). Il prouve l'existence et l'unicité (par un principe de comparaison) d'une solution de viscosité pour cette EDP. Mauro et al. dans [85] présentent une formulation PDDL (Planning Domain Definition Language) du contrôle de la circulation urbaine, où les processus sont utilisés pour modéliser les flux de voitures, et montrer comment la planification peut être utilisée pour réduire efficacement la congestion des routes spécifiées en contrôlant les feux de circulation.

Un modèle a pour fin d'être testé numériquement dans un outil de simulation

3 Simulation

3.1 Définition de la simulation :

La simulation cherche à décrire la dynamique de systèmes complexes et à tester différents scénarios. Ces expérimentations sont menées grâce à l'outil informatique qui est très développé ces dernières années. La rapidité de calcul permet en outre de tester en simulation de grandes variétés de configurations. Dans le cas du trafic routier, il peut s'agir de tester plusieurs stratégies de régulation du trafic.

3.2 Des systèmes pour la régulation du trafic

Les logiciels SSMT, Netcell, Strada, Freflo, Traf-Corflo, Metacor et Metanet sont basés sur les modèles macroscopiques.

Le logiciel Aimsun est un logiciel de simulation de la circulation développé pour modéliser la circulation en milieu urbain et les transports en commun. Il est développé par la société espagnole TSS (Transport Simulation Systems) et provient des travaux de recherche du Professeur Jaume Barceló à partir des années 1980, l'université de Catalogne.

Aimsun est capable de modéliser la circulation sur tout type de réseau de trafic. Il est possible de manipuler et de modifier sous Aimsun la valeur des flux, les proportions des mouvements tournants ou encore le poids des matrices origine-destination. Ce sont autant de données d'entrée pour la simulation. L'utilisateur d'Aimsun a également la possibilité d'utiliser différents modèles de choix d'itinéraire. Le logiciel permet de tester différents scénarios de trafic et il a l'avantage de prendre en compte les transports publics. De plus, les accidents et les voies réservées peuvent aussi être modélisés.

Le modèle de poursuite implémenté dans Aimsun est basé sur le modèle de Gipps. Plus exactement, le modèle est un développement du modèle original, classiquement fondé autour d'une composante d'accélération (modélisant la volonté d'atteindre une vitesse désirée) et une composante de décélération (traduisant la contrainte liée à la présence d'un véhicule leader). La spécificité du modèle implémenté dans Aimsun est dans l'estimation de la décélération du véhicule leader.

AIMSUN est le seul logiciel de simulation de la circulation aux trois échelles classiques de représentation, à savoir microscopique, mésoscopique et macroscopique, qui peuvent co-exister

au sein du même modèle hybride [80].

Sitra est un programme de simulation microscopique initialement développé à l'Onera (Office national d'études et de recherches aéronautiques) puis commercialisé par la société française Sodit. Ce modèle était essentiellement destiné à la simulation en zone urbaine, et notamment à l'étude des intersections et des carrefours. Le modèle de poursuite utilisé par Sitra est également le modèle linéaire de Helly.

Le logiciel Symuvia est développé au Laboratoire d'ingénierie, circulation et transports (Licit). Il est basé sur un modèle macroscopique d'écoulement, utilisant **un diagramme fondamental triangulaire**. Deux phases sont donc mises en avant avec une phase fluide où la position du véhicule i au temps $t + \delta t$ est égale à la somme de la position initiale au temps t et de la distance parcourue à la vitesse fluide pendant δt . En phase congestionnée, la position du véhicule i est déduite de la position de véhicule leader ($i - 1$) à laquelle nous retranchons l'interdistance minimale, égale à l'inverse de la densité maximale de véhicules. Le pas de temps est pris de telle sorte que l'information de remontée de file d'un véhicule à l'autre soit correctement prise en compte.

Aimsun, Corsim, Dracula, Integration, Mitsim, Paramics et Vissim. Ils sont des outils commerciaux. Ils ont implémentés des modèles microscopiques.

3.3 Des systèmes de régulation des carrefours à feux

3.3.1 La régulation adaptative des carrefours à feux

La régulation adaptative permet des changements de durée de phase basée sur la demande du trafic. Avec cette méthode, un temps vert minimum et maximum est prédéfini pour chaque voie. Pendant l'écoulement de circulation, le temps du vert d'une voie peut être prolongé par une unité d'extension si un nouveau véhicule est détecté pour cette phase. Cela donne aux feux de signalisation, l'opportunité de s'adapter à la demande de circulation. Nous introduisons simplement quelques exemples de cette méthode :

3.3.2 Les systèmes

SIGOP, THÈBES sont utilisées dans des intersections complexes. Ils sont basés sur des modèles permettant d'évaluer les performances en termes d'un critère (temps perdu, nombre

d'arrêts...). Les paramètres des plans de feux sont réglés de manière à optimiser ce critère.

TRANSYT (TRAffic Network StudY Tool) [78], [77]. Il est très connu. Ce logiciel est un programme d'optimisation de réglage des feux d'un ensemble de carrefours fonctionnant avec une durée de cycle commune.

A.J. Miller [68] a proposé une stratégie basée sur un modèle de trafic en ligne. Le modèle optimise le temps gagné et perdu en combinant différents critères.

PLIDENT [48] Dans la fin des années 60, PLIDENT a été appliqué à Glasgow et il a échoué. En 1981, [46] a analysé les insuffisances de ces stratégies et il a surmonté les problèmes par une stratégie plus avancée :

SCOOT (Split Cycle Offset Optimization Technique)([7] et [8]) minimise le retard par l'adaptation du temps de cycle. Il est appliqué dans plusieurs villes en Grande-Bretagne : Glasgow, Coventry, Londres, Southampton, Worcester... et il est introduit à Santiago au Chili et à Manama (Emirat de Bahrain).

OPAC Optimization Policies for Adaptive Control [34] en 1982 et le PRODYN Programmation Dynamique [43] en 1983. Ces stratégies peuvent fonctionner acycliquement.

GERTRUDE : mis en place à Bordeaux en 1976, puis à Reims, Lisbonne, et à Paris en 1990.

SCAT : expérimenté à Sydney, puis étendu à Melbourne, Canberra, Adélaïde, en Nouvelle-Zélande, à Kuala Lumpur en Malaisie.

3.3.3 Les méthodes basées sur un modèle d'optimisation

Le cadre de l'optimisation combinatoire

En mathématiques, l'optimisation recouvre toutes les méthodes qui permettent de déterminer l'optimum d'une fonction, avec ou sans contraintes. En théorie, un problème d'optimisation combinatoire se définit par l'ensemble de ses instances, souvent infiniment nombreuses. Dans la pratique, le problème se ramène à résoudre numériquement l'une de ces instances, par un procédé algorithmique. A chaque instance du problème est associé un ensemble discret de solutions S , un sous-ensemble X de S représentant les solutions admissibles (réalisables), ainsi qu'une fonction de coût f (appelée aussi fonction objectif).

f assigne à chaque solution $s \in X$ le nombre $f(s)$. Résoudre un problème d'optimisation combinatoire consiste alors à trouver une solution $s \in X$ optimisant la valeur de la fonction de coût f .

Formellement, on cherche donc

$$s^* \in X \text{ tel que } f(s^*) \leq f(s) \text{ pour tout } s \in X$$

Une telle solution s^* s'appelle une solution optimale, ou un optimum global.

Remarque : on peut tout aussi bien résoudre des problèmes de maximisation, les principes de résolution restant naturellement les mêmes.

Il existe une seconde formalisation du problème d'optimisation combinatoire, plus générale, qui inclue la notion de contraintes et d'affectation de valeurs à des variables. En voici la définition.

Soit :

- un ensemble de variables : (x_1, x_2, K, x_n) .
- un ensemble de domaines de définitions D_1, D_2, K, D_n .
- un ensemble de contraintes C sur les variables (par exemple, des inéquations, ou bien l'obligation que toutes les variables prennent des valeurs différentes).
- une fonction objectif f que l'on cherche à minimiser : $D_1 \times D_2 \times K \times D_n \rightarrow \mathbb{R}$

L'ensemble S des solutions possibles peut alors se définir comme :

$$S = \{s = \{(x_1, v_1), K, (x_n, v_n)\} \text{ tels que } v_i \in D_i, \text{ et tels que } s \text{ satisfasse toutes les contraintes } C\}$$

Les problèmes d'affectation sous contraintes possèdent de nombreuses applications pratiques, comme l'affectation de ressources, le groupement, la classification, la planification, l'emploi du temps et l'ordonnancement. L'optimisation peut se diviser en deux types de problèmes : les problèmes à variables discrètes et les problèmes à variables continues :

Un problème d'optimisation à variables discrètes

Consiste à trouver, dans un ensemble discret, une solution réalisable. Le problème majeur réside ici dans le fait que le nombre de solutions réalisables est généralement très élevé, donc il est très difficile de trouver la meilleure solution dans un temps raisonnable. Les problèmes à variables discrètes rassemblent les problèmes du type NP-complets, tels que le problème du voyageur de commerce. L'utilisation d'algorithmes d'optimisation stochastiques, tels que les métaheuristiques, permettant de trouver une solution approchée en un temps raisonnable est donc courante.

Un problème d'optimisation à variables continues

Les variables du problème d'optimisation sont continues. C'est le cas par exemple des problèmes d'identification, où l'on cherche à minimiser l'erreur entre le modèle d'un système et des observations expérimentales. Ce type de problèmes est moins formalisé que le précédent, mais un certain nombre de difficultés sont bien connues, comme l'existence de nombreuses variables présentant des corrélations non identifiées, la présence de bruit ou plus généralement

une fonction objectif accessible par simulation uniquement.

Il est à noter qu'il existe des problèmes à variables mixtes ; le problème présente à la fois des variables discrètes et continues.

Les méthodes basées sur un modèle d'optimisation

La façon d'utiliser les mesures pour réguler le trafic, la prise en considération des contraintes de sécurité, les critères à minimiser et les méthodes de résolution diffère d'un système à l'autre. I.5

Dans [59], le temps perdu est le seul critère à minimisé. Il a traité les priorités par l'ajout des

Auteurs	Y. Dujardin	F. Yan	L. Magne
Année	2013	2012	2001
<u>Les critères</u>	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Temps d'attente ➤ Nombre d'arrêts ➤ Erreur de consigne pour les BUS 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Temps total d'évacuation ➤ Longueur moyenne de queue ➤ Temps moyen d'attente 	Temps perdu
<u>Cycle</u>	Acyclique	Acyclique	Cyclique
<u>Contraintes</u>	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Les bornes des durées ➤ Antagonismes ➤ le rouge de dégagement 	Ensemble des contraintes	Les bornes sur les durées
<u>Variables</u>	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'état du feu f à chaque instant ➤ La date de commutation 	La séquence des groupes de passage	Les phases successives appliquées au système

FIGURE I.5 – Les méthodes basées sur un modèle d'optimisation.

pour chaque ligne de feu, les contraintes prise en considération sont les bornes sur les durées des phases et la notion d'antagonisme, les variables sont les phases successives.

Concernant [50], le critère est la longueur de la file d'attente et les variables sont l'instant de début et la durée du vert, les contraintes sont : les bornes des durées et le principe d'antagonisme.

Le travail de [91] est basé sur une modélisation mésoscopique qui indique le comportement des individus en termes probabilistes ; à cet effet, le trafic est représenté par des groupes d'entités du trafic, dont les activités et les interactions sont décrites à un niveau moyen de détail. Ses variables sont : la séquence des groupes de passage ce qui implique l'**ensemble des contraintes** suivantes :

- Chaque véhicule commence à traverser le carrefour après sa date d'arrivée au carrefour.
- La date à laquelle le véhicule finit de passer le carrefour est égale à la somme de la date de départ du véhicule pour traverser le carrefour et du temps de sa traversée du carrefour.
- L'instant de départ du véhicule $j+1$ doit être après que j termine sa traversée.

La fonction objectif est une minimisation du temps total d'évacuation de la file d'attente moyenne et du temps moyen d'attente.

Dans [24], Y. Dujardin a montré que les systèmes acycliques, sont plus flexibles que les systèmes cycliques. Il a développé trois modèles avec une fonction multiobjectif à trois critères qui sont : le temps d'attente, le nombre d'arrêts et l'erreur de consigne pour les bus. Les contraintes sont : les bornes des durées, le principe d'antagonisme et le respect du rouge de dégagement. Les variables diffèrent d'un modèle à l'autre en se basant sur des méthodes exactes pour la résolution.

4 État d'avancement des systèmes de régulation des carrefours à feux

4.1 Les Systèmes multi-agents

Définition

On appelle agent (voir figure I.6) une entité physique ou virtuelle [31] :

- qui est capable d'agir dans un environnement,
- qui peut communiquer directement avec d'autres agents,
- qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),
- qui possède des ressources propres,

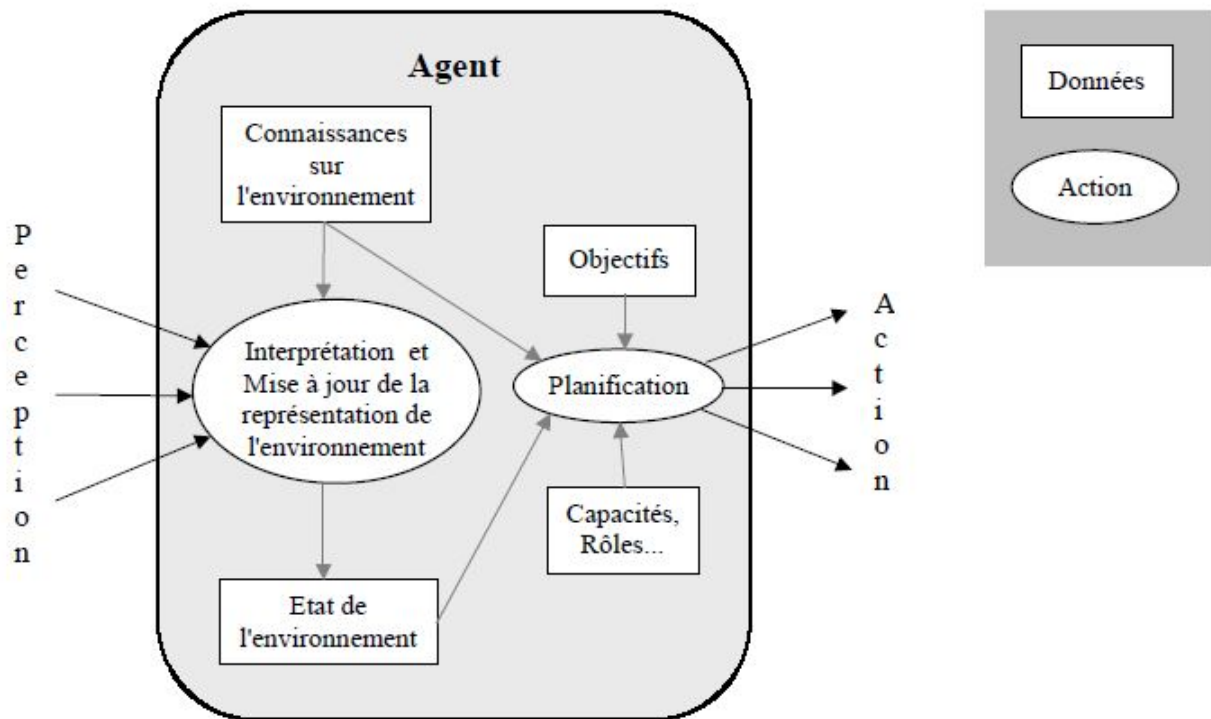


FIGURE I.6 – Représentation de l'architecture interne d'un agent.

- qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,
- qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),
- qui possède des compétences et offre des services,
- qui peut éventuellement se reproduire,
- dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

4.1.1 Principe

un système multi-agent (SMA) est un système composé d'un ensemble d'agents (un processus, un robot, un être humain, etc.), situés dans un certain environnement et interagissant selon certaines relations. Au contraire des approches de modélisation fondées sur la définition d'équations mathématiques, où la dynamique du système est définie dès le début par des

relations fonctionnelles entre entités, la simulation multi-agent se propose de modéliser explicitement les comportements des entités et considère que la dynamique globale d'un système, au niveau macroscopique, résulte directement de l'interaction des comportements, au niveau microscopique [73]. En effet, l'approche multi-agent permet de modéliser chaque individu, son comportement et les interactions qui découlent de la mise en commun de ces individus. La dynamique globale du système est alors issue de l'ensemble de ces individus. Cette approche ascendante est la caractéristique la plus importante de la simulation à base d'agent [26]. La simulation multi-agent préserve l'hétérogénéité du système à simuler. Elle se caractérise par la possibilité de représenter plusieurs niveaux de granularité dans les systèmes hétérogènes [31]. La simulation multi-agent est particulièrement adaptée à la reproduction de phénomènes naturellement localisés et distribués [73]. Le phénomène réel à simuler est décomposé en un ensemble d'éléments discrets autonomes dont les interactions reproduisent le phénomène. Chacun des éléments est modélisé par un agent (généralement en faisant quelques hypothèses simplificatrices du fait de la complexité des phénomènes à simuler) pour lequel il faut définir les connaissances, les capacités, les comportements et les modes d'interaction qu'il adoptera.

4.1.2 Simulation multi-agent de trafic

Les possibilités qu'offrent les SMA s'adaptent aux problèmes posés par la simulation du trafic routier [20]. Nous pouvons considérer chaque conducteur comme un agent du système doté d'un comportement qui lui est propre. Le trafic simulé va résulter de la simulation du comportement de chaque agent du système de trafic considéré et des interactions qu'il entretient avec son environnement. Chaque agent dispose d'objectifs et de caractéristiques propres, et fait preuve d'autonomie lors de son déplacement (cas des usagers) sur le réseau routier simulé. La prise de décision de chaque agent est individuelle et se fonde sur une perception locale de son environnement contre des autres agents. La modélisation des entités et de leurs relations peut être améliorée et enrichie par des évaluations successives et des comparaisons avec les observations du phénomène réel [27].

4.1.3 Description des agents dans la gestion du trafic urbain

La simulation de trafic routier fait intervenir au moins les classes d'agents suivantes [10] : L'agent Conducteur qui est l'acteur principal de la simulation. Cet agent cherche à atteindre

son point d'arrivée à partir d'un point de départ tout en évitant les situations de conflit. Plusieurs types d'agents Conducteurs peuvent exister, par exemple, Conducteurs non disciplinés, les Conducteurs spéciaux (ambulances, voitures de police, etc.), etc. Chaque type de ces agents Conducteurs présente un comportement spécifique.

L'agent Environnement sert à représenter graphiquement la simulation et à fournir aux agents Conducteurs des informations générales sur l'environnement.

L'agent Carrefour est lié à un carrefour donné et contrôle les Conducteurs présents au niveau de ce carrefour. Il existe plusieurs types d'agent Carrefour selon que le carrefour est contrôlé par des feux, des panneaux de signalisation, ou bien, il s'agit d'un carrefour simple.

L'agent Voie concerne une voie donnée. De même, il existe plusieurs types d'agents Voies selon le type de la voie en question : avec feux, avec panneaux de signalisation, ou bien, voie simple. Le rôle de cet agent est de contrôler les Conducteurs se trouvant sur la voie.

L'agent Policier qui a une hiérarchie supérieure et qui intervient au niveau des carrefours pour gérer le passage des Conducteurs.

4.1.4 Modélisation d'une situation de carrefour sous forme de jeu

Une situation de trafic simulé à une intersection peut ainsi être considérée comme un jeu [75], [11]. Dans le contexte de la simulation comportementale de trafic routier, les agents joueurs sont les mobiles approchant ou entrant dans l'intersection.

Dans une situation de trafic au carrefour, l'objectif des conducteurs est de traverser en évitant d'être impliqué dans un accident. Dans ce contexte, les relations qui gèrent les interactions sont des relations de priorité. La priorité change avec le temps avec l'évolution des situations : elle est ici entendue comme une notion large (Code de la Route, bien sûr, mais aussi : distance au point de conflit, temps d'arrivée au point de conflit, temps d'attente. Par conséquent, les étapes de la modélisation d'une situation de trafic au carrefour sont les suivantes :

- étape 1 : chaque mobile approchant d'un carrefour se déclare joueur ;
- étape 2 : il détermine avec quels autres mobiles il va pouvoir jouer ;
- étape 3 : il détermine les relations de priorité qu'il entretient avec les autres joueurs ;
- étape 4 : il détermine le jeu (calcule de la matrice) auquel il va jouer ;
- étape 5 : il résout son jeu en choisissant la stratégie qui lui semble la plus intéressante.

4.2 Les véhicules autonomes

L'évolution rapide des technologies couplée à une concurrence accrue entre les constructeurs automobiles permet, aujourd'hui, d'imager la commercialisation de véhicules complètement autonomes vers 2020-2030. Ce qui était encore impensable il y a quelques années. Par exemple, le constructeur allemand BMW commercialise sa nouvelle BMW i3 totalement autonome en freinage et en accélération pour des vitesses inférieures à 40 km/h en 2014 [86]. En 2020, les constructeurs BMW, Audi, Nissan et General Motors (GM) ont promis à construire un véhicule sans conducteur [93].

4.2.1 Définition

Un véhicule autonome, aussi appelé un véhicule sans conducteur, est un véhicule équipé d'un système de pilotage automatique, et capable de conduire d'un point à un autre point sans l'aide d'un opérateur.

4.2.2 Les stratégies de régulation du trafic basées sur les véhicules autonomes

Basées sur les véhicules autonomes, de nombreuses stratégies de régulation du trafic sont proposées dans la littérature [18]. En général, ces méthodes traitent chaque véhicule de façon individuelle au lieu de traiter les véhicules en tant que flux. De cette façon, l'information sur les véhicules peut être considérée plus précisément et les données collectées peuvent refléter la situation du trafic en temps réel.

Aujourd'hui cependant, la législation de la circulation de ce type de véhicule reste restreinte. Jusqu'à présent, ces véhicules sont autorisés à circuler seulement aux États Unis dans le territoire du Nevada depuis 2011, en Floride depuis avril 2012 et en Californie depuis septembre 2012. En attendant la mondialisation de cette autorisation, l'automatisation du freinage et de l'accélération reste une solution technique partielle de l'automatisation totale du véhicule.

5 Conclusion

*Tout système de régulation est basé sur un modèle décrivant la réalité du cas étudié. Pour qu'un modèle mathématique puisse décrire un phénomène complexe; forcément, il est basé sur des hypothèses simplificatrices. Chaque type de modèle a un domaine d'utilisation bien particulier [16] et il est très difficile de pouvoir appliquer un modèle à un domaine différent. C'est pour cela nous présentons dans le chapitre IV, notre **modèle mathématique décrivant la réalité des carrefours à feux marocains**. Un modèle qui est à la fois microscopique pour les véhicules des grands volumes et les tramways et macroscopique dans le cas des véhicules particuliers. Il a comme variables de sortie; les durées du vert de tous les feux composant le carrefour qui sont tous variables selon la demande du trafic, même leur cycle car les systèmes acycliques sont plus adaptatifs et plus puissant selon Y. Dujardin [24].*

CHAPITRE II

GÉNÉRALITÉS SUR LES MÉTAHEURISTIQUES

1 Introduction

Une métaheuristique est un algorithme d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficile (souvent issus des domaines de la recherche opérationnelle, de l'ingénierie ou de l'intelligence artificielle de complexité grandissante) pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace.

Les métaheuristicques sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum global, c'est-à-dire l'extremum global d'une fonction, par échantillonnage d'une fonction objectif. Elles se comportent comme des algorithmes de recherche, tentant d'apprendre les caractéristiques d'un problème afin d'en trouver une approximation de la meilleure solution.

Il existe un grand nombre de métaheuristicques différentes, allant de la simple recherche locale à des algorithmes complexes de recherche globale. Ces méthodes utilisent cependant un

haut niveau d'abstraction, leur permettant d'être adaptées à une large gamme de problèmes différents. Nous présentons dans ce chapitre une classification de ces méthodes dans la section 3 et une description de quelques-uns dans la section 4, en se focalisant sur les algorithmes génétiques dans la section 5. Ensuite, dans la section 6 nous parlons d'hybridation entre les métaheuristiques et d'autres méthodes comme les méthodes exactes et la logique floue. Finalement, dans la section 7 nous exposons quelques applications des métaheuristiques dans le domaine de la gestion du trafic.

2 Métaheuristiques

2.1 L'intérêt des métaheuristiques

L'optimisation combinatoire consiste à trouver la meilleure solution entre un nombre fini de choix. Autrement dit, à minimiser une fonction, avec ou sans contraintes, sur un ensemble fini de possibilités. Les méthodes de résolution exacte ne sont pas adaptées à toutes les problématiques, et donc certains problèmes sont trop complexes à résoudre par ces méthodes. Parmi ces problématiques, nous pouvons citer **l'existence de discontinuités, l'absence de convexité stricte, la non-dérivabilité**. En outre, quand **le nombre de combinaisons possibles** devient **exponentiel** par rapport à **la taille du problème**, le temps de calcul devient rapidement critique. De même, la difficulté ou l'intérêt scientifique réduit du problème ou bien sa réalité pratique peut demander de trouver rapidement un algorithme efficace pour déterminer simplement une **bonne** solution et **non la meilleure**. On se contente alors souvent d'une solution approchée, en essayant de faire en sorte qu'elle soit la meilleure possible **dans un temps acceptable**. On calibre l'heuristique en fonction du temps de calcul possible, de la puissance des machines etc. Par exemple, si la solution doit être fournie à une machine dite **en temps réel** comme la **gestion urbaine**, il n'y a que quelques centième de secondes possibles. D'autre part, les heuristiques sont souvent les seules façons de traiter de très grandes instances venant de l'industrie, des nouvelles technologies ou de la réalité comme notre problématique de la gestion du trafic urbain.

2.2 Définitions

Une heuristique est une technique de résolution spécialisée à un problème. Elle ne garantit pas la qualité du point obtenu.

Une métaheuristique est une heuristique générique qu'il faut adapter à chaque problème.

La grande majorité des métaheuristicues existantes ont été créées pour résoudre des problèmes à variables discrètes [22]. Cependant, la nécessité croissante de méthodes pouvant résoudre ce type de problèmes a poussé les chercheurs à adapter leurs méthodes au cas continu.

3 Classification des métaheuristicues

3.1 Méthodes constructives

Les méthodes constructives sont des méthodes itératives où à chaque itération, une solution partielle est complétée. Elles permettent de construire rapidement de bonnes solutions, ce qui justifie leur utilisation en amont des méthodes d'amélioration.

3.2 Méthodes d'amélioration

Les méthodes d'amélioration tentent d'améliorer une solution en lui appliquant des opérateurs heuristiques d'échange.

3.3 Le choix d'une métaheuristique

La principale difficulté à laquelle est confronté le chercheur, en présence d'un problème d'optimisation concret : celui du choix d'une méthode efficace, capable de produire une solution optimale ou de qualité acceptable au prix d'un temps de calcul raisonnable. Face à ce souci pragmatique de l'utilisateur, la théorie n'est pas encore d'un grand secours, car les théorèmes de convergence sont souvent inexistants ou applicables seulement sous des hypothèses

très restrictives. En outre, le réglage optimal des divers paramètres d'une métaheuristique, qui peut être préconisé par la théorie, est souvent inapplicable en pratique, car il induit un coût de calcul prohibitif. En conséquence, le choix d'une bonne méthode, et le réglage des paramètres de celle-ci, font généralement appel au savoir faire et à l'expérience de l'utilisateur, plutôt qu'à l'application fidèle de règles bien établies. Les efforts de recherche en cours, par exemple sur l'analyse des paysages d'énergie ou sur la mise au point d'une taxinomie des méthodes hybrides, visent à remédier à cette situation, périlleuse à terme pour la crédibilité des métaheuristiques. Le réglage et la comparaison des métaheuristiques sont souvent effectués empiriquement, en exploitant des jeux de fonctions analytiques de test, dont les minimums globaux et locaux sont connus.

4 Exemples de métaheuristiques

4.1 Le recuit simulé

Le recuit simulé (*simulated annealing*) est souvent présenté comme la plus ancienne des métaheuristiques, en tout cas, la première à mettre spécifiquement en œuvre une stratégie d'évitement des minima locaux. Elle s'inspire d'une procédure utilisée depuis longtemps par les métallurgistes qui, pour obtenir un alliage sans défaut, chauffent d'abord à blanc leur morceau de métal, avant de laisser l'alliage se refroidir très lentement (technique du recuit). Pour simuler cette évolution d'un système physique vers son équilibre thermodynamique à une température T , la méthode du recuit simulé exploite l'algorithme de Métropolis.

Dans l'algorithme de Métropolis, on part d'une configuration donnée, et on fait subir au système une modification élémentaire. Si cette perturbation a pour effet de diminuer la fonction objectif (ou énergie) du système, elle est acceptée. Sinon, elle est acceptée avec la probabilité $\exp(E/T)$. En appliquant itérativement cette règle, on engendre une séquence de configurations qui tendent vers l'équilibre thermodynamique.

On peut systématiser l'algorithme avec le pseudo-code suivant (Voir l'algorithme 1) :

Et voici l'interprétation de son fonctionnement :

— Si $f(s') < f(s)$ alors $\exp \frac{f(s)-f(s')}{T} > 1$, donc r est toujours inférieur à cette valeur, et on

Algorithme 1 Procédure recuit simulé (solution initiale s)

- Poser $T = T_0$
- 2: Répéter :
- Choisir aléatoirement $s' \in N_s$
- 4: Générer un nombre réel aléatoire r dans $[0, 1]$
- Si $r < \exp \frac{f(s)-f(s')}{T}$ alors Poser $s = s'$
- 6: Mettre à jour T
- Jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait
-

accepte la solution s' (une meilleure solution est donc toujours acceptée, ce qui paraît logique).

- Si $f(s') > f(s)$ et T est très grand, alors $\exp \frac{f(s)-f(s')}{T} \cong 1$, et il y a de fortes chances d'accepter s' (bien que la solution s' soit plus "mauvaise" que s !)
- Si $f(s') > f(s)$ et T est très petit, alors $\exp \frac{f(s)-f(s')}{T} \cong 0$, et on va donc probablement refuser s'

Dans un premier temps, T étant généralement choisi très grand, beaucoup de solutions, même celles dégradant la valeur de f , sont acceptées, et l'algorithme équivaut à une visite aléatoire de l'espace des configurations. Mais à mesure que la température baisse, la plupart des mouvements augmentant l'énergie sont refusés, et l'algorithme se ramène à une amélioration itérative classique. A température intermédiaire, l'algorithme autorise de temps en temps des transformations qui dégradent la fonction objectif. Il laisse ainsi une chance au système de s'extraire d'un minimum local.

Un algorithme global d'optimisation pour les fonctions de variables continues est présenté dans [53], dérivé du recuit simulé. L'algorithme est essentiellement une procédure de recherche aléatoire itérative avec des mouvements adaptatifs dans les directions des coordonnées. Il permet des mouvements de montée sous le contrôle d'un critère probabiliste, tendant ainsi à éviter les premiers minima locaux rencontrés. L'algorithme a été testé par rapport à la méthode simplex de Nelder et Mead. Dans [55], le problème d'ordonnancement de FlowShop de permutation avec l'objectif de minimiser la variance de temps d'achèvement des travaux, et un algorithme de recuit simulé (SA) et deux SA modifiés (MSA1 et MSA2) sont proposés.

4.2 La méthode Greedy Randomized Adaptative Search Procedure GRASP

La méthode GRASP (voir les algorithmes : 2 et 3) est une métaheuristique simple, développée à la fin des années 90 par Feo et Resende [30]. Elle est adaptée aux problèmes dont les solutions se construisent pas à pas, comme le problème d'ordonnancement de tâches, dont la solution consistera en une certaine suite d'opérations à ordonner sur des machines.

Dans [69], V.Mitsuo et. al proposent un algorithme heuristique utilisant le cadre de (GRASP) pour résoudre un modèle intégrant les problèmes d'ordonnancement des véhicules et d'entretien. L'objectif est de minimiser les différences de kilométrage entre les bus, la distance totale parcourue et les différences quotidiennes du nombre de tâches de maintenance.

Algorithme 2 Procédure méthode GRASP

```
Répéter  
   $s^* \leftarrow \emptyset$   
3:  $s' \leftarrow \text{ConstruireSolution}()$   
   Améliorer( $s'$ )  
   Si  $f(s') < f(s^*)$  alors  $s^* \leftarrow s'$   
6: Jusqu'à ce que le critère de terminaison soit satisfait  
   Fin
```

Algorithme 3 Procédure ConstruireSolution()

```
 $s^* \leftarrow \emptyset$   
Tant que s n'est pas complète {  
   $RCL \leftarrow \text{GenererCandidat}(s)$   
4:  $x \leftarrow \text{ChoisirAuHasard}(RCL)$   
   $s \leftarrow s \cup x;$   
  }  
Retourner s  
8: Fin
```

4.3 L'essai particulaire (PSO)

L'optimisation par essaim particulaire, qui dérive de la descente stochastique s'inspire fortement des relations grégaires des oiseaux migrateurs qui doivent parcourir des longues distances et qui doivent donc optimiser leurs déplacements en termes d'énergie dépensée, comme par exemple la formation en V.

Dans un espace de recherche de dimension D , la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ et par son vecteur vitesse $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note $\vec{Pbest}_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$. La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est notée $\vec{Gbest} = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$. Nous nous référons à la version globale de PSO, où toutes les particules de l'essaim sont considérées comme voisines de la particule i , d'où la notation \vec{Gbest} (global best).

Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière aléatoire/régulière dans l'espace de recherche du problème. Ensuite, à chaque itération, chaque particule se déplace, en combinant linéairement les trois composantes citées ci-dessus. En effet, à l'itération $t + 1$, le vecteur vitesse et le vecteur position sont calculés à partir de l'équation (II.1) et de l'équation (II.2), respectivement.

$$v_{i,j}^{t+1} = wv_{i,j}^t + c_1 r_{1i,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t] + c_2 * r_{2i,j}^t [gbest_j^t - x_{i,j}^t], j \in 1, 2, \dots, D \quad (\text{II.1})$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1}, j \in 1, 2, \dots, D \quad (\text{II.2})$$

où w est une constante, appelée coefficient d'inertie ; c_1 et c_2 sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération ; r_1 et r_2 sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans $[0, 1]$, à chaque itération t et pour chaque dimension j . Les trois composantes mentionnées ci-dessus (i.e. d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation (II.1) par les termes suivants :

- $wv_{i,j}^t$ correspond à la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre w contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
- $c_1 r_{1i,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t]$ correspond à la composante cognitive du déplacement, où le paramètre c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule ;
- $c_2 r_{2i,j}^t [gbest_j^t - x_{i,j}^t]$ correspond à la composante sociale du déplacement, où le paramètre c_2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs \vec{Pbest}_i et \vec{Gbest} sont mis à jour, à l'itération $t+1$, suivant les deux équations (II.3) (dans le cas d'une minimisation) et (II.4) (dans une version globale de PSO), respectivement. Cette procédure est présentée dans l'Algorithme (4), où N est le nombre de particules de l'essaim.

$$\vec{G}best_i(t+1) = \arg \min_{\vec{P}best_i} f(\vec{P}best_i(t+1)), 1 \leq i \leq N. \quad (\text{II.3})$$

$$\vec{P}best_i(t+1) = \begin{cases} \vec{P}best_i(t) & \text{si } f(\vec{x}_i(t+1)) \geq \vec{P}best_i(t). \\ \vec{x}_i(t+1) & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

Dans [4], (PSO) permet de déterminer la taille optimale du générateur photovoltaïque et de

Algorithme 4 Algorithme d'optimisation par essaim particulaire

- Initialiser aléatoirement N particules : position et vitesse.
 - Evaluer les positions des particules
 - Pour chaque particule $i, \vec{P}best_i = \vec{x}_i$
 - Calculer $\vec{G}best$ selon (II.3)
 - 5: Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire
 - Déplacer les particules selon (II.1) et (II.2)
 - Evaluer les positions des particules
 - Mettre à jour $\vec{P}best_i$ et $\vec{G}best$ selon (II.3) et (II.4)
 - fin
-

l'unité de stockage d'énergie pour le système de charge raccordé au réseau photovoltaïque (en milieu de travail) pour véhicules électriques. Il est conçu de manière à ce que les véhicules électriques soient facturés à un prix fixe (plutôt qu'à un prix en fonction de la durée d'utilisation) sans que le propriétaire de la station ne subisse de pertes économiques. Dans [29], un algorithme (PSO) est appliqué pour résoudre le problème de FJSP (Problème d'ordonnancement flexible des ateliers) visant à minimiser le critère de temps d'exécution maximal.

4.4 Méthode des colonies de fourmis

Cet algorithme est encore inspiré de la nature et de son organisation, et a été mis au point par Dorigo au début des années 90. Son principe repose sur le comportement particulier des fourmis qui, lorsqu'elles quittent leur fourmilière pour explorer leur environnement à la recherche de nourriture, finissent par élaborer des chemins qui s'avèrent fréquemment être les plus courts pour aller de la fourmilière à une source de nourriture intéressante. Chaque fourmi laisse en effet derrière elle une traînée de phéromone à l'attention de ses congénères ; les fourmis choisissant avec une plus grande probabilité les chemins contenant les plus fortes concentrations de phéromones, il se forme ainsi ces " autoroutes " à fourmis, qui sillonnent le

paysage.

Le premier algorithme d'optimisation s'inspirant de cette analogie a été proposé par Colnani, Dorigo et Maniezzo [15], afin de résoudre le problème du voyageur de commerce. L'Algorithme 5 résume l'approche par colonies de fourmis proposée par les auteurs. Si l'on considère un problème de voyageur de commerce à N villes, chaque fourmi k parcourt le graphe et construit un trajet de longueur $n = N$. Pour chaque fourmi, le trajet d'une ville i à une ville j dépend de :

- La liste des déplacements possibles J_i^k , quand la fourmi k est sur la ville i .
- L'inverse de la distance entre les villes $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$, appelée visibilité. Cette information est utilisée pour diriger les fourmis vers des villes proches et, ainsi, éviter de trop longs déplacements.
- La quantité de phéromones déposée sur l'arête reliant deux villes $\tau_{i,j}(t)$, appelée intensité de la piste. Cette quantité définit l'attractivité d'une piste, elle est modifiée après le passage d'une fourmi. C'est en quelque sorte la mémoire du système.

Algorithme 5 Algorithme de colonies de fourmis pour le problème du voyageur de commerce.

```

t ← 1
Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait faire
  Pour k = 1 à m faire
    Choisir une ville au hasard
    Pour chaque ville non visitée i faire
      Choisir une ville j dans la liste  $J_i^k$  des villes restantes selon (II.5)
    Fin
    Déposer une quantité de phéromones  $\Delta\tau_{i,j}^k(t)$  sur le trajet  $T^k(t)$  conformément à (II.6)
  Fin
  Evaporer les phéromones selon (II.7)
t ← t + 1
Fin

```

La règle de déplacement est la suivante :

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} (\tau_{il}(t))^\alpha (\eta_{il})^\beta} & \text{si } j \in J_i^k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{II.5})$$

où α et β sont deux paramètres contrôlant l'importance relative de l'intensité de la piste et de la visibilité.

Après un tour complet, chaque fourmi dépose une quantité de phéromones $\Delta\tau_{i,j}^k(t)$ sur l'ensemble de son parcours. Cette quantité dépend de la qualité de la solution trouvée, elle est

définie par :

$$\Delta\tau_{i,j}^k(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L^k(t)} & \text{si } (i,j) \in T^k(t) \text{ feu } f \text{ est rouge.} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

où $T^k(t)$ est le trajet effectué par la fourmi k à l'itération t , $L^k(t)$ est la longueur de $T^k(t)$ et Q est un paramètre de réglage. Enfin, il est nécessaire d'introduire un processus d'évaporation des phéromones. En effet, pour éviter de rester piégé dans des optima locaux, il est nécessaire qu'une fourmi « oublie » les mauvaises solutions. La règle de mise à jour est la suivante :

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}(t) \quad (\text{II.7})$$

où $\Delta\tau_{i,j}(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{i,j}^k(t)$, m est le nombre de fourmis et ρ est un paramètre de réglage.

5 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AG) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique (Voir Figure II.1). Leur fonctionnement est extrêmement simple. On part avec une population de solutions potentielles (chromosomes) initiales arbitrairement choisies. On évalue leur performance (fitness) relative. Sur la base de ces performance on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples : la sélection, le croisement et la mutation. On recommence ce cycle jusqu'à ce que l'on trouve une solution satisfaisante. Les AG ont été initialement développés par John Holland [45]. Leurs champs d'application sont très vastes. Outre l'économie, ils sont utilisés pour l'optimisation de fonctions, en finance, en théorie du contrôle optimal, ou encore en théorie des jeux répétés et différentiels. La raison de ce grand nombre d'application est claire : simplicité et efficacité. Un pseudo-code sur l'application de l'AG au problème du voyageur de commerce est en annexe (Voir en annexe 2).

5.1 Le codage des données

La première étape est de définir et coder convenablement le problème. Cette étape associe à chaque point de l'espace de recherche une structure de données spécifique, qui caractérisera chaque individu de la population. Ainsi, cette phase détermine la structure de données qui sera

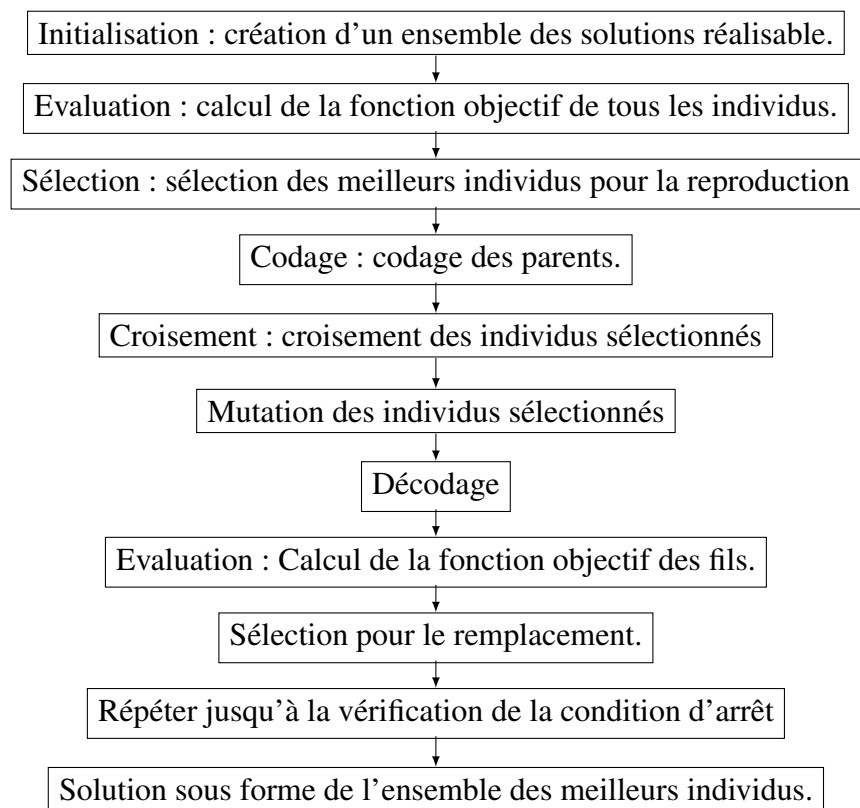


FIGURE II.1 – Schéma de l’algorithme génétique

utilisée pour coder le génotype des individus de la population. Le codage doit donc être adapté au problème traité.

Il y a trois principaux types de codage utilisables, et on peut passer de l'un à l'autre relativement facilement (Voir Annexe 4).

5.2 Initialisation de la population

La première étape de tout algorithme évolutionnaire est la création d'une population initiale. Cette population est généralement générée d'une manière aléatoire.

5.3 Evaluation de la population

Cette étape consiste à évaluer chaque solution contenue dans la population, la mesure de performance des solutions s'appuie sur la valeur de la fonction objective. Cette étape permet de classer les solutions, afin de déterminer les solutions qui seront sélectionnées pour construire une nouvelle population de solutions.

5.4 Opérateur de sélection

La sélection a pour objectif d'identifier les individus qui doivent se reproduire. Les individus les mieux adaptés sont sélectionnés alors que les moins bien adaptés sont écartés. La probabilité de sélectionner un individu donné est souvent traduite par le rapport entre la valeur de sa fonction d'adaptation et la somme de toutes les fonctions d'adaptation de la population. Il existe plusieurs techniques de sélection, nous en développons trois : la sélection par roulette biaisée (roulette wheel selection), la sélection par tournoi (tournament selection) et la sélection par rang (ranking selection), pour plus de détails (voir Annexe 4).

5.5 Les opérateurs génétiques

Les opérateurs génétiques permettent de créer de nouveaux individus au cours de l'évolution. On retrouve généralement deux types d'opérateurs :

5.5.1 L'opérateur de croisement :

Combine deux individus parents pour créer un ou plusieurs nouveaux individus enfants avec des caractéristiques proches de celles des parents (voir Figure II.2).

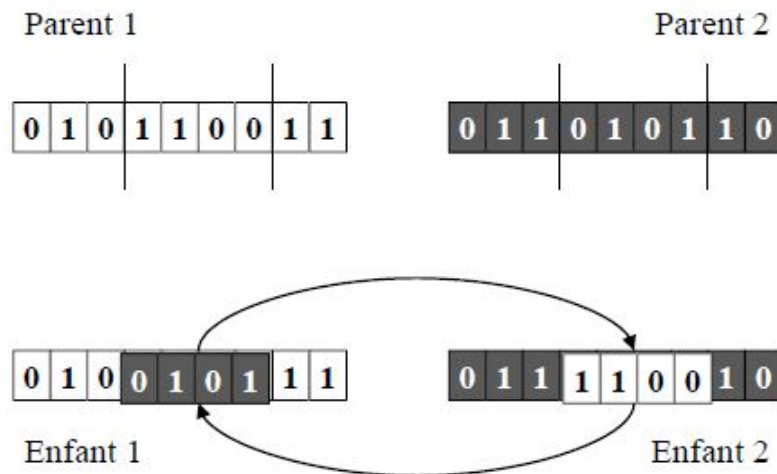


FIGURE II.2 – Exemple de croisement.

5.5.2 L'opérateur de mutation :

Modifie un individu parent pour créer un enfant, modifications supposées plus légères que le croisement (voir Figure II.3).

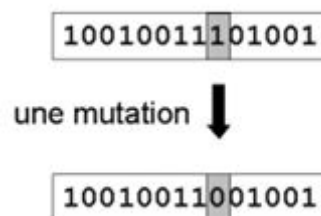


FIGURE II.3 – Exemple de mutation.

5.6 Avantages et inconvénients des algorithmes génétiques.

Les algorithmes génétiques sont coûteux en temps de calcul, puisqu'ils manipulent plusieurs solutions simultanément. C'est le calcul de la fonction de performance qui est le plus pénalisant, et on optimise généralement l'algorithme de façon à éviter d'évaluer trop souvent cette fonction.

6 Hybridation des métaheuristiques

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques méthodes d'optimisation combinatoire en s'appuyant sur les caractéristiques principales des métaheuristiques. Elles sont devenues très populaires grâce à leur simplicité d'emploi dans différents domaines. Il est à noter qu'une bonne performance nécessite souvent une formalisation adéquate du problème posé et une adaptation intelligente d'une métaheuristique. Malgré le succès remarquable de leur démarche, les métaheuristiques présentent des difficultés auxquelles est confronté l'utilisateur dans le cas d'un problème concret comme le choix d'une méthode efficace pour avoir une solution optimale et le réglage des paramètres qui peut être réalisable en théorie mais irréalisable en pratique. Les chercheurs visent à surpasser ces difficultés en proposant des techniques d'amélioration dont on cite l'hybridation des métaheuristiques. Cette hybridation exploite la puissance de plusieurs algorithmes, et les combine en un seul méta-algorithme.

6.1 L'approche générale d'hybridation

En général, les heuristiques d'amélioration produisent de meilleurs résultats que les heuristiques de construction. L'approche générale d'hybridation consiste à utiliser une heuristique de construction pour générer une solution et appliquer ensuite une heuristique d'amélioration sur cette solution pour l'optimiser.

6.2 Notion d'hybridation

L'hybridation consiste à combiner les caractéristiques de deux méthodes différentes pour tirer les avantages des deux méthodes. Les origines des algorithmes hybrides des métaheuris-

tiques reviennent aux travaux de F. Glover [37], J. J. Grefenstette [40] et Mühlenbein et al [67]. Chacun d'eux a introduit une méthode de descente simple pour améliorer une recherche évolutive. Glover a utilisé une méthode de recherche distribuée alors que Grefenstette et Mühlenbein et al. ont eu recours à un algorithme génétique pour résoudre respectivement des problèmes de programmation en nombres entiers et de voyageur de commerce. Mais à cette période, la plupart des chercheurs n'y accordaient que peu d'intérêts. Actuellement, les métaheuristiques hybrides sont devenues plus populaires car les meilleurs résultats trouvés pour plusieurs problèmes d'optimisation combinatoire ont été obtenus avec des algorithmes hybrides.

6.3 Hybridation des métaheuristiques / métaheuristiques

6.3.1 Classification hiérarchique

Le niveau bas : une métaheuristique remplace un opérateur d'une autre méthode qui l'englobe.

Le niveau haut de l'hybridation : chaque métaheuristique garde sa propriété au cours de l'hybridation.

Le mode relais : les méthodes sont exécutées séquentiellement, c'est-à-dire le résultat de la première méthode est le début de la méthode suivante.

Le mode co-évolutionnaire : Quand les différentes méthodes fonctionnent en parallèle pour explorer l'espace de recherche.

L'hybridation relais de bas niveau : (Low-level Relay Hybrid) englobe les métaheuristiques à base de solution unique dans lesquelles une autre méthode est incorporée pour former un nouvel algorithme. Pour résoudre le problème du voyageur de commerce (Traveling Salesman Problem) et le problème de la partition de graphe, Martin [60] a inséré la méthode de descente dans un algorithme de recuit simulé.

L'hybridation co-évolutionnaire de bas niveau : (Low-level Teamwork Hybrid) consiste à incorporer une ou plusieurs métaheuristiques à base de solution unique dans une métaheuristique à population de solutions. L'avantage de ce type d'hybridation est de compenser la puissance d'exploitation d'une recherche locale et celle d'exploration d'une recherche globale. Stützle et Hoos [83] incorporent une fonction de recherche locale dans un algorithme de colonie de fourmis pour résoudre le problème du voyageur de commerce et de partition de graphes. Gambardella et al. [32] ont utilisé un algorithme de descente dans un algorithme de colonie de fourmis pour résoudre le problème de partition de graphes et McKendall et Shang [61] ont amélioré la

méthode proposée par Gambardella et al en remplaçant l'algorithme de descente par l'algorithme du recuit simulé. Azimi [3] dans sa recherche de résolution du problème d'agencement d'horaire d'examens a proposé une amélioration de la solution de colonie de fourmis pour chaque cycle en appliquant le recuit simulé. Dans un algorithme génétique, D. van Gucht et P. C. Fischer dans [41] ont remplacé l'opérateur de mutation par une recherche de descente et B. Elbenani et al. dans [25] ont appliqué cette classe d'hybridation pour résoudre le problème de partition de graphe en remplaçant l'opérateur de mutation d'un algorithme génétique par une recherche tabou.

L'hybridation relais de haut niveau (High-level Relay Hybrid) a lieu lorsque les métaheuristiques sont utilisées de manière séquentielle c'est-à-dire la (ou les) solution(s) finale(s) de la première métaheuristique est la (ou les) solution (s) initiale(s) de la métaheuristique suivante. Dans cette procédure, toutes les méthodes gardent leur intégrité II.4. Comme il est connu d'utiliser une recherche locale pour initialiser une autre métaheuristique, Azimi a utilisé deux hybridations de type relais de haut niveau pour résoudre le problème d'agencement d'horaires d'examens.

L'hybridation co-évolutionnaire de haut niveau (High-level Teamwork Hybrid), les métaheu-

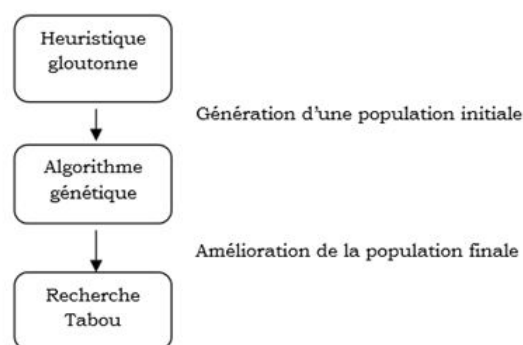


FIGURE II.4 – Exemple d'une hybridation relais de haut niveau.

ristiques utilisées travaillent en parallèle en échangeant des informations entre elles afin de trouver la solution optimale du problème posé. L'exemple le plus populaire est celui de l'algorithme génétique basé sur le modèle insulaire proposé par Tanese (II.5).

Pour cette hybridation, la population est divisée en sous-populations réparties sur les sommets d'un hypercube dont lesquels un algorithme génétique est lancé. Chaque sommet correspond à une zone de recherche de solutions et périodiquement, des individus migrent entre les sommets en contribuant à trouver les solutions optimales.

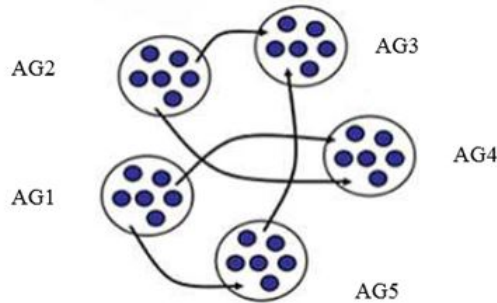


FIGURE II.5 – Le modèle insulaire d'un algorithme génétique.

6.3.2 Classification à plat des métaheuristiques :

La classification à plat des métaheuristiques est caractérisée par le type des méthodes hybrides, leur domaine d'application et la nature de leurs fonctions.

Classification Selon le type d'hybridation :

Les méthodes hybrides homogènes : les algorithmes utilisés se basent sur la même métaheuristique comme le modèle insulaire.

Les méthodes hybrides hétérogènes : les métaheuristiques utilisées sont différentes.

Classification selon le domaine d'application :

Les hybridations globales : L'hybridation globale a lieu lorsque toutes les méthodes hybrides sont appliquées à la totalité de l'espace de recherche. Toutes les méthodes que nous avons étudiées précédemment sont des hybridations globales.

Les hybridations partielles : L'hybridation partielle décompose un problème en sous-problèmes où chacun a son propre espace de recherche.

Classification de Talbi :

Une hybridation généraliste :

On parle d'hybridation généraliste quand toutes les métaheuristiques hybrides traitent le même problème d'optimisation. Toutes les hybridations que nous avons citées dans la classification hiérarchique font partie de cette catégorie.

Une hybridation spécialiste : A l'inverse, les hybridations spécialistes ont lieu lorsque chaque métaheuristique traite un problème différent. Un exemple de ce type est l'utilisation d'une métaheuristique pour initialiser les paramètres d'une autre métaheuristique.

6.4 Hybridation métaheuristiques/méthodes exactes

L'hybridation des métaheuristiques avec les méthodes exactes a été moins usuelle que l'hybridation métaheuristique/métaheuristique car la plupart des chercheurs la considérait assez inutile. En ces derniers temps, cette hybridation commence à s'étendre et un grand nombre d'articles a été publié concernant cette étude. Talbi a généralisé sa taxonomie aux méthodes exactes de sorte que la classification hiérarchique est applicable à ce genre d'hybridation. La classe d'hybridation relais de bas niveau (LRH) est plus efficace en ayant une métaheuristique hybridée avec une méthode exacte.

Dans la classe d'hybridation relais de haut niveau (HRH), les métaheuristiques et les méthodes exactes hybrides sont réalisées séquentiellement en gardant leurs propriétés. L'hybridation co-évolutionnaire de haut niveau (HTH) est difficile à réaliser entre une méthode exacte et une métaheuristique car chaque approche résout un problème différent puis, un échange d'information est indispensable entre elles.

6.4.1 Une classification pour l'hybridation des métaheuristiques avec les méthodes exactes.

L'hybridation collaborative : les deux approches communiquent entre elles en échangeant des informations séquentiellement ou parallèlement. L'hybridation séquentielle a lieu quand une méthode exacte initialise une métaheuristique ou vice-versa.

L'hybridation intégrative : l'un des algorithmes (métaheuristique ou exact) est intégré dans l'autre c'est-à-dire qu'une métaheuristique est intégrée dans une méthode exacte ou inversement. Pour résoudre un problème combinatoire de façon exacte, une méthode exacte est incorporée dans une métaheuristique.

6.5 Hybridation métaheuristiques/La logique floue

6.5.1 La logique floue

La logique floue s'appuie sur la théorie mathématique des ensembles flous. Il est une extension de la logique classique qui permet la modélisation des imperfections des données et se rapproche dans une certaine mesure de la flexibilité du raisonnement humain.

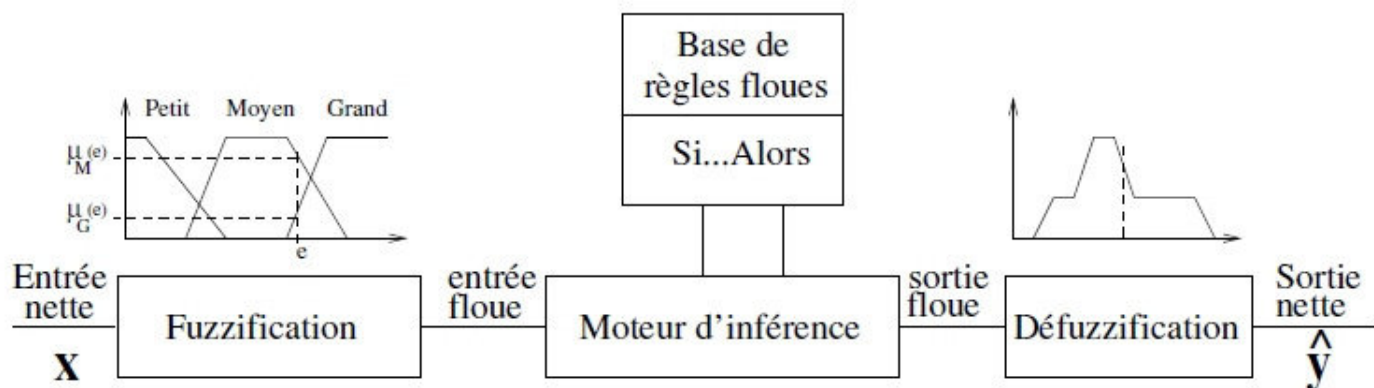


FIGURE II.6 – Le système Logique floue

Logique floue (voir Figure II.6) basée sur des variables floues dites variables linguistiques à valeurs linguistiques dans l'univers du discours.

La variable linguistique

Soit V une variable (le débit, la longueur de la file d'attente, etc.). Pour chaque variable, on définit dans un premier temps l'univers du discours (i.e. la plage de valeurs que peut prendre la variable). Soit X la plage de valeurs de la variable (par exemple, entre 0 et 10 pour le débit) TV un ensemble fini ou infini de sous-ensembles flous.

Une variable linguistique correspond au triplet (V, X, TV) . Chaque valeur linguistique constitue alors un ensemble flou de l'univers du discours.

La fonction d'appartenance

Une fonction d'appartenance est une fonction qui explicite l'appartenance ou non à un ensemble. La forme de la fonction d'appartenance est choisie arbitrairement en suivant les conseils de l'expert ou en faisant des études statistiques : formes sigmoïde, tangente hyperbolique, exponentielle, gaussienne ou de toute autre nature sont utilisables.

Les systèmes à logique floue prennent en entrée des variables floues et produisent en sortie des variables floues ; il faut donc fuzzifier les mesures en entrée et défuzzifier les sorties pour obtenir des sorties précises.

La Fuzzification :

Cette étape permet de fournir les degrés d'appartenance de la variables floue à ses ensembles flous en fonction de la valeur réelle de la variables d'entrée. Pour fuzzifier, il faut fournir : l'univers du discours (i.e. plage de variation possible de l'entrée considérée), une partition en classe floue de cet univers et les fonctions d'appartenance de chacune de ces classes.

Le système d'inférence flou est un système complet de règles basées sur la logique floue et permettant de prendre des décisions.

La défuzzification

Dernière étape de la logique floue, elle a pour objectif de transformer la courbe d'activation finale obtenue lors de l'étape d'agrégation en une valeur réelle.

6.5.2 Le système "Genetic fuzzy"

L'algorithme génétique est utilisé pour faire évoluer un système flou en ajustant des fonctions d'appartenance floues et en apprenant des règles floues.

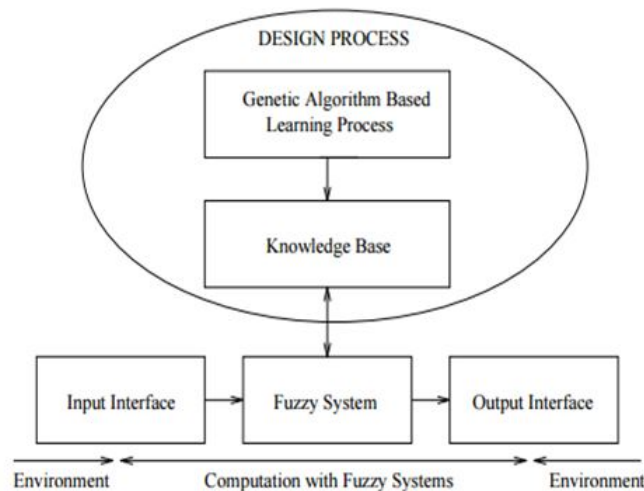


FIGURE II.7 – Le système "Genetic fuzzy" .

L'AG offre une bonne capacité de recherche globale. La logique floue présente des méthodes d'inférence robustes et flexibles dans des problèmes sujets à imprécision et incertitude. Le système "Genetic fuzzy" combine les caractéristiques de représentation de l'incertitude de la logique floue avec la capacité d'apprentissage de l'algorithme génétique.

[92] affirme qu'une seule intersection dans le système de trafic est un système complexe qui présente des caractéristiques non linéaires et incertaines. Il est donc difficile de la décrire avec

un mode mathématique précis. Un contrôle flou multiphasé de l'intersection simple est proposé. Afin de surmonter les inconvénients du contrôle flou traditionnel mentionné ci-dessus, l'algorithme génétique (AG) est utilisé pour optimiser les fonctions d'appartenance. L'optimisation des fonctions d'appartenance est mise en œuvre en utilisant l'AG en fonction des différents états du trafic.

7 Exemples d'application des métaheuristiques dans la gestion du trafic urbain

7.1 Les essais particuliers (PSO)

J.García-Nieto et al [33] ont proposé une approche d'optimisation basée sur (PSO) capable de trouver des programmes de cycle de feux de signalisation. Les solutions obtenues sont simulées avec un simulateur de mobilité urbaine, un simulateur de trafic microscopique bien connu. Testé sur deux zones métropolitaines vastes et hétérogènes comportant des centaines de feux de signalisation, situées dans les villes de Bahía Blanca en Argentine et de Málaga en Espagne. En comparaison avec des programmes de cycle prédéfinis le PSO a réalisé des améliorations quantitatives pour les deux objectifs principaux : 1) le nombre de véhicules qui atteignent leur destination et 2) le temps de trajet total.

[13] applique le (PSO) pour résoudre le problème d'optimisation de la synchronisation des signaux de trafic. Un contrôleur local à logique floue (FLC) installé à chaque jonction pour fournir des solutions initiales à l'algorithme d'optimisation de l'essaim de particules. Les fonctions d'appartenance et les règles du contrôleur de logique floue (FLC) sont optimisées à l'aide de l'algorithme d'optimisation d'essaims de particules standard (SPSO). Un nouvel algorithme d'optimisation des essaims de particules est utilisé pour optimiser le délai moyen et le nombre moyen d'arrêts pour les jonctions adjacentes et pour gérer les contraintes. Les résultats de la simulation montrent que le retard par véhicule peut être considérablement réduit avec des demandes de trafic constantes et des demandes de trafic variables dans le temps, en particulier lorsque la demande de trafic en amont est supérieure à la demande de trafic en aval. La mise en œuvre de cette méthode ne nécessite pas de matériel compliqué, et cette simplicité en fait un outil utile pour les études hors ligne ou à des fins de contrôle en temps réel. S.Kachroudi [51] a résolu le problème d'optimisation multiobjectif par l'algorithme d'optimisation en essaim de

particules. Deux versions de l'algorithme PSO sont utilisées : l'algorithme d'origine et une version modifiée censée être plus efficace. L'efficacité de la stratégie est évaluée sur un grand réseau urbain virtuel.

7.2 Les algorithmes génétiques

La complexité des problèmes de transport exige le développement de techniques efficaces et appropriées pour produire des solutions satisfaisantes dans une période de temps réduite. Plusieurs chercheurs ont développé des solutions efficaces basées sur les algorithmes génétiques. Ces recherches sont principalement deux aspects : l'ordonnancement du transport public et le contrôle des feux de signalisation aux carrefours. Dans [52], les auteurs présentent un algorithme génétique pour l'ordonnancement d'un système de transit de bus. Etant donné un ensemble de bus qui roulent sur des routes qui se croisent en un certain nombre de stations de transfert, le but est de transporter les voyageurs d'une station d'origine à une station de destination. Mais s'il n'y a pas de route directe entre l'origine et la destination, cela contraint les voyageurs à prendre plus d'une route pour atteindre leurs destinations et ainsi attendre dans les stations de transfert. Cet ordonnancement optimal doit coordonner les instants d'arrivées et de départs des bus afin de minimiser les temps d'attente des passagers dans les stations.

Les algorithmes génétiques sont aussi utilisés pour améliorer le contrôle des feux de signalisations. Par exemple, dans [84], un contrôleur de circulation généré par l'utilisation d'algorithmes génétiques est présenté pour la gestion du carrefour. Ils utilisent des algorithmes génétiques pour déterminer automatiquement les règles quasi-optimales des contrôleurs de la circulation. Dans [84], un algorithme génétique est introduit pour l'optimisation du contrôle afin de trouver la solution optimisée. Dans [14], afin d'étudier l'algorithme d'optimisation de la synchronisation des feux de signalisation urbains, avec l'objectif de minimiser le retard total de toutes les voies d'entrée de toutes les phases et les restrictions de la saturation et le temps minimum du signal vert, un nouveau modèle a été construit et un algorithme génétique est proposé pour résoudre le modèle. Pour T-carrefour (voir Figure II.8), un algorithme génétique est proposé pour optimiser le cycle des feux de signalisation [42].

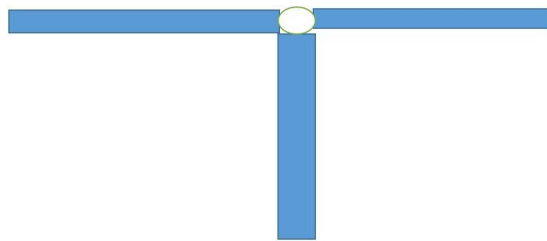


FIGURE II.8 – T-carrefour.

CHAPITRE III

GESTION ADAPTATIVE D'UN CARREFOUR À FEUX ISOLÉ

1 Introduction

Au Maroc la circulation routière sur l'ensemble du réseau routier et autoroutier totalise 91,614 millions véh.km/ jour au titre de l'année 2013 tel que mentionné dans le rapport fourni par le ministère de l'Équipement, du Transport et de la logistique [1]. Les lignes de Tramway (tram) croisent de plus en plus les carrefours à feux et les points sensibles dans les deux principales villes du Maroc tout en gardant la même capacité infrastructurelle. En 2019, le tramway de Casablanca comprend déjà deux lignes totalisant 47,5 km de réseau avec 71 stations. Deux autres lignes de tramway séparées par Oued Bouregreg permettent de relier Rabat à Salé, En tout, 32 stations qui s'étendent sur plus de 19 km.

Des conséquences directe de l'augmentation du nombre de véhicules sont les congestions routières qui sont de plus en plus fréquentes. Pour réduire la congestion et assurer des déplacements efficaces en véhicules, des algorithmes de contrôle du trafic sont nécessaires [21]. D'où

la gestion des carrefours à feux reçoit une attention croissante de la part des chercheurs. De plus, aux carrefours à feux marocains, la priorité accordée au tramway, aux véhicules de police et aux ambulances, et l'absence de voies appropriées pour les bus sont d'autres facteurs qui aggravent le problème des embouteillages. Avec les possibilités que la technologie offre, il devient possible de revoir les méthodes de gestion actuelles et même les remplacer par des méthodes plus adaptatives.

Grâce à la disponibilité des capteurs placés sur les intersections, il devient facile de collecter des données avec précision en ce qui concerne la situation de circulation sur le temps réel. Cette option laisse la place à un processus de prise de décision précis et rapide.

Dans le chapitre précédent; on a présenté plusieurs méthodes de régulation. Mais; ces méthodes ne sont pas applicables aux carrefours à feux marocains. Dans le présent chapitre, nous proposons une nouvelle approche de la gestion des carrefours basée sur un modèle mathématique. La méthode branch and bound et les algorithmes génétiques ont été développés pour répondre à l'exigence de ce modèle. Ainsi, nous présentons les résultats numériques et nous comparons notre système de gestion avec le système semi adaptatif pour le carrefour Rond point Hassan II, et notre système de gestion avec le système non adaptatif pour le carrefour à quatre feux [64].

Les travaux réalisés dans ce chapitre ont fait l'objet d'une publication [65].

2 Modèle mathématique

Notre objectif est la création d'un système permettant une micro-régulation au sein des carrefours à feux au milieu urbain en temps réel par le choix des durées de vert optimales permettant d'écouler le maximum des véhicules arrêtés devant les feux, ce qui nous guide à développer un modèle d'optimisation.

On considère dans tout ce qui suit f est un feu, et Nf est le nombre total des feux composant le carrefour :

$$f \in F = \{1, 2, 3 \dots Nf\} \quad (\text{III.1})$$

2.1 Notion de cycle

Un plan de feu d'un carrefour est déterminé par la spécification de quatre paramètres :

- La longueur du cycle III.1.
- Le plan de phase .
- La durée de chaque phase
- Le décalage (temps de dégagement) : l'écart entre les cycles.

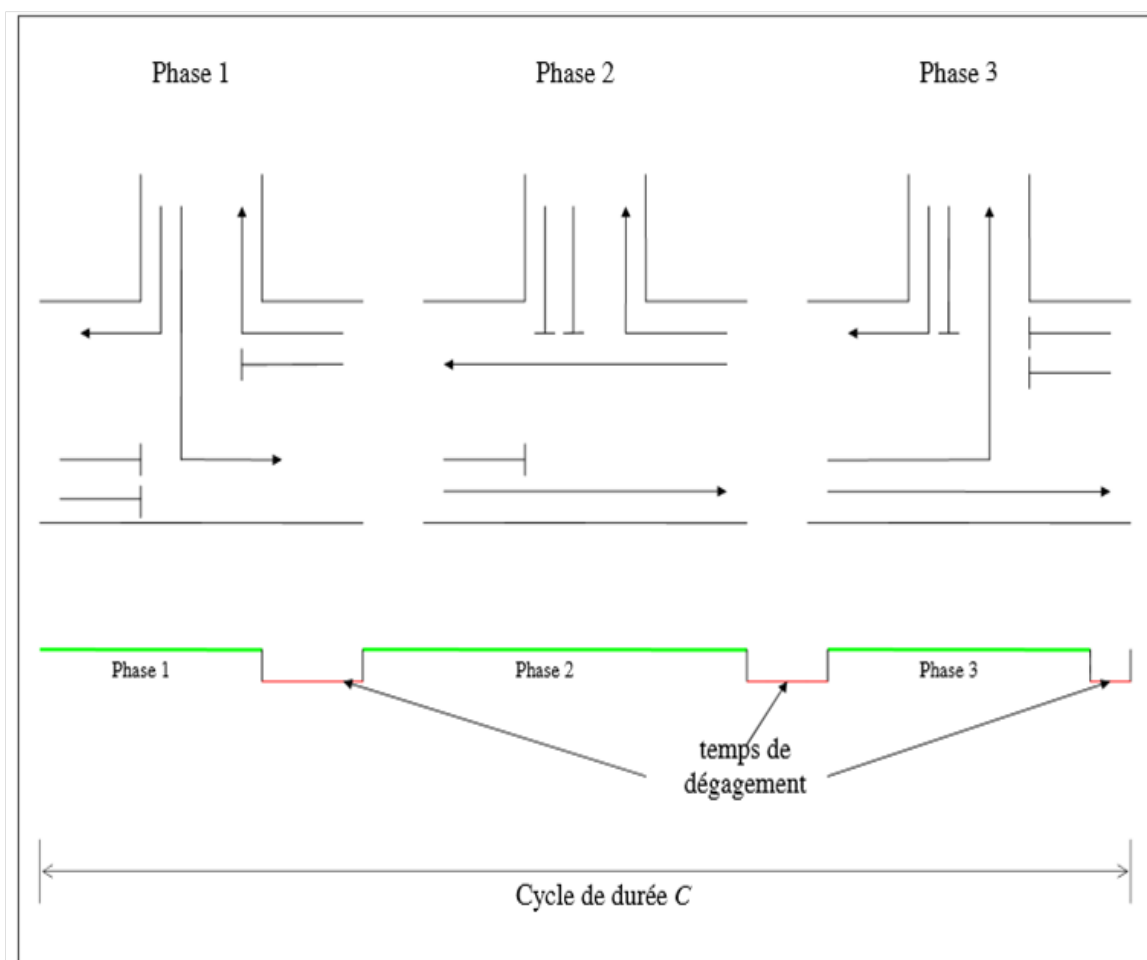


FIGURE III.1 – Notion de cycle

Dans notre modèle tous ces paramètres sont variables. Même la longueur du cycle qui englobe les durées des phases de tous les feux composant le carrefour à feux étudié est variable selon la situation du trafic, car les systèmes acycliques sont plus adaptatifs et plus puissants selon Y. Dujardin [24].

2.2 Les variables principales

Puisque la durée du feu orange est constante et négligeable devant les autres durées. On étudie seulement deux états : rouge et vert. La durée d'orange sera ajoutée à la durée du rouge. On note $P = \{1, 2, \dots, n\}$ l'ensemble des ordres des commutations et p l'ordre d'une commutation avec $p \in P$.

— $d_{p,f}$ est la date de la $p^{\text{ème}}$ commutation du feu f , à partir de l'instant présent.

$$d_{p,f} \in [0, H], \quad \forall p \in P \quad (\text{III.2})$$

Elle peut être entier ou non. Dans notre système, puisque la date sera en seconde, on prend la partie entière de la date trouvée ; pour faciliter les calculs.

— L'état du chaque feu f est une variable booléenne vaut 1 si le feu est vert à la $p^{\text{ème}}$ commutation et prend la valeur 0 si le feu est rouge.

$$x_{p,f} = \begin{cases} 0 & \text{si le feu } f \text{ est rouge.} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \\ x_{p,f} \in \{0, 1\} \quad (\text{III.3})$$

2.3 Des grandeurs liées à la modélisation

Nous utilisons la **modélisation macroscopique** en tenant compte **des débits de véhicules** au lieu des véhicules, car une telle modélisation est adaptée aux informations fournies par les capteurs, et permet **une simplification du modèle**, ce qui **réduit les temps de calcul** comparer à la modélisation microscopique. Nous considérons ici :

— DA_f : le débit d'entrée du feu f .

— DS_f : le débit de sortie du feu f .

Le modèle d'optimisation est un modèle multiobjectif non linéaire minimisant trois critères :

2.4 Les critères

2.4.1 La longueur de la file d'attente.

Les commutations sont numérotées dans l'ordre de leur apparition dans le temps. Le temps entre deux commutations successives $d_{p,f}$ et $d_{p-1,f}$ est $\Delta d_{p,f}$.

$$\Delta d_{p,f} = d_{p,f} - d_{p-1,f} \quad (\text{III.4})$$

- *Le nombre des entrés dans un tronçon f , durant $\Delta d_{p,f}$ est $DA_f * (\Delta d_{p,f})$.*
- *Le nombre des sorties d'un tronçon f durant $\Delta d_{p,f}$ est $(x_{p-1,f} * DS_f) * (\Delta d_{p,f})$ avec $x_{p-1,f}$ l'état du feu à $d_{p-1,f}$ et DS_f son débit de sortie.*
- *La longueur de la file d'attente en nombre de véhicules sur le tronçon f , à $d_{p,f}$ est $l_{p,f}$. Elle est en fonction du nombre des entrés, le nombre des sorties et la file existe déjà au feu f à $d_{p-1,f}$ (la date de la commutation précédente).*

La longueur de la file d'attente s'écrit sous la forme de l'équation suivante : (III.5)

$$l_{p,f} = \max(l_{p-1,f} + (DA_f - (x_{p-1,f} * DS_f)) * (\Delta d_{p,f}), 0) \quad (\text{III.5})$$

La durée d'écoulement d'une file d'attente $\Delta d_{p,f}^0$.

Le temps nécessaire pour écouler la file $l_{p,f}$ sur le tronçon f à partir de $d = d_{p,f}$ est $\Delta d_{p,f}^0$. Ce temps vaut dans le cas vert $l_{p,f}/DS_{p,f}$ et vaut plus l'infini dans le cas du rouge.

2.4.2 Le temps d'attente des véhicules particuliers.

Le nombre de commutations possibles.

Soit n un majorant du nombre de commutations possibles, tous feux confondus, pendant l'horizon de temps H . Le n peut être grossièrement calculé en considérant que, sur chaque feu, le nombre de commutations nécessaires pour atteindre l'horizon de temps, si chaque durée de vert ou de rouge est à son minimum (DV_{min} ou DR_{min}).

$$n = H / \min(DV_{min}; DR_{min}) \quad (\text{III.6})$$

Le temps d'attente des véhicules particuliers.

Le temps d'attente des véhicules particuliers R (l'équation III.7) est la somme des cumulés de

la longueur de la file d'attente entre toutes les commutations de tous les feux composant notre carrefour d'application.

$$R = \sum_{f=1}^{Nf} \sum_{p=1}^n 1/2 * (l_{p,f} + l_{p-1,f}) * \min(\Delta d_{p,f}, \Delta d_{p,f}^0) \quad (\text{III.7})$$

La non linéarité du temps d'attente des véhicules particuliers.

La file d'attente est en fonction des dates de commutations, le temps d'attente est en fonction de la file d'attente avec les dates de commutations qui sont des variables de décisions d'où la non linéarité de ce critère.

2.4.3 Le temps d'attente du Tramway

Comme nous pouvons obtenir **des informations spécifiques** concernant les grands véhicules et les Tramway, ainsi qu'ils ont des **faibles fréquences d'arrivée** ; c'est pour cela nous utilisons **la modélisation microscopique**, puisque le choix de ce type de modélisation **n'augmente pas les temps de calcul**.

Nous supposons que ta_i est l'instant de l' $i^{\text{ème}}$ arrivée du tram. L'instant de l' $i^{\text{ème}}$ départ du tram est tq_i . Si on a n_{tram} arrivée du Tramway sur l'Horizon du temps H .

R_{tram} (III.8) est le temps d'attente du Tramway qui est une différence entre ses dates d'arrivée et ses dates de départ.

$$R_{tram} = \sum_{i=1}^{n_{tram}} (tq_i - ta_i) \quad (\text{III.8})$$

2.4.4 Le temps d'attente des véhicules de grand volume

Si l' $i^{\text{ème}}$ arrivée du HGV est noté $ta_{Gf,i}$, l' $i^{\text{ème}}$ instant de son départ est $tq_{Gf,i}$ et le nombre total de ses arrivées est NG . Alors ; son temps d'attente vaut R_{HGV} dans l'équation suivante III.9.

$$R_{HGV} = \sum_{f=1}^{Nf} \sum_{i=1}^{NG} (tq_{Gf,i} - ta_{Gf,i}) \quad (\text{III.9})$$

2.5 La fonction objective

2.5.1 La pondération

On propose que α , ρ et γ sont des paramètres préférentiels utilisés pour la pondération [47] des critères afin de les minimiser et les rendre un seul objectif, ces paramètres sont adaptatifs en fonction de la situation du trafic, et dont les valeurs représenteront la politique de régulation à un instant donné ; par exemple le tram aura la priorité absolue d'où son retard doit être nul, sauf s'il y a un véhicule qui a plus de priorité comme l'ambulance.

2.5.2 La fonction objective

$$\text{Min : } FA = \min(\alpha R + \rho R_{tram} + \gamma R_{HGV}) \quad (\text{III.10})$$

2.6 Les contraintes

2.6.1 Les contraintes liées à la structure du carrefour

Les contraintes liées à la structure du carrefour sont :

Le principe d'antagonisme.

Si les utilisateurs de deux feux pourront avoir des intersections perpendiculaires, ces feux ne peuvent pas avoir l'état du vert simultanément ; ce qu'on appelle le principe d'antagonisme. Soit $F' = \{1, \dots, NF'\}$ l'ensemble des feux antagoniste au feu f .

$$x_{p,f} + x_{p,f'} \leq 1, \quad \forall f \in F, \forall f' \in F', \quad (\text{III.11})$$

La priorité absolue du Tramway.

Le passage au rouge des feux antagonistes.

La priorité absolue du Tramway s'il a une voie f sur le carrefour va être traduit par un passage en rouge de tous les feux du carrefour durant son passage, d'où l'état de tous les feux antagonistes au voie du tramway f est rouge en cas de sa présence.

Soit $FJ = \{1, \dots, NA\}$ l'ensemble des feux antagonistes au tramway. La variable booléenne

$x_{tr_{p,fj}}$ vaut 1 s'il y'a une arrivée du tram au cours de la phase courante $ta_i \in [d_{p,fj}, d_{p+1,fj}]$.

$$\forall fj \in FJ \ ; \ \forall ta_i \in [d_{p,fj}, d_{p+1,fj}] \quad x_{p+1,fj} \leq (1 - x_{tr_{p,fj}}) \quad (III.12)$$

La commutation des feux à l'arrivée du Tramway.

La commutation suivante de tous les feux antagonistes au voie du tramway f est la date de son $i^{\text{ème}}$ arrivée $\in [d_{p,fj}, d_{p+1,fj}]$.

$$\forall fj \in FJ \ ; \ \forall ta_i \in [d_{p,fj}, d_{p+1,fj}] \quad d_{p+1,fj} = ta_i \quad (III.13)$$

La commutation des feux après le passage du Tramway.

Tous les feux antagonistes au voie du tramway f auront une commutation après le départ du tram pour revenir à leurs états.

Si t_{tram} est le temps nécessaire pour le passage du Tramway alors :

$$\forall fj \in FJ \ ; \ \forall ta_i \in [d_{p,fj}, d_{p+1,fj}] \quad d_{p+2,fj} = ta_i + t_{tram} \quad (III.14)$$

2.6.2 Les contraintes de la sécurité :

Les bornes des durées.

Les bornes maximales et minimales des durées de vert et rouge pour laisser un temps de passage aux piétons.

$$DR_{min} \times (1 - x_{p,f}) \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DR_{max} \times (1 - x_{p,f}) + M \times x_{p,f} \quad (III.15)$$

$$DV_{min} \times x_{p,f} \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DV_{max} \times x_{p,f} + M(1 - x_{p,f}) \quad (III.16)$$

Où M est un nombre réel positif : $M = \max(DR_{max}; DV_{max})$

La priorité des HGV.

Afin de ne pas causer des congestions sur l'intersection; si les bus et les véhicules de grands volumes quittent leurs arrêts, Ils auront la priorité du passage. Ce qui va être traduit par une élargissement de la durée du rouge des feux antagonistes au feu qui les contiennes durant un

temps nécessaire pour leurs écoulements. Si t_p est le temps nécessaire pour le passage du HGV alors :

$$d_{p+1,f'} \geq (t_p G_f + (t_p)) * x_{G_f} \quad (\text{III.17})$$

Le rouge de dégagement.

Le rouge de dégagement est un petit intervalle du temps entre le passage en rouge d'un feu f et le passage en vert de leurs feux antagonistes f' durant lequel tous les feux du carrefour sont en rouge afin de permettre la libération complète de l'intersection (par exemple, les véhicules effectuant un tourne-à-gauche, stockés au centre du carrefour).

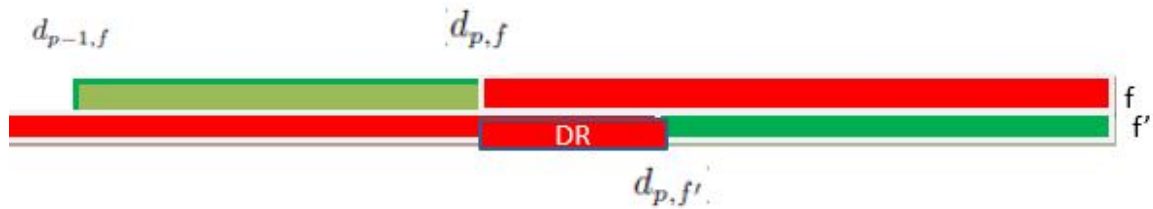


FIGURE III.2 – Le rouge de dégagement

$$d_{p,f'} - d_{p,f} = (x_{p-1,f} - x_{p,f}) * DR, \forall f \in F, f' \in F', \forall p \in P \quad (\text{III.18})$$

2.7 Le modèle mathématique

Nous pouvons formuler le modèle comme suit :

$$\begin{cases} \min_X FA(X) \\ \text{s.c } X \in C_X \end{cases}$$

La fonction objectif FA est définie par les équations : (III.4–III.10) et les contraintes sont définies par les équations : (III.11–III.18)

$$\begin{aligned} C_X &= \{X \in \Omega / X \text{ vérifiant les contraintes}\} \\ \Omega &= ((\{0, 1\} * [min, max])^{n * N_f}) * (\{0, 1\}^{n_{tram}}) * (\{0, 1\}^{NG}) \rightarrow \mathbb{R}^+ \\ X &= \{(d_{p,f}; x_{p,f})\}_{f=\{1,2,3\dots N_f\}, P=\{1,2,\dots,n\}} \end{aligned}$$

TABLEAU III.1 – Les variables de chaque critère.

Critère	Variables avec $p \in P/f \in F$	Ensemble de départ	Ensemble d'arrivée
R	$x_{p,f}, d_{p,f}$	$(\{0, 1\} * [min, max])^{n*Nf}$	\mathbb{R}^+
R_{tram}	$xtr_{p,fj}$	$\{0, 1\}^{n_{tram}}$	\mathbb{R}^+
R_{HGV}	$xG_{p,f}$	$\{0, 1\}^{NG}$	\mathbb{R}^+

$$d_{p,f} \in [min, max]$$

$$max = d_{p-1,f} + DVmax \times x_{p-1,f} + DRmax \times (1 - x_{p-1,f})$$

$$min = d_{p-1,f} + DVmin \times x_{p-1,f} + DRmin \times (1 - x_{p-1,f})$$

TABLEAU III.2 – Le nombre des possibilités en fonction du nombre des feux.

Nf	le nombre des possibilités
4	$45^{4*12} = 2,2604799600628461883199906745782e + 79$
6	$45^{6*12} = 1,0747340086744073922887732081493e + 119$

$$X = \begin{pmatrix} (d_{1,1}; x_{1,1}) & (d_{1,2}; x_{1,2}) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & (d_{1,Nf}; x_{1,Nf}) \\ (d_{2,1}; x_{2,1}) & (d_{2,2}; x_{2,2}) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & (d_{2,Nf}; x_{2,Nf}) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ (d_{n,1}; x_{n,1}) & (d_{n,2}; x_{n,2}) & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & (d_{n,Nf}; x_{n,Nf}) \end{pmatrix}$$

2.8 La complexité

Pour prendre la décision d'une commutation, dans un carrefour composé de $Nf = 4$ feux et un intervalle $[min, max]$ contient NB secondes ; chacune des secondes doit être testé avec chacune de l'intervalle des autres feux (Voir figure III.3) afin de trouver l'arrangement optimal ce qui fait NB^{Nf} possibilités.

On prenant $\min(DVmin, DRmin) = 15$ et $\min(DVmax, DRmax) = 60$ donc $NB = 45$.

Si on a un horizon du temps égal 180 secondes donc il contient au maximum

$n = H / \min(DVmin; DRmin) = 180 / 15 = 12$ commutations. D'où le nombre total des possibilités a testé sur tout l'horizon du temps est NB^{Nf*n} qui vaut dans ce cas 45^{4*12}

Nous présentons dans la table III.2 le nombre de possibilités en fonction du nombre de feux.

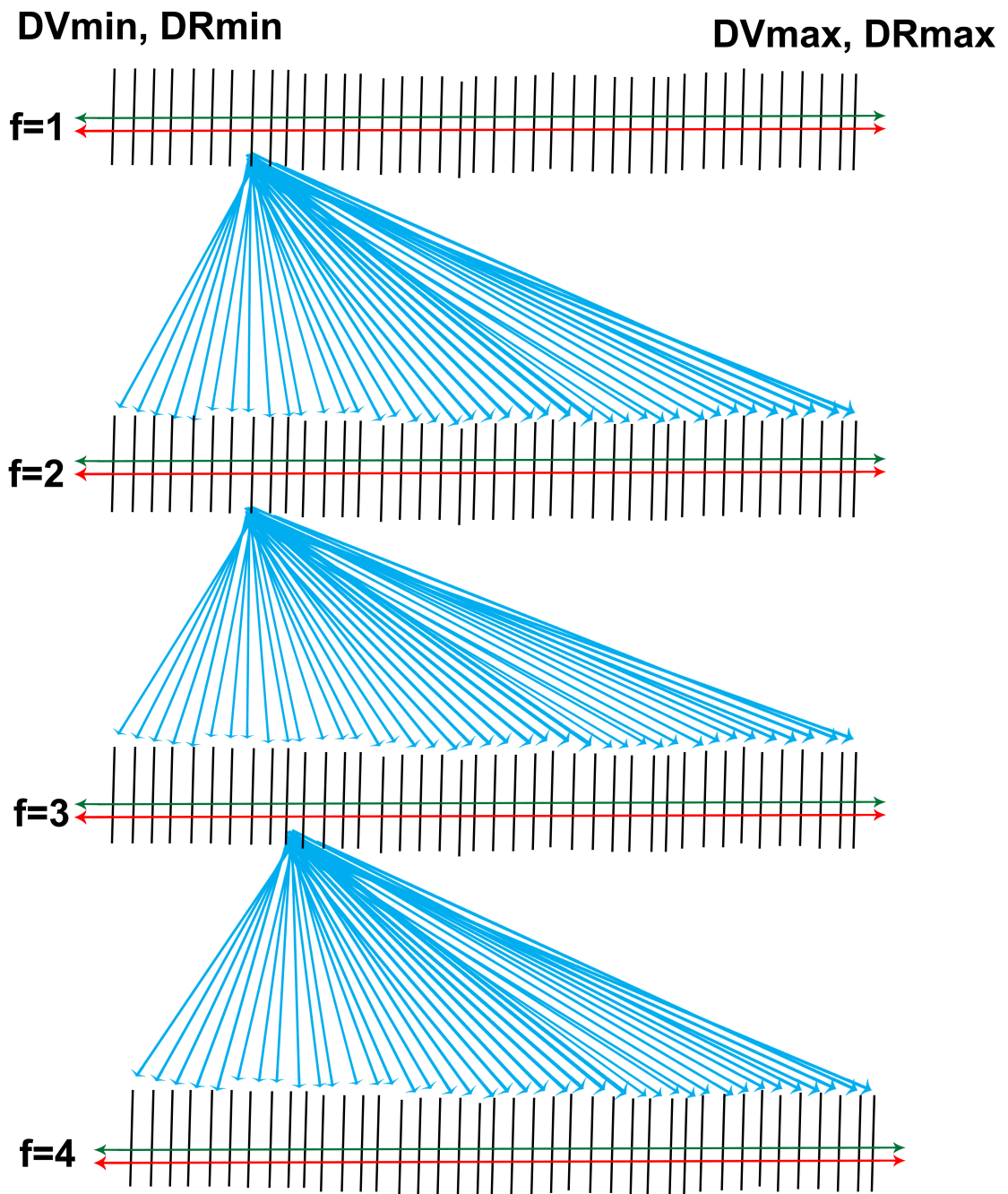


FIGURE III.3 – Les possibilités.

3 Les algorithmes appliqués

3.1 Branch and bound (B&B)

Branch and bound divise l'ensemble des solutions admissibles pour conquérir; utilise des bornes sur le coût optimal pour éviter d'explorer certaines parties des solutions afin de minimiser le temps d'exécution, voir algorithme 6.

Algorithme 6 Branch and bound (B&B)

- i=1
 - 2: $NB = \max - \min$
 $d_{p,1} = \min$
 - 4: **pour** $i \leq NB$
 - Calcul des $d_{p,2}, d_{p,3}, d_{p,4}$ ($d_{p,1}$, les contraintes)
 - 6: $\text{solution}[i] = \{d_{p,1}, d_{p,2}, d_{p,3}, d_{p,4}\}$
 - Calcul du temps d'attente causé sur le carrefour par la solution : $\text{solution}[i]$.
 - 8: **fin pour**
 - Sélection des meilleures solutions minimisant la fonction objective.
-

3.2 Résolution par AG

Pourquoi utiliser une métaheuristique ?

- Un modèle non linéaire
- Une grande complexité nécessite un temps d'exécution élevé.

Pourquoi utiliser AG ?

- Leur but est d'obtenir une solution approchée à un problème d'optimisation, lorsqu'il n'existe pas de méthode exacte pour le résoudre en un temps raisonnable.
- Son adaptabilité avec le problème : les variables de sortie sont les dates de commutation des feux qui sont des entiers d'où il est facile de les coder sur un codage binaire.
- Le plus utilisé dans des problèmes similaires comme [44] et [91] qui l'ont utilisé pour des contrôleurs de réseaux de carrefours et nous l'utilisons comme méthode de résolution puisque notre système de gestion d'un carrefour sera le noyau d'un système de gestion d'un réseau de carrefours.

L'algorithme utilisé pour notre modèle est les suivant :(Voir Figure III.4)

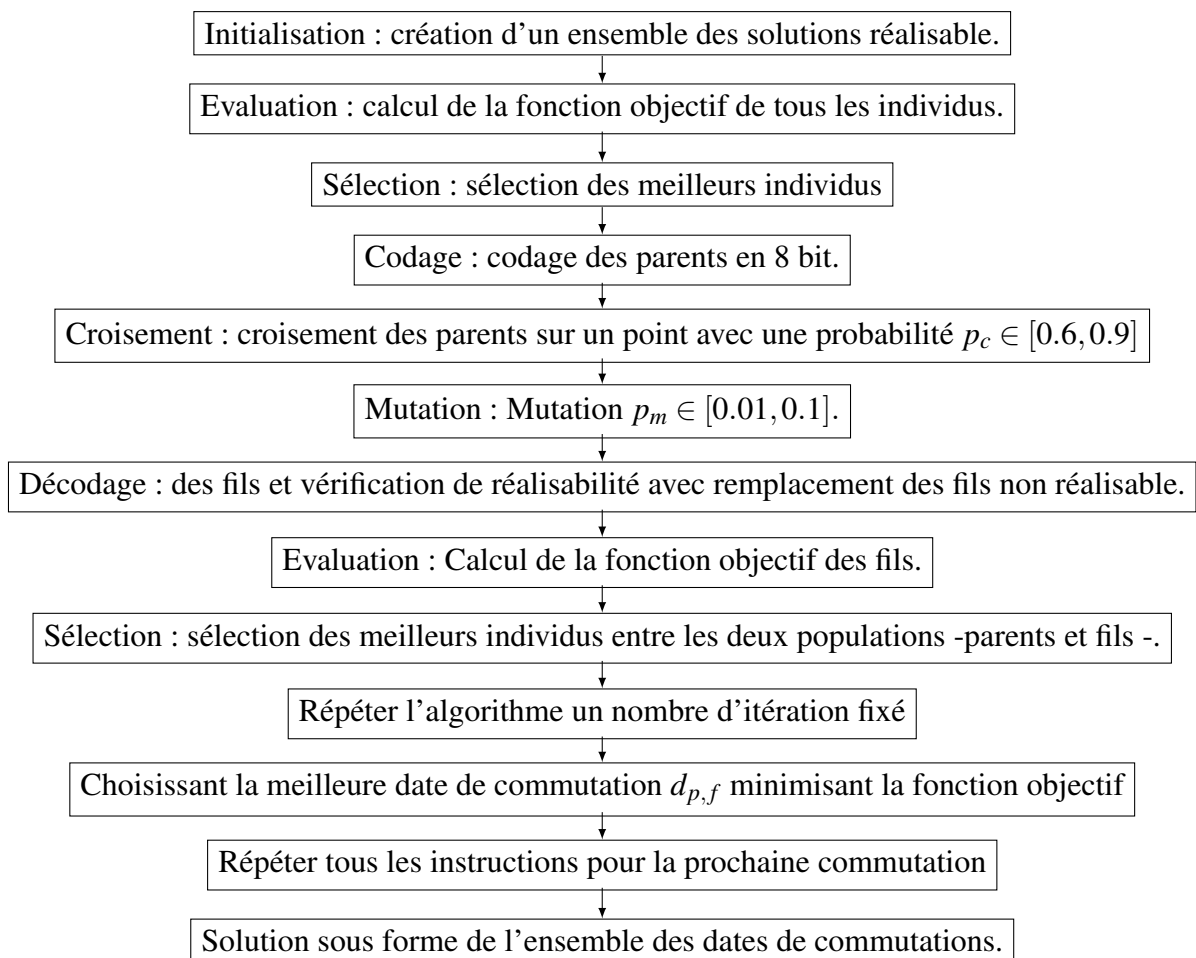


FIGURE III.4 – Schéma des algorithmes génétiques

3.3 Structure des carrefours

3.3.1 Carrefour simple

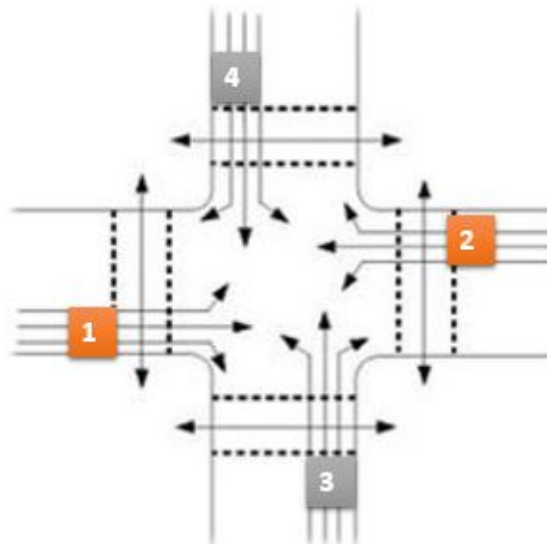


FIGURE III.5 – Un carrefour à quatre feux

Contient 4 feux ; 1 et 2 sont antagonistes aux feux 3 et 4 (voir Figure III.13) d'où le cycle de ce genre de carrefour se déroule comme suit (voir Figure III.6) :

1. Les deux feux 1 et 2 auront leurs commutations en vert simultanément.
2. Après une durée ($\Delta d_{p,f}$) les feux 3 et 4 passeront à l'état vert en même temps.

La durée $\Delta d_{p,f}$ est fixe pour un système non adaptatif. Elle est variable pour les systèmes adaptatifs qui ont des durées totale du cycle fixe. **Dans notre système ni les durées de phase ni le cycle est fixe ; c'est un système acyclique cherchant la durée optimal minimisant les critères en vérifiant les contraintes du modèle.**

Dans ce genre de carrefour comme l'intersection entre boulevard Zerktouni et boulevard Brahim Roudani à Casablanca, où il y'a pas de voie de Tram donc nous éliminons ses critères et ses contraintes.

Une commutation d'un feu nécessite une commutation des autres feux.

Nous considérons un horizon du temps $H = 180$ secondes et un nombre de commutation $NC = 3$.

Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs sont représentées dans le tableau III.3.

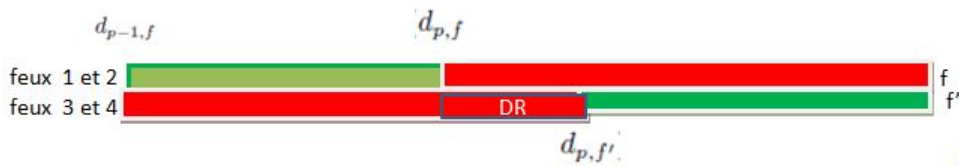


FIGURE III.6 – Le cycle du carrefour simple

TABLEAU III.3 – Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs pour le carrefour simple

Variable	Valeur
DR_{min}, DV_{min}	15
DR_{max}, DV_{max}	60
DR	8
tp	20
taG_f	La matrice M
tq_i	0 50 80
$l_{p-1,f}$	0 0 0 0
$x_{p-1,f}$	1 1 0 0
$d_{p-1,f}$	10 10 18 18

M est une matrice

$$M = \begin{pmatrix} 20 & 0 & 123 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 130 \\ 0 & 80 & 0 \end{pmatrix}$$

3.3.2 Carrefour C

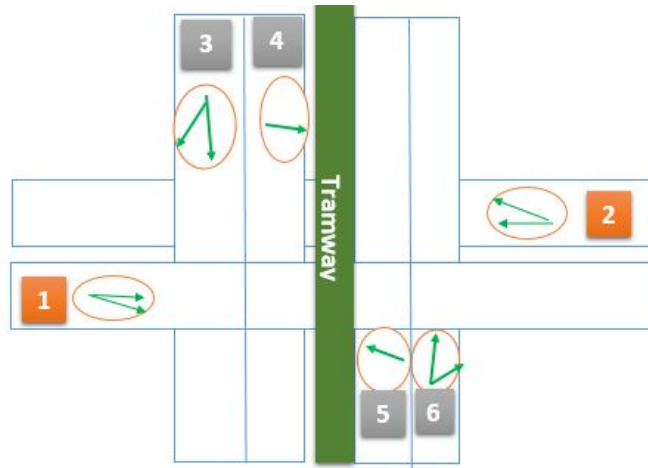


FIGURE III.7 – Le carrefour (C)



FIGURE III.8 – Structure du carrefour (C) à partir du Google Maps

Ce carrefour (Voir Figure (III.7) et (III.8)) contient 6 feux. Le cycle du système semi adaptatif se déroule comme suit (Voir Figure (III.9)) :

Les ensembles des feux compatibles sont : (1, 2); (3, 6, 4); (3, 6, 5); (3, 6, tram).

1. Une commutation des feux 5 et 6 en vert et tous les autres feux sont en rouge.
2. Après 10 secondes ; une commutation du feu 5 en rouge avec tous les autres feux, et le feu 6 reste vert.
3. Après 10 secondes ; une commutation du feu 3 en vert, le feu 6 reste vert et tous les autres feux sont rouge.

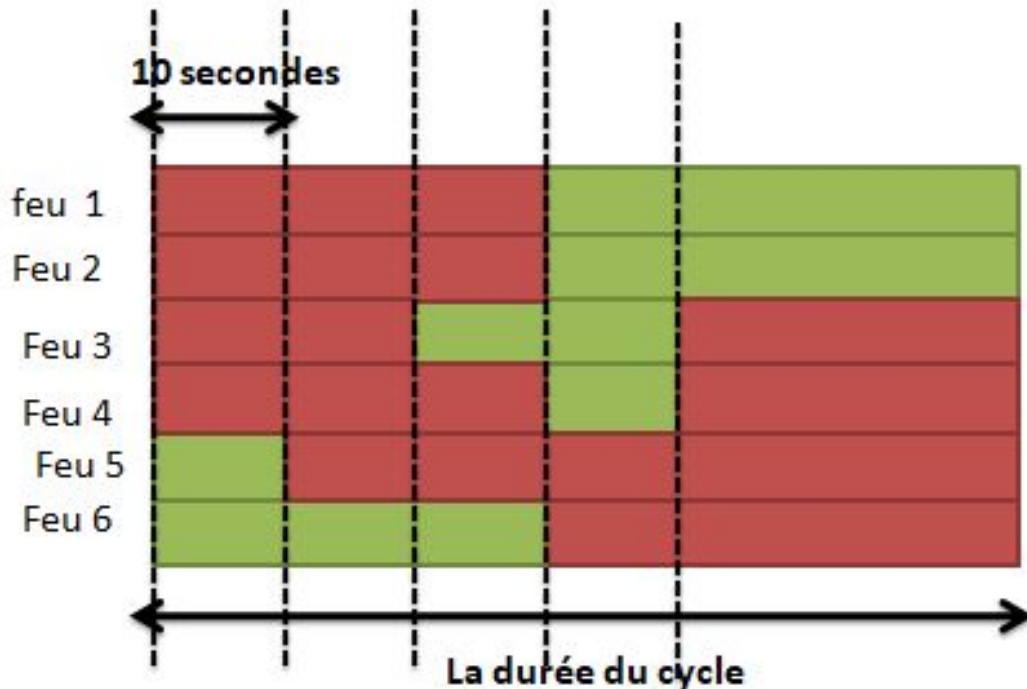


FIGURE III.9 – Le cycle du carrefour C

4. Après 10 secondes ; une commutation du feu 4 en vert, 3 reste vert et 6 passe en rouge avec tous les autres feux car les véhicules qui le quitte pourront avoir une intersection perpendiculaire avec ceux du feu 4.
5. Après 10 secondes ; une commutation des feux 1 et 2 pour une durée de vert égal 50 secondes aux heures de pointes et égal 35 secondes aux autres heures, pendant cette durée tous les autres feux sont rouge.

Pendant le passage du tram, seuls les feux 3 et 6 ont l'état vert, car ils n'ont pas d'intersection avec la voie du tram.

Dans notre système nous ne respectons que l'ordre des phases dans le cycle, nous cherchons la durée optimale pour tous les feux minimisant les critères et vérifiant les contraintes du modèle. Dans ce genre de carrefour fréquenté par le Tram ; le passage des véhicules de grand volume est interdit donc nous éliminons les critères et les contraintes qui les concernent.

Les durées de rouge de dégagement ne sont pas nécessaires avant la deuxième commutation car c'est une commutation en rouge du feu 5, et avant la troisième commutation car il vienne après 10 secondes du passage en rouge du feu 5 antagoniste du feu 3 qui va passer en vert.

TABEAU III.4 – Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs 'Rond Point Hassan II'

Variable	Valeur
$DV_{min}; DV_{max}$	25 45
$DV_{min}; DV_{max}$	10 20
DR	8
$l_{p-1,f}$	0 0 0 0 0
DA_f	0.5 0.5 0.2 0.2 0.2 0.2
DA_f	0.3 0.3 0.1 0.1 0.1 0.1
DS_f	0.4 0.4 0.3 0.3 0.3 0.3
$x_{p-1,f}$	0 0 0 0 1 1
$d_{p-1,f}$	8
ta_{tram}	20 50 80

Une commutation d'un feu ne nécessite pas une commutation des autres feux.

Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs pour ce cas sont représentées dans le tableau III.4

4 Comparaison

Notre système est implémenté par le solveur MATLAB (version 2010), sur un processeur Intel Core duo i7 à 2,40 GHz, 4 Go de RAM, système d'exploitation Windows 10 (64 bits). Notre modèle est résolu par l'algorithme B&B et les algorithmes génétiques (GA) appliqué au carrefour (C) et à un simple carrefour à quatre feux.

Nous choisissons une probabilité de croisement p_c égale à 0,95 et une probabilité de mutation p_m comprise entre 0,01 et 0,1 pour tous les tests car elles donnent les meilleurs résultats.

Le tableau VI.3 montre une comparaison des moyennes des fonctions objectives (FA) du carrefour simple générées par notre système (AGA) et un système S non adaptatif avec des phases fixes de 45 secondes et la méthode B&B pour des débits différents :

- Un débit faible ; débits d'entrées des quatres feux : $DA_f = [0.1 0.1 0.1 0.1]$ et des débits de sorties $DS_f = [0.1 0.1 0.1 0.1]$.*
- Un débit moyen ; des débits d'entrées des quatres feux : $DA_f = [0.2 0.2 0.2 0.2]$ et des débits de sorties $DS_f = [0.2 0.2 0.2 0.2]$*
- Un débit dense ; des débits d'entrées des quatres feux : $DA_f = [0.3 0.3 0.3 0.3]$ et des*

TABLEAU III.5 – Comparaison du (*FA*) fournit par (*AGA*) et (*S*) en secondes pour le carrefour simple

Le débit		AGA	le temps d'exécution	S	le temps d'exécution	Exacte	le temps d'exécution
Faible	La moyenne	2027.6	0.006	2343	0.002	1085	0.078
	Écart type	575.41	0.0025	0	0.006	0	0.014
Moyen	La moyenne	3656.47	0.015	4264	0.0008	1742	0.099
	Écart type	1031.587	0.013759759	0	0.0005	0	0.073
Dense	La moyenne	5503.30	0.016	6184	0.002	2401	0.077
	Écart type	1676.684	0.036	0	0.003	0	0.011

débits de sorties $DS_f = [0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3]$

La table III.6 présente les valeurs des fonctions objectives du carrefour *C* issues de notre système (*AGA*) et le système semi-adaptatif (*S'*).

Tous les résultats dans les deux cas ont montré que notre système fournit les meilleurs résultats.

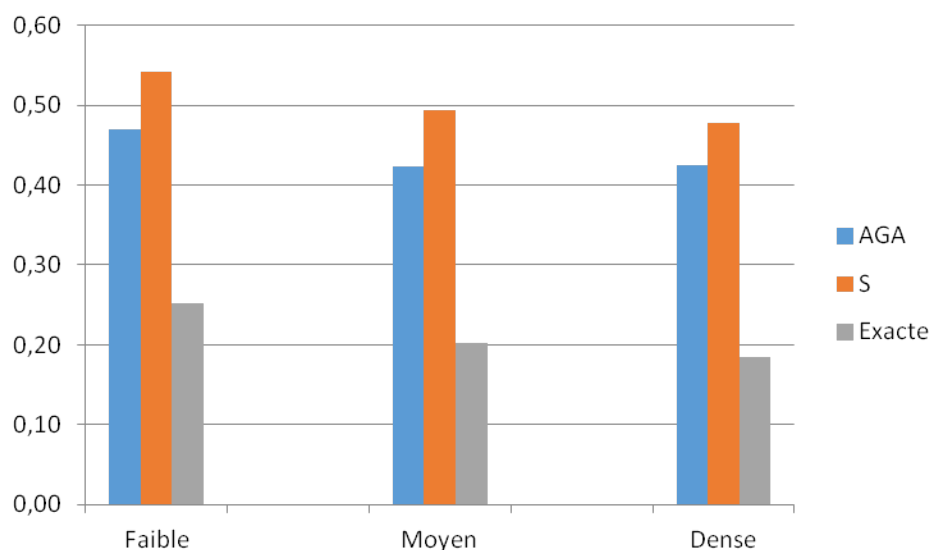


FIGURE III.10 – Temps d'attente moyens fournis en minutes par rapport à la variation du flux de trafic pour chaque véhicule.

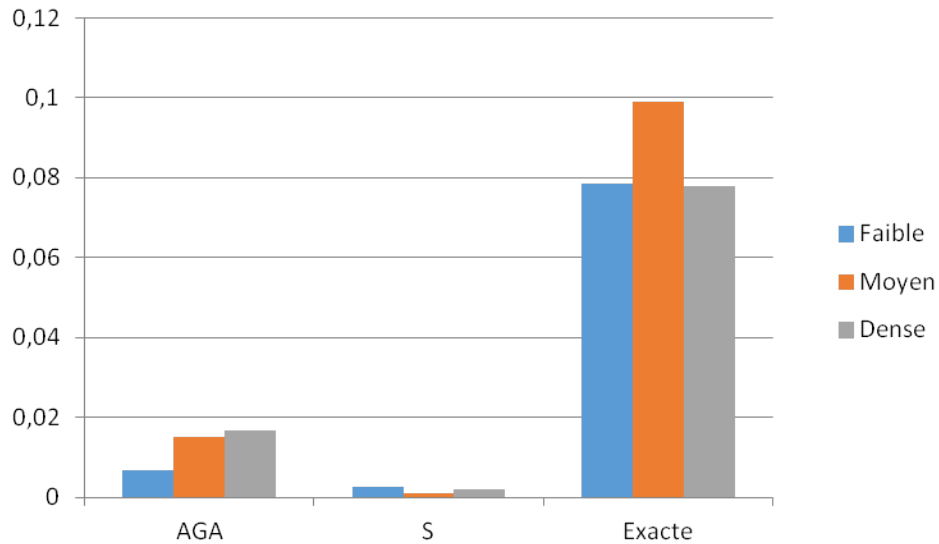


FIGURE III.11 – Le temps de calcul moyen pour le carrefour simple.

TABLEAU III.6 – Comparaison du (*FA*) fournit par (*AGA*) et (*S*) en secondes pour 'Rond Point Hassan II'

	(<i>S'</i>)	le temps d'exécution	AGA	le temps d'exécution
Heures de pointe	7782	0.002172	4811	0.021605
	7782	0.001487	5309	0.012601
	7782	0.002315	5110	0.006285
	7782	0.002010	5199	0.009986
	7782	0.001549	4360	0.009645
	7782	0.001713	6124	0.003960
	7782	0.001677	4690	0.003452
	7782	0.002286	6198	0.003898
	Autre Heures	2421	0.032418	2484
2421		0.004322	1992	0.013975
2421		0.019431	2061	0.005196
2421		0.004146	2615	0.005738
2421		0.002803	2411	0.009049
2421		0.001908	2349	0.004066
2421		0.001721	2010	0.014468
2421		0.002860	3094	0.007799
2421		0.002361	2154	0.004222

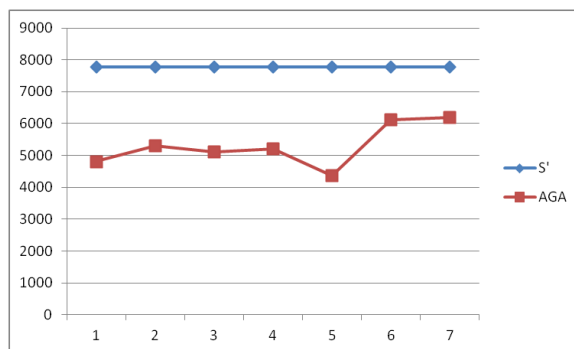


FIGURE III.12 – Comparaison du (AGA) et (S') pour 'Rond Point Hassan II' aux heures de pointe

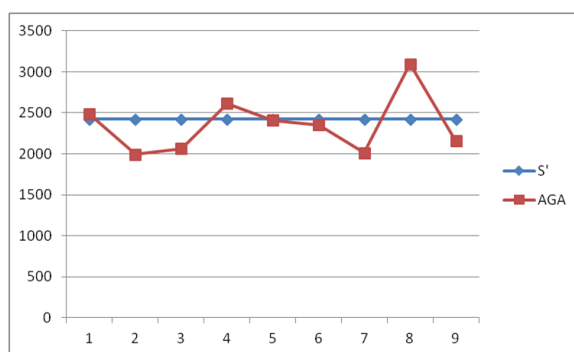


FIGURE III.13 – Comparaison du (AGA) et (S') pour 'Rond Point Hassan II' aux Heures normales

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la question de la gestion du trafic urbain pour un carrefour isolé à quatre feux et un carrefour complexe de six feux.

En comparant notre méthode avec la méthode non adaptative et semi adaptative, les résultats confirment et prouvent l'efficacité des algorithmes génétiques dans l'optimisation du temps d'attente du trafic à un carrefour simple et d'autre complexe.

Dans les futurs chapitres, nous appliquerons le modèle à un réseau de carrefours.

CHAPITRE IV

GESTION ADAPTATIVE DE DEUX CARREFOURS À FEUX PAR AG

1 Introduction

L'installation d'un contrôleur pour chaque carrefour aura un coût de construction et d'entretien des infrastructures élevé [91]. Pour la gestion d'un réseau de carrefours, F. Yan a décentralisé le problème de gestion de plusieurs carrefours en plusieurs problèmes de gestion des carrefours isolés. Afin de réduire la complexité du processus décisionnel, l'algorithme doit être exécuté séparément pour chaque carrefour. F. Yan [91] mentionne qu'un haut niveau de détail dans plusieurs travaux rend une utilisation centralisée impossible sur de larges réseaux, d'où il développe une stratégie de simple calcul permettant de pallier cet inconvénient, en utilisant un système cyclique avec une durée de cycle fixe ce qui a diminué l'adaptabilité avec la variation de l'environnement du carrefour.

Afin d'avoir une information complète sur l'évolution de l'environnement du carrefour, avoir un modèle reflétant au maximum la réalité, minimiser les coûts, et pour avoir une gestion

fiable, optimale et adaptative, la modélisation des carrefours voisins est nécessaire, d'où nous présentons notre modèle mathématique de deux carrefours.

Nous consacrons la fin de ce chapitre à la résolution de notre modèle mathématique par l'algorithme génétique qui fournit des résultats satisfaisants.

Les travaux réalisés dans ce chapitre ont fait l'objet d'une publication [63].

2 Modèle mathématique

2.1 Shéma de gestion d'un réseau de deux carrefours

Le carrefour C1 se compose d'un ensemble de feux k plus un feu de connexion avec C2 nommé kc . Le carrefour C2 se compose par un ensemble de feux f plus un feu de connexion avec C1; fc . Les véhicules sortant du carrefour C1 sont les entrants du feu fc de C2 avec un taux de rotation déjà connu $Tr_{k,fc}$. Les véhicules sortants du carrefour C2 sont les entrants du feu kc de C1 avec un taux de rotation déjà connu $Tr_{f,kc}$ (Voir Figure IV.1).

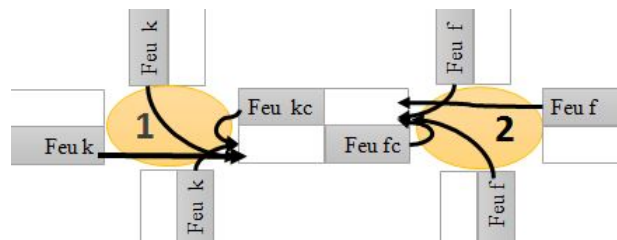


FIGURE IV.1 – Shéma d'un réseau de deux carrefours

Notations

- $C1$: le premier carrefour.
- $C2$: le second carrefour.
- f : un feu du second carrefour avec $f \in F = \{1, 2, 3 \dots Nf\}$.
- fc : un feu du carrefour 2 ayant une extrémité au carrefour 1.
- f' : un feu antagoniste au feu f avec $F' = \{1, \dots, NF'\}$ l'ensemble des feux antagoniste au feu f .

- k : un feu du premier carrefour avec $k \in K = \{1, 2, 3 \dots NK\}$.
- k' : un feu antagoniste au feu k avec $K' = \{1, \dots, NK'\}$ l'ensemble des feux antagoniste au feu k .
- NK : le nombre total des feux composant C1.
- Nf : le nombre total des feux composant C2.
- R : le temps d'attente des véhicules particuliers.
- $l_{p,f}$: la longueur de la file d'attente à la $p^{\text{ème}}$ commutation du feu f .
- $NR_{k,fc,p}$: le nombre total des véhicules arrivés au feu fc à partir d'un feu k du C1 entre les deux commutations $d_{p,fc}$ et $d_{p-1,fc}$.
- $NR_{fc,p}$: le nombre total des véhicules arrivés au feu fc entre les deux commutations $d_{p,fc}$ et $d_{p-1,fc}$.
- $Tr_{k,fc}$: le taux de rotation à partir du feu k vers le feu fc .
- $\Delta d_{p,f}$: le temps entre deux commutations successives $d_{p,f}$ et $d_{p-1,f}$.

2.2 Modèle mathématique

La communication entre les deux carrefours s'impose au niveau des feux à l'extrémité des arêtes en commun (feu fc et feu kc), cette communication ne nous laisse pas le choix de gérer séparément les deux carrefours dans un réseau puisque le débit d'entrée des feux d'un carrefour dépend des sorties de l'autre, et par conséquent se projette sur le reste des feux du carrefour, or cette communication se traduit dans notre modèle par le calcul de la file d'attente (IV.5) et (IV.7) d'où le modèle résultant d'un réseau de deux carrefours se formule ainsi :

$$\begin{cases} \min_X FA(X) \\ \text{s.c } X \in C_X \end{cases}$$

La fonction objectif FA est définie avec les équations : (IV.1–IV.13). Les contraintes sont définies par les équations : (IV.14–IV.21)

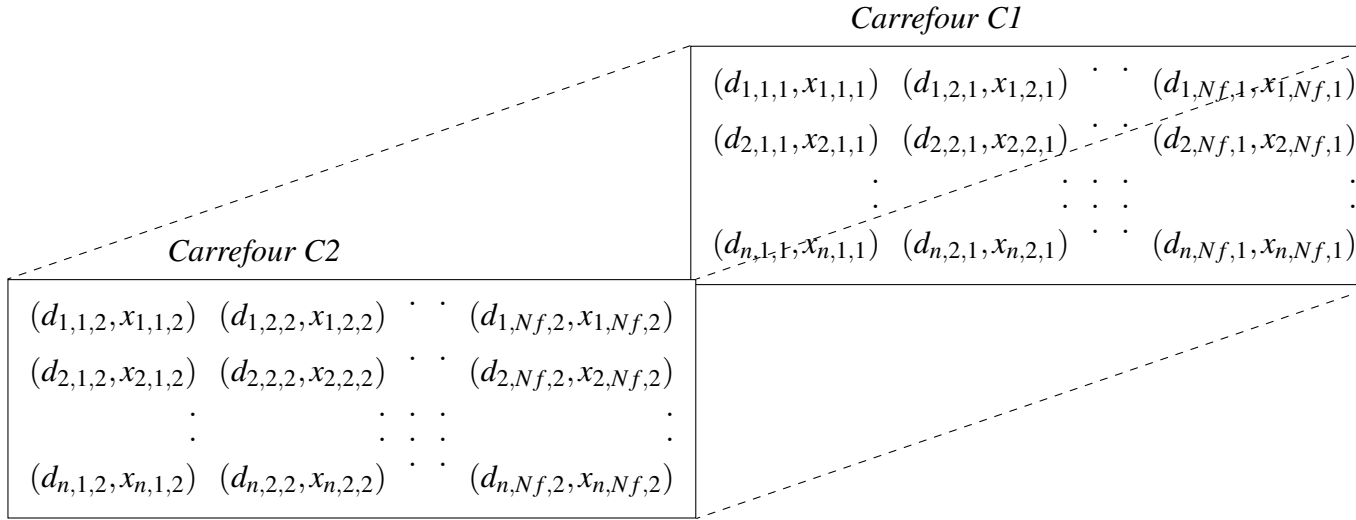
$$C_X = \{X \in \Omega / X \text{ vérifiant les contraintes}\}$$

On rappelle que :

- $max = d_{p-1,f} + DV_{max} \times x_{p-1,f} + DR_{max} \times (1 - x_{p,f})$
- $min = d_{p-1,f} + DV_{min} \times x_{p-1,f} + DR_{min} \times (1 - x_{p,f})$

$$\Omega = (\{0, 1\} * [\min, \max])^{2*n*Nf} \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$X = \{(d_{p,f,c}, x_{p,f,c})\}_{f=\{1,2,3\dots Nf\}, P=\{1,2,\dots,n\}, c=\{1,2\}}$$



Pour faciliter l'écriture ; on considère $(d_{p^l,k}, x_{p^l,k})$ les variables du premier carrefour et $(d_{p,f}, x_{p,f})$ les variables du deuxième.

— $d_{p,f}$ la date de la $p^{\text{ème}}$ commutation du feu f , à partir de l'instant présent. On note $P = \{1, 2, \dots, n\}$ l'ensemble des ordres des commutations et p l'ordre d'une commutation avec $p \in P$.

— l'état du chaque feu est une variable booléenne vaut 1 si le feu est vert .

$$x_{p,f} = \begin{cases} 0 & \text{si le feu } f \text{ est rouge.} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

— $d_{p^l,k}$ la date de la $p^{\text{ème}}$ commutation du feu k , à partir de l'instant présent. On note $P^l = \{1, 2, \dots, n\}$ l'ensemble des ordres des commutations et p^l l'ordre d'une commutation avec $p^l \in P^l$.

— l'état du chaque feu est une variable booléenne vaut 1 si le feu est vert.

$$x_{p^l,k} = \begin{cases} 0 & \text{si le feu } f \text{ est rouge.} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$\text{Min : FA} = \min(R_{C1} + R_{C2}) \tag{IV.1}$$

$$R_{C1} = \sum_{f=1}^{Nf} \sum_{p=1}^n 1/2 * (l_{p,f} + l_{p-1,f}) * \min(\Delta d_{p,f}, \Delta d_{p,f}^0) \quad (IV.2)$$

$$R_{C2} = \sum_{k=1}^{Nk} \sum_{p'=1}^{n'} 1/2 * (l_{p',k} + l_{p'-1,k}) * \min(\Delta d_{p',k}, \Delta d_{p',k}^0) \quad (IV.3)$$

$$\forall f \in \{1, 2, 3\} \quad l_{p,f} = \max(l_{p-1,f} + (DA_f - (x_{p-1,f} * DS_f)) * (d_{p,f} - d_{p-1,f}), 0) \quad (IV.4)$$

$$l_{p,fc} = \max(l_{p-1,fc} + NR_{fc,p} - DS_{fc} * x_{p-1,fc} * (d_{p,fc} - d_{p-1,fc}), 0) \quad (IV.5)$$

$$\forall k \in \{1, 2, 3\} \quad l_{p',k} = \max(l_{p'-1,k} + (DA_k - (x_{p'-1,k} * DS_k)) * (d_{p',k} - d_{p'-1,k}), 0) \quad (IV.6)$$

$$l_{p',kc} = \max(l_{p'-1,kc} + NR_{kc,p'} - DS_{kc} * x_{p'-1,kc} * (d_{p',kc} - d_{p'-1,kc}), 0) \quad (IV.7)$$

$$NR_{fc,p} = \sum_{k=1}^{k=NK} NR_{k,fc,p} \quad (IV.8)$$

$$NR_{k,fc,p} = \min(l_{p'-1,k} * Tr_{k,fc}, \max(0, (d_{p',k} - d_{p-1,fc})) * DS_k * Tr_{k,fc} * x_{p'-1,k})) + \min((\Delta d_{p,fc}), (d_{p,fc} - d_{p',k})) * DS_k * Tr_{k,fc} * x_{p',k} \quad (IV.9)$$

$$NR_{kc,p'} = \sum_{f=1}^{f=Nf} NR_{f,kc,p'} \quad (IV.10)$$

$$NR_{f,kc,p'} = \min(l_{p-1,f} * Tr_{f,kc}, \max(0, (d_{p,f} - d_{p'-1,kc})) * DS_f * Tr_{f,kc} * x_{p-1,f})) + \min((\Delta d_{p',kc}), (d_{p',kc} - d_{p,f})) * DS_f * Tr_{f,kc} * x_{p,f} \quad (IV.11)$$

$$\Delta d_{p,f} = d_{p,f} - d_{p-1,f} \quad (IV.12)$$

$$\Delta d_{p',k} = d_{p',k} - d_{p'-1,k} \quad (IV.13)$$

Sous contraintes :

$$x_{p,f} + x_{p,f'} \leq 1 \quad (\text{IV.14})$$

$$x_{p',k} + x_{p',k'} \leq 1 \quad (\text{IV.15})$$

$$DRmin * (1 - x_{p,f}) \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DRmax * (1 - x_{p,f}) + M * x_{p,f} \quad (\text{IV.16})$$

$$DRmin * (1 - x_{p',k}) \leq \Delta d_{p'+1,k} \leq DRmax * (1 - x_{p',k}) + M * x_{p',k} \quad (\text{IV.17})$$

$$DVmin * x_{p,f} \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DVmax * x_{p,f} + M(1 - x_{p,f}) \quad (\text{IV.18})$$

$$DVmin * x_{p',k} \leq \Delta d_{p'+1,k} \leq DVmax * x_{p',k} + M(1 - x_{p',k}) \quad (\text{IV.19})$$

$$d_{p,f'} - d_{p,f} = (x_{p-1,f} - x_{p,f}) * DR, \forall f \in F, f' \in F', \forall p \in P \quad (\text{IV.20})$$

$$d_{p',k} - d_{p',k'} = (x_{p'-1,k} - x_{p',k}) * DR, \forall k \in K, k' \in K', \forall p \in P \quad (\text{IV.21})$$

$$x_{p,f} \in \{0, 1\} \quad (\text{IV.22})$$

$$x_{p',k} \in \{0, 1\} \quad (\text{IV.23})$$

Où M est un nombre réel positif : $M = \max(DRmax; DVmax)$ et $n = H / \min(DVmin; DRmin)$

2.3 Description du modèle

- R_{C1} (resp., R_{C2}) dans (IV.2) (resp., IV.3) est le temps d'attente des véhicules particuliers sur le carrefour $C1$ (resp., $C2$) qui est la somme des cumuls des longueurs des files d'attente entre toutes les commutations de tous les feux composants $C1$ (resp., $C2$).
- (IV.4) (resp., IV.6) représente la longueur de la file d'attente en nombre de véhicules, sur

- le tronçon f (resp., k), à $d_{p,f}$ (resp., $d_{p',k}$) qui est en fonction du nombre des entrées, le nombre des sorties et la file existant déjà au feu f à $d_{p-1,f}$ (resp., $d_{p'-1,k}$).
- (IV.5) (resp., IV.7) représente la longueur de la file d'attente en nombre de véhicules, sur le tronçon fc (resp., kc) qui reçoit les sortis des feux k (resp., f) du carrefour C1 (resp., C2), à $d_{p,f}$ (resp., $d_{p',k}$) qui est en fonction du nombre des entrées, le nombre des sorties et la file se trouvant déjà au feu f à $d_{p-1,f}$ (resp., $d_{p'-1,k}$).
 - $\Delta d_{p,f}$ (resp., $\Delta d_{p',k}$) : le temps entre deux commutations successives $d_{p,f}$ (resp., $d_{p',k}$) et $d_{p-1,f}$ (resp., $d_{p'-1,k}$).
 - $NR_{k,fc,p}$ (resp., $NR_{f,kc,p'}$) : le nombre total des véhicules qui sont arrivés au feu fc (resp., kc) à partir d'un feu k (resp., f) du C1 (resp., C2) entre les deux commutations $d_{p,fc}$ (resp., $d_{p',kc}$) et $d_{p-1,fc}$ (resp., $d_{p'-1,kc}$).

Preuve

il y a au plus une commutation du feu k (resp. f) entre deux commutations succesives du feu fc (resp. kc), dans les deux combinaisons suivantes ainsi que toutes les combinaisons possibles.

Combinaison 1 : (Voir Figure IV.2) l'un des feux (k ou f) a une durée de phase maximale et l'autre a une durée de phase minimale durant tout l'Horizon du temps.

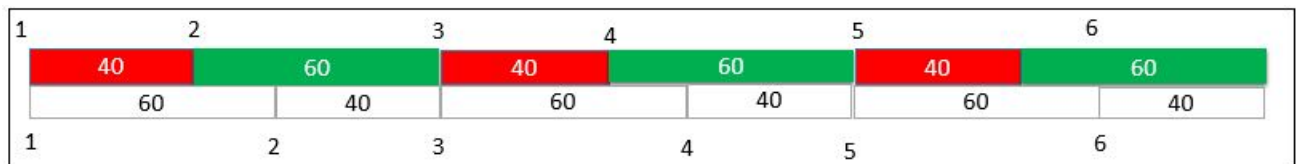


FIGURE IV.2 – Combinaison 1

Combinaison 2 : (Voir Figure IV.3) les durées de phase sont maximales pour un feu et minimales pour l'autre durant tout l'Horizon du temps.

On remarque sur un Horizon du temps H entre 240 et 300 secondes.

- On aura au maximum une commutation du feu k entre deux commutations successives du feu fc . On aura au maximum une commutation du feu f entre deux commutations successives du feu kc .
- Si une commutation du feu k entre $d_{p,fc}$ et $d_{p-1,fc}$ (Voir Figure (IV.4)) vérifiant $d_{p-1,f} \leq d_{p',k} \leq d_{p,f}$: l'ordre p' de la commutation du feu k aura égale à l'ordre p de

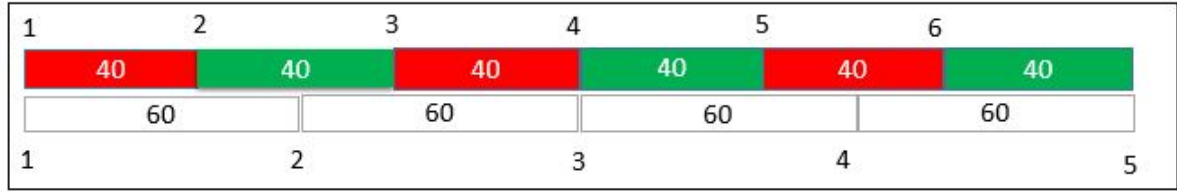


FIGURE IV.3 – Combinaison 2.

la commutation du feu fc ou égale à $p - 1$. D'où le nombre des arrivés au feu fc à partir du feu k entre $d_{p-1,fc}$ et $d_{p',k}$ ou entre $d_{p',k}$ et $d_{p,fc}$ est formulé comme suit :

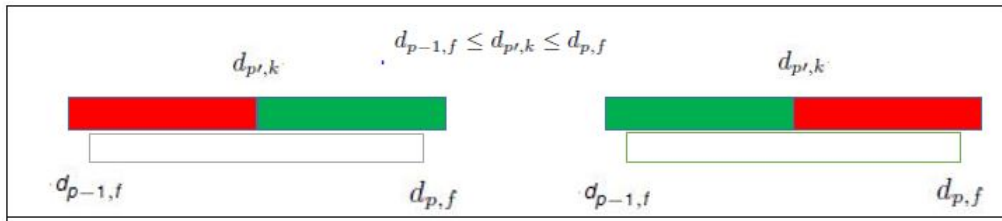


FIGURE IV.4 – Une commutation du feu k entre $d_{p,fc}$ et $d_{p-1,fc}$

$$NR_{k,fc,p} = (d_{p',k} - d_{p-1,fc}) * DS_k * Tr_{k,fc} * x_{p',k} + (d_{p,fc} - d_{p',k}) * DS_k * Tr_{k,fc} * x_{p',k} \quad (IV.24)$$

— S'il n'y a pas de commutation du feu k durant $(\Delta d_{p,fc})$ (Voir Figure (IV.5))

c-à-d $d_{p',k} \leq d_{p-1,f}$, le nombre des arrivés au feu fc à partir d'un feu k entre $d_{p-1,f}$ et $d_{p,f}$ est formulé comme suit :

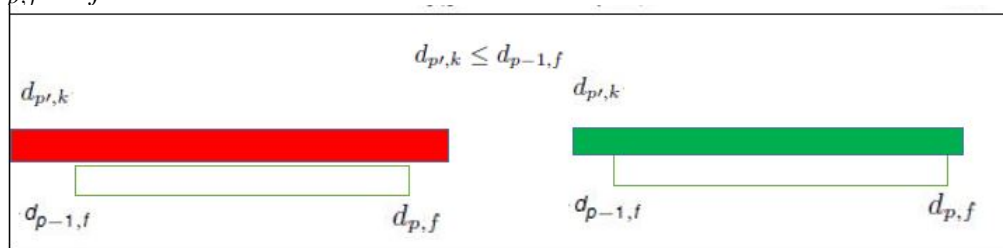


FIGURE IV.5 – Pas de commutation du feu k durant $(\Delta d_{p,fc})$.

$$NR_{k,fc,p} = (\Delta d_{p,fc}) * DS_k * Tr_{k,fc} * x_{p',k} \quad (IV.25)$$

Mais le nombre des véhicules venant du feu k ne vas pas dépasser le nombre des véhicules de toute la file existante au feu k à l'instant $d_{p-1,k}$ d'où les équations (IV.9) et (IV.11).

- $NR_{fc,p}$ (IV.10) (resp., $NR_{kc,pl}$ (IV.8)) : Le nombre des véhicules arrivant au fc (kc) à partir des NK (resp., Nf) feux de C1 (resp., C2) durant $\Delta d_{p,fc}$ (resp., $\Delta d_{pl,k}$).
- $\Delta d_{p,f}^0$ (resp., $\Delta d_{pl,k}^0$) dans (IV.2) (resp., IV.3) est le temps nécessaire pour écouler la file $l_{p,f}$ (resp., $l_{pl,k}$), sur le tronçon f (resp., k) à partir de $d = d_{p,f}$ (resp., $d = d_{pl,k}$). Ce temps vaut dans le cas vert, $l_{p,f}/DS_{p,f}$ (resp., $l_{pl,k}/DS_{pl,k}$), et vaut plus l'infini dans le cas du rouge.

Les contraintes : Les contraintes (IV.14), (IV.15), (IV.16), (IV.17), (IV.18), (IV.19), (IV.20), (IV.21), (IV.22) et (IV.23) à prendre en compte pour tous les feux sont les mêmes dans tous les cas (voir Chapitre 4) :

3 Cas particulier

3.1 Shéma du cas particulier

Le carrefour C1 contient une voie du tram (Voir figure IV.6) ; la longueur de la file d'attente du feu fc ne doit pas dépasser sa longueur maximale (l_{maxv_f}), d'où le feu fc ne doit plus recevoir des véhicules avant qu'il commence l'écoulement de sa file d'attente. L'intersection du C1 doit être toujours vide afin de sécuriser le passage du tram.

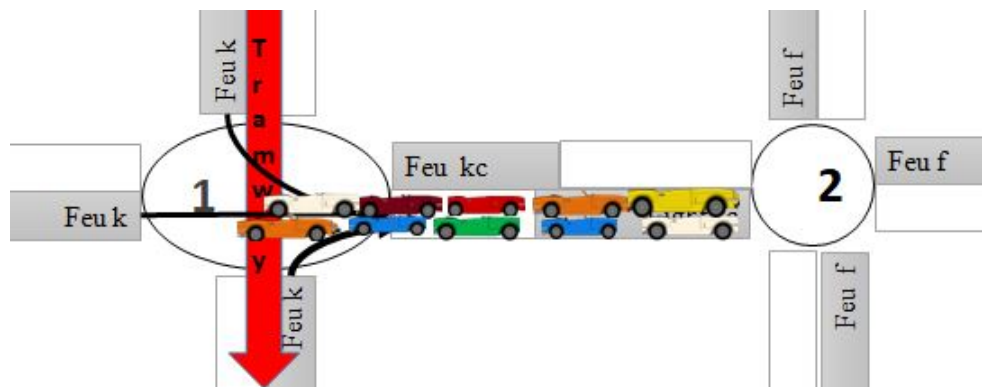


FIGURE IV.6 – Le carrefour C1 contient une voie du tram.

1. Calcul de la longueur $l_{maxv_{fc}}$ en nombre de véhicules :

$$l_{maxv_{fc}} = (lon_{fc}/l_{veh}) - NBr \quad (IV.26)$$

- lon_{fc} : la longueur du fc.
- $lveh$: la longueur moyenne d'un véhicule .

Pour les véhicules qui viennent de quitter les feux de C1 avant qu'ils commutent en rouge .

- NBr : le nombre des véhicules qui peuvent passer pendant le rouge de dégagement. la longueur de la file d'attente maximale est égal à :

$$lmax_{fc} = lon_{fc} - NBr * lveh \quad (IV.27)$$

2. Calcul de l'instant de dépassement :

Considérant :

- $Ddep_{p,fc}$: l'instant auquel l_{fc} dépasse $lmax_{fc}$, il est égal à zero par défaut.
- $xdep_{p,fc}$: variable booléenne; vaut zéro si $Ddep_{p,fc}$ est égal à zéro, et égal à 1 sinon.

$$xdep_{fc} = \begin{cases} 0 & \text{si } Ddep_{p,fc} = 0. \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Calcul de l'instant de dépassement de deux manières :

- (a) On place un capteur sur une distance de l'arrêt de fc égal à $lmax_{fc}$. Soit $Ddep_{fc}$ l'instant auquel les véhicules dépassent le capteur.
- (b) On place un capteur sur l'arrêt du fc et on calcul la longueur l_{fc} instantanément. $Ddep_{fc}$ sera l'instant auquel l_{fc} dépasse $lmax_{fc}$.

3. Si l_{fc} dépasse $lmax_{fc}$; alors tous les feux de C1 changent d'état vers le rouge :

$$\forall k \in \{1, \dots, NK\} \text{ et } \forall Ddep_{p,fc} \in [d_{p',k}, d_{p'+1,k}]; \quad x_{p'+1,k} \leq (1 - xdep_{fc}) \quad (IV.28)$$

$$\forall k \in \{1, \dots, NK\} \text{ et } \forall Ddep_{p,fc} \in [d_{p',k}, d_{p'+1,k}]; \quad d_{p'+1,k} = Ddep_{p,fc} + (1 - xdep_{fc}) * d_{p'+1,k} \quad (IV.29)$$

4. Les feux k doivent être en rouge pour une durée égal à :

$$t = NRmax_{k,fc} / DS_{fc} + (d_{p'+1,fc} - Ddep_{p,fc}) * (1 - x_{p,fc}) \quad (IV.30)$$

- $NR_{max_{k,fc}} = \sum_{k=1}^{NK} x_{p+1,k} * DV_{max_k} * DS_k * Tr_{k,fc}$: le nombre total des véhicules arrivant au feu fc à partir des feux k durant leurs durées maximales du vert.
- t : le temps nécessaire pour écouler une partie de la file l_{fc} égal $NR_{max_{k,fc}}$.
- $(d_{p+1,fc} - Ddep_{p,fc}) * (1 - x_{p,fc})$: est les temps entre $Ddep_{p,fc}$ et la commutation au vert du feu fc .

5. Après une durée t les feux k doivent revoirent leurs status :

$$\forall k \in \{1, \dots, NK\} \text{ et } \forall Ddep_{p,fc} \in [d_{p,k}, d_{p+1,k}]; d_{p+2,k} = (Ddep_{p,fc} + t) * x_{dep_{fc}} + d_{p+2,k} * (1 - x_{p,fc}) \quad (IV.31)$$

3.2 La complexité

Les sortants d'un carrefour sont les entrants de l'autre, d'où la solution de chaque un génère des temps d'attente sur tous les deux. Une solution du réseau est une combinaison d'un couple de solutions des deux carrefours ; alors chaque proposition va être testé avec toutes les propositions de l'autre afin de trouver le couple minimisant la fonction objective de tout le réseau. Pour une commutation donné, si pour trouver l'arrangement optimal dans chaque carrefour on a besoin de NB^{Nf} possibilités, et chaque possibilité va être testé avec chaque possibilité de l'autre carrefour. On aura donc dans notre réseau NB^{2*Nf} possibilités.

4 Résolution de notre modèle de gestion de deux carrefours

4.1 L'algorithme génétique appliqué

4.2 Les valeurs fournies par les capteurs et les constantes

Les valeurs des variables données par les capteurs et les constantes pour les tests sont représenté dans la table IV.1.

Les taux de rotation des feux f vers le feu kc et les taux de rotation des feux k vers le feu fc sont identiques.

Algorithme 7 L'algorithme génétique appliqué

- 1: n =nombre de commutation sur tout l'Horizon du temps.
 - 2: $i=1$.
 - 3: G =nombre de générations.
 - 4: $g=1$.
 - 5: **pour** $i \leq n$
 - 6: Initialisation C1 : générer une population de propositions de la commutation courante pour les feux du carrefour C1.
 - 7: Initialisation C2 : générer une population C2 de propositions de la commutation courante pour les feux du carrefour C2.
 - 8: **pour** $g \leq G$
 - 9: Evaluation des éléments de la population C1 : calcul du retard causé sur le carrefour C1 par le choix de chacune des propositions de la population C1 avec chacune des propositions C2.
 - 10: Evaluation des éléments de la population C2 : calcul du retard causé sur le carrefour C2 par le choix de chacune des propositions de la population C2 avec chacune des proposition C1.
 - 11: Sélection des meilleures propositions C1 et C2 minimisant la somme des deux fonctions objectives.
 - 12: Codage des éléments sélectionnés.
 - 13: Croisement des éléments codés.
 - 14: Mutation des éléments.
 - 15: Décodage.
 - 16: Evaluation des éléments de la population C1 des fils : calcul du retard causé sur le carrefour C1 par le choix de chacune des propositions de la population des fils C1 avec chacune des propositions C2 des fils.
 - 17: Evaluation des éléments de la population C2 des fils : calcul du retard causé sur le carrefour C2 par le choix de chacune des propositions de la population C2 des fils avec chacune des proposition C1 des fils.
 - 18: Sélection entre les parents et les fils C1 et C2 minimisant la somme des fonctions objectives des deux carrefours pour la reproduction.
 - 19: population initiale= les fils et les parents sélectionnés.
 - 20: **fin pour**
 - 21: Sélection des deux propositions de C1 et C2.
 - 22: **fin pour**
-

TABLEAU IV.1 – Les valeurs fournies par les capteurs et les constantes

Variable	symbole	Valeur
la durée du rouge et vert minimale	DR_{min}, DV_{min}	30
la durée du rouge et vert maximale	DR_{max}, DV_{max}	60
le rouge de dégagement	DR	8
les longueurs des files d'attentes initiaux	$l_{p-1,f}$	[0 0 0 0]
les états des feux des carrefours $C1$ et $C2$ entre d_{p-1} et d_p	x_{p-1}	1 1 0 0
Les dernières dates de commutations	$d_{p-1,f}$	10 10 18 18
les taux de rotation	$Tr_{k,fc}$ et $Tr_{f,kc}$	[0.25, 0.25, 0.25, 0.25,]

TABLEAU IV.2 – Comparaison du temps d'attente total pour un débit faible

	AGA	le temps d'exécution	S	le temps d'exécution
	25512	0.043382	38412	0.115569
	27415	0.065353	38412	0.124182
	27263	0.017078	38412	0.001778
	28612	0.019123	38412	0.002171
	22655	0.012282	38412	0.003729
	25852	0.123210	38412	0.006364
	28733	0.116745	38412	0.001746
	26627	0.040339	38412	0.006165
	29439	0.014876	38412	0.001700
	26686	0.058837	38412	0.001289
La moyenne	26879.4	0.511222	38412	0.264693
Écart type	1952.07	0.040752	0	0.049305

4.3 Comparaison

Pour la mise en œuvre de notre système adaptatif, on utilisera le solveur MATLAB (version 2010), sur Intel Core i7 duo CPU 2.40 GHz, 4 Go RAM et système d'exploitation windows 10 (64 bits). Pour un temps d'exécution moyen égal à 11 secondes. Nous comparons le temps d'attente total fourni par notre système et le système S qui a des phrases fixes de 45 secondes. La table IV.2 présente les résultats obtenus pour des débits d'entrées : $DA_f = [0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1]$ et des débits de sorties $DS_f = [0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1]$.

TABLEAU IV.3 – Comparaison du temps d’attente total pour un débit moyen

	AGA	le temps d’exécution	S	le temps d’exécution
	52384	0.021688	76828	0.002642
	72033	0.036608	76828	0.002642
	65873	0.017790	76828	0.005470
	63908	0.015583	76828	0.002642
	50687	0.040980	76828	0.001649
	64517	0.017571	76828	0.002652
	65514	0.016115	76828	0.001562
	63029	0.021649	76828	0.001701
	74025	0.015798	76828	0.001486
	67286	0.016433	76828	0.001333
La moyenne	63925.6	0.220215	76828	0.023779
Écart type	7415.887603	0.009167	0	0.001219

La table IV.3 présente les résultats obtenus pour des débits d’entrées comme suit : $DA_f = [0.2 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2]$ et des débits de sorties $DS_f = [0.2 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2]$.

La table IV.4 présente les résultats obtenus pour des débits d’entrées : $DA_f = [0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3]$ et des débits de sorties $DS_f = [0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3]$.

Pour bien visualiser la comparaison, on calcule le temps d’attente causé pour chaque véhicule traversant le réseau en minute, ce qui est présenté dans la table suivante IV.5 et la Figure IV.7.

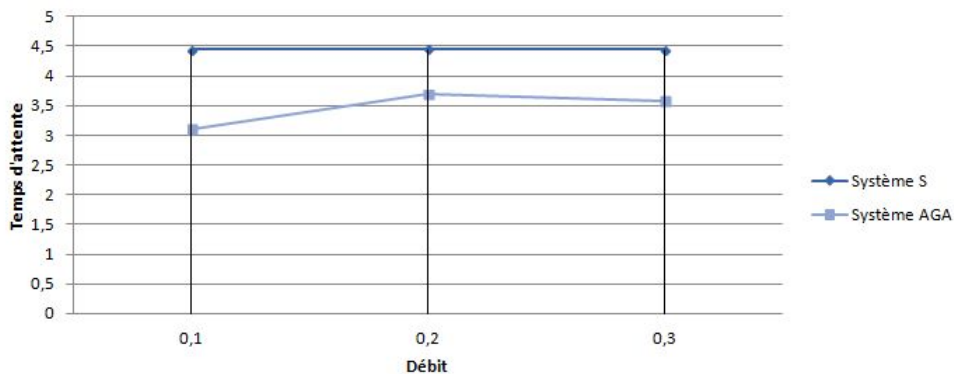


FIGURE IV.7 – les temps d’attentes fournis par les deux systèmes en minute par rapport aux variations des débits.

TABLEAU IV.4 – Comparaison du temps d’attente total pour un débit élevé.

	AGA	le temps d’exécution	S	le temps d’exécution
	80015	0.014417	115240	0.002142
	93605	0.011506	115240	0.001181
	85808	0.019826	115240	0.001586
	85965	0.054295	115240	0.001626
	81603	0.032940	115240	0.001013
	94551	0.095267	115240	0.001460
	76627	0.111814	115240	0.046539
	98788	0.031255	115240	0.001626
	83669	0.007261	115240	0.001761
	97718	0.036930	115240	0.001550
La moyenne	92834.9	0.415511	115240	0.060484
Écart type	17087.09756	0.035703958	0	0.014230228

TABLEAU IV.5 – les temps d’attentes fournis par les deux systèmes en minute par rapport aux variations des débits.

Débit	FA fourni par AGA	FA fourni par S
0,1	4,4458	3,1110
0,2	4,4460	3,6993
0,3	4,4459	3,5815

5 Conclusion

Notre modélisation mathématique a pu formuler et refléter la réalité du trafic, au niveau de deux carrefours voisins. Ce qui donne naissance à un système de contrôle résolu par les algorithmes génétiques, qui s'adapte mieux à notre problématique et fournit des résultats satisfaisants, par rapport au système non adaptatif.

La généralisation du modèle sur un réseau de carrefours contenant plus de deux carrefours, sera le but du prochain chapitre.

CHAPITRE V

GESTION ADAPTATIVE D'UN RÉSEAU DE CARREFOURS À FEUX PAR LES AG

1 Introduction

La plupart des études traite la gestion adaptative d'un réseau de carrefours à feux par la décentralisation du problème en plusieurs problèmes de gestion des carrefours isolés [91]. Afin de réduire la complexité du processus décisionnel, par des systèmes cycliques avec une durée de cycle fixe. Cela diminue l'adaptabilité avec la variation de l'environnement du carrefour. Dans ce chapitre nous proposons de généraliser notre modèle acyclique présenté dans le chapitre III sur un réseau de carrefours, en minimisant les temps d'attentes sur tous les feux composant tous les carrefours simultanément, et en prenant compte de la liaison d'infrastructure entre les carrefours.

La méthode proposée tient compte du fait que la gestion efficace du flux de trafic dépend fortement de l'infrastructure d'une sorte d'interaction entre tous les carrefours liés dans un environnement spécifique. À partir d'un carrefour, réguler la circulation fluctuante qui le traverse, et considérer aussi en temps réel le mouvement du trafic sur les carrefours voisins. Dans ce

contexte, contrairement aux modèles cycliques proposés dans la littérature, nous proposons dans ce chapitre un modèle mathématique non-cyclique qui répond à la variabilité des durées et des cycles des phases d'un carrefour principal et ses quatre carrefours voisins. Ceci a permis une prise de décision efficace qui observe la situation réelle du trafic dans le réseau. Les algorithmes génétiques étendu à ce but sont traité avec ses résultats finaux. Les travaux réalisés dans ce chapitre ont fait l'objet d'une publication [62].

2 Modèle mathématique

2.1 Schéma du réseau de carrefours

Nous considérons :

- $C1$: le carrefour principal.
- $C2$: les carrefours voisins.
- f : un feu rouge au carrefour $C1$.
- f' : l'antagoniste du feu f .
- k : un feu rouge au carrefour $C2$.
- kc : ou $k=4$ est le feu rouge au carrefour $C2$ qui a une extrémité au carrefour $C1$.
- fc : ou $f=4$ est le feu rouge au carrefour $C1$ qui a une extrémité au carrefour $C2$.

Le carrefour principal $C1$ constitué d'un ensemble des feux f . Les véhicules sortants du carrefour $C1$ sont les entrants des feux kc des $C2$ avec un taux de rotation déjà connu $Tr_{f,kc}$. On note les feux des carrefours voisins $C2$ qui ont pas de connexion avec $C1$ par k . (voir la Figure V.1).

2.2 Paramètres

Variables principales :

- $d_{p,f}$ la date de la $p^{\text{ème}}$ commutation du feu f , à partir de l'instant présent.
- l'état de chaque feu est une variable booléenne vaut 1 si le feu est vert .

$$x_{p,f} = \begin{cases} 0 & \text{si le feu } f \text{ est rouge.} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

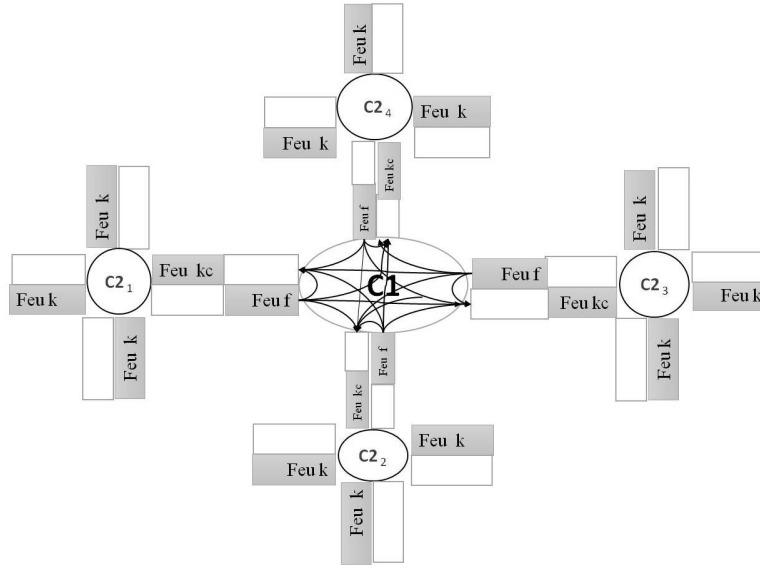


FIGURE V.1 – Schéma d'un réseau de carrefours

Pour généraliser l'écriture, on ajoute un troisième indice c allant de 1 à 5 pour spécifier le carrefour:

$$X = \{(d_{p,f,c}, x_{p,f,c})\}_{f=\{1,2,3\dots Nf\}, P=\{1,2,\dots,n\}, c=\{1,2,3,4,5\}}$$

On rappelle que :

$$- \max = d_{p-1,f} + DV_{\max} \times x_{p-1,f} + DR_{\max} \times (1 - x_{p,f})$$

$$- \min = d_{p-1,f} + DV_{\min} \times x_{p-1,f} + DR_{\min} \times (1 - x_{p,f})$$

$$D'où \Omega = (\{0, 1\} * [\min, \max])^{5*n*Nf} \rightarrow \mathbb{R}^+$$

La fonction objectif FA est définie avec les équations : (V.1–V.8). Les contraintes sont définies par les équations : (V.9–V.16)

$$C_X = \{X \in \Omega / X \text{ vérifiant les contraintes}\}$$

Pour faciliter l'écriture ; on considère $(d_{p,f}, x_{p,f})$ les variables du carrefour principal, $(d_{pl,k}, x_{pl,k})$ les variables des carrefours voisins et $(d_{pl,kc}, x_{pl,kc})$ (resp. $d_{p,fc}, x_{p,fc}$) les variables des feux kc (resp. des feux fc).

Les paramètres liés à la fonction objectif sont :

— NK : le nombre total des feux composant un carrefour C2.

— Nf : le nombre total des feux composant C1.

- R_{C1} (resp., R_{C2}) : le temps d'attente des véhicules particuliers sur $C1$ (resp., $C2$).
- $l_{p,f}$: la longueur de la file d'attente à la $p^{\text{ème}}$ commutation du feu f .
- $NR_{f,kc,p}$: le nombre des véhicules venant du feu f vers le feu kc entre les deux commutations $d_{pt,kc}$ et $d_{p-1,kc}$.
- $NR_{kc,p}$: le nombre total des véhicules arrivés au feu kc entre les deux commutations $d_{pt,kc}$ et $d_{p-1,kc}$.
- $Tr_{f,kc}$: le taux de rotation à partir du feu f vers le feu kc .
- $\Delta d_{p,f}$: la durée entre deux commutations successives $d_{p-1,f}$ et $d_{p,f}$.
- $\Delta d_{p,f}$ (resp., $\Delta d_{pt,k}$) : la durée entre deux commutations successives $d_{p,f}$ (resp., $d_{pt,k}$) et $d_{p-1,f}$ (resp., $d_{pt-1,k}$).
- DA_f (resp., DA_k) : le débit d'entrée d'un feu f (resp., k).
- DS_f (resp., DS_k) : le débit de sortie d'un feu f (resp., k).

2.3 Modèle mathématique

Le carrefour $C1$ a une relation avec ses carrefours voisins au niveau de tous ses feux. Les carrefours $C2$ ont une relation avec le carrefour $C1$ juste au niveau des feux kc . D'où nous gérons simultanément les carrefours dans un réseau puisque le débit d'entrée d'un carrefour dépend des autres.

$$\begin{cases} FA &= \min R_{C1}(x_{p,f}, d_{p,f}) + \min \sum_{i=1}^4 R_{C2i}(x_{pt,k}, d_{pt,k}) \\ s.c & C_{C1}(x_{p,f}, d_{p,f}) \\ & C_{C2i}(x_{pt,k}, d_{pt,k}) \end{cases}$$

R_{C1}

$$R_{C1} = \sum_{f=1}^{Nf} \sum_{p=1}^n 1/2 * (l_{p,f} + l_{p-1,f}) * \min(\Delta d_{p,f}, \Delta d_{p,f}^0) \quad (V.1)$$

$$\forall f \in \{1, 2, 3, 4\} \quad l_{p,f} = \max(l_{p-1,f} + (DA_f - (x_{p-1,f} * DS_f)) * (d_{p,f} - d_{p-1,f}), 0) \quad (V.2)$$

$$\Delta d_{p,f} = d_{p,f} - d_{p-1,f} \quad (V.3)$$

RC2

$$\forall i \in \{1,2,3,4\} \forall k \in \{1,2,3,4\}; \quad RC2 = \sum_{k=1}^{Nk} \sum_{p'=1}^n 1/2 * (l_{p',k} + l_{p'-1,k}) * \min(\Delta d_{p',k}, \Delta d_{p',k}^0) \quad (V.4)$$

$$\forall k \in \{1,2,3\} \quad l_{p',k} = \max(l_{p'-1,k} + (DA_k - (x_{p'-1,k} * DS_k)) * (d_{p',k} - d_{p'-1,k}), 0) \quad (V.5)$$

$$l_{p',kc} = \max(l_{p'-1,kc} + (NR_{kc,p'} - (DS_{kc} * x_{p'-1,kc})) * (d_{p',f} - d_{p'-1,kc}), 0) \quad (V.6)$$

$$NR_{kc,p'} = \sum_{f=1}^{f=Nf} NR_{f,kc,p'} \quad (V.7)$$

$$NR_{f,kc,p'} = \min(l_{p-1,f} * Tr_{f,kc}, \max(0, (d_{p,f} - d_{p-1,kc})) * DS_f * Tr_{f,kc} * x_{p-1,f})) + \min((\Delta d_{p',kc}), (d_{p',kc} - d_{p,f})) * DS_f * Tr_{f,kc} * x_{p,f} \quad (V.8)$$

$$\underline{CC1(x_{p,f}, d_{p,f})} \quad x_{p,f} + x_{p,f'} \leq 1 \quad (V.9)$$

$$DRmin * (1 - x_{p,f}) \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DRmax * (1 - x_{p,f}) + M * x_{p,f} \quad (V.10)$$

$$DVmin * x_{p,f} \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DVmax * x_{p,f} + M(1 - x_{p,f}) \quad (V.11)$$

$$\min(d_{p,f} - d_{p,f'}) = (x_{p-1,f} - x_{p,f}) * RC \quad (V.12)$$

CC2(x_{p',k}, d_{p',k})

$$x_{p',k} + x_{p',k'} \leq 1 \quad (\text{V.13})$$

$$DRmin * (1 - x_{p',k}) \leq \Delta d_{p'+1,k} \leq DRmax * (1 - x_{p',k}) + M * x_{p',k} \quad (\text{V.14})$$

$$DVmin * x_{p',k} \leq \Delta d_{p'+1,k} \leq DVmax * x_{p',k} + M(1 - x_{p',k}) \quad (\text{V.15})$$

$$\min(d_{p',k} - d_{p',k'}) = (x_{p'-1,k} - x_{p',k}) * DR \quad (\text{V.16})$$

Où M est un nombre réel positif : $M = \max(DRmax; DVmax)$ et $n = H / \min(DVmin; DRmin)$

2.4 La description du modèle

2.4.1 Critères

— Pour les feux f du carrefour $C1$:

1. Les capteurs sont placés sur tous les feux.
2. Les longueurs des files d'attente sont calculées en fonction des débits d'entrée et de sortie ; (voir l'équation (V.2)).
3. Les dates de commutations sont choisies en se basant sur les sorties des valeurs de la fonction objectif (voir l'équation (V.1)).

— Pour les feux des carrefours $C2$:

1. Pour les feux de connexion avec $C1$, les files d'attente sont formulées en fonction des sorties de $C1$ (voir les équations (V.6), (V.7) et (V.8)).
2. Pour les autres feux k (trois feux pour chaque carrefour), les capteurs collectent les informations concernant les débits d'entrée et de sortie ; alors on se basant sur ces données, la longueur de la file d'attente est calculée (voir l'équation (V.5)).

La première proposition :

Puisque le carrefour C1 est principal; les feux ont une connexion avec lui (les feux kc) sont aussi principaux dans leurs carrefours car ils reçoivent les sorties de C1, en d'autres termes pour s'assurer de la fluidité de C1 nous devons vider la route de ses utilisateurs le plus possible. D'où notre objectif après la minimisation des retards sur C1 sera la minimisation des files d'attente au niveau des kc.

3. *les dates de commutations des feux kc minimisant la fonction objective sont choisies premièrement.*
4. *À partir des relations d'antagonisme entre les feux; les dates de commutations optimales des feux k sont déduites à partir de celles des feux kc.*

La première proposition est celle choisie pour la résolution afin de minimiser le temps d'exécution.

La deuxième proposition :

Bien qu'il soit évident que C1 est au centre de cette expérience, il faut garder à l'esprit que dans un réseau de carrefours comme celui présenté ici, tous les carrefours reçoivent un traitement de contrôle égal, car l'entrée d'un carrefour est la sortie d'un autre. Par conséquent, afin de minimiser les temps d'attente dans C1 et C2 avec le même degré d'importance; nous procédons comme suit :

3. *Nous choisissons les dates de commutations optimales de tous feux k et kc minimisant la fonction objectif.*

2.4.2 Contraintes :

Les contraintes à prendre en compte pour tous les feux sont les mêmes (voir Chapitre III) :

3 Étude de la complexité de la résolution du modèle mathématique

Tous les carrefours composant notre réseau sont liés entre eux, la solution d'un à une influence soit directe soit indirecte sur tous les autres carrefours. Une solution du réseau est un arrangement des solutions des carrefours ; alors chaque proposition va être testée avec toutes les propositions des autres afin de trouver la solution totale minimisant la fonction objective de tout le réseau.

*Si pour trouver l'arrangement optimal dans chaque carrefour on a besoin de NB^{Nf} possibilités, et chaque possibilité va être testé avec chaque possibilité de chaque carrefour on aura donc dans notre réseau NB^{Nf*NC} possibilités avec NC le nombre des carrefours composant le réseau.*

4 Résolution

4.1 L'algorithme exacte appliqué

Après l'utilisation réussie de la méthode exacte sur un carrefour isolé (voir chapitre IV) nous l'utilisons pour la résolution d'un réseau de carrefours comme suit (voir les algorithmes : 8, 9, 10 et 11) :

Algorithme 8 Algorithme de résolution du réseau

- 1: [C1 solution, le retard qu'il cause] = résolution du carrefour principal (les données du carrefour principal).
 - 2: **pour** $i < 4$
 - 3: [C2 solution, le retard qu'il cause] = résolution du $i^{\text{ème}}$ carrefour voisin (les données du C2 et du carrefour principal).
 - 4: **fin pour**
-

Algorithme 9 Algorithme de résolution du carrefour principal par la méthode exacte

```
1: pour  $i < n$ 
2:   NB = le nombre des possibilités()
3:   tab_NB[NB]=Générer toutes les possibilités qui vérifient les contraintes()
4:   pour  $nb < NB$ 
5:     possib=tab_NB[nb]
6:     pour  $f < Nf$ 
7:       FA_light(f,nb)=calcul de la fonction objectif (f,possib)
8:       FA_possib(nb)=FA_possib (nb)+FA_light (f,nb)
9:     fin pour
10:  fin pour
11:  min_ possib = l'indice de min FA_possib
12:  min_switsh =tab_NB[min_ possib]
13:  pour  $f < Nf$ 
14:    calcul de la  $i^{ème}$  date de commutation pour tous les feux basée sur min_switsh
15:  fin pour
16: fin pour
```

Algorithme 10 Algorithme de la fonction d'évaluation des feux des carrefours voisins

```
1: pour  $k < 3$ 
2:   Calcul de la longueur de la file d'attente (son débit d'entrée et de sortie).
3: fin pour
4:  $k = kc$ ; le feu de connexion C1
5: Calcul de la longueur de la file d'attente (son débit de sortie et les sorties C1).
```

Algorithme 11 Algorithme exacte pour les carrefours voisins

```
i=1
2:  $NB = \min(DVmax, DRmax) - \min(DVmin, DRmin)$ 
    $d_{p,1} = d_{p-1,1} + \min(DVmax, DRmax)$ 
4: pour  $i \leq NB$ 
   Calcul des  $d_{p,2}, d_{p,3}, d_{p,4}$  ( $d_{p,1}$ , les contraintes)
6: solution[i]={ $d_{p,1}, d_{p,2}, d_{p,3}, d_{p,4}$ }
   Calcul du temps d'attente causé sur C2 par le choix de chaque solution : solution[i] avec
   la solution du carrefour principal.
8: fin pour
   Sélection des meilleures solutions minimisant la fonction objective.
```

4.2 Les algorithmes génétiques appliqués (AG)

Comme il est cité dans les premiers chapitres, la complexité du modèle et la non-linéarité du critère nous guident à chercher une métaheuristique comme méthode de résolution. La robustesse de les algorithmes génétiques, son adaptabilité avec plusieurs problèmes complexes, et son application réussite dans les cas d'études des chapitres précédent, nous forces à l'appliquer à ce réseau. Nous appliquons Les algorithmes génétiques comme suit (voir les algorithmes : 8, 10, 12 et 13) :

Algorithme 12 Algorithme de résolution du carrefour principal par l'AG

- 1: **pour** $i \leq n$
 - 2: Initialisation C2 : Génération d'une population initiale.
 - 3: **pour** $j \leq$ nombre des générations
 - 4: Evaluation : calcul du délai causé sur le carrefour principal par le choix de chaque élément de la population initiale.
 - 5: Sélection des meilleurs éléments minimisant la fonction objectif.
 - 6: Codage des éléments sélectionnés.
 - 7: Croisement des éléments codés.
 - 8: Mutation des éléments.
 - 9: Décodage.
 - 10: Evaluation des fils : calcul du retard causé au carrefour principal par le choix du chaque fils.
 - 11: Sélection des éléments entre parents et fils minimisant la fonction objectif pour la reproduction.
 - 12: Passer vers la génération suivante avec une population initiale composée par les éléments sélectionnés.
 - 13: **fin pour**
 - 14: Sélection des éléments minimisant la fonction objectif.
 - 15: **fin pour**
-

Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs :

Les valeurs de variables données par les capteurs et les constantes pour les tests sont représentées dans le tableau V.1.

Le taux de rotation est une matrice de deux dimensions ; quatre lignes et quatre colonnes. La $i^{\text{ème}}$ colonne contient le taux de rotation des feux du $i^{\text{ème}}$ carrefour vers leurs feux de connexion avec le carrefour principal.

Algorithme 13 Algorithme de résolution de chaque carrefour voisin C2 par l'AG

- 1: **pour** $i \leq n$
 - 2: Initialisation C2 : Génération d'une population initiale.
 - 3: **pour** $j \leq$ nombre des générations
 - 4: Evaluation : calcul du délai causé en C2 par le choix de chaque élément de la population initiale avec la solution du carrefour principal.
 - 5: Sélection des meilleurs éléments minimisant la fonction objectif.
 - 6: Codage des éléments sélectionnés.
 - 7: Croisement des éléments codés.
 - 8: Mutation des éléments.
 - 9: Décodage.
 - 10: Evaluation des fils : calcul du retard causé au carrefour C2 par le choix du chaque fils de C2 avec la solution du carrefour principal.
 - 11: Sélection des éléments entre parents et fils minimisant la fonction objectif pour la reproduction.
 - 12: Passer vers la génération suivante avec une population initiale composée par les éléments sélectionnés.
 - 13: **fin pour**
 - 14: Sélection des éléments minimisant la fonction objectif.
 - 15: **fin pour**
-

La solution est une matrice de trois dimensions, le premier indice contient les indices des carrefours, le deuxième indice indique les feux, et le troisième indice est l'ordre de la commutation sur l'horizon du temps, d'où un élément $[i, j, k]$ de cette matrice est la $k^{\text{ème}}$ date de commutation du $j^{\text{ème}}$ feu du $i^{\text{ème}}$ carrefour.

Le débit d'entrée est une matrice de deux dimensions. La $i^{\text{ème}}$ ligne contient les débits d'entrée des quatre feux du $i^{\text{ème}}$ carrefour. Ils dépendent de la situation de la circulation.

Le débit de sortie est une matrice de deux dimensions. La $i^{\text{ème}}$ ligne est composé par les débits de sortie des quatre feux du $i^{\text{ème}}$ carrefour. Ils dépendent de la capacité des carrefours.

Les dernières dates de commutation (resp., L'état des feux) est une matrice de deux dimensions ; quatre lignes et cinq colonnes. La $i^{\text{ème}}$ colonne désigne les dernières dates de commutation (resp., L'état des feux) des feux composant les $i^{\text{ème}}$ carrefours .

TABLEAU V.1 – Les valeurs fournies par les capteurs et les constantes

Variable	symbole	Valeur
la durée du rouge et vert minimale	$DRmin, DVmin$	25
la durée du rouge et vert maximale	$DRmax, DVmax$	60
les longueurs des files d'attentes initiaux	$l_{p-1,f}$	L
les états des feux des carrefours $C1$ et $C2$ entre d_{p-1} et d_p	x_{p-1}	S
Les dernières dates de commutations	$d_{p-1,f}$	D
les taux de rotation	$Tr_{f,kc}$	Tr
L'horizon du temps	H	3 minutes

Tr est la matrice

$$\begin{pmatrix} 0,25 & 0,25 & 0,25 & 0,25 \\ 0,25 & 0,25 & 0,25 & 0,25 \\ 0,25 & 0,25 & 0,25 & 0,25 \\ 0,25 & 0,25 & 0,25 & 0,25 \end{pmatrix}$$

L est la matrice

$$\begin{pmatrix} 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 2 & 2 & 2 \end{pmatrix}$$

D est la matrice

$$\begin{pmatrix} 10 & 10 & 18 & 18 \\ 10 & 10 & 18 & 18 \\ 10 & 10 & 18 & 18 \\ 10 & 10 & 18 & 18 \\ 10 & 10 & 18 & 18 \end{pmatrix}$$

S est la matrice

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

TABLEAU V.2 – Valeurs des débits choisis par rapport à la nature du trafic.

Nature du trafic	débits d'entrées	débits de sorties
Un débit faible	[0.1 0.1 0.1 0.1]	[0.1 0.1 0.1 0.1].
Un débit moyen	[0.2 0.2 0.2 0.2]	[0.2 0.2 0.2 0.2]
Un débit dense	[0.3 0.3 0.3 0.3]	[0.3 0.3 0.3 0.3]

TABLEAU V.3 – Comparaison des temps d'attente moyens en secondes par rapport au variation du débit.

Le débit		AGA	le temps d'exécution	S	le temps d'exécution	Exacte	le temps d'exécution
Faible	La moyenne	74106	0.013	208254	0.002	24770	0.84
	Écart type	12408	0.0118	0	0.0024	0	0.0245
Moyen	La moyenne	146080	0.013	416532	0.002	48700	0.73
	Écart type	24044	0.004	0	0.0024	0	0.0115
Dense	La moyenne	1480900	0.016	3187724	0.002	365046	0.536
	Écart type	245580	0.004	0	0.003	0	7.9557e-04

4.3 Comparaison

Dans cette analyse, nous nous concentrons sur la différence entre le temps d'attente fourni par notre système AGA proposé, l'algorithme exacte et le système linéaire non adaptatif S utilisé à trois niveaux de trafics différents : faible, moyen et élevé. Pour une synthèse des résultats, le tableau V.3 indique le temps d'attente moyen pour chaque niveau du débit en seconde.

L'utilisation des algorithmes génétiques fournit les délais les plus faibles dans toutes les situations du trafic. La différence entre le modèle proposé non linéaire et le modèle non adaptatif reste très significative. Cela montre que la modélisation mathématique est effectivement possible et que les algorithmes génétiques a été un outil efficace pour incorporer les variables inhérentes au flux de trafic non seulement pour un seul carrefour mais aussi pour un réseau de carrefours.

Les algorithmes génétiques fournit des temps d'attente mieux que le système S dans des temps d'exécution mieux que la méthode exacte.

Afin de visualiser la différence entre les systèmes appliqués ; nous présentons dans la figure V.2 la comparaison des temps d'attente fournis en secondes, par rapport à la variation du flux de trafic pour tous les véhicules traversant le réseau.

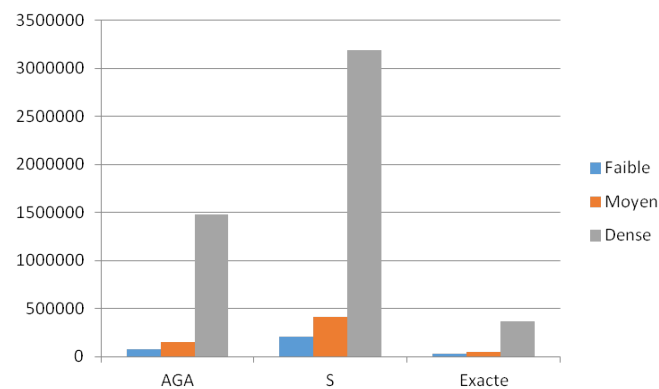


FIGURE V.2 – Les temps d'attente en secondes par rapport à la variation des débits

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni un modèle mathématique pour la gestion d'un réseau de carrefours. Contrairement aux modèles linéaires existants qui sont en principe normatif, le modèle proposé répond aux variations continues du terrain par une approche non cyclique visant à prendre des décisions en fonction de la situation réelle du trafic à un moment donné. Par conséquent, le temps d'attente des véhicules est réduit. L'adaptation des algorithmes génétiques dans cette expérience s'avère efficace pour paramétrer chacune des variables réputées.

CHAPITRE VI

UNE MÉTHODE HYBRIDE POUR LA GESTION ADAPTATIVE D'UN CARREFOUR À FEUX ISOLÉ ET D'UN RÉSEAU DE CARREFOURS

1 Introduction

Plusieurs modèles ont été proposés dans la littérature pour décrire le comportement du trafic routier. En utilisant des simulations sous certaines limites ou en utilisant certaines conditions initiales.

L'une des préoccupations pertinentes de la gestion du trafic est d'optimiser le temps d'attente aux carrefours à feux. Cela attire l'attention des plusieurs chercheurs dans le but de trouver des méthodes de gestion convenable. Dans [58] Wenge Ma et al. ont déclaré qu'une intersection possède des caractéristiques complexes, telles que la forte non-linéarité, l'incerti-

tude, et qu'il est donc difficile de la décrire à l'aide d'un modèle mathématique précis. En effet, ils ont créé un système de contrôle flou avec deux variables linguistiques en entrée qui sont : le nombre de véhicules retardés dans la phase en cours et ceux retardés dans la phase suivante. La variable linguistique de sortie est le délai du feu vert dans la phase en cours. Finalement, ils ont utilisé l'AG pour ajuster et optimiser leurs fonctions d'appartenance.

En se basant sur la logique floue J. Jina et al. dans [49] et Jarkko Niittymäki dans [72] ont développé des systèmes de contrôle de signal. De même Y. Ge [36] a créé une méthode de contrôle des feux de circulation en deux étapes tenant compte de l'urgence de la phase rouge pour une intersection isolée à quatre voies.

D'après les résultats de l'AG obtenus dans le chapitre III, On remarque qu'il y a une instabilité représentée par des écarts-types élevés. Cela est causé par la diversité de l'AG qui balaye tout l'espace admissible des solutions. Afin de minimiser la taille de l'espace des solutions ; on applique la logique floue (FL) pour qu'il oriente l'AG vers une partie de l'espace. Ce dernier construit sa population initiale dans la nouvelle partie d'espace.

Nous présentons dans ce chapitre une méthode hybride entre (FL) et l'AG. Nous discutons au départ toutes les données nécessaires de la logique floue pour effectuer l'hybridation. Ensuite, nous montrons le déroulement de l'AG et les étapes de l'hybridation. Après ; Nous comparons la méthode hybride avec les autres méthodes appliquées à un carrefour isolé. Finalement, nous appliquons la méthode hybride sur un réseau de carrefours. Les travaux réalisés dans ce chapitre ont fait l'objet d'un article soumis [66].

2 Modèle mathématique

Dans ce chapitre nous nous intéressons à la résolution du modèle présenté dans le chapitre III.

3 Approche hybride utilisant la logique floue et les algorithmes génétiques.

3.1 La logique floue (FL)

La logique floue fournit son résultat sous forme de durée de phase, en se basant sur les données d'entrée, les règles et les fonctions d'appartenance.

3.1.1 Les données d'entrées et les données de sorties

Les données d'entrées

La longueur de la file peut-être : longue, moyenne ou petite.

Le feu peut-être rouge ou vert.

Les données de sorties

La durée de la phase prend les valeurs : longue, moyenne et petite.

Le tableau VI.1 présente toutes les variables avec leurs valeurs.

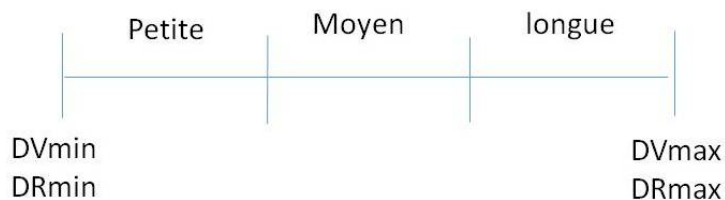


FIGURE VI.1 – L'univers de discours de la durée.

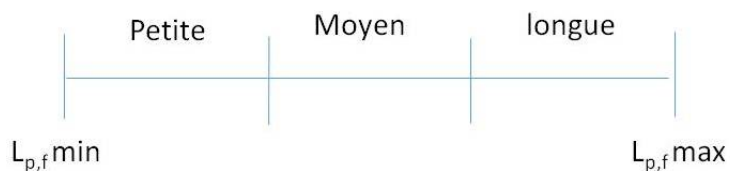


FIGURE VI.2 – L'univers de discours de la file.

TABLEAU VI.1 – Les données et leurs valeurs

Les données d'entrées	Valeurs
La longueur de la file	longue
	moyenne
	petite
L'état du feu	rouge
	vert
Les données de sorties	Valeurs
La durée de la phase	longue
	moyenne
	petite

3.1.2 Les règles

Si la file est petite et l'état du feu est vert alors la durée est petite.
Si la file est petite et l'état du feu est rouge alors la durée est longue.
Si la file est moyenne et l'état du feu est vert alors la durée est moyenne.
Si la file est moyenne et l'état du feu est rouge alors la durée est moyenne.
Si la file est longue et l'état du feu est vert alors la durée est longue.
Si la file est longue et l'état du feu est rouge alors la durée est petite.

3.1.3 Les fonctions d'appartenance

Après avoir testé les fonctions d'appartenance les plus connues de la logique floue (membership functions) nous trouvons que la fonction Gaussienne gaussmf (gaussian membership function) donne les meilleurs résultats.

L'état du feu a deux valeurs 0 et 1 dans toutes les situations du trafic, voir figure VI.3. Dans le cas d'un débit faible, la fonction d'appartenance de la durée est présentée dans la figure VI.4, et celle de la file dans la figure VI.5.

Pour un débit moyen, les fonctions d'appartenance sont affichées dans la figure VI.6 et la figure VI.7.

Finalement, si on a un débit dense on aura les fonctions d'appartenance des figures VI.8 et

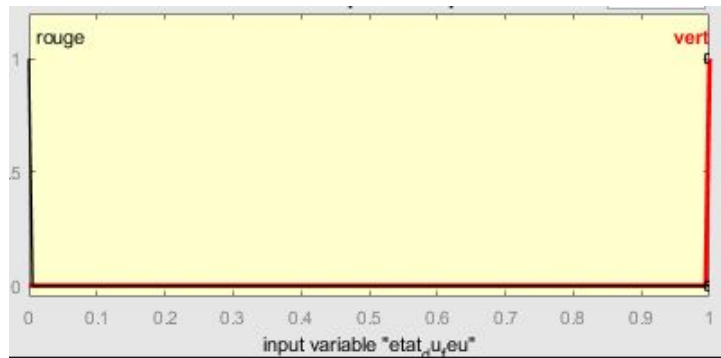


FIGURE VI.3 – La fonction d'appartenance de la variable d'état du feu

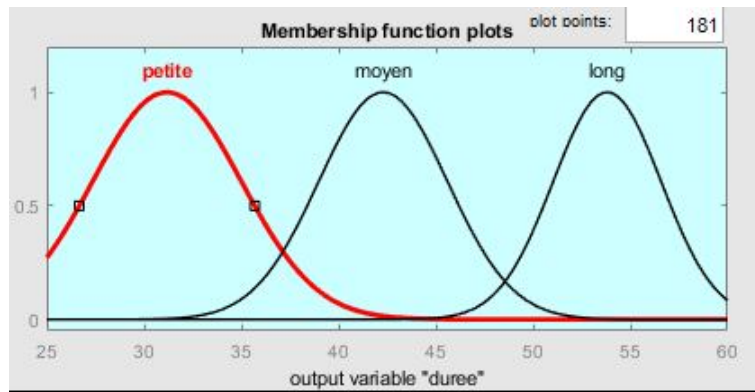


FIGURE VI.4 – La fonction d'appartenance de la durée

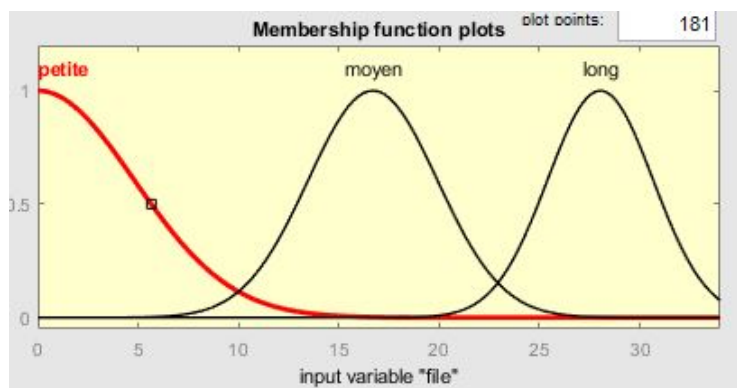


FIGURE VI.5 – La fonction d'appartenance de la file d'attente

VI.9.

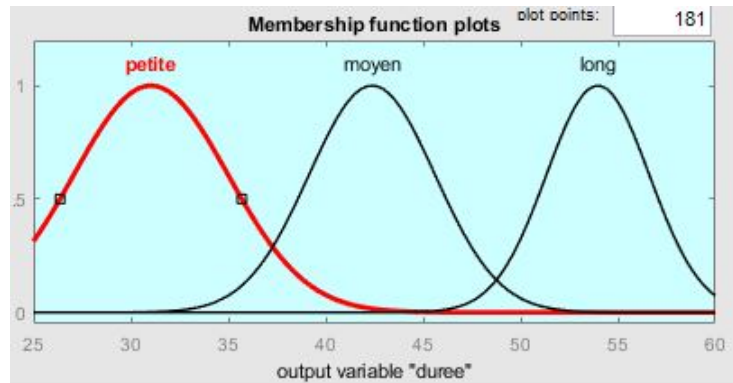


FIGURE VI.6 – La fonction d'appartenance de la durée

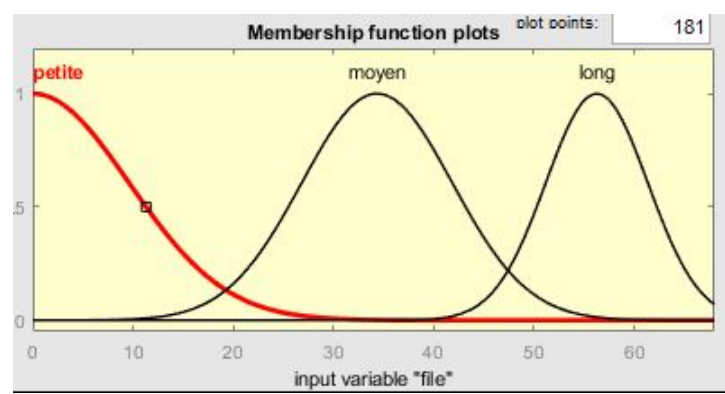


FIGURE VI.7 – La fonction d'appartenance de la file d'attente

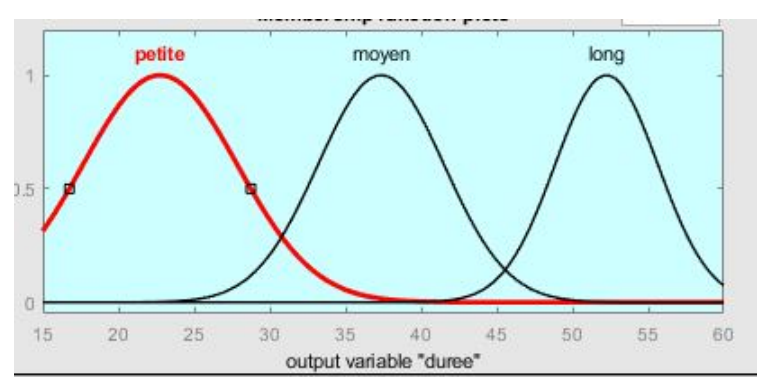


FIGURE VI.8 – La fonction d'appartenance de la durée

3.2 Les algorithmes génétiques (AG)

Normalement l'AG construit sa population initiale par des propositions sur tout l'intervalle $[DR_{min}, DR_{max}]$ (pour un passage au rouge) ou sur l'intervalle $[DV_{min}, DV_{max}]$ (pour un passage au vert). Donc soit l'intervalle de recherche principale est $I=[DR_{min}, DR_{max}]$ ou

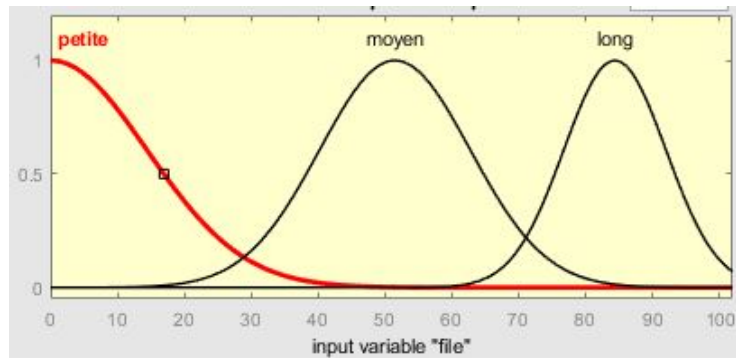


FIGURE VI.9 – La fonction d'appartenance de la file d'attente

$[DV_{min}, DV_{max}]$. Puisqu'on a divisé l'intervalle sur trois parties (petite, moyenne et longue), chacune d'entre elles a un diamètre de $1/3$ multiplié par I . On propose que l'AG prenne la solution fournie par (FL) et la considère comme le centre d'un nouvel intervalle de recherche. Ce dernier a un rayon de $(1/6)$ multiplié par I .

3.3 L'hybridation des algorithmes génétiques avec la logique floue

L'hybridation entre les deux méthodes se fait comme indiqué dans la figure VI.10.

4 Résultats numériques

On applique la méthode hybride FL/AGA sur le même carrefour à quatre feux présenté au chapitre III. Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs sont représentées dans le tableau VI.2.

Le tableau VI.3 montre une comparaison des moyennes des fonctions objectives (FA) :

D'après la table VI.3 et la figure VI.11 de comparaison on remarque que l'utilisation de la méthode hybride fournit les temps d'attentes les plus faibles dans toutes les situations du trafic. La méthode FL/AGA stabilise les résultats en diminuant les valeurs des écarts types (Voir figure VI.12). On montre dans la figure VI.13 les temps d'exécution des systèmes appliqués.

TABLEAU VI.2 – Les constantes et les valeurs fournies par les capteurs pour le carrefour simple

Variable	Valeur
DR_{min}, DV_{min}	25
DR_{max}, DV_{max}	60
DR	5
$l_{p-1,f}$	2 2 2 2
$x_{p-1,f}$	1 1 0 0
$d_{p-1,f}$	10 10 18 18

M est une matrice

$$M = \begin{pmatrix} 20 & 0 & 123 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 130 \\ 0 & 80 & 0 \end{pmatrix}$$

TABLEAU VI.3 – Comparaison des temps d'attente moyens en secondes par rapport aux variations du débit.

	AGA	time	FL/AGA	time	FL	time
		Un	débit	faible		
μ	2553.9	0.002	2486.7	0.115	4218	0.044
σ	649.497		520.967			
		Un	débit	moyen		
μ	3888.8	0.001	3810.6	0.11	6952	0.05
σ	1133.7		943			
		Un	débit	dense		
μ	5129.8	0.002	5031.3	0.1167	8370	0.06
σ	1386.3		1285.4			

time est le temps d'exécution

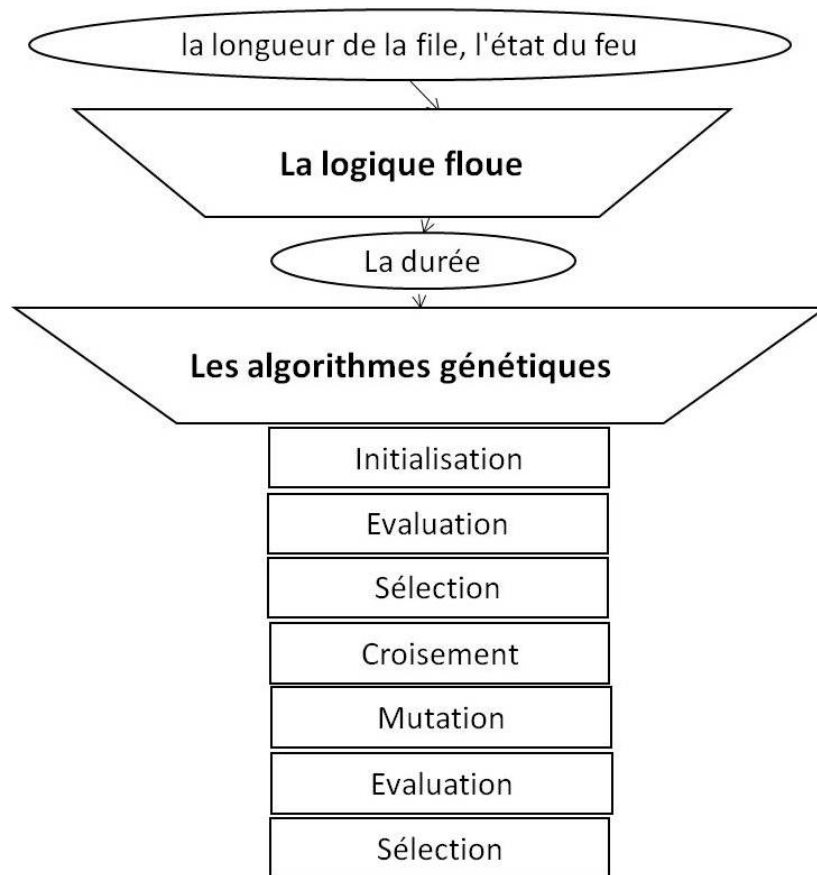


FIGURE VI.10 – Hybridation

5 L'application de la méthode hybride dans la gestion d'un réseau de carrefours

On applique la méthode FL/AGA sur le réseau de carrefours présenté dans le chapitre V. On présente dans le tableau VI.4 une comparaison des moyennes des fonctions objectives (FA) du réseau de carrefours fournis par (AGA), S, FL et (FL/AGA) :

Nous présentons dans la figure VI.15 une comparaison des écarts types des valeurs (FA). Ce que l'on remarque que le FL/AGA stabilise les résultats en réduisant les écarts types. Le seul inconvénient du système FL/AGA qu'il nécessite plus de temps d'exécution que AGA comme le montre la figure VI.16.

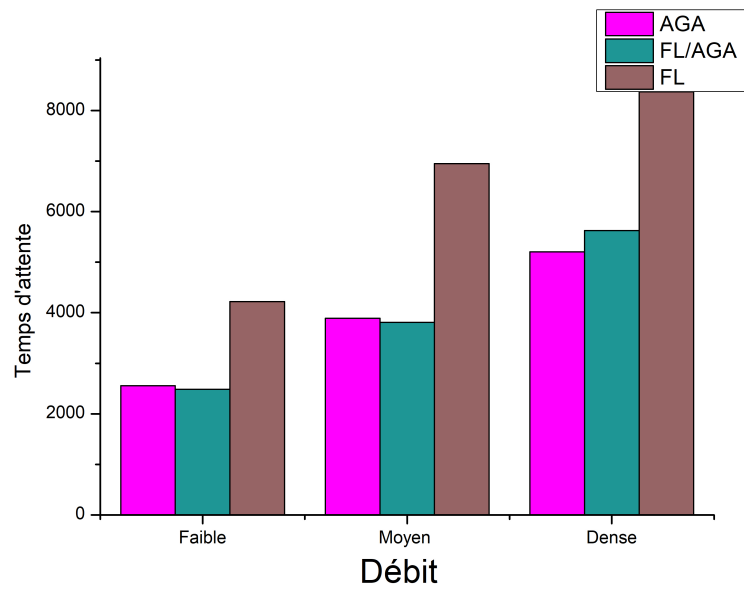


FIGURE VI.11 – Comparaison des temps d’attente dans un carrefour

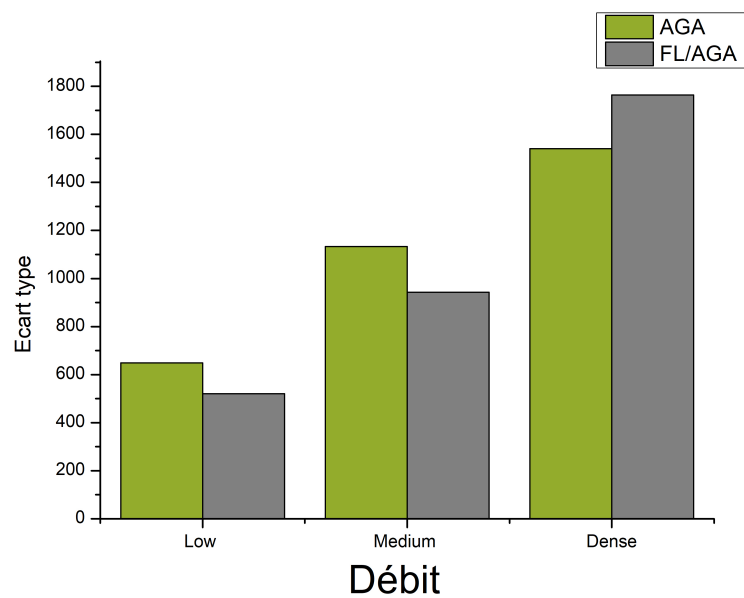


FIGURE VI.12 – Comparaison des écarts type des (*FA*) pour un carrefour

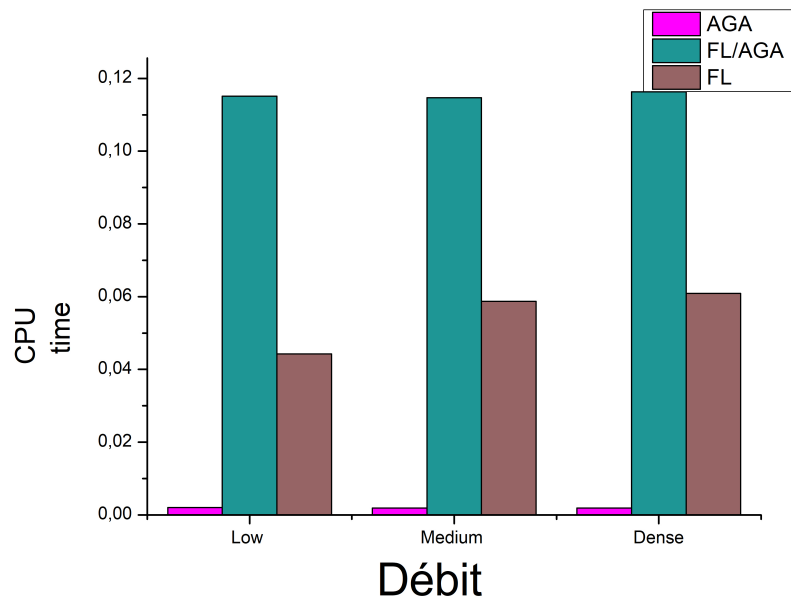


FIGURE VI.13 – Le Temps d’exécution de FL/AGA et AGA pour un carrefour

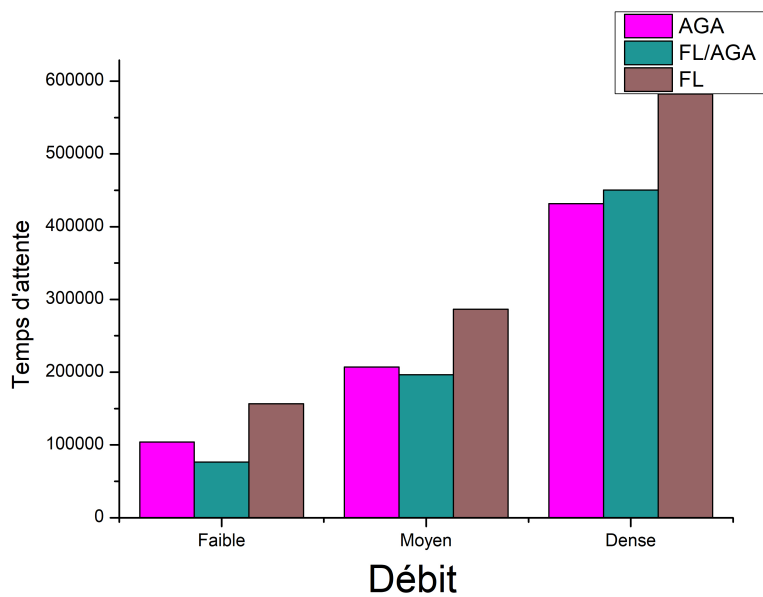


FIGURE VI.14 – Comparaison des temps d’attente pour un réseau de carrefours

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons amélioré la résolution du modèle de la gestion d’un carrefour présenté dans le chapitre III par une hybridation entre la logique floue et les algorithmes gé-

TABLEAU VI.4 – Comparaison des temps d’attente pour un réseau de carrefours.

	AGA	time	FL/AGA	time	FL	time
		Un	débit	faible		
μ	104030	0,018	76362	0,0403	156598	0,0358
σ	15645	0.01	4511.9	0.18	0	
		Un	débit	moyen		
μ	207140	0,018	196370	0,0636	286484	0,0451
σ	26212	0.006	20791	0.62		
		Un	débit	dense		
μ	431700	0,018	450200	0,07253	582238	0.43
σ	223610	0.02	61247	0.1298		

time est le temps d’exécution

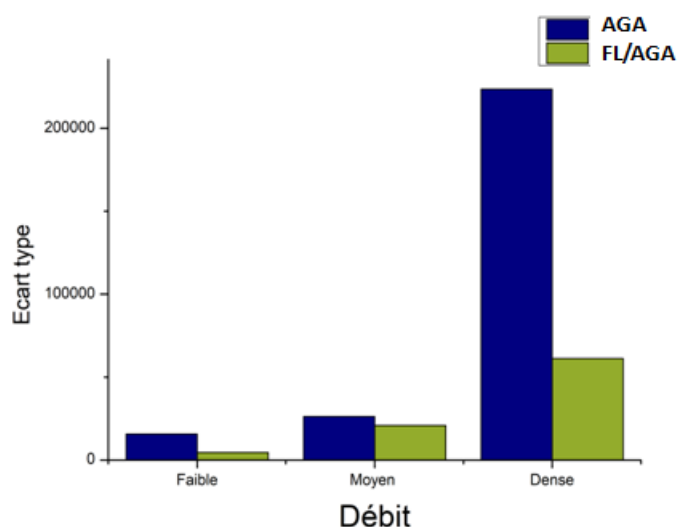


FIGURE VI.15 – Comparaison des écarts type des (FA) pour un réseau de carrefours

netiques. La solution fournie par FL est utilisée dans l’initialisation de l’AG afin d’orienter la construction de la population initiale.

En comparant la méthode hybride avec l’AG et LF, les résultats confirment et prouvent l’efficacité de la méthode dans l’optimisation du temps d’attente du trafic.

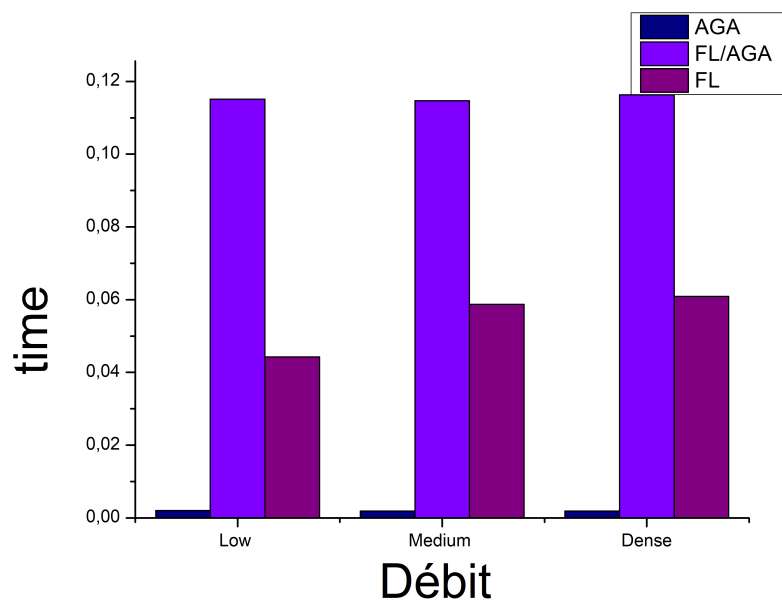


FIGURE VI.16 – Le temps d'exécution de FL/AGA et AGA pour un réseau de carrefours

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Conclusion

L'objectif de cette thèse était la création d'un système multiobjectif, permettant de réguler les carrefours à feux en temps réel. Un système qui minimise les temps d'attentes de tous les utilisateurs du carrefour. La gestion doit être adaptative avec l'environnement et prennent en compte les contraintes de structure et de sécurité.

On trouve, dans la littérature, plusieurs travaux menés dans le but de réguler le trafic sur un carrefour, un groupe de carrefours ou un réseau, avec un ou plusieurs critères.

Mais on en trouve très peu, pour ne pas dire aucune, qui sont adaptés aux carrefours complexes avec une réelle problématique multiobjectif. De plus, les systèmes existants ne proposent que très rarement de consacrer un critère aux véhicules de grands volumes, aux bus ou au tramway.

L'approche proposée dans cette thèse essaie de combler cette lacune en utilisant une approche multiobjectif interactive, adaptée pour fonctionner en temps réel, avec les critères : R (temps total d'attente des véhicules particuliers), R_{HGV} (temps total d'attente des véhicules de grands volumes), et R_{tram} (temps total d'attente du tramway) par un modèle reflétant l'environnement des carrefours à feux marocains.

Pour la résolution; la méthode exacte Branch and bound (B&B) donne des résultats optimaux. Mais le temps d'exécution élevé impose l'utilisation d'AG. Ce dernier fournit des résultats acceptables dans un temps d'exécution raisonnable. L'instabilité des solutions proposées nous a amené à utiliser la logique floue dans l'étape initialisation de l'AG dans le but de diminuer le nombre de solutions admissibles. Cette hybridation a bien minimisé les écarts-types des fonctions objectives trouvés par l'AG.

L'utilisation de la méthode hybride montre tout son intérêt quand elle s'applique à un réseau de plusieurs carrefours, ce qui correspond parfaitement à la réalité.

Perspectives

L'approche de résolution proposée dans la thèse peut être appliquée sur des réseaux plus complexes.

Puisque notre champ d'application est les carrefours à feux qui avaient des changements rapides et instantanés; toute amélioration sous forme de minimisation des temps d'attentes ou du temps d'exécution aura un impact positif sur la gestion. Donc on doit continuer à chercher des méthodes améliorant notre système de plus en plus.

Si au cours du temps on stocke les situations avec leurs solutions retournés par notre système; en construisant une base de données. Ensuite on regroupe les données par la notion de clustering (Voir Annexe 3). Après, à chaque situation actuelle on sélectionne les solutions qui ont des situations similaires. Ces solutions construiront la population initiale des algorithmes génétiques. Tout cela dans le but d'améliorer le démarrage des AG pour qu'il donnera par la suite des solutions encore plus performantes.

Pour le même carrefour, au cours de la journée, de la semaine et du mois on aura des heures qui ont presque la même situation de l'environnement. Donc ce n'est pas la peine de répéter tout les calculs. On pourrait approximer la solution sans la calculer car les solutions dépendent de la situation; même situation vaut même solution. On peut réaliser cette idée en utilisant les propriétés de DataMining ce qui va diminuer le temps d'exécution.

ANNEXE 1

Le clustering

Le clustering 17 est une méthode d'apprentissage automatique qui consiste à regrouper des points de données par similarité ou par distance. C'est une méthode d'apprentissage non supervisée et une technique populaire d'analyse statistique des données. Pour un ensemble donné de points, vous pouvez utiliser des algorithmes de classification pour classer ces points de données individuels dans des groupes spécifiques. En conséquence, les points de données d'un groupe particulier présentent des propriétés similaires. Dans le même temps, les points de données de différents groupes ont des caractéristiques différentes

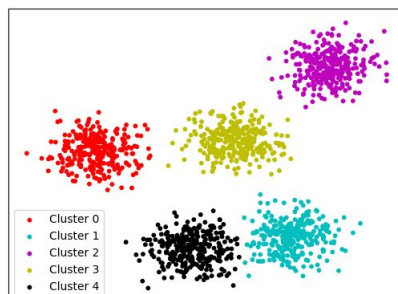


FIGURE 17 – Clustering.

ANNEXE 2

La modélisation de deux carrefours voisins sous forme de la programmation biniveaux

Définition et formulation mathématique

Un problème de programmation à deux niveaux est un problème d'optimisation dont les contraintes sont déterminées, en partie, par un autre problème d'optimisation. En d'autres termes, c'est un programme mathématique hiérarchique où l'ensemble de toutes les variables est partitionné entre deux vecteurs x et y , une valeur du vecteur x étant donnée, le vecteur y est choisit comme étant solution optimale d'un problème d'optimisation paramétré en x . Dans le cas général un problème de programmation bi-niveaux (PBN) est un problème qui se présente comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_x F(x, y) \\ s.c \left\{ \begin{array}{l} G(x, y) \leq 0 \\ \min_y f(x, y) \\ s.c \ g(x, y) \leq 0 \end{array} \right. \end{array} \right.$$

FIGURE 18 – Formulation biniveaux

Modèle mathématique

Shéma de gestion d'un réseau de deux carrefours

On suppose qu'il y a un carrefour en amont (CA) composé par un ensemble de feux k et un carrefour en aval (CV) composé par un ensemble de feux f . Les véhicules sortant du carrefour (CA) sont les entrants du feu fc de (CV) avec un taux de rotation déjà connu $Tr_{k,fc}$ et les véhicules sortant du carrefour (CV) sont les entrants du feu kc de (CA) avec un taux de rotation déjà connu $Tr_{f,kc}$ Voir Figure (19).

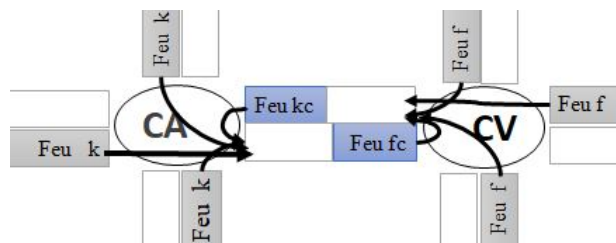


FIGURE 19 – Shéma d'un réseau de deux carrefour

Variables pour l'écriture biniveaux

$$X = (d_{p,f}, x_{p,f}), \quad Y = (d_{p,l,k}, x_{p,l,k})$$

Écriture biniveaux

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_X FA_{CV}(X, Y) \\ s.c \left\{ \begin{array}{l} C_{CV}(X) \\ \min_Y FA_{CA}(X, Y) \\ C_{CA}(Y) \end{array} \right. \end{array} \right.$$

$\min_X FA_{CV}(X, Y)$

$$\min_{X, Y} FA_{CV} = \sum_{f=1}^{Nf} \sum_{p=1}^n 1/2 * (l_{p,f} + l_{p-1,f}) * \min(\Delta d_{p,f}, \Delta d_{p,f}^0) \quad (1)$$

$$\forall f \in \{1, 2, 3\} \quad l_{p,f} = \max(l_{p-1,f} + (DA_f - (x_{p-1,f} * DS_f)) * (d_{p,f} - d_{p-1,f}), 0) \quad (2)$$

$$f = fc \quad l_{p,f} = \max(l_{p-1,fc} + NR_{fc,p} - DS_{fc} * x_{p-1,fc} * (d_{p,fc} - d_{p-1,fc}), 0) \quad (3)$$

$$NR_{fc,p} = \sum_{k=1}^{k=NK} NR_{k,fc,p} \quad (4)$$

$$NR_{k,fc,p} = \min(l_{p'-1,k} * Tr_{k,fc}, \max(0, (d_{p',k} - d_{p-1,fc})) * DS_k * Tr_{k,fc} * x_{p'-1,k}) + \min((\Delta d_{p,fc}), (d_{p,fc} - d_{p',k})) \quad (5)$$

$$\Delta d_{p,f} = d_{p,f} - d_{p-1,f} \quad (6)$$

$C_{CV}(X)$

$$x_{p,f} + x_{p,f'} \leq 1 \quad (7)$$

$$DRmin * (1 - x_{p,f}) \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DRmax * (1 - x_{p,f}) + M * x_{p,f} \quad (8)$$

$$DVmin * x_{p,f} \leq \Delta d_{p+1,f} \leq DVmax * x_{p,f} + M(1 - x_{p,f}) \quad (9)$$

$$d_{p,f'} - d_{p,f} = (x_{p-1,f} - x_{p,f}) * DR, \forall f \in F, f' \in F', \forall p \in P \quad (10)$$

$$x_{p,f} \in \{0, 1\} \quad (11)$$

Où M est un nombre réel positif : $M = \max(DRmax; DVmax)$ et $n = H / \min(DVmin; DRmin)$
 $\min_Y FA_{CA}(X, Y)$

$$\min_{X, Y} FA_{CA} = \sum_{k=1}^{Nk} \sum_{p'=1}^{NP} 1/2 * (l_{p',k} + l_{p'-1,k}) * \min(\Delta d_{p',k}, \Delta d_{p',k}^0) \quad (12)$$

$$\forall k \in \{1, 2, 3\} \quad l_{p',k} = \max(l_{p'-1,k} + (DA_k - (x_{p'-1,k} * DS_k)) * (d_{p',k} - d_{p'-1,k}), 0) \quad (13)$$

$$k = kc \quad l_{p',kc} = \max(l_{p'-1,kc} + NR_{kc,p'} - DS_{kc} * x_{p'-1,kc} * (d_{p',f} - d_{p'-1,kc}), 0) \quad (14)$$

$$NR_{kc,p'} = \sum_{f=1}^{f=Nf} NR_{f,kc,p'} \quad (15)$$

$$NR_{f,kc,p'} = \min(l_{p-1,f} * Tr_{f,kc}, \max(0, (d_{p,f} - d_{p-1,kc})) * DS_f * Tr_{f,kc} * x_{p-1,f})) + \min((\Delta d_{p',kc}), (d_{p',kc} - d_{p,f})) \quad (16)$$

$$\Delta d_{p',k} = d_{p',k} - d_{p-1,k} \quad (17)$$

$C_{CA}(Y)$

$$x_{p',k} + x_{p',k'} \leq 1 \quad (18)$$

$$DRmin * (1 - x_{p',k}) \leq \Delta d_{p'+1,k} \leq DRmax * (1 - x_{p',k}) + M * x_{p',k} \quad (19)$$

$$DVmin * x_{p',k} \leq d_{p'+1,k} - d_{p',k} \leq DVmax * x_{p',k} + M(1 - x_{p',k}) \quad (20)$$

$$d_{p',k} - d_{p',k'} = (x_{p'-1,k} - x_{p',k}) * DR, \forall k \in K, k' \in K', \forall p \in P \quad (21)$$

$$x_{p',k} \in \{0, 1\} \quad (22)$$

Description

Y signifie les variables de décision du carrefour CA qui sont ses dates de commutations et ses états de feux, en fonction d'eux se constituent des files d'attentes devant leur feux ce qui cause des retards sur CA d'où FA_{CA} est en fonction de *Y*, et en fonction d'eux aussi se constituent des files d'attentes devant les feux du carrefour CV car un pourcentage des sortis du CA sont les entrés du feu *fc* de CV ce qui cause des retards sur CV d'où FA_{CV} est en fonction de *Y*.

X signifie les variables de décisions du carrefour CV qui sont ses dates de commutations et ses états de feux, en fonction d'eux se constituent des files d'attentes devant leurs feux ce qui cause des retards sur CV d'où FA_{CV} est en fonction de *X*, et en fonction d'eux aussi se constituent des files d'attentes devant les feux du carrefour CA car un pourcentage des sortis du CV sont les entrés du feu *kc* de CA ce qui cause des retards sur CA d'où FA_{CA} est en fonction de *X*.

PBN est une branche de la programmation mathématique qui résoud des problèmes ayant une structure hiérarchique constituée de deux unités indépendantes de prise de décision. Chaque unité de la hiérarchie souhaite minimiser (ou maximiser) sa fonction objectif, en tenant compte du contrôle partiel exercé à l'autre niveau de prise de décision. La PBN modélise des problèmes de prise de décision qui exigent des compromis parmi les objectifs de deux individus ou entités qui interagissent. Un décideur se voit assigner le rôle de meneur (ou leader ou décideur du premier plan) et prend sa décision en fonction de la (ou des) décision(s) éventuelle(s) d'un décideur de second plan appelé suiveur. On peut utiliser cette formulation dans le cas d'un carrefour principal (leader) liée à un autre moins important (suiveur).

ANNEXE 3

La modélisation de deux carrefours voisins sous forme d'un jeu simultané.

Une stratégie en théorie des jeux

Un plan d'action complet spécifiant ce que le joueur fera à chaque étape de décision et face à chacune des situations pouvant survenir au cours du jeu.

Notion d'équilibre de Nash

Un équilibre de Nash est un état dans lequel aucun joueur ne souhaite modifier sa stratégie étant donné les stratégies adoptées par les autres joueurs.

Définition d'un jeu simultané

Dans un jeu simultané, les joueurs décident en même temps de leur stratégie (exemple : le dilemme du prisonnier, le jeu pierre-feuille-ciseaux et le jeu du duopole de Cournot).

Il dispose des caractéristiques suivantes :

- *Il y a n participants au jeu, les joueurs.*
- *Chaque joueur i choisit une stratégie si dans un ensemble de stratégies possibles, ces choix sont simultanés. Le résultat est un profil de stratégies $s = (s_1, \dots, s_n)$ qui précise la stratégie individuelle choisie par chaque joueur.*
- *Chaque joueur i obtient un paiement qui dépend du profil de stratégies ainsi choisi.*

Deux carrefours voisins

Le cas de deux carrefours adjacents peut guider à penser à la théorie des jeux comme suit :

- *Les joueurs sont : les deux carrefours C1 et C2.*
- *Les stratégies sont :*
 - Y est la stratégie choisie par C1 ; les variables de décision vérifiant les contraintes de C1.*
 - X est la stratégie choisie par C2 ; les variables de décision vérifiant les contraintes de C2.*
- *Fonctions gain :*
 - FA_{C1} du carrefour C1.*
 - FA_{C2} du carrefour C2.*

Description :

Y signifie les variables de décision (les stratégies) du carrefour C1 (joueur 1) qui sont ses dates de commutations et ses états de feux, en fonction d'eux se constituent des files d'attentes devant les feux de C1 ce qui cause des retards sur C1, d'où FA_{C1} est en fonction de Y , et en fonction d'eux aussi se constituent des files d'attentes devant les feux du carrefour C2 car un pourcentage des sortis du C1 sont les entrés du feu f_c de C2 ce qui cause des retards sur C2 d'où la fonction gain de carrefour C2 (joueur 2) FA_{C2} est en fonction de Y aussi.

X signifie les variables de décision (les stratégies) du carrefour C2 qui sont ses dates de commutations et ses états de feux, en fonction d'eux se constituent des files d'attentes devant les feux de C2 ce qui cause des retards sur C2 d'où la fonction gain de C2, FA_{C2} est en fonction de X , et en fonction d'eux (X) aussi se constituent des files d'attentes devant les feux du carrefour

C1 (joueur 1) car un pourcentage des sortis du C2 (joueur 2) sont les entrés du feu kc de C1 ce qui cause des retards sur C1 d'où FA_{C1} est en fonction de X les stratégies du joueur 2. Donc il s'agit d'un jeu simultané avec deux décideurs qui sont les deux carrefours d'où la meilleure solution est un équilibre de Nash qui est tel qu'aucun joueur ne regrette son choix (il n'aurait pas pu faire mieux) au vu du choix des autres. On doit satisfaire les deux joueurs simultanément donc un couple de solutions (X,Y) dont chacun de ces membres minimise sa fonction objectif sera privilégié à un autre couple qui minimise la somme des deux fonctions.

Conclusion :

Dans notre cas on a un seul décideur qui est le gestionnaire du réseau, son but est la minimisation du temps d'attente totale sur tout le réseau sans prenant compte des solutions donnant les meilleures solutions pour les deux carrefours simultanément c-à-d il peut favoriser une solution donnant une somme de retard minimal qu'une solution donnant un retard minimal pour chacun des deux carrefours simultanément avec une somme pas minimale. D'où on n'a pas utilisé la modélisation d'un jeu simultané et on a utilisé le modèle à comme objectif la minimisation de la somme des temps d'attente sur les deux carrefours.

ANNEXE 4

Algorithmes génétiques

Le codage binaire

C'est le plus utilisé. Chaque gène dispose du même alphabet binaire 0,1. Un gène est alors représenté par un entier long (32 bits), les chromosomes qui sont des suites de gènes sont représentés par des tableaux de gènes et les individus de notre espace de recherche sont représentés par des tableaux de chromosomes.

Le codage réel

Cela peut-être utile notamment dans le cas où l'on recherche le maximum d'une fonction réelle.

Le codage de Gray :

Le codage de Gray est un codage qui a comme propriété que entre un élément n et un élément $n + 1$, donc voisin dans l'espace de recherche, un seul bit diffère. Les premiers résultats théoriques sur les algorithmes génétiques ont opté pour un codage par une séquence binaire de longueur fixe. L'efficacité de l'algorithme génétique dépend donc du choix convenable du type de codage.

Sélection par roulette

Chaque chromosome est copié dans la nouvelle population proportionnellement à sa fitness. On effectue en quelque sorte, autant de tirages avec remise que d'éléments existant dans la population. Ainsi pour un chromosome particulier χ de fitness $Fitness(\chi)$,

$$Fitness[\chi] = 1 / (1 + Fonctionobjectif[\chi]) \quad (23)$$

La probabilité de sa sélection dans la nouvelle population de taille N est :

$$Proba(\chi) = Fitness(\chi) / \sum_{j=1}^N Fitness(\chi) \quad (24)$$

Sélection par tournoi

La sélection consiste à tirer deux individus aléatoirement dans la population et on reproduit le meilleur des deux dans la nouvelle population. On répète la procédure jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète.

Sélection par rang

Il s'agit de classer la population suivant la fonction d'adaptation, chaque individu de la population se voit accorder un rang. Plus l'individu est bon, plus son rang est élevé. Le principe de la sélection par rang est similaire à la sélection par roulette, la différence est que la proportion est calculée sur les rangs et non sur la valeur de la fonction d'adaptation. L'ensemble des

individus est représenté sur un segment de droite dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1.

Sélection élitiste

Cette méthode consiste à sélectionner les individus dont on a besoin pour la nouvelle génération en prenant les meilleurs individus de la population après l'avoir triée de manière décroissante selon la fitness de ses individus. La pression de la sélection est trop forte, la variance nulle et la diversité inexistante, du moins le peu de diversité qu'il pourrait y avoir ne résultera pas de la sélection mais plutôt du croisement et des mutations.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] *Le ministère de l'équipement, du transport et de la logistique en chiffres. Technical report, Le ministère de l'équipement, du Transport et de la logistique, 2014. 1, 55*
- [2] *A. Aw and M. Rasclé. Resurrection of 'second order' models of traffic flow, siam. Journal on Applied Mathematics, 60. 13*
- [3] *Z. N. Azimi. Hybrid heuristics for examination timetabling problem. Applied Mathematics and Computation, 163, 2005. 46*
- [4] *A.R. Bhatti, Z. Salam, B. Sultana, N. Rasheed, A. Awan, U.Sultana, and M. Younas. Optimized sizing of photovoltaic grid-connected electric vehicle charging system using particle swarm optimization. International Journal of Energy Research, 43, 11 2018. 38*
- [5] *E. Bingham. Reinforcement learning in neurofuzzy traffic signal control. European Journal of Operational Research, 131(2), November 2001. 2*
- [6] *George E. P. Box and Norman R. Draper. Empirical model-building and response surfaces. Wiley, page 424, 1987. 8*
- [7] *R. D. Bretherton. Scoot urban traffic control system : philosophy and evaluation. IFAC Symposium on Control, Computers, and Communications in Transportation (CCCT)., 1989. 2, 21*
- [8] *R. D. Bretherton and G. T. Bowen. Recent enhancements to scoot : Scoot version 2.4. 1990. 2, 21*
- [9] *Ph. Thomas A. Elmoudni. Ch. Tolba, D. Lefebvre. Commande des feux de signalisation par réseaux de petri hybrides. Journal Européen des Systèmes Automatisés (JESA), Lavoisier, 42(5) :579–612, 2008. 2*

- [10] A .Champion. Mécanisme de coordination multi-agent fondé sur des jeux : application à la simulation comportementale de trafic routier en situation de carrefour. *PhD thesis, l'université de valenciennes et du hainaut-cambrésis, 12 Décembre 2003.* 2, 26
- [11] A. Champion, R. Mandiau, S. Espié, and C. Kolski. *Multi-agent road traffic simulation : towards coordination by game theory based mechanisms.* In Proceedings of Agents in Traffic and Transportation, workshop in conjunction with the ITS World Congress (Sydney, octobre 2001), 2001. 2, 27
- [12] R.E. CHANDLER, R. HERMAN, and E.W. MONTELL. *Traffic dynamics : Studies in car-following.* Operations Research, pages 165–184, 1958. 1, 9
- [13] J. Chen and L. Xu. *Road-junction traffic signal timing optimization by an adaptive particle swarm algorithm.* In IEEE : 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, 2006. 51
- [14] Q. Chen. *Research on signal control of urban intersection based on genetic algorithms.* 52
- [15] A. Coloni, M.Dorigo, and V. Maniezzo. *Distributed optimization by ant colonies.* In Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, 1991. 39
- [16] G. Costeseque, F. Varenne, and M. Silberstein. *Modélisation et simulation dans le contexte du trafic routier. modéliser et simuler. épistémologies et pratiques de la modélisation et de la simulation.* Technical report, Editions Matériologiques, 2013. 8, 29
- [17] Carlos F. Daganzo. *The cell transmission model (Parts 1 & 2).* University of California, california path working paper edition, 1993. 13
- [18] Ou. Derbel. *Modélisation microscopique et macroscopique du trafic : Impact des véhicules automatisés sur la sécurité du conducteur.* PhD thesis, Université de Haute Alsace - Mulhouse, 2014. 2, 28
- [19] C. Dimon. *Contributions à la modélisation et la commande des réseaux de trafic routier.* PhD thesis, L'école Centrale De Lille et L'université « POLITEHNICA » De Bucarest, 24 Février 2012. 14
- [20] A. Doniec. *Prise en compte des comportements anticipatifs dans la coordination multi-agent : application à la simulation de trafic en carrefour.* PhD thesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, 25 Octobre 2006. 26
- [21] A. Downs. *Why traffic congestion is here to stay and will get worse.* ACCESS. 1, 55
- [22] J. Dréo, A. Pérowski, P. Siarry, and E. Taillard. *Métaheuristiques pour l'Optimisation Difficile.* Eyrolles, 2003. 33
- [23] Y. Dujardin. *Régulation adaptative multi-objectif et multi-mode aux carrefours à feux.* PhD thesis, Université de Paris-Dauphine, 2013. 3

- [24] Y. Dujardin. *A multi-objective interactive system for adaptive traffic control*. 244 :601–610, Juillet 2015. [8](#), [24](#), [29](#), [57](#)
- [25] B. Elbenani, J. A. Ferland, and J. Bellemare. *Genetic algorithm and large neighbourhood search to solve the cell formation problem*. 39. [46](#)
- [26] J. Epstein. *Generative Social Science : Studies in Agent-Based Computational Modeling*. Princeton University Press, stu-student edition edition, 2006. [26](#)
- [27] S. ESPIÉ, J. M. AUBERLET, and M. ZHANG. *Integrated approach for the study of new road profiles*. In In DSC’02 : Proceedings of Driving Simulation Conference, Paris, France, 2002. [26](#)
- [28] M. Fellendor. *A microscopic simulation tool to evaluate actuated signal control including bus priority*. In 64th ITE annual meeting, volume 32, 1994. [2](#)
- [29] M. Feng, X. Yi, G. Li, S. Tang, and H. Jun. *A grouping particle swarm optimization algorithm for flexible job shop scheduling problem*. In 2008 IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application, volume 1, pages 332–336, 2008. [38](#)
- [30] T. Feo and M. Resende. *Greedy randomized adaptive search procedures*. Journal of Global Optimization, 6 :109–133, 03 1995. [36](#)
- [31] J. Ferber. *Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective*. [24](#), [26](#)
- [32] L.M. Gambardella, R. Montemanni, and D. Weyland. *Coupling ant colony systems with strong local searches*. European Journal of Operational Research, 220(3) :831–843, 2012. [45](#)
- [33] J. García-Nieto, A. C. Olivera, and E. Alba. *Swarm intelligence for traffic light scheduling : Application to real urban areas*. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 25(2), Mars. [51](#)
- [34] N. H. Gartner. *Demand-responsive decentralised urban traffic control*. Technical report, US Department of Transportation DOT/RSPA/DPB- 50/81/24, 1982. [2](#), [21](#)
- [35] S. Göttlich, M. Herty, and U. Ziegler. *Modeling and optimizing traffic light settings in road networks*. Computers & Operations Research, 55 :36–51, Mars. [14](#)
- [36] Y. Ge. *A two-stage fuzzy logic control method of traffic signal based on traffic urgency degree*. Hindawi Publishing Corporation Modelling and Simulation in Engineering. [2](#), [108](#)
- [37] F. Glover. *Heuristics for integer programming using surrogate constraints*. Decision Sciences, (8) :156–166, 1977. [45](#)
- [38] H. GREENBERG. *An analysis of traffic flow*. Operations Research, pages 779–785, 1959. [1](#), [9](#)

- [39] B. D. Greenshields. *A study in highway capacity*. In Highway Research Board, Proceedings, volume 14, page 458, 1935. 1, 2, 8, 9, 11, 14
- [40] J.J. Grefenstette. *Incorporating problem specific knowledge into genetic algorithms. genetic algorithms and simulated annealing*. Davis. L. (Ed.), Morgan Kaufmann Publishers, pages 42–60, 1987. 45
- [41] D.V. Gucht and P. C. Fischer. *Multilevel nested relational structures*. 36. 46
- [42] M. He, H. Wang, and H. Liu. *Signal timing at t intersection based on adaptive co-evolutionary algorithm*. 2008. 52
- [43] J. J. Henry, J. L. Farges, and J. Tufal. *The prodyn real time traffic algorithm ifac symposium on control in transportation systems (cts)*. Technical report, Baden-Baden, Germany, 1983. 21
- [44] L. Hermitte and H. Demmou. *Une méthode de contrôle de trafic urbain par algorithmes génétiques*. Troyes, FRANCE, 2001. 3, 66
- [45] J. H. Holland. *Adaptation In Natural And Artificial Systems*. University of Michigan Press, 1975. 40
- [46] P. B. Hunt. *The scoot on-line traffic signal optimisation technique*. Traffic Engineering & Control, 23 :190–192, 1982. 21
- [47] Ching-Lai Hwang and A.Syed Md Masud. *Multiple objective decision making, methods and applications : a state-of-the-art survey*. Springer-Verlag, 1979. 61
- [48] J.Horlroyd and J. A. Hillier. *The glasgow experiment Plident and after*. RRL Report 384, 1971. 21
- [49] J. Jina, X. Maa, and I. Kosonen. *An intelligent control system for traffic lights with simulation-based evaluation*. Control Engineering Practice, 58(3) :24–33, Janvier 2017. 2, 108
- [50] S. Kachroudi. *Commande et optimisation pour la régulation du trafic urbain multimodale sur de grands réseaux urbains*. PhD thesis, présenté à ; L’univeristé d’Evry Val d’Essone et Préparé à ; l’institut national de recherche sur les transports et leur sécurité, Évry, FRANCE, 2010. 3, 8, 23
- [51] S. Kachroudi and N. Bhourri. *A multimodal traffic responsive strategy using particle swarm optimization*. In IFAC Proceedings Volumes, volume 42, pages 531–537, 2009. 51
- [52] D. Kalyanmoy. *Nonlinear goal programming using multi-objective genetic algorithms*. Journal of the Operational Research Society. 52
- [53] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt Jr., and M. P. Vecchi. *Optimization by simulated annealing*. Science, 220 :671–680, Mai 1983. 35

- [54] S. KRAUSS. Microscopic modeling of traffic flow : investigation of collision free vehicle dynamics. *PhD thesis, University of Cologne Germany, Février 1997.* 2
- [55] J. Krishnaraj, S. Pugazhendhi, Ch. Rajendran, and S. Thiagarajan. *Simulated annealing algorithms to minimise the completion time variance of jobs in permutation flowshops.* International Journal of Industrial and Systems Engineering, 31 :425, 01 2019. 35
- [56] Jean-Patrick Lebacque. *Modélisation et simulation des transports : un panorama.* Technical report, Génie logiciel, 2005. 8
- [57] M.H. Lighthill and G.B. Whitham. *On kinematic waves ii : a theory of traffic flow on long crowded roads.* In Proceedings of the Royal Society, London Series A, volume 229, pages 317–345, 1955. 10
- [58] W. Ma, D. Geng, and Y. Yan. *Multi-phase fuzzy control of single intersection in traffic system based on genetic algorithm.* International Journal of Innovative Computing, Information and Control ICIC International, 8(5(A)). 2, 107
- [59] L. Magne. *Commande optimale décentralisée du trafic urbain.* PhD thesis, L'école nationale supérieure de l'aéronautique et de l'espace, Toulouse, FRANCE, 05 Février 2001. 2, 8, 23
- [60] O.c. Martin and S.W. Otto. *Combining simulate annealing with local search heuristics.* Annals of Operations Research, pages 57–75, 1996. 45
- [61] Jr.A. R. McKendall and J. Shang. *Hybrid ant systems for the dynamic facility layout problem.* Computers & Operations Research, 33(3) :790–803, 2006. 45
- [62] A. Merbah and A. Makrizi. *Intelligent urban road traffic management at a network crossroads using genetic algorithm.* International Journal of Advanced Science and Technology, 29. 94
- [63] A. Merbah and A. Makrizi. *Optimal management adaptive of two crossroads by genetic algorithm.* International Journal of Modeling, Simulation, and Scientific Computing, Avril 2019. 78
- [64] A. Merbah, A. Makrizi, and E.H. Essoufi. *La gestion en temps réel d'un carrefour à feux par algorithmes génétiques.* In International Meeting on Applied Mathematics, Errachidia, Maroc, 9-12 Mai 2016. 56
- [65] A. Merbah, A. Makrizi, and E.H. Essoufi. *Intelligent urban road traffic management at a crossroads based on genetic algorithm.* International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS), Juillet 2019. 56
- [66] A. Merbah, A. Makrizi, and E.H. Essoufi. *Intelligent management of traffic crossroads using an hybrid method between fuzzy logic and genetic algorithms.* Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2022. 108

- [67] H. Mühlenbein, M. Gorges-Schleuter, and O. Krämer. *Evolution algorithms in combinatorial optimization*. *Parallel Computing*, (7) :65–85, 1988. 45
- [68] C. E. Miller, A. W. Tucker, and R. A. Zemlin. *The euclidean traveling salesman problem is np-complete*. *Journal of the ACM (JACM)*, 7(4), October 1960. 2, 8, 21
- [69] V. Mitsuo, F. Hama, W. Wu, and M. Yagiura. *A grasp with efficient neighborhood search for the integrated maintenance and bus scheduling problem*. *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, 12, Mai 2018. 36
- [70] J. M. Moustapha. *Modélisation Mathématique et Simulation du Trafic Routier : Analyse Statistique de Modèles d’insertion et Simulation Probabiliste d’un Modèle Cinétique*. *PhD thesis, l’université de paris est, 13 novembre 2014*. 1
- [71] G.F. Newell. *Nonlinear effects in the dynamics of car following*. *Operations Research, california path working paper edition, 1961*. 17
- [72] J. Niittymäki. *Using fuzzy logic to control traffic signals at multi-phase intersections*. *International Conference on Computational Intelligence, 1625 :354–362, 1999*. 2, 108
- [73] H. V. D. Parunak, R. Savit, and R. Riolo. *Agent-based modeling vs. equation-based modeling : A case study and users’ guide*. Springer Berlin Heidelberg., 1534 :10–25. 26
- [74] Harold J. Payne. *Models of freeway traffic and control*. In *Math. Models Publ. Sys.*, 28, Simul. Council Proc. 13
- [75] J.W. Prentice. *The evasive action decision in an intersection accident : a game theory approach*. *Journal of Safety Research*, 6(4) :146–149, 1974. 2, 27
- [76] P.I. Richards. *On the hamiltonian game (a traveling-salesman problem)*. 4(1) :42–51, 1956. 10
- [77] D.I Roberston. *TRANSYT : a traffic network study tool signals*. *Transport & Road Research Laboratory(England), Technical report LR 253, 1969*. 2, 21
- [78] D.I Roberston. *The transyt method of co-ordinating traffic signals*. *Traffic Engineering and Control, pages 76–77, 1996*. 8, 21
- [79] B. Sammoud. *Contribution à la modélisation et à la commande des feux de signalisation par réseaux de Petri hybrides*. *PhD thesis, université de franche-comte université de technologie de belfort-montbeliard université de tunis el manar école nationale d’ingénieurs de Tunis, 04 septembre 2015*. 2
- [80] N. Saunier. *Introduction à aimsun pour les modèles microscopiques*. *Technical report, 2016*. 20
- [81] D. Schrank and T. Lomax. *The 2005 urban mobility*. *Technical report, Technical report, Texas Transportation Institute, Texas A & M University., 2005*. 7

- [82] J. Spall and D. Chin. *Traffic responsive signal timing for system-wide traffic control*. Transportation Research Part C Emerging Technologies, 3-4(5), November 1997. 2
- [83] T. Stutzle and H. Hoos. *Max min ant system*. Future Generation Computer Systems, 16(8) :889–914, 2000. 45
- [84] K. T. K. Teo, W. Y. Kow, and Y. K. Chin. *Optimization of traffic flow within an urban traffic light intersection with genetic algorithm*. 52
- [85] M. Vallati, D. Magazzeni, B. D. Schutter, L.C., and Th.L. McCluskey. *Efficient macroscopic urban traffic models for reducing congestion : A pddl+ planning approach*. In Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-16), 2016. 14, 18
- [86] J. Voelcker. *2014 bmw i3 moves us closer to autonomous driving in cities*. Technical report, Le ministère de l'Équipement, du Transport et de la logistique, 2011. 28
- [87] J.G Wardrp. *Some theoretical aspects of road traffic research*. In Proceedings of the institute of Civil Engineering, Part 2,1, pages 325–378, 1952. 15
- [88] F. Webster and B.Cobbe. *Traffic signals*. Ministry of transport, London, Research technical paper 56, 1966. 2, 8, 14
- [89] W. Wei and Y. Zhang. *Fln based traffic signal control*. In In IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2002. 2
- [90] Gerald B. Whitham. *Linear and nonlinear waves*. Wiley-Interscience. 13
- [91] F. Yan. *Contribution à la modélisation et la régulation du trafic aux intersections : Intégration des communications Véhicule-Infrastructure*. PhD thesis, Université de Technologie de Belfort Montbéliard, FRANCE, 2012. 2, 3, 4, 8, 24, 66, 77, 93
- [92] Z. Yang, X. Huang, H. Liu, and C. Xiang. *Multi-phase traffic signal control for isolated intersections based on genetic fuzzy logic*. IEEE, 21-23 June 2006. 2, 50
- [93] L. Yvkoff. *Gm : Expect self-driving vehicles by 2020*. Technical report, 2011. 28
- [94] M. Zaydan. *Equations de Hamilton-Jacobi sur des réseaux et applications à la modélisation du trafic routier*. PhD thesis, Laboratoire de Mathématiques de l'INSA de Rouen Normandie, 21 Novembre 2017. 18
- [95] H.M. ZHANG. *A non-equilibrium traffic model devoid of gas like behavior*. Transportation Research Part B, 36(3) :275–290, 2002. 1, 9, 13