

THESE

En vue de l'obtention du : **DOCTORAT**

Structure de Recherche : Laboratoire de Recherche en Informatique et
Télécommunications

Discipline : Sciences de l'ingénieur

Spécialité : Informatique et Intelligence Artificielle Appliquée

Présentée et soutenue le 26/10/2024 par :

KHALID QBOUCHE

**Modélisation et simulation de la mobilité quotidienne en
milieu urbain à l'aide des systèmes multi-agents, des réseaux
bayésiens et de l'apprentissage automatique**

JURY

Mohammed El Hassouni	PES, Université Mohammed V, Faculté des Lettres Et des Sciences Humaines –Rabat	Président
Mohamed El Haziti	PES, Université Mohammed V, Ecole Supérieure de Technologie – Salé.	Examineur/Rapporteur
Khalid Minaoui	PES, Université Mohammed V, Faculté des Sciences – Rabat	Examineur/Rapporteur
Mohamed El Aroussi	PES, Ecole Hassania des Travaux Publics EHTP– Casablanca	Examineur/Rapporteur
Ahmed Drissi El Meliani	PH, Université Mohammed V, Faculté des Sciences– Rabat.	Examineur
Khadija Rhoulmi	PES, Université Mohammed V, Faculté des Lettres Et des sciences Humaines – Rabat	Directrice de Thèse

Année Universitaire : 2023-2024



DÉDICACE

Je suis extrêmement reconnaissant envers tous mes amis pour votre soutien. Votre camaraderie et vos encouragements ont été des sources constantes de motivation et d'inspiration. Nos discussions stimulantes, la diversité de vos points de vue et nos aspirations partagées ont considérablement enrichi la qualité et la profondeur de mon travail.

Je n'aurais pas pu arriver aussi loin sans le soutien de ma famille, qui mérite une gratitude infinie : je suis profondément reconnaissant envers ma mère Yetou et mon père Said pour leur amour indéfectible, leur soutien et leurs encouragements tout au long de mon parcours académique. Leurs sacrifices, leurs conseils et leur foi en moi ont été essentiels pour atteindre cette étape. Leur présence constante et leurs paroles de sagesse m'ont motivé à surmonter les défis et à poursuivre mes aspirations. Je suis vraiment chanceux d'avoir des parents aussi exceptionnels, qui ont fait de moi la personne que je suis aujourd'hui. Merci d'être mes piliers de force et de m'avoir inculqué les valeurs de persévérance et de dévouement.

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à Saloua, Ali et Mohamed. Vos présences bienveillantes et vos mots de soutien ont toujours été des rayons de lumière dans les moments les plus exigeants de ce parcours. Vous m'avez inspiré par vos propres chemins et par votre force tranquille, et c'est en grande partie grâce à vous que j'ai pu persévérer et donner le meilleur de moi-même. Je vous suis infiniment reconnaissant pour tout l'amour et les encouragements que vous m'avez apportés, et je vous dédie cette réussite avec une profonde gratitude.



REMERCIEMENT

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire ont lieu au Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunication (LRIT), à la Faculté des Sciences de Rabat (FSR) de l'Université Mohammed V de Rabat sous la direction et l'encadrement du Professeur **Khalid MINAOUI**. Je souhaite adresser mes sincères remerciements au Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunication (LRIT), pour avoir mis à ma disposition les ressources nécessaires à la réalisation de cette thèse. Je suis reconnaissant(e) envers toute l'équipe pédagogique et administrative pour leur support logistique et leur disponibilité.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude envers ma directrice Mme. **Khadija RHOULAMI**, professeur d'enseignement Supérieur à la Faculté des Lettres et Sciences Humaines de Rabat (FLSHR), pour son encadrement précieux, ses conseils éclairés et son soutien indéfectible tout au long de cette aventure académique. Sa passion pour la recherche et son dévouement ont été une source constante d'inspiration.

Je remercie chaleureusement également M **Mohammed El HASSOUNI**, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des Lettres et des Sciences Humaines de Rabat (FLSHR), d'avoir accepté de présider le jury de ma soutenance.

Je remercie également M. **Mohamed El HAZITI**, professeur de l'enseignement supérieur à l'Ecole Supérieure de Technologie de Salé d'avoir accepté de rapporter ma thèse. Je la remercie également particulièrement pour le temps et l'effort que vous avez consacré pour lire et évaluer ce mémoire de thèse.

Je remercie vivement M. **Khalid MINAOUI**, professeur de l'enseignement supérieur à la Faculté des sciences de Rabat (FSR), d'avoir accepté de rapporter ce travail. Je le remercie aussi pour le temps et l'effort qu'il a consacré à lire mon mémoire et évaluer mon travail. Une sincère gratitude pour l'être méthodique que vous êtes.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à M. **Mohamed El AROUSSI**, professeur de l'enseignement supérieur à l'École Hassania des Travaux Publics de Casablanca, pour avoir accepté de rapporter ce travail. Je le remercie également pour le temps et les efforts qu'il a consacrés à la lecture et à l'évaluation de mon mémoire. Je suis sincèrement reconnaissant envers cet esprit méthodique qu'il incarne.

Un grand merci à M **Ahmed Drissi El MELIANI**, Professeur Habilité à la Faculté des sciences de Rabat (FSR), d'avoir accepté de faire partie du jury en tant qu'examinateur

Au cours de la préparation de ma thèse, j'ai bénéficié d'une bourse de recherche dans le cadre du projet Plateforme logicielle d'intégration de stratégies d'immunisation contre la pandémie de COVID-19, financé par le programme de bourses de recherche de l'Académie Hassan II des Sciences et Techniques du Maroc.

Mes pensées vont également à mes collègues et amis qui ont partagé ce parcours avec

moi. Leurs échanges, leurs encouragements et leurs critiques constructives ont contribué à façonner ce travail de recherche.

Enfin, je suis infiniment reconnaissant(e) envers ma famille pour leur soutien inconditionnel et leur compréhension tout au long de cette période intense.

Ce travail de thèse a été une expérience enrichissante, rendue possible grâce à l'apport précieux de chacun. Merci du fond du coeur.



RÉSUMÉ

Dans le contexte des impératifs de développement durable, une analyse approfondie des caractéristiques de la mobilité quotidienne dans la région de Rabat, il se révèle être une étape fondamentale pour comprendre le fonctionnement des déplacements quotidiens des individus et du transport en commun face au défi de produire une mobilité quotidienne durable. Cela est d'autant plus crucial pour faire face à la croissance démographique intense que connaît la région de Rabat et à l'étalement urbain qui en résulte.

Un objectif à moyen terme sur lequel notre équipe de recherche réfléchit est le développement d'une plateforme d'aide à la décision de simulation la mobilité quotidienne en milieu urbain. Cette plateforme devra prendre en compte les dimensions spatiales, les composants de la zone d'étude ainsi que les caractéristiques démographiques de chaque individus.

Dans ce travail de thèse, nous nous intéressons à l'étude des différentes approches des systèmes multi-agents, des réseaux bayésiens et de l'apprentissage automatique, ainsi qu'aux principes sur lesquels ils reposent pour la modélisation et la simulation en milieu urbain, dans le but d'aider les décideurs urbains à prendre des décisions pour résoudre les problèmes.

Ensuite, nous nous concentrons sur la modélisation et la simulation de la mobilité quotidienne, le premier domaine étant la simulation du déplacement des individus d'aide du système multi-agent sur la plateforme Gama. Nous validons ce modèle proposé en simulant la propagation de la Covid-19 et en prédisant son état dans les trois prochains mois. Nous développons également un modèle d'alliance entre le système multi-agent et le réseau bayésien pour comprendre les problèmes de la mobilité quotidienne, tels que la congestion. Nous élaborons également notre prototype basé sur l'apprentissage automatique pour prédire le mode de transport dans la région d'étude, en utilisant les données du recensement de 2014 des individus.

Pour concrétiser notre approche théorique, nous mettons en oeuvre notre prototype de modélisation et de simulation de la mobilité quotidienne en utilisant le langage de programmation Gaml et la plateforme de développement de systèmes multi-agents (SMA) Gama.

Mots-clés: modélisation et simulation; le système multi-agent; la mobilité quotidienne; l'apprentissage automatique



ABSTRACT

In the context of the imperatives of sustainable development, an in-depth analysis of the characteristics of daily mobility in the Rabat region is proving to be a fundamental step in understanding how people's daily movements and public transport function in the face of the challenge of producing sustainable daily mobility. This is all the more crucial in view of the Rabat region's intense demographic growth and the resulting urban sprawl.

A medium-term objective our research team is focusing on is the development of a decision support platform for simulating everyday urban mobility. This platform will simulate daily mobility in an urban environment, considering spatial dimensions, components of the study area, and demographic characteristics of individuals. In this thesis work, we explore various approaches to multi-agent systems, Bayesian networks, and machine learning, along with their underlying principles for modeling and simulation in urban environments. Our goal is to assist urban decision-makers in solving problems effectively.

Next, our focus shifts to modeling and simulating everyday mobility. The first aspect involves simulating individual movement using a multi-agent system on the Gama platform. We validate this model by simulating the propagation of Covid-19 and predicting its trajectory over the next three months. Additionally, we're developing a hybrid model integrating the multi-agent system with Bayesian networks to address mobility issues like congestion.

Furthermore, we're constructing a machine learning-based prototype to predict transportation modes in the study region, utilizing 2014 census data of individuals.

To operationalize our theoretical approach, we implement our prototype for modeling and simulating daily mobility using the Gaml programming language and the Gama multi-agent systems (MAS) development platform.

Keywords: modeling and simulation; multi-agent system; daily mobility; machine learning.



LA LISTE DES ABRÉVIATIONS

SAD : Système d'aide à la décision
SMA : Systèmes Multi-Agents
BDI : Belief, Desire, Intention
KQML : Knowledge Query and Manipulation Language
ACL : Agent Communication Language
TRANSIMS : Transportation Analysis and Simulation System
ITS : Transport Intelligents
MIRO : Modélisation Intra-urbaine des Rythmes quOtidien
MOBISIM : MObility SIMulation
JADE : Java Agent Development Framework
GAMA : Generic Agent-based Modeling and Architecture
PCA : Analyse en Composantes Principales
MATSim : Multi-Agent Transport Simulation
SGBDR : Un système de gestion de bases de données relationnelles
ACID : atomicité, cohérence, isolation et durabilité
SQL : Structured Query Language
JSON : JavaScript Object Notation
HCP : Haut Commissariat au Plan du Maroc
SIG : Système d'information géographique
DAI : intelligence artificielle distribuée
BNAS : Bayesian Network Agent System
MC : Markov Chain
BBN : Bayesian Belief Network
KNN : K-Nearest Neighbors
SVM : Support Vector Machine
net-RBF : Artificial Neural Network-multilayer perceptron Neural
GPS : Global Positioning System
MARL : Apprentissage par Renforcement Multiagent
LightGBM : Machine de Renforcement des Gradients
ANN : les réseaux de neurones artificiels
MNL : logit multinomial
EMD : Enquêtes Ménage-Déplacement
INSEE : Institut National de la Statistique et des études économiques
RNA : réseau neuronal artificiel
RBC : Réseau Bayésien de Croyances
RAG : Graphe Orienté Acyclique



LA LISTE DES FIGURES

1. L'architecture d'un système d'aide à la décision SAD	12
2. L'architecture de subsomption	14
3. L'architecture BDI	15
4. Schéma concernet le projet MIRO	19
5. Le méta modèle de la plateforme gama	23
6. Le diagramme de transmission de la maladie	27
7. Le diagramme de transmission du modèle SIR	28
8. L'architecture des algorithmes d'apprentissage automatique	32
9. Le modèle de Markov caché général	35
10. Une illustration d'un RNN	35
11. Les composants d'un système urbain	42
12. Le diagramme du class de l'infrastructure du système urbain	43
13. Le diagramme du class de la signalisation du système urbain	43
14. Le diagramme du class d'une pointe d'attractivité de système urbain	44
15. Le diagramme du class de mode du transport d'un système urbain	44
16. Le méta-modèle de langage GAML	47
17. Le méta-modèle de système multi-agents	49

18. Le diagramme du class des individus de la région du rabat	51
19. La connexion avec la base de données par Gaml language	52
20. Le téléchargement les fichiers shp de la zone étudiée	54
21. La zone étudiée	54
22. La simulation de la déplacement des individus dans la région du Rabat	55
23. La situation épidémique quotidienne de nouveaux cas au Maroc du 2 juin 2020 au 27 septembre 2021	60
24. La distribution géographique des nouveaux cas et décès dans la région	60
25. L'histogramme de la situation épidémique quotidienne de nouveaux cas au région Rabat-Salé-Kénitra du 1 juillet à 27 septembre en 2021	61
26. Les courbes résultant de modèle SIR pour la prédiction de Covid-19	64
27. Le Courbe représente des personnes infectées par le modèle SIR	64
28. Le courbe en rouge ; de modèle SIR et le histogramme en blue ; les données réelles des personnes infectées dans la région Rabat	65
29. L'affichage du modèle développé de simulation de la propagation de covid-19 sur la plateforme GAMA	71
30. Carte 3D d'une portion de la région de Rabat avec les agents et leur état de santé : (à gauche). Résultat graphique de simulation de la propagation de covid-19 : (à droite)	73
31. Estimation du lieu de travail à l'aide du modèle BBN du Bayesian Belief Network	88
32. La simulation des déplacements de personnes dans la région de Rabat à l'aide du système multi-agent Gama-Platform et du réseau de croyances bayésiennes ..	91
33. Le diagramme illustre la répartition des personnes qui ont rejoint et de celles qui n'ont pas encore rejoint leur lieu de travail	91

34. Le Processus proposé de déplacement en mode de modèle prédit	101
35. L'architecture de réseau neuronal à base de fonctions radiales (RBF)	104
36. Diagramme comparatif des algorithmes d'apprentissage automatique en ce qui concerne les critères d'évaluation : Accuracy, Precision, Recall, F1-score ...	109
37. L'architecture du modèle net-RBF a été appliquée à la prédiction des modes de transport des employeurs dans la région de Rabat	110
38. La courbe ROC du mode net-RBF	111



LA LISTE DES TABLEAUX

1. Les plateformes de simulation d'aide à la décision	22
2. Les paramètres du modèle de Markov Caché	34
3. Comparaison entre Gaml, Java et Netlogo	49
4. Extrait de données des infectées par jour en région Rabat	61
5. Caractéristiques démographiques de la région Rabat	62
6. Les Variables globales de notre modèle	68
7. Ensemble de données et attributs des individus dans la région du Rabat	98
8. Les métriques d'évaluation en utilisant une partition des données en Train/Test	108
9. La Comparaison des performances des algorithmes	109



LA LISTE DES ALGORITHMES

1. Algorithme de Modèle Markov	33
2. Algorithme de Chaîne de Markov en Temps Discret 'DTMC'	33
3. Algorithme de Modèle de Markov Caché.....	34
4. Algorithme des Réseaux de neurones récurrents	35
5. L'Algorithme Dijkstra	45
6. L'Algorithme K-Nearest Neighbors: KNN	101
7. L'Algorithme Support Vector Machine : SVM.....	102
8. L'Algorithme Artificial Neural Network-multilayer Perceptron: net-RBF	103
9. L'Algorithme Bayesian Belief Network.....	104



LA LISTE DES PUBLICATIONS

1. QBOUCHE, Khalid et RHOULAMI, Khadija. Predicting Transport Mode in the Rabat Region: A Machine Learning Approach. Journal homepage: <http://iieta.org/journals/isi>, 2024, vol. 29, no 2, p. 493-500.
2. QBOUCHE, Khalid et RHOULAMI, Khadija. Simulation daily mobility in rabat region using multi-agent systems models. Journal of ICT Standardization, 2022, vol. 10, no 2, p. 293-303.
3. Qbouche Khalid, and Khadija Rhoulami."Smart Mobility Simulation: Multi-Agent System in Rabat's Urban Landscape"."The 7th International Conference on Networking, Intelligent Systems & Security". Cham: Springer International Publishing, 2024.
4. QBOUCHE, Khalid et RHOULAMI, Khadija. Simulation and forecasting the Covid-19 pandemic in the Rabat Region. In : International Conference on Digital Technologies and Applications. Cham : Springer International Publishing, 2022. p. 120-130.
5. Qbouche, Khalid, and Khadija Rhoulami. "Simulation daily mobility using J48 algorithms of machine learning for predicting workplace." Proceedings of the 2nd International Conference on Big Data, Modelling and Machine Learning. Vol. 454. 2022.
6. QBOUCHE, Khalid et RHOULAMI, Khadija. Towards for an agent-based model to simulate daily mobility in Rabat Region. In : International Conference on Advanced Technologies for Humanity. Cham : Springer International Publishing, 2021.p.3-9.

7. QBOUCHE, Khalid and RHOULAMI, Khadija. Simulation daily mobility in rabat region. In : Proceedings of the 4th International Conference on Networking, Information Systems & Security. 2021. p. 1-4.

Table des Matières

Dédicace	iii
Remerciement	v
Résumé	vii
Abstract	ix
La liste des abréviations	xi
La liste des figures	xiii
La liste des tableaux	xvii
La liste des algorithmes	xix
La liste des publications	1
Introduction Général	1
Chapitre 1 : État de l'Art	3
1.1 Présentation	3
1.2 Le Contexte et Problématique	3
1.2.1 La modélisation et la simulation	3
1.2.2 Les problèmes urbains à résoudre	5
1.2.3 La mobilité quotidienne comme problématique	5
1.2.4 L'Objectif de la Recherche	6
1.2.5 L'Organisation de la thèse	6
1.3 Les Généralités	8
1.3.1 La Simulation par l'aide à la décision	8

1.3.1.1	La Modélisation	8
1.3.1.2	La Simulation	9
1.3.1.3	Le Système d'aide à la décision	10
1.3.1.4	L'architecture de système d'aide à la décision	11
1.3.2	Les Systèmes Multi-Agents (SMA)	12
1.3.2.1	L'architecture d'un agent	13
1.3.3	Les interactions entre les agents	16
1.3.3.1	La Communication via l'environnement	16
1.3.3.2	La Communication à travers le tableau noir	16
1.3.3.3	La Communication via l'envoi des messages	17
1.3.4	Les simulateurs d'urbanisations	17
1.3.4.1	Le projet Transims	17
1.3.4.2	Le projet MIRO	18
1.3.4.3	Le projet MOBISIM	19
1.3.4.4	Le projet UrbanSim	20
1.3.5	Les plateformes de simulations	20
1.3.5.1	Les critères pour choisir une plateforme de simulation	20
1.3.5.2	Les plateformes de simulation d'aide à la décision	21
1.3.5.3	Synthèses	22
1.4	Les Modèles mathématiques en épidémiologie	23
1.4.1	Le Premier modèle mathématiques en épidémiologie: Daniel Bernoulli	24
1.4.2	Le modèle mathématique en épidémiologie W.H. Hamer	26
1.4.3	Le modèle SIR : modèle déterministe général de Kermack et McKendrick	28
1.4.4	Synthèse	28
1.5	L'apprentissage automatique au contexte de la mobilité quotidienne	29
1.5.1	Définition de l'Apprentissage Automatique	29
1.5.2	Les algorithmes d'apprentissage automatique	30
1.5.3	Les algorithmes de prédiction de la mobilité:	32
1.5.3.1	Algorithme de Modèle Markov	33
1.5.3.2	Algorithme de Chaîne de Markov en Temps Discret 'DTMC'	33
1.5.3.3	Algorithme de Modèle de Markov Caché	34

1.5.3.4	Algorithme des Réseaux de neurones récurrents	35
1.6	Conclusion	37
Chapitre 2 : La Simulation de la Mobilité Quotidienne dans la Région du Rabat		39
2.1	Le Contexte et objectif	39
2.2	Les Travaux Connexes	40
2.3	L'Application du système multi-agent	41
2.4	Les composants principaux d'un système transport urbain	42
2.4.1	L'Infrastructure	42
2.4.2	La Signalisation	43
2.4.3	Le Point d'attractivité	44
2.4.4	Le Mode de transport	44
2.5	La Plateforme de système Multi-agent 'Gama'	45
2.5.1	L'algorithme Dijkstra	45
2.5.2	Le langage Gaml	46
2.5.3	Le Méta-Modèle	48
2.5.4	Syntaxe	49
2.6	Le Postgresql Server	50
2.7	Le Diagramme de Class du notre Modèle	51
2.8	Conclusion	55
Chapitre 3 : La Simulation et prévision de la pandémie de Covid-19 dans la région de Rabat.		57
3.1	Introduction	57
3.2	Les Travaux Connexes	58
3.3	La Situation épidémique au Maroc	59
3.4	Le Modèle mathématique SIR	62
3.5	L'Implémentation de modèle SIR	63
3.5.1	le choix de langage Python	63
3.5.2	Le Paramétrage de modèle SIR	63
3.6	La Comparaison entre la courbe de modèle SIR et la courbe des données réelle des personnes infectés à la région Rabat	64

3.7	La simulation de la propagation de covid-19 par le système multi-agent la plateforme Gama	65
3.7.1	Le choix de la plateforme Gama	65
3.7.2	La modélisation et la simulation basées sur des agents	66
3.7.3	Les données géospatiales	67
3.7.4	La conception du notre système simulation	67
3.7.5	La description du modèle	67
3.7.6	La section globale du modèle	68
3.8	L'Experiment	70
3.9	L'Observation des résultats	71
3.9.1	Au debut de la simulation	71
3.9.2	Fin de la simulation	72
3.10	Conclusion	73
Chapitre 4	: Le Modèle informatique de simulation la mobilité quotidienne . .	75
4.0.1	Les intérêts de la simulation la mobilité quotidienne	75
4.0.2	Les Approches de modélisation la mobilité quotidienne	77
4.0.2.1	L'Approche basé sur les données mobiles	78
4.0.3	La Description générale du modèle développé	79
4.0.4	Les Travaux Connexes	80
4.0.5	L'Hypothèse de fonctionnement	83
4.0.6	L'Objectif du modèle proposé	84
4.0.6.1	La description détaillé du modèle	85
4.0.6.2	Le sous modèle de système multi-agents	86
4.0.6.3	Le sous modèle de Réseaux bayésiens	87
4.0.6.4	Le sous modèle de projection des individus	88
4.0.7	L'Évaluation expérimentale	89
4.1	Conclusion	91
Chapitre 5	: La prédiction du mode de transport dans la région du rabat à l'aide d'apprentissage automatique.	93
5.1	Introduction	93
5.2	Les Travaux Connexes	95

5.3	L'Aspects Méthodologiques	96
5.4	Les Ensembles de données	96
5.4.1	Les Variables Descriptives	97
5.4.2	Prétraitement des données	98
5.5	L'Apprentissage Automatique	99
5.5.1	Définir l'apprentissage automatique	99
5.5.2	Conception du modèle d'apprentissage	100
5.6	Les algorithmes d'apprentissage automatique proposés	101
5.6.1	L'Algorithme K-Nearest Neighbors: KNN	101
5.6.2	L'Algorithme Support Vector Machine : SVM	102
5.6.3	L'Algorithme Artificial Neural Network-multilayer Perceptron: net- RBF	103
5.6.4	L'Algorithme Bayesian Belief Network	104
5.7	Les Méthodes d'entraînement : 'Training Techniques'	106
5.7.1	Métriques d'apprentissage	106
5.8	Les Résultats	107
5.9	Conclusion	111
	Conclusion générale et perspectives	113
	Bibliographie	115



INTRODUCTION GÉNÉRAL

Dans le cadre des objectifs de développement durable, il est primordial d'effectuer une analyse approfondie des caractéristiques de la mobilité quotidienne, notamment dans des régions urbaines en pleine expansion comme celle de Rabat. Cette analyse permet de mieux comprendre les dynamiques des déplacements individuels et des transports en commun, et d'adapter les politiques pour promouvoir une mobilité durable. La région de Rabat, avec sa forte croissance démographique et son étalement urbain, représente un terrain d'étude idéal pour de telles analyses.

Face à ces défis, notre équipe de recherche s'engage dans le développement d'une plateforme de simulation de la mobilité quotidienne en milieu urbain. Cette plateforme vise à intégrer les dimensions spatiales et les caractéristiques démographiques de chaque individu de la zone d'étude.

Ce travail de thèse se concentre sur l'exploration et l'application de différentes approches, notamment les systèmes multi-agents, les réseaux bayésiens et l'apprentissage automatique, pour la modélisation et la simulation en milieu urbain. Ces approches offrent des outils puissants pour aider les décideurs urbains à prendre des décisions éclairées, en leur fournissant des simulations réalistes des dynamiques de mobilité et des scénarios futurs possibles.

En particulier, nous nous intéressons à la simulation des déplacements individuels à l'aide de systèmes multi-agents, validée par des études de cas telles que la propagation de la Covid-19. De plus, nous développons un modèle combinant systèmes multi-agents et réseaux bayésiens pour analyser les problèmes de congestion urbaine. Enfin, un prototype basé sur l'apprentissage automatique est conçu pour prédire le mode de transport en se basant sur les données du recensement de 2014.

Pour concrétiser cette approche théorique, nous utilisons le langage de programma-

tion Gaml et la plateforme de développement de systèmes multi-agents (SMA) Gama, permettant de créer des simulations complexes et réalistes de la mobilité quotidienne dans la région de Rabat.

1.1 Présentation

Dans ce chapitre introductif, d'une part, nous présentons le contexte, la problématique et les objectifs de ce travail de recherche, et de l'autre côté nous présentons les notions importantes qui concernent notre axe de travail à savoir les notions des systèmes multi-agents, de modélisation, de simulation, de la prédiction par les modèles de l'apprentissage automatique, le modèle mathématique SIR.

1.2 Le Contexte et Problématique

1.2.1 La modélisation et la simulation

De nos jours, de nombreux décideurs dans différents domaines s'orientent vers l'utilisation de systèmes d'aide à la décision pour faciliter leur processus de prise de décision. Que ce soit dans le domaine des affaires, de la finance, de la santé, de l'environnement ou encore de la gouvernance, les systèmes d'aide à la décision offrent des avantages considérables. Ces outils permettent aux décideurs d'analyser rapidement et efficacement de vastes quantités de données complexes, de modéliser des scénarios hypothétiques, d'identifier les risques et les opportunités, et de simuler des résultats. En outre, les systèmes d'aide à la décision fournissent souvent des recommandations précises et objectives, basées sur des modèles mathématiques et statistiques rigoureux, qui aident les décideurs à prendre des décisions éclairées et à minimiser les erreurs. Cela leur permet de gagner du temps et de l'argent, d'optimiser leur performance et de prendre des décisions plus cohérentes et plus fiables. En fin de compte, l'utilisation de systèmes d'aide à la décision est une stratégie de plus en plus courante pour les décideurs de toutes sortes de domaines pour améliorer leur processus de décision. Le domaine urbain est parmi la problématique que les institutions concernés souhaitent aborder avec le plus d'éléments afin d'éclairer leurs

décisions. Pour résoudre ce problème d'aide à la décision, les chercheurs scientifiques sont actuellement orientés vers le développement de modèle informatique pour simuler la mobilité quotidienne dans le territoire urbain. Ces modèles informatiques devraient inclure plusieurs indicateurs comme des indicateurs sociaux et économiques. Ces modèles permettent d'appréhender, prédire, simuler et analyser le fonctionnement de système urbain. Parallèlement aux travaux de modélisation, de nombreux travaux théoriques sont également menés dans le but de proposer de nouvelles approches et de nouveaux paradigmes pour modéliser des systèmes complexes et développer des outils d'aide à la décision. Pour cela, la modélisation de simulation de la mobilité quotidienne est un outil adapté. Les modèles de simulation constituent un outil précieux pour comprendre et prévoir les schémas de mobilité quotidienne. Il existe trois principaux types de modèles de simulation : microscopique, mésoscopique et macroscopique (Qbouche and Rhouлами (2021a)). Les modèles microscopiques simulent les mouvements et les comportements individuels, tels que le mouvement d'un piéton ou d'un véhicule, en tenant compte de facteurs tels que la vitesse, la direction et les interactions avec d'autres agents. Ces modèles sont très détaillés mais nécessitent une puissance de calcul et des données importantes. Les modèles mésoscopiques simulent des groupes d'agents, tels qu'un groupe de piétons ou un flux de véhicules, et peuvent fournir davantage d'informations sur le flux global de la circulation ou les schémas de mouvement. Ces modèles sont moins détaillés que les modèles microscopiques, mais ils fournissent néanmoins des informations précieuses sur la manière dont les gens se déplacent dans différents environnements. Les modèles macroscopiques se concentrent sur le flux global du trafic ou les schémas de mobilité dans une zone plus vaste, telle qu'une ville ou une région. Ces modèles sont moins détaillés que les modèles microscopiques ou mésoscopiques, mais ils peuvent fournir des informations précieuses sur l'impact des différents systèmes de transport et des infrastructures sur la mobilité.

En utilisant ces différents types de modèles de simulation, les chercheurs et les décideurs politiques peuvent mieux comprendre comment les schémas de mobilité quotidienne sont façonnés par divers facteurs, tels que les systèmes de transport, les infrastructures et les facteurs sociaux et économiques. Ces informations peuvent ensuite être utilisées pour élaborer des politiques et des solutions plus efficaces afin d'améliorer la mobilité et de réduire la congestion.

1.2.2 Les problèmes urbains à résoudre

Les décideurs de la ville dépendent de l'étude de la mobilité quotidienne, progressivement réalisée par les modèles et outils informatiques qui aident leur processus de décision. Les institutions concernées au Maroc, comme dans d'autres pays, doivent faire face aux effets négatifs, environnementaux, sociaux et économiques, des problèmes urbains engendrés principalement par la mobilité urbaine, la croissance démographique et le trafic automobile.

Ainsi, les gestionnaires sont à la recherche de systèmes d'aide à la décision qui leur permettent de comprendre ces phénomènes urbains et d'identifier les meilleures politiques urbaines à l'aide de scénarios de simulation.

Pour répondre à ces exigences, l'Université Mohamed V se considère par rapport aux priorités de recherche nationales proposées par le Centre de Recherche Scientifique et Technique (CNRST), et propose de la modélisation des systèmes un de ses principaux axes de recherches. Dans ce contexte national, la mobilité quotidienne est considérée comme un domaine de recherche prioritaire.

1.2.3 La mobilité quotidienne comme problématique

La mobilité quotidienne est parmi les axes des problèmes urbains. Il s'agit d'une problématique à laquelle sont confrontés les décideurs urbains. La mobilité quotidienne est devenue une problématique majeure dans nos sociétés modernes. Les déplacements pour se rendre au travail, à l'école ou pour effectuer des courses sont de plus en plus fréquents et nécessitent souvent l'utilisation de moyens de transport individuels tels que la voiture ou la moto. L'importance du sujet de la mobilité quotidienne manifesté principalement de comprendre les scénarios de déplacement des personnes pour arriver à leurs destinations (lieu travail, école ou université) avec un chemin optimal dans la ville, de modéliser et anticiper le mode de transport qui va être pris par les individus.

Le principal moteur de la mobilité quotidienne est la croissance de la population urbaine dans de nombreuses régions du monde a entraîné une augmentation de la circulation routière, ce qui peut entraîner des embouteillages, des temps de trajet plus longs et des coûts plus élevés pour les déplacements quotidiens.

Actuellement dans les grandes villes marocaines, la mobilité quotidienne est devenue un enjeu majeur au développement économique et social. La mobilité quotidienne est la source de plusieurs problèmes comme l'impact sur l'environnement en raison des émissions

de gaz à effet de serre qu'ils génèrent. De plus, ils contribuent à la congestion routière, ce qui entraîne des retards et des pertes de temps importants pour les usagers de la route. Pour résoudre ces problèmes urbains, les chercheurs ont lancé des études pour comprendre ce phénomène social, ses causes et ses effets, pour aider les décideurs de la ville pour instaurer des politiques et décisions urbaines adaptées.

Ces études portant sur la mobilité quotidienne touchent à plusieurs aspects de la problématique : l'impact de la mobilité résidentielle sur la mobilité quotidienne des individus, les disparités et inégalités des modes de transport entre les zones urbaines, et l'infrastructure routière disparate.

Ils exploitent les résultats de recensements généraux et supervisent principalement une approche statistique qui permet de comprendre le phénomène de la mobilité quotidienne, de mesurer l'évolution du phénomène au fil du temps et selon le lieu.

Et d'exploiter les comportements de la mobilité quotidienne et les caractéristiques de l'individu (lieu de résidence, âge, niveau d'étude, statut professionnel ..) évidemment, les problématiques de la mobilité quotidienne sont parmi les priorités d'application de nos travaux de modélisation et de simulation de déplacement des individus.

1.2.4 L'Objectif de la Recherche

Notre travail de recherche se concentre principalement sur le développement d'un modèle informatique de simulation de la mobilité quotidienne des individus (Qbouche and Rhoulami (2021a)). Un objectif principal est de développer un modèle d'aide à décisions de simulation de système urbain (Qbouche and Rhoulami (2021b)). Ce modèle doit prendre en considération les attributs (lieu du travail, lieu de résidence) de chaque individu qui diffèrent de l'une à l'autre. Pour répondre à cette contrainte, nous décidons de modéliser et simuler le déplacement des individus utilisant les Systèmes Multi-Agent (SMA).

1.2.5 L'Organisation de la thèse

Notre objectif est de concevoir et mettre en oeuvre un modèle de simulation opérationnel d'aide à la décision supportant les fonctionnalités de modélisation de la mobilité quotidienne, de simulation des comportements des individus dans la région de Rabat. La thèse se compose 5 chapitres et une conclusion. Pour Chapitre 1: Dans la suite de ce chapitre introductif, nous discutons du contexte de cette recherche. Nous expliquons la portée et la motivation de ce travail. Nous introduisons nos principales questions de

recherche, suivies d'une présentation des principaux objectifs. Le Chapitre 2: il est consacré au développement du modèle de la simulation de la mobilité quotidienne à la région de rabat au royaume du maroc (Qbouche and Rhoulami (2021a)). Nous proposons un modèle de simulation de la mobilité quotidienne des individus qui ont habités à la région par l'utilisation des données de recensement HCP 2014 et par le système d'aide à la décision, la plateforme multi-agents GAMA. Le Chapitre 3: développement d'un modèle de simulation et la prédiction de la pandémie COVID-19 dans la région du Rabat. Ce travail, permet de prédire la pandémie COVID-19 dans les 3 prochains mois, on a utilisé le modèle Mathématique SIR (da Silva (2021)) . Afin de pouvoir valider notre modèle, on a utilisé les données réelles fournies par le ministère de la santé pour les trois mois précédents de la région de Rabat, nous simulons cette propagation par le système multi-agent Gama Plateforme. Le Chapitre 4: nous proposons un modèle de simulation de la mobilité quotidienne des individus dans la région de Rabat à l'aide de modèles de système multi-agents (Qbouche and Rhoulami (2021b)). Dans ce travail, on a proposé un modèle mixte de la mobilité quotidienne basé sur le concept d'aide à la décisions. Ce modèle est construit par des techniques ascendantes telles que le modèle de système multi agent 'Bayesian Belief Network' (BBN), et le modèle mathématique Chaîne de Markov. Il permet de concevoir le déplacement de l'individu et étudie la prévision de sa position. Dans ce travail, on a proposé un modèle mixte de la mobilité quotidienne basé sur le concept d'aide à la décision. Ce modèle est construit sur des techniques ascendantes telles que le modèle de système multi agent 'Bayesian Belief Network' (BBN), et le modèle mathématique Chaîne de Markov. Il permet de concevoir le déplacement de l'individu et étudie la prévision de position de la personne. Le Chapitre 5: Nous développons un modèle basé sur l'apprentissage automatique qui permet de prédire le mode de transport dans la région de Rabat (Qbouche and Rhoulami (2024)). Par conséquent, nous avons proposé quatre algorithmes pour les techniques d'apprentissage automatique qui ont été utilisés pour analyser et classifier le déplacement d'un individu afin de soutenir les décisions urbaines, K-Nearest Neighbours (KNN), Artificial Neural Network-multilayer perceptron Neural (net-RBF), Réseau de croyance bayésienne (BNN) et machine à vecteurs de support (SVM).

Les conclusions résument notre contribution à la conception et au développement d'un modèle de simulation de la mobilité quotidienne, d'aide à la décision, évaluent les

avantages et les limites des résultats de notre recherche, et présentent des descriptions d'éventuels points de vue et développements.

1.3 Les Généralités

1.3.1 La Simulation par l'aide à la décision

La simulation par l'aide à la décision est un outil puissant qui permet aux individus et aux organisations de tester différents scénarios et de prendre des décisions éclairées en fonction des résultats. Avec la simulation, les utilisateurs peuvent créer des modèles virtuels qui reproduisent des situations réelles, y compris les résultats potentiels et les conséquences. Cela permet une expérimentation et une analyse dans un environnement sans risque, ce qui peut finalement conduire à une prise de décision plus efficace.

1.3.1.1 La Modélisation

La modélisation est un processus qui consiste à créer une représentation simplifiée d'un système, d'un phénomène ou d'un processus. Les modèles peuvent prendre différentes formes, allant des modèles mathématiques abstraits aux maquettes physiques en 3D, en passant par les simulations informatiques interactives.

L'architecture du processus de modélisation d'un système d'information comprend:

- Le système de référence représente la partie réelle réalisée par les chercheurs scientifiques.
- Un modèle est une construction abstraite qui représente une réalité complexe. Il s'agit d'un ensemble de règles, de principes et de paramètres qui permettent de comprendre ou de prédire des phénomènes. Les modèles abstraits peuvent être utilisés dans différents domaines, tels que la physique, l'économie, la biologie ou la sociologie, pour simplifier une réalité complexe et la rendre plus facile à comprendre ou à manipuler. On peut catégoriser le modèle à deux types : un modèle statique et un modèle dynamique.
 - Un modèle statique est un type de modèle qui représente une réalité figée dans le temps, sans considérer les variations ou les évolutions possibles. Il s'agit d'un modèle qui ne prend pas en compte les dynamiques, les interactions ou les changements qui peuvent survenir dans le système représenté.
 - Un modèle dynamique est un type de modèle qui prend en compte les variations et les évolutions possibles dans le temps. Contrairement aux modèles

statiques qui représentent une réalité figée dans le temps, les modèles dynamiques permettent de comprendre les interactions et les changements qui peuvent survenir dans un système au fil du temps.

Un méta-modèle est un modèle qui décrit les caractéristiques communes d'un ensemble de modèles. Il s'agit donc d'un modèle de deuxième niveau qui permet de formaliser et de décrire d'autres modèles. Le méta-modèle est utilisé dans les sciences de l'information et de la communication pour faciliter la comparaison, la validation et l'intégration de différents modèles. Il peut également être utilisé pour guider le processus de conception de modèles, en fournissant des directives et des normes pour leur construction.

1.3.1.2 *La Simulation*

Un simulateur est un système ou un dispositif informatique qui permet de reproduire les conditions réelles d'un environnement ou d'un système, dans le but de simuler des situations ou des événements à des fins d'analyse, de formation ou d'expérimentation. Les simulateurs peuvent également être utilisés pour modéliser des systèmes complexes, tels que les réseaux de transport, les systèmes de production ou les réseaux sociaux. Dans ce cas, les simulateurs permettent de tester des hypothèses, de prévoir des résultats et d'optimiser les performances du système.

La simulation est une technique qui consiste à reproduire artificiellement des situations réelles ou imaginaires, dans le but d'étudier leur comportement, de prédire leur évolution ou d'évaluer les effets de différentes actions ou décisions. La simulation peut être utilisée dans de nombreux domaines, tels que la science, l'ingénierie, la médecine, la finance, l'économie et la défense.

Les objectifs de la simulation sont de :

- **Tester une hypothèse** : La simulation peut permettre de tester une hypothèse en créant un modèle qui représente la situation à étudier. Les différentes variables du modèle peuvent être manipulées pour observer comment elles affectent les résultats de la simulation.
- **Prédire les résultats** : La simulation peut être utilisée pour prédire les résultats d'un processus ou d'un système avant qu'ils ne se produisent. Cela peut aider à prendre des décisions éclairées et à planifier l'avenir.

- Optimiser les performances : La simulation peut être utilisée pour optimiser les performances d'un système ou d'un processus en testant différentes configurations et en trouvant la meilleure option.

1.3.1.3 Le Système d'aide à la décision

Un système d'aide à la décision (SAD) est un système informatique qui fournit aux décideurs des informations pertinentes, des modèles et des outils pour les aider à prendre des décisions éclairées. Le but d'un SAD est de faciliter la prise de décision en fournissant des informations en temps réel, des analyses, des prévisions et des simulations, afin que les décideurs puissent mieux comprendre les situations complexes et prendre des décisions plus efficaces. Ils ont créés pour résoudre les problèmes peu ou mal structurés (Eierman et al. (1995)). Pour checroun (Checroun (1992)), un système d'information interactif conçu pour utiliser des données et des modèles pour résoudre des problèmes mal ou imparfaitement structurés est un système d'aide à la décision. Les définitions communes des termes système, interactif, données, modèles, problèmes peu ou mal structurés, aider peuvent être définies comme suit:

- Système: Un système est un ensemble d'éléments interconnectés qui travaillent ensemble pour réaliser un objectif commun.
- Interactif: Interactif se réfère à quelque chose qui permet à l'utilisateur de communiquer avec elle, ou qui répond aux entrées de l'utilisateur en temps réel. Dans le contexte de l'informatique, un programme interactif est un programme qui permet à l'utilisateur de communiquer avec le programme via une interface utilisateur graphique, une ligne de commande ou d'autres moyens.
- Données: Les données sont des faits, des statistiques, des mesures ou des observations brutes qui peuvent être stockées, traitées et analysées pour obtenir des informations ou des connaissances.
- Modèles: Dans le contexte de l'informatique, un modèle peut être une représentation simplifiée d'un système ou d'un processus complexe. Les modèles sont souvent utilisés pour prédire le comportement futur d'un système ou pour aider à prendre des décisions. Les modèles peuvent prendre de nombreuses formes, telles que des modèles mathématiques, des modèles statistiques, des modèles de simulation.

- Problèmes peu ou mal structurés: Les problèmes peu ou mal structurés sont des problèmes qui n'ont pas de solution claire ou évidente. Ces problèmes sont souvent complexes et mal définis, avec des variables imprévisibles et des interactions complexes.
- Aider: Aider se réfère à apporter un soutien ou une assistance à quelqu'un pour résoudre un problème ou atteindre un objectif. Dans le contexte de l'informatique, les outils et les techniques peuvent être utilisés pour aider les décideurs à résoudre des problèmes, à prendre des décisions et à atteindre des objectifs. Par exemple, l'intelligence artificielle peut être utilisée pour aider à diagnostiquer des maladies, les systèmes de recommandation peuvent aider à recommander des produits aux clients, etc.

1.3.1.4 L'architecture de système d'aide à la décision

L'architecture d'un système d'aide à la décision est généralement basée sur des algorithmes qui prennent des décisions en fonction des données d'entrée. Ces systèmes sont conçus pour automatiser des tâches qui nécessitent une prise de décision rapide et précise. Il existe plusieurs architectures pour un système d'aide à la décision, mais la plupart comportent les éléments suivants :

- Collecte de données : le système recueille des données à partir de sources diverses telles que des capteurs, des bases de données, des fichiers de logs, etc. Ces données sont stockées dans une base de données ou un système de stockage.
- Traitement de données : une fois que les données collectées, elles sont traitées pour être nettoyées, normalisées et structurées. Cette étape permet de préparer les données pour l'analyse.
- Analyse des données : les données sont analysées à l'aide d'algorithmes de prise de décision pour identifier les tendances, les anomalies et les relations entre les données. Cette analyse peut être effectuée en temps réel ou sur des données historiques.
- Prise de décision : une fois que les données sont analysées, le système prend des décisions en fonction des règles prédéfinies ou des modèles d'apprentissage automatique. Ces décisions peuvent être automatisées ou présentées à un utilisateur pour approbation.

- Action : le système effectue une action en fonction de la décision prise. Cette action peut être automatisée ou nécessiter une intervention humaine.
- Évaluation : après l'action, le système évalue les résultats pour déterminer si la décision prise était la meilleure et si des améliorations peuvent être apportées à l'algorithme de prise de décision.

la figure 1.1 suivante illustre ces composants de l'architecture d'un système d'aide à la décision SAD:

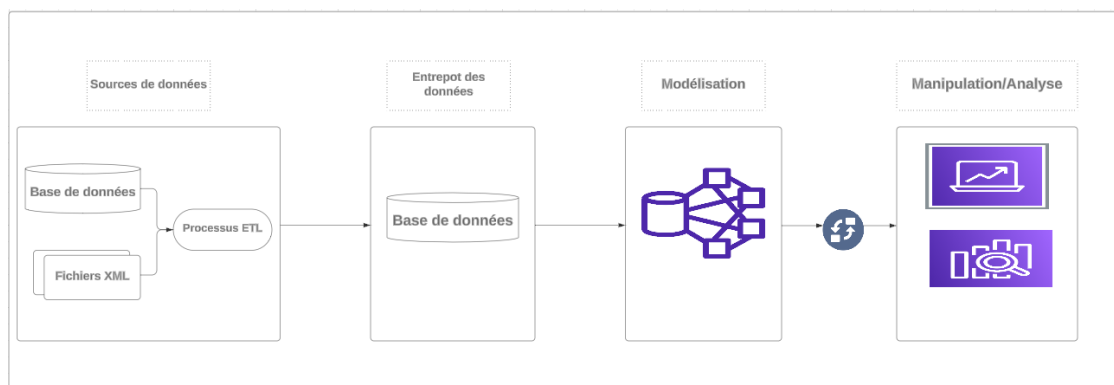


Figure 1.1: L'architecture d'un système d'aide à la décision SAD.

L'architecture d'un système d'aide à la décision est une séquence d'étapes pour collecter, traiter, analyser, décider, agir et évaluer les données. Les algorithmes de prise de décision peuvent être basés sur des règles prédéfinies ou des modèles d'apprentissage automatique, en fonction des besoins du système.

1.3.2 Les Systèmes Multi-Agents (SMA)

Définition des SMA:

Un système multi-agents est un ensemble d'agents autonomes qui interagissent entre eux et avec l'environnement pour atteindre un objectif commun. Dans le contexte de la mobilité quotidienne, un système multi-agents peut faire référence à un réseau de véhicules, d'infrastructures et d'individus qui travaillent ensemble pour optimiser le transport et réduire les embouteillages. En plus, les systèmes multi-agents sont considérés l'un des plus nouveaux domaines de recherches en intelligence artificielle. Il a utilisé au début des années 1990 avec (Minsky (1991)), (Ferber (1997)) pour améliorer les limites de l'intelligence artificielle classique. Les SMA s'intéressent pour la modélisation des comportements humains dans le monde réel par des notions mentales qui sont : les connaissances, les principes , les croyances, les choix et les engagements (

Ils sont classifiés en agents réactifs et agents cognitifs:

Les agents réactifs :

Un agent réactif est un type d'agent qui prend des décisions en fonction de l'état actuel de son environnement, sans avoir de connaissance de l'historique de l'environnement ou de sa propre expérience antérieure. La fonction de cet agent est de type "if then". Ainsi, l'agent peut exécuter l'action si une condition est vérifiée.

Les agents cognitifs :

Les agents cognitifs sont des modèles créés à partir de leur environnement. Ils sont basés sur des mémoires internes qui permettent d'utiliser les actions passées pour résoudre les problèmes courants. Les agents sont capables de raisonner logiquement avec la considération des données perçues de l'environnement, les données partagées par les autres agents. Les agents cognitifs peuvent prendre les décisions, construire et suivre les plans d'exécution d'un modèle pour atteindre leurs objectifs déjà fixés.

1.3.2.1 L'architecture d'un agent

Nous avons deux architectures reconnues par les chercheurs des SMA pour implémenter et créer les agents: l'architecture de subsomption et l'architecture Belief, Desire, Intention (BDI).

L'architecture de subsomption:

L'architecture de subsomption est une architecture de contrôle comportemental pour les robots autonomes. Elle a été développée par Rodney Brooks dans les années 1980. Cette architecture est basée sur l'idée que les comportements simples, lorsqu'ils sont combinés, peuvent donner lieu à des comportements complexes.

Dans l'architecture de subsomption, les comportements sont organisés en couches, chaque couche traitant des comportements de plus en plus complexes. Les comportements des couches inférieures sont plus élémentaires et sont en concurrence pour le contrôle du robot. Les comportements des couches supérieures sont plus complexes et sont activés en fonction de la présence de certaines situations. Les comportements des couches supérieures peuvent inhiber les comportements des couches inférieures.

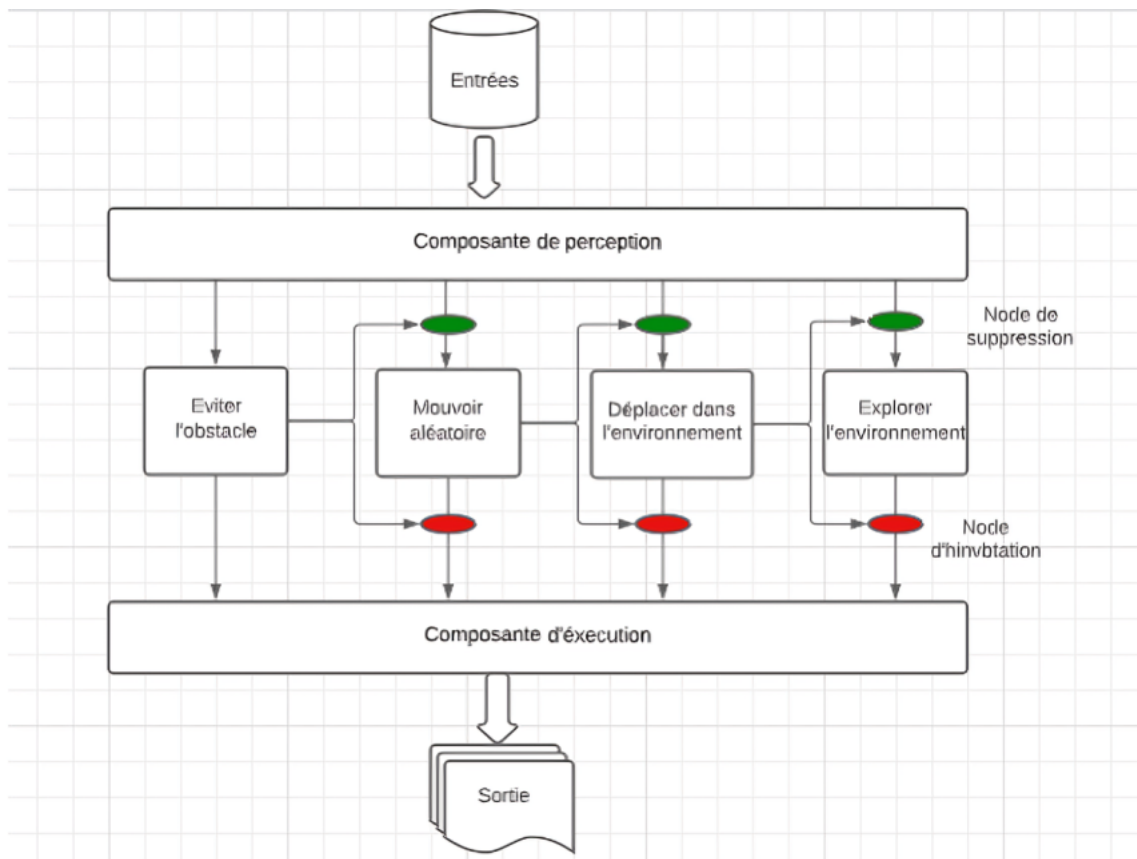


Figure 1.2: L'architecture de subsumption

La figure 1.2 illustre le principe d'architecture de subsumption d'un agent robot explorateur. Les couches de l'architecture sont ordonnées de telle sorte que le processus à gauche est le moins abstrait tandis que les processus à droite sont les plus complexes.

Par exemple, le processus éviter les obstacles est le plus en bas, et le processus "Mouvoir aléatoire" suit l'ordre gauche à droite observe que l'agent robot doit posséder l'habileté d'éviter un obstacle afin de pouvoir marcher effectivement.

L'architecture BDI:

L'architecture BDI (Belief, Desire, Intention) en français (Croyance-Désir-Intention) est peut-être l'architecture la plus connue (Rao and Georgeff (1995)). c' est une modèle logiciel développé pour la programmation d'agents intelligents et il est basé sur la théorie de Michael Bratman (Bratman (1987)) sur le raisonnement pratique. Elle se base sur trois aspects mentales qui sont les croyances, les désires et les intentions:

le B (Belief) = Croyance:

Il représente l'information qui possède l'agent sur son environnement et sur d'autres agents, qui peut être incomplète ou incorrecte. Chaque agent a un ensemble de données

possédant des éléments abstraits de l'environnement et des autres agents .

le D (Desire) = Désir:

Il présente un ensemble des états que l'environnement peut réaliser, elles correspondent aux objectifs que l'agent aimerait exécuter. D'autre façon, les désirs se sont des visions et des objectifs raisonnables.

le I(Intention)=Intention:

Il représente le désir que l'agent a décidé d'exécuter ou les actions qu'il décide de mettre pour accomplir ses désirs lesquelles il affecte des ressources.

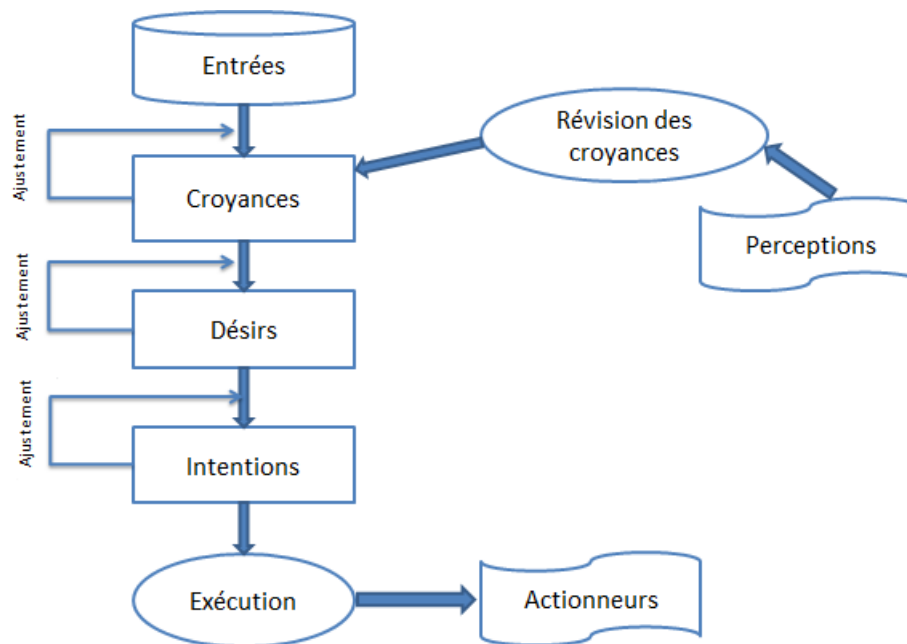


Figure 1.3: L'architecture BDI

La figure 1.3 montre qu'un agent créé selon une architecture BDI gère trois étapes de données: Croyances, désirs et intentions. L'agent prend des remarques sur l'environnement de façon continue par ses capteurs. Ensuite, il reprogramme ses croyances à partir de nouvelles observations, il génère de nouveaux désirs à partir des croyances créés, il prend à partir des désirs actifs un sous-ensemble qui créent les intentions. Donc, l'agent filtre des actions à exécuter sur des intentions actuelles de l'agent.

Une architecture BDI est un paradigme pour modéliser la conception de comportement d'agent intelligent car :

- Elle s'applique une théorie connue et évaluée de l'action rationnelle des humaines;

- La théorie est créée par une logique symbolique formelle et rigoureuse;

1.3.3 Les interactions entre les agents

Parmi les propriétés des systèmes multi-agents (SMA), il y a la communication entre les agents. Nous avons les types suivants: communication via l'environnement, communication via le tableau noir et la communication via l'envoi des messages.

1.3.3.1 *La Communication via l'environnement*

L'environnement peut être considéré comme la base qui possède l'interaction ou la communication des agents. Le nombre de messages émis suivant une communication directe entre les agents du système est très réduit. Il s'agit d'une communication indirecte. Les agents agissent selon leur perception de l'état de l'environnement. En fait, avant d'agir, chaque agent perçoit l'environnement dont l'état courant est le résultat des actions parallèles préalablement effectuées par des agents du système.

Un exemple de système multi-agent qui utilise la communication via le medium de l'environnement est le système multi-agent MANTA (Drogoul (1993)). L'objectif de projet MANTA est la simulation et la Modélisation comportementale d'une société de fourmis et de comprendre la dynamique globale de la fourmilière. Pour ce faire, ils ont utilisé les agents réactifs pour présenter les fourmis qui communiquaient uniquement à travers les phéromones qu'ils déposent sur le sol.

1.3.3.2 *La Communication à travers le tableau noir*

La communication à travers le tableau noir est un autre moyen pour faire une communication indirecte entre les agents. Elle conserve et partage les données.

Un système à base de tableau noir (Nii (1986)) est composé de deux éléments.

- Un ensemble d'entités relativement autonomes qui agissent en parallèle et qui partagent des informations.
- Un espace mémoire de stockage utilisé par les entités pour partager leur information.

Les entités agents communiquent les informations en les stockant dans un espace mémoire commun, appelé le tableau noir. la fonctionnalité des ces entités demandeuses de l'information récupèrent cette information, et fonctionné en se basant sur ce savoir acquis et produisent ensuite de nouvelles informations qui sont stockées au niveau du tableau noir.

1.3.3.3 *La Communication via l'envoi des messages*

Les agents peuvent communiquer directement les uns avec les autres par le biais d'un langage de communication spécial, appelé langage de communication des agents. Ces langages de communication sont principalement basés sur la théorie des actes de langage (Searle (1969)).

Les chercheurs en domaine de systèmes multi-agents utilisent des langages et des protocoles de communication entre les agents. Le premier langage est Knowledge Query and Manipulation Language (KQML) (Chalupsky et al. (1993)) a été développé au début des années 1990, qui est un protocole de haut niveau pour l'échange d'informations, orienté vers les messages et indépendant de l'ontologie et de la grammaire de contenu pertinentes. Pour le moment, le langage le plus utilisé et étudié est Agent Communication Language (ACL) (Labrou et al. (1999)). ACL a été créé par la fondation FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agents). Elle permet de faciliter la communication entre les agents en coordonnant leurs actions et comportements, une propriété d'un SMA où les agents réagissent dans un environnement.

1.3.4 Les simulateurs d'urbanisations

Dans cette partie, nous présentons des simulateurs existants pour les systèmes qui ont simulé la mobilité quotidienne ou le transport urbain.

Le prototype des systèmes multi-agents est bien précisé pour la modélisation des comportements des éléments d'un système dans le secteur urbain. Les applications de simulation sont utilisées par la technologie SMA. Ce sont : ARCHISIM, TRANSIMS, MIRO, MOBISIM, VISSIM, etc.

On peut catégoriser les applications de simulation par les problèmes de l'urbanisation:

- GeOpenSim, Urbanism: Concernent les projets limitant les problèmes de l'urbanisation.
- ARCHISIM, TRANSIMS, MIRO, VISSIM: Concernent les problèmes de transport.
- MOBISIM, SIMAURIF, SIMBAD: Concernant les projets, ils abordent les deux axes de l'urbanisation et des transports.

1.3.4.1 *Le projet Transims*

Le projet Transportation Analysis and Simulation System (TRANSIMS) est un projet de recherche et de développement de logiciels open-source, initialement développé par le

Los Alamos National Laboratory aux états-Unis. Il s'agit d'un système de simulation de transport en temps réel qui permet d'analyser et de prévoir les mouvements de véhicules, de passagers et de marchandises dans les réseaux de transport.

TRANSIMS utilise des modèles de simulation multi-agents pour représenter le comportement des conducteurs, des passagers, des opérateurs de transport et d'autres agents impliqués dans le système de transport. Le système permet également d'analyser l'impact des politiques et des infrastructures de transport sur la circulation, la qualité de l'air, la sécurité routière et d'autres facteurs liés à la mobilité.

Le projet TRANSIMS a été largement utilisé dans les recherches sur les systèmes de Transport Intelligents (ITS), les systèmes de transport en commun, les systèmes de gestion de la circulation, la planification des transports et d'autres domaines liés à la mobilité. Les logiciels TRANSIMS sont disponibles en open-source et peuvent être utilisés par des chercheurs, des développeurs de logiciels et des planificateurs de transport pour modéliser et simuler des réseaux de transport spécifiques

1.3.4.2 *Le projet MIRO*

Le projet Modélisation Intra-urbaine des Rythmes quOtidieus (MIRO). est une initiative de recherche française visant à modéliser les rythmes quotidiens des aménageurs des villes pour améliorer la gestion des transports urbains et l'organisation de la ville. Le projet MIRO 'Modélisation Intra-urbaine des Rythmes quotidiens' . est une initiative de recherche française visant à modéliser les rythmes quotidiens des aménageurs des villes pour améliorer la gestion des transports urbains et l'organisation de la ville.

Le projet MIRO utilise des données de géolocalisation, des enquêtes et des modèles de simulation pour étudier les déplacements des habitants des villes et leur utilisation des infrastructures de transport. Les chercheurs du projet cherchent à comprendre comment les horaires de travail, les activités de loisirs et les autres routines quotidiennes des habitants affectent la demande de transport et les modèles de trafic dans les zones urbaines. La figure 1.4 illustre l'architecture de projet MIRO.

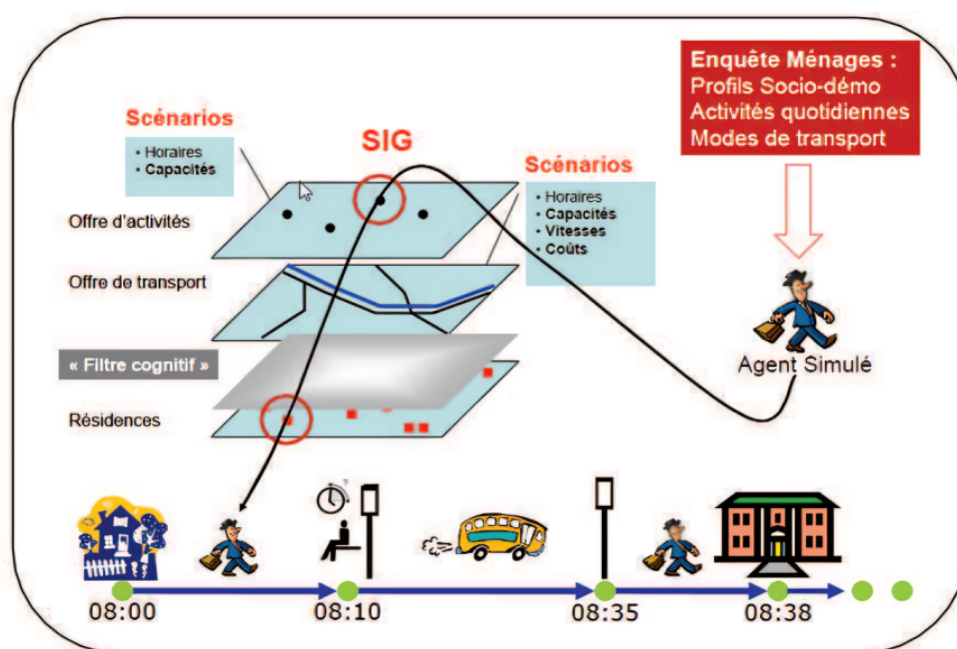


Figure 1.4: Schéma concernent le projet MIRO

Les résultats de la modélisation des rythmes quotidiens peuvent aider à améliorer la planification des transports, en aidant les autorités à mieux comprendre les besoins de déplacement des habitants et à concevoir des réseaux de transport plus efficaces et plus durables. Ils peuvent également être utilisés pour développer des applications mobiles ou des systèmes d'information en temps réel pour aider les utilisateurs à planifier leurs déplacements de manière plus efficace et à éviter les congestions de trafic.

1.3.4.3 Le projet MOBISIM

Le projet MObility SIMulation (MOBISIM) est un projet de recherche européen qui a pour objectif de développer une plateforme de simulation de la mobilité quotidienne et résidentielle pour les villes intelligentes.

La plateforme de simulation MOBISIM vise à aider les décideurs politiques, les urbanistes et les planificateurs de transports à évaluer l'impact des politiques de mobilité urbaine sur les villes et à concevoir des solutions de transport plus durables et efficaces. Elle permet de simuler différents scénarios de mobilité et de visualiser leur impact sur la circulation, la qualité de l'air et les émissions de gaz à effet de serre.

La plateforme MOBISIM utilise des données de trafic en temps réel, des modèles de simulation de la circulation et des modèles de comportement des utilisateurs pour simuler les déplacements des habitants dans une ville. Elle permet également de tester

différents modes de transport, y compris les transports publics, le covoiturage, le vélo et la marche, afin de déterminer les solutions les plus efficaces pour répondre aux besoins de déplacement des habitants tout en réduisant les émissions de gaz à effet de serre et en améliorant la qualité de l'air.

Le projet MOBISIM implique la collaboration de plusieurs partenaires européens, notamment des universités, des centres de recherche et des entreprises spécialisées dans les villes intelligentes et les technologies de transport. La plateforme MOBISIM est actuellement en cours de développement et devrait être disponible pour une utilisation en temps réel dans un avenir proche.

1.3.4.4 Le projet UrbanSim

Le projet UrbanSim est une plateforme open-source de modélisation et de simulation pour la planification urbaine, développée par des chercheurs de l'Université de Washington, états-Unis. Le projet vise à aider les planificateurs urbains à concevoir des villes plus efficaces et durables en utilisant des outils informatiques sophistiqués.

UrbanSim utilise des données géospatiales pour modéliser les interactions entre les différents éléments de la ville, tels que les infrastructures de transport, les bâtiments, les zones commerciales et les zones résidentielles. La plateforme permet de simuler différents scénarios de développement urbain, afin d'explorer les effets potentiels des politiques de planification et d'aménagement du territoire.

Les résultats de la simulation sont présentés sous forme de cartes et de graphiques interactifs, ce qui permet aux planificateurs de visualiser les impacts de différents choix sur la ville et de prendre des décisions éclairées pour optimiser l'utilisation des ressources et des espaces urbains.

1.3.5 Les plateformes de simulations

1.3.5.1 Les critères pour choisir une plateforme de simulation

Pour le choix de la plateforme, nous avons pris, comme approche de conception de solution logiciel permettant de valider notre prototype, d'utiliser une plateforme de simulation déjà existante. Pour notre prototype, l'idéal serait d'utiliser une plateforme agent qui soit doté d'une fonctionnalité d'aspect spatial et temporel qui satisfassent aux exigences suivantes :

- le domaine de recherche et d'application : ce point permet de présenter l'orientation et la contribution de recherche et domaine d'utilisation pour chaque plateforme, il

est exploité par les experts dans le domaine pour leurs contributions. Notre travail de recherche vise à développer un prototype pour simuler la mobilité quotidienne. Ainsi, nous nous intéressons à une plateforme qui couvre les domaines de recherche et d'application possédant des aspects spatiaux et temporels.

- Licence du code (Open source): ce critère est important dans le domaine de la recherche scientifique en général pour développer la plateforme. Nous nous intéressons aux plateformes ayant une nature open source. Cela permet d'améliorer ou d'ajouter des fonctionnalités au niveau de la plateforme.
- Le langage de développement et environnement d'exécution: le langage de programmation populaire qui est beaucoup utilisé dans les applications multi plateforme est le langage Java. Nous souhaitons que notre prototype soit adapté sur différents environnements comme Windows, Mac, Linux.
- Support des utilisateurs : nous proposons une plateforme open source à une communauté scientifique pour la comprendre et l'utiliser soit pour les utilisateurs , soit pour les développeurs (par exemple du code, la documentation, etc).
- L'intégration et de traitement des informations géographiques: Notre prototype est concerne la simulation de la mobilité quotidienne dans la région de rabat. Ainsi, l'utilisation des données géographiques comme l'infrastructure du réseau de transport, des points d'attractivité (domicile, le lieu du travail , école, université, etc.). Nous nous intéressons à une plateforme qui a donné la main d'importer les modules de traitement des données géographiques.

Dans la partie suivante, nous présentons des plate-formes de simulation à base d'agent, on se basant sur les critères *ci – dessus* afin de choisir une plateforme qui soit adapté et a répondu notre contexte de recherche.

1.3.5.2 Les plateformes de simulation d'aide à la décision

Actuellement, nous avons plusieurs plateformes de simulation à base d'agents, par exemple : Gama, Netlogo, madkit, Jade, Repast. Le tableau *ci – dessous* présente une idée des ces plateformes selon les critères présentées ci-dessus:

Table 1.1: Les plateformes de simulation d'aide à la décision

Platform	Domain	License	Operating system	User support	GIS capabilities
JADE	Distributed applications composed of autonomous entities	LGPL	All Platform Java	Documentation tutorials, API, FAQ.	No
MadKit	General purpose multi-agent platform with agent based simulation layer	GPL, LGPL	JVM (Java 2)	Documentation, online forum, examples, FAQ.	Yes
Repast	Social sciences	BSD	Java version 1.4	Documentation, tutorials, examples, FAQ.	Yes
NetLogo	Social and natural sciences	GPL	All Platform Java	Documentation, tutorials, third party extensions, FAQ.	Yes
GAMA	Social and natural sciences	LGPL	All Platform Java	Documentation, tutorials, examples	Yes

1.3.5.3 Synthèses

Le tableau illustre une vue générale des plateformes de simulation, ce qui nous permet de choisir la plateforme qui répond à notre problème et de simuler notre prototype. NetLogo (An and Wilensky (2009)) est une plateforme open-source de modélisation et de simulation de systèmes complexes basés sur des agents. Elle est développée en Java et est utilisée dans les domaines de la biologie, de l'écologie, de la sociologie, de la géographie, de l'économie et de l'informatique. Java Agent Development Framework (JADE) (Bellifemine et al. (2008)) est une plateforme open-source de développement d'applications multi-agents en Java. La plateforme fournit un ensemble complet d'outils, de bibliothèques et de services pour la création, la gestion et la communication entre les agents autonomes. Madkit (Gutknecht et al. (2000)) est une plateforme de développement logiciel open-source qui permet de créer des applications distribuées et multi-agents. Elle a été développée en Java et est conçue pour faciliter la création de systèmes complexes basés sur des agents autonomes. Les agents sont des entités logicielles autonomes qui peuvent interagir avec leur environnement et avec d'autres agents pour atteindre des objectifs. Repast (North et al. (2005)) est une plateforme de simulation basée sur l'agent open-source, qui permet de modéliser et de simuler des systèmes complexes basés sur des agents. La plateforme est développée en Java et est utilisée par des chercheurs et des praticiens dans divers domaines tels que la biologie, l'écologie, les sciences sociales, la gestion, la finance, la sécurité et la défense. Generic Agent-based Modeling and Architec-

ture (GAMA) (Drogoul et al. (2013)) est une plateforme open-source de modélisation et de simulation de systèmes complexes basés sur des agents. Elle est développée en Java et est utilisée dans des domaines tels que la biologie, l'écologie, la géographie, la sociologie, l'économie et l'informatique, la figure 1.5 montre le méta modèle.

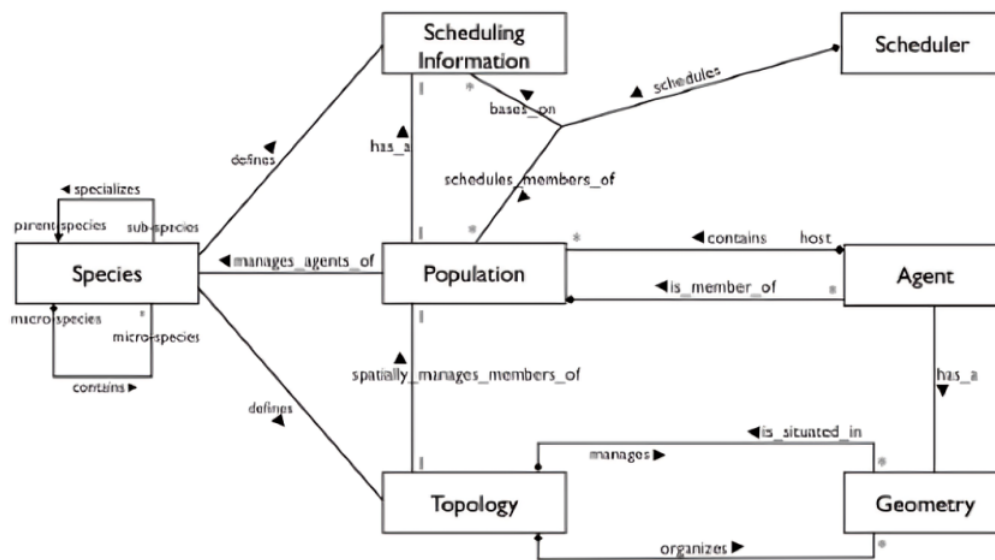


Figure 1.5: le méta modèle de la plateforme gama

Parmi ces plateformes de simulation d'aide de systèmes multi-agents présentés, nous trouvons que la plateforme la plus adaptée pour simuler notre prototype de modélisation de la mobilité quotidienne est la plateforme Gama. Nous utiliserons les modèles de cette plateforme pour simuler la mobilité des individus.

1.4 Les Modèles mathématiques en épidémiologie

La propagation rapide du coronavirus (Covid-19) est devenue la menace mondiale qui touche presque tous les pays du monde. Lorsque les pays atteignent le pic d'infection, il existe un plan de retour à la normale. Pays atteignent le pic d'infection, il existe un plan de retour à la nouvelle normalité dans différentes conditions de coexistence afin de réduire l'impact économique dû à la fermeture totale ou partielle d'une entreprise, d'une université, d'un magasin, etc.

Dans de tels cas, l'utilisation de modèles mathématiques pour évaluer le risque de transmission du Covid-19 dans différents lieux est un outil important pour aider les autorités à prendre des décisions éclairées.

D'autre part, la modélisation basée sur les agents est une approche relativement nouvelle pour modéliser des systèmes complexes composés d'agents dont le comportement est décrit par des règles simples. Les modèles mathématiques classiques (qui considèrent une population homogène), les approches basées sur les agents modélisent les individus avec des caractéristiques distinctes et fournissent des résultats plus réalistes.

Dans notre travail, nous avons élaboré un modèle mathématique pour prédire l'évolution de l'épidémie et développé un modèle basé sur des agents pour évaluer les risques de transmission du Covid-19 dans la région de Rabat.

1.4.1 Le Premier modèle mathématiques en épidémiologie: Daniel Bernoulli

Parmi les modèles mathématiques le plus connu qui traitent les problèmes épidémiologie. Nous trouvons le modèle de Daniel Bernoulli (de la Condamine (1760)), Il représente un modèle et des calculs concernant l'épidémie de variole. Ils ont créé un modèle qu'on appelle acuellement le modèle biomathématique. Les travaux de recherche de Bernoulli est de déterminer si la vaccination contre la maladie est plus avantageuse que risquée pour le groupe visé par cette épidémie. Malheureusement, la variole constitue une menace pour la paix internationale et pose un problème pour la méthode d'éradication volontaire de l'humanité. Le modèle de Daniel traite les hypothèses suivantes :

- La probabilité qu'un individu contracte le virus pour la première fois est de p de mourir et une probabilité $1 - p$ de survivre, et cela, indépendamment de son âge ;
- Une personne a une probabilité d'être infectée " q " au cours de l'année, qui dépend de son âge (i.e. la probabilité qu'un individu soit infecté pendant le petit intervalle de temps dx entre l'âge x et l'âge $x+dx$ est $q \cdot dx$) ;
- Lorsqu'une personne survit après avoir contracté le virus, elle est immunisée pour le reste de sa vie. Notons alors la mortalité naturelle à l'âge x , donc la probabilité qu'un individu meurt dans un petit intervalle de temps dx entre l'âge x et l'âge $x + dx$ est $m(x) \cdot dx$. Considérant un groupe de P_0 individus nés la même année, notons:
 - $S(x)$ le nombre de personnes encore en vie à l'âge X sans avoir contracté la maladie (et donc toujours vulnérables) ;
 - $R(x)$ le nombre de personnes encore en vie et vaccinées à l'âge X .
 - $P(x) = R(x) + S(x)$ le nombre total d'individus qui sont encore en vie à l'âge

x. La naissance correspond à $x = 0$, donc :

$$S(0) = P(0) = P_0.$$

Daniel Bernoulli écrit alors qu'entre l'âge x et l'âge $x + dx$ (avec dx infiniment petit), chaque individu n'ayant jamais été infecté, a une probabilité $q \cdot dx$ d'attraper la variole et une probabilité $m(x) \cdot dx$ de mourir d'une autre cause. Donc la variation du nombre d'individus non encore infectés est représentée dans l'équation suivante 1:

$$dS(x) = -qS(x) dx - m(x)S(x) dx \quad (1)$$

d'où l'équation différentielle en utilisant l'équation suivante 2:

$$\frac{dS}{dx} = -qS(x) - m(x)S(x) \quad (2)$$

Pendant le même petit intervalle de temps, le nombre d'individus qui meurent de la variole est représenté comme suit dans l'équation suivante 3 :

$$pqS(x) \cdot dx \quad (3)$$

Et le nombre d'individus qui survivent en devenant immunisés par cette équation 4:

$$\frac{(1-p)}{qS(x)} \quad (4)$$

De plus, il y a $m(x)R(x)$ individus déjà immunisés qui meurent naturellement, ce qui conduit à une seconde équation différentielle 5:

$$\frac{dR}{dx} = q(1-p)S(x) - m(x)R(x) \quad (5)$$

On obtient alors, en additionnant les deux équations, l'équation suivante 6:

$$\frac{dP}{dx} = -pqS - m(x)P(x) \quad (6)$$

à partir des équations 1 et 3, Bernoulli peut montrer que la fraction d'individus qui

à l'âge x est encore susceptible d'attraper la variole est:

$$\frac{S(x)}{P(x)} = \frac{1}{((1-p)\exp(qx) + p)}$$

Plus tard, Bernoulli s'est penché sur le cas où la variole était administrée en douceur à l'ensemble de la population à la naissance sans causer de dommages.

La question du succès de l'espérance de vie serait posée dans la zone infectieuse de la variole.

1.4.2 Le modèle mathématique en épidémiologie W.H. Hamer

Il est créé en 1906 (Hamer (1906)), c'est un modèle dynamique épidémique simple, qui permet de diviser la population étudiée N en deux catégories:

- les individus susceptibles d'être infectés (S);
- les individus infectés (I);

Le contact direct entre une personne infectée I et une personne susceptible S est le mode de propagation de la maladie (ou contagieux). En conséquence, il y a un nombre croissant de nouveaux cas et un nombre croissant de personnes susceptibles S et de personnes infectées I pour les contaminer, avec un facteur de proportionnalité (également appelé taux d'infection). Une personne qui contracte une infection devient infectieuse et le reste jusqu'à la fin de sa vie. Pour de nombreuses maladies aux premiers stades de l'infection, cette hypothèse est logique. Nous supposons que la population est confinée, i.e. Pour tout $t \in \mathbb{R}$, 7 :

$$S = N + I \tag{7}$$

Où N est constant et correspond au nombre total de la population.

Alors, le modèle Hamer est décrit par le système différentiel suivant 8:

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -f(S(t), I(t)) \\ \frac{dI(t)}{dt} = f(S(t), I(t)) \end{cases} \tag{8}$$

Où $f(S, I)$ est l'incidence de la maladie, i.e. le taux avec lequel l'infection se produit.

f est une fonction croissante de S et I , et l'expression de cette fonction est le cas où 9:

$$f(S, I) = \beta SI \tag{9}$$

Le facteur β exprime tous les contacts possibles n'ont pas nécessairement lieu, et que ceux-ci ne sont pas toujours à l'origine d'un nouveau cas. La figure 1.6 suivante illustre le diagramme de transmission de la maladie.

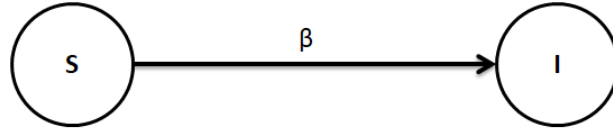


Figure 1.6: Le diagramme de transmission de la maladie.

Nous avons alors les équations suivantes 10:

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\beta SI \\ \frac{dI(t)}{dt} = \beta SI \end{cases} \quad (10)$$

Alors, pour 11 :

$$S = N + I \quad (11)$$

Nous avons obtenu les équations différentielles suivants 12 :

$$\begin{cases} \frac{dS}{dt} = -\beta S(N - S) \\ \frac{dI}{dt} = \beta I(N - I) \end{cases} \quad (12)$$

On peut y reconnaître les équations logistiques différentielles que Verhulst a introduites pour la première fois pour décrire un modèle d'évolution de la population. Par une intégration simple, on obtient 13:

$$I = \frac{N}{(1 + (N - 1) \exp(N\beta t))} \quad (13)$$

Alors $y(0)=1$, celle-ci est représentée par une courbe appelée courbe d'intensité, également connue sous le nom de courbe épidémique, et correspond au nombre total de cas. Ce modèle très simpliste ne représente jamais vraiment la réalité de l'épidémiologie.

1.4.3 Le modèle SIR : modèle déterministe général de Kermack et MC Kendrick

(Kermack and McKendrick (1927)) ont créés au début du XXe siècle un modèle mathématique concernant la propagation des épidémies par le contact direct. Ils ont comparé leur résultat de modèle avec les données réelles de diffusion le virus de la peste à Bombay entre 1905 et 1906.

Ils ont divisé la population à trois groupes, les S susceptibles, les I infectés et les R retirés, leur modèle possède deux paramètres : β le taux d'infection et γ le taux de retrait, dont les valeurs sont déterminées à partir des données observées. Le nombre total de la population est supposé constant, comme représenté dans l'équation suivante 14 :

$$N = S(t) + I(t) + R(t) \quad (14)$$

La figure suivante 1.7 illustre les composants de modèle SIR de Kermack et Kendrick:

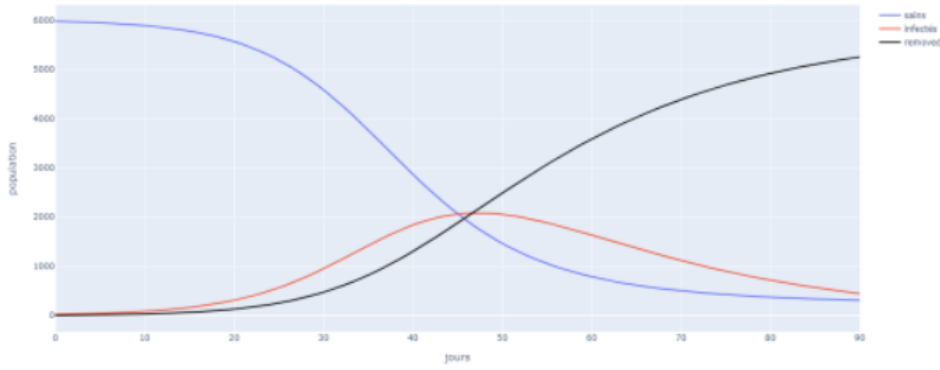


Figure 1.7: Le diagramme de transmission du modèle SIR.

Le système différentiel du modèle SIR est représenté comme suit 15:

$$\begin{cases} \frac{dS(t)}{dt} = -\beta S(t)I(t) \\ \frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) - \gamma I(t) \\ \frac{dR(t)}{dt} = \gamma I(t) \end{cases} \quad (15)$$

1.4.4 Synthèse

Dans cette partie, nous avons introduit dans une manière général les modèles mathématique en épidémiologie. Nous nous intéressons aux modèles compartimentaux pour étudier la propagation des virus dans une zone sociale; ils simulent cette propagation par

des compartiments ou "boîtes" possédant une population homogène, c'est à dire des individus ayant la même statut concernant l'infection et n'en changent pas au sein de cette état. L'état de l'individu change (infection, guérison), donc le compartiment sera changé. Les paramètres entrant et sortant de ces compartiments permettent de faire varier les effectifs des compartiments.

1.5 L'apprentissage automatique au contexte de la mobilité quotidienne

L'apprentissage automatique, également connu sous le nom de machine learning, joue un rôle important dans le contexte de la mobilité quotidienne. Il permet aux systèmes de mobilité de collecter, analyser et utiliser efficacement les données pour améliorer les déplacements quotidiens des individus. Voici quelques exemples de l'application de l'apprentissage automatique dans ce domaine:

- Prédiction des temps de trajet;
- optimisation des itinéraires;
- Détection des schémas de déplacement;
- Optimisation de la gestion du trafic;

Pour notre contributions, on a developpé un modèle pour prédire le mode du transport qui a prend par les individus dans la région du Rabat. Ce modèle permet d'aider les décideurs de la ville à comprendre le comportement de ces individus et les zones qui ont beaucoup de trafic.

1.5.1 Définition de l'Apprentissage Automatique

L'apprentissage automatique, également connu sous le nom de **Machine Learning** en anglais, est un domaine de l'intelligence artificielle qui se concentre sur le développement de techniques permettant aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et de faire des prédictions ou des décisions sans être explicitement programmés pour chaque tâche spécifique. En d'autres termes, au lieu de programmer manuellement des instructions pour exécuter une tâche, les algorithmes d'apprentissage automatique utilisent des modèles statistiques pour identifier des modèles dans les données et les utiliser pour prendre des décisions ou effectuer des prédictions.

L'apprentissage automatique peut être divisé en plusieurs types, notamment l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement. Dans l'apprentissage

supervisé, le modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, où chaque exemple de données est associé à une étiquette ou une réponse connue. Dans l'apprentissage non supervisé, le modèle cherche des modèles ou des structures intrinsèques dans les données sans étiquettes préalables. L'apprentissage par renforcement implique que le modèle apprend par essais et erreurs, en interagissant avec un environnement et en recevant des récompenses ou des pénalités en fonction de ses actions.

Les applications de l'apprentissage automatique sont vastes et vont de la reconnaissance vocale et faciale à la prédiction des tendances financières, en passant par la recommandation de produits et la détection de fraudes.

1.5.2 Les algorithmes d'apprentissage automatique

Les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être classés en trois catégories principales:

Apprentissage Supervisé:

Dans ce type d'apprentissage, le modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées, où chaque exemple de données est associé à une étiquette ou une réponse connue. L'objectif est de créer une fonction qui mappe les entrées aux sorties désirées en se basant sur les exemples fournis lors de l'entraînement. Les algorithmes d'apprentissage supervisé incluent des techniques telles que la régression linéaire, les arbres de décision, les réseaux de neurones, les machines à vecteurs de support, etc.

Les domaines d'utilisation de ce type d'apprentissage automatique sont les suivants:

1. Reconnaissance vocale: Les algorithmes d'apprentissage supervisé sont utilisés pour entraîner des modèles capables de convertir la parole en texte. Par exemple, les assistants vocaux comme Siri d'Apple ou Google Assistant utilisent des modèles de reconnaissance vocale entraînés sur des données vocales étiquetées.
2. Détection de spam dans les emails: Les algorithmes de classification supervisée sont utilisés pour distinguer les emails indésirables (spam) des emails légitimes. Le modèle est entraîné sur un ensemble de données étiquetées contenant des exemples de spam et de courriers électroniques légitimes.
3. Préviation de la demande: Les entreprises utilisent des modèles de régression supervisée pour prédire la demande future de leurs produits en fonction des données historiques de ventes et d'autres variables explicatives.

Apprentissage Non Supervisé:

Contrairement à l'apprentissage supervisé, dans l'apprentissage non supervisé, les données ne sont pas étiquetées. Le modèle doit découvrir des structures ou des schémas intéressants à partir des données brutes. Ces techniques sont souvent utilisées pour la segmentation des données, la réduction de dimensionnalité, la détection d'anomalies, ou encore le regroupement (clustering) des données. Des exemples d'algorithmes d'apprentissage non supervisé comprennent les algorithmes de k-moyennes, Analyse en Composantes Principales (PCA), l'algorithme des k plus proches voisins (k-NN), etc.

Les domaines d'utilisation de ce type d'apprentissage automatique sont les suivants:

1. Segmentation de marché: Les algorithmes de clustering non supervisés sont utilisés pour segmenter les clients en groupes homogènes en fonction de leurs caractéristiques communes. Cela aide les entreprises à personnaliser leurs stratégies marketing.
2. Détection d'anomalies: Les algorithmes d'apprentissage non supervisé sont utilisés pour identifier des comportements anormaux ou des fraudes dans les transactions financières, les réseaux informatiques, ou les systèmes de surveillance de la santé.
3. Compression d'image: L'analyse en composantes principales (PCA) est souvent utilisée pour réduire la dimensionnalité des images tout en préservant les informations importantes, ce qui permet de compresser efficacement les données.

Apprentissage par Renforcement:

L'apprentissage par renforcement implique que le modèle apprend par essais et erreurs, en interagissant avec un environnement dynamique. Le modèle prend des décisions en fonction de son état actuel, et reçoit des récompenses ou des pénalités en fonction de ses actions. L'objectif de l'algorithme est de maximiser la récompense cumulée au fil du temps. Cette approche est couramment utilisée dans des domaines tels que les jeux, la robotique, et le contrôle de processus. Des exemples d'algorithmes d'apprentissage par renforcement incluent les méthodes de Monte Carlo, la programmation dynamique, et les algorithmes de Q-learning.

Les domaines d'utilisation de ce type d'apprentissage sont suivants:

- Jeux vidéos: Les algorithmes d'apprentissage par renforcement sont utilisés pour développer des agents capables de jouer à des jeux vidéo de manière autonome et d'apprendre à améliorer leurs performances au fil du temps. Par exemple, AlphaGo développé par DeepMind a utilisé l'apprentissage par renforcement pour devenir le meilleur joueur de Go au monde.
- Robotique: Les robots autonomes utilisent souvent l'apprentissage par renforcement pour apprendre à accomplir des tâches complexes, telles que la navigation dans des environnements inconnus ou la manipulation d'objets.
- Les Systèmes de recommandation: Dans les plateformes de streaming de musique ou de vidéo, les algorithmes d'apprentissage par renforcement peuvent être utilisés pour recommander du contenu personnalisé en fonction des interactions passées de l'utilisateur avec la plateforme.

La figure 1.8 suivante illustre l'architecture des algorithmes d'apprentissage automatique:

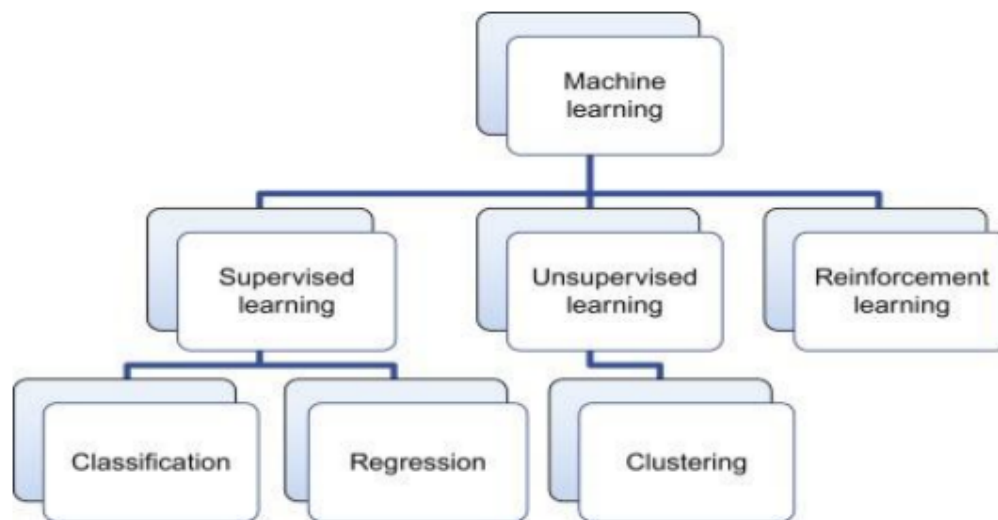


Figure 1.8: l'architecture des algorithmes d'apprentissage automatique

1.5.3 Les algorithmes de prédiction de la mobilité:

La modélisation prédictive est le processus d'application d'un modèle statistique ou d'un algorithme d'exploration de données aux données pour prédire des observations nouvelles ou futures.

En d'autres termes, les algorithmes de prédiction ou modélisation prédictive, également appelés analyses prédictives, sont un processus mathématique qui cherche à prédire des événements ou des résultats futurs en analysant des modèles susceptibles de prédire des résultats futurs.

L'objectif de la modélisation prédictive est de répondre à cette question: sur la base d'un comportement passé connu, qu'est-ce qui est le plus susceptible de se produire dans le futur?. Dans cette partie, nous parlerons des algorithmes les plus couramment utilisés dans ce domaine.

1.5.3.1 Algorithme de Modèle Markov

Une chaîne de Markov est un processus aléatoire possédant la propriété de Markov. Un processus aléatoire est souvent appelé une propriété stochastique, un objet mathématique défini comme une collection de variables aléatoires. Une chaîne de Markov possède soit un espace d'états discret (ensemble des valeurs possibles des variables aléatoires), soit un ensemble d'indices discrets (représentant souvent le temps).

L'équation suivante 16 représente l'expression mathématique du modèle Markov:

$$\begin{aligned} \forall i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i, j \in S, \forall n \geq 0; \\ P(X_{n+1} = j \mid X_0 = i_0, X_n = i_n) = P(X_{n+1} = i_{n+1} \mid X_n = i_n) \end{aligned} \quad (16)$$

Généralement, le terme **chaîne de Markov** est réservé à un processus avec un ensemble discret d'heures, c'est-à-dire une chaîne de Markov à temps discret (DTMC).

1.5.3.2 Algorithme de Chaîne de Markov en Temps Discret 'DTMC'

Une chaîne de Markov à temps discret implique un système dans un état particulier à chaque étape, l'état changeant de manière aléatoire entre les étapes. Les étapes sont souvent considérées comme des moments dans le temps (mais vous pouvez tout aussi bien vous référer à la distance physique ou à une autre mesure discrète).

Une chaîne de Markov à temps discret est une séquence de variables aléatoires $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ avec la propriété de Markov, de sorte que la probabilité de passer à l'état suivant dépend uniquement de l'état actuel et non des états précédents. En mettant cela

sous forme d'une formule mathématique probabiliste, cela prend la forme suivante 17:

$$[Pr(X_{n+1} = X | X_1 = X_1, \dots, X_n = X_n) = Pr(X_{n+1} = X | X_n = X_n)] \quad (17)$$

1.5.3.3 Algorithme de Modèle de Markov Caché

Le modèle de Markov caché est un processus doublement stochastique avec un processus stochastique sous-jacent qui n'est pas observable (qui est caché), mais qui ne peut être observé que par un autre ensemble de processus stochastiques qui produisant la séquence de symboles observés.

Le tableau 1.2 suivant représente les paramètres du modèle de Markov Caché:

Parametre	Description
X	Le nombre d'états du modèle de Markov caché, ou HMM
T	Longueur de la séquence d'observations.
N	Nombre d'états dans le modèle.
M	Nombre de symboles d'observation.
Q= $q_0, q_1, \dots, q_{N-1}$	États distincts du processus de Markov.
V= $0, 1, \dots, M-1$	Ensemble des observations possibles.
A	La matrice des probabilités de transitions entre les états $a_{ij}, i, j \in [1, n]$ un élément de B.
B	La matrice de probabilités d'observation des symboles de $\forall b_j(k), j \in [1, n], k \in [1, M]$ un élément de B.
π	Le vecteur des probabilités HMM initiales.
$O = (O_0, O_1, \dots, O_{T-1})$	Séquence d'observation avec $O_t \in \forall O(i : j) = O_i \dots O_j$ Sur Une sous-séquence de O.
$\Lambda(A, B, \pi)$	Un HMM
$P(\lambda O)$	La probabilité que l'ensemble des séquences O ait été émis par le HMM λ .
$P(O \lambda)$	La probabilité que le HMM λ ait émis la séquence O.

Table 1.2: Les paramètres du modèle de Markov Caché

La figure 1.9 suivante représente le modèle de Markov caché général, où X_i représente la séquence d'états cachés, et le reste des éléments sont expliqués ci-dessus, le nombre d'états du modèle de Markov caché.

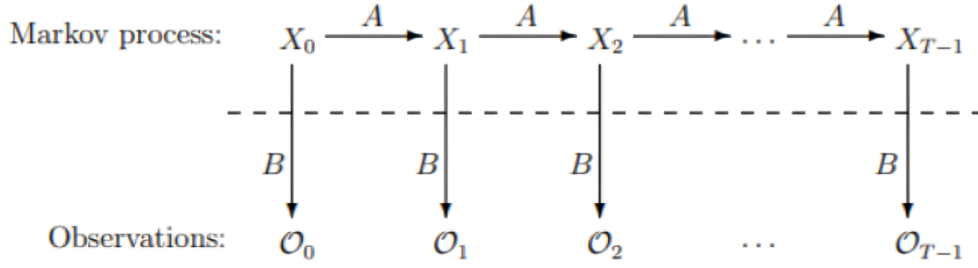


Figure 1.9: Le modèle de Markov caché général

1.5.3.4 Algorithme des Réseaux de neurones récurrents

Les réseaux de neurones récurrents sont une classe d'algorithmes d'apprentissage automatique utilisés pour les applications avec des données séquentielles et temporelles.

De plus, les réseaux de neurones récurrents sont une classe de réseaux neuronaux traitant des applications ayant des entrées ou des sorties de données séquentielles.

Comme le montre la figure 1.10, une illustration d'un réseau neuronal récurrent:

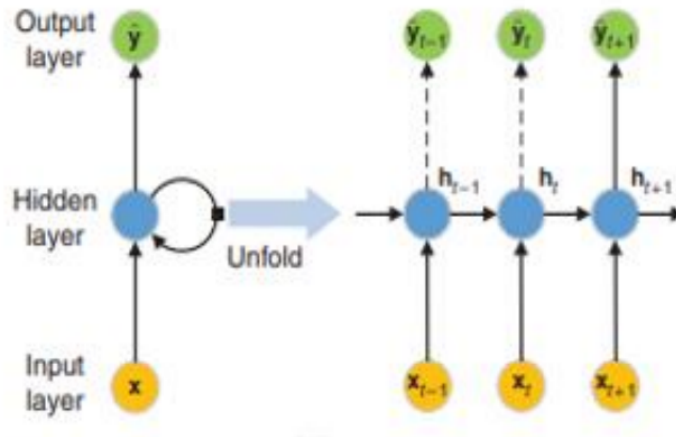


Figure 1.10: Une illustration d'un RNN

Indiquant que les RNN calculent la sortie du moment actuel à partir de l'entrée du moment actuel x_t et de l'état caché du moment précédent h_{t-1} .

Par conséquent, les RNN permettent de stocker les informations d'entrée historiques dans l'état interne du réseau et peuvent mapper toutes les données d'entrée historiques vers la sortie finale. En d'autres termes, les unités cachées peuvent stocker l'ensemble du réseau, qui mémorise les informations de bout en bout. Il convient de noter que la structure de base RNN présentée en haut est moins efficace en formation en raison du problème de disparition des gradients. Étant donné que les gradients des étapes ultérieures

ne peuvent pas atteindre les signaux d'entrée antérieurs et diminuent rapidement au cours du processus de rétropropagation, le modèle de base du RNN peut difficilement capturer les dépendances à longue portée.

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont souvent utilisés pour la prédiction de séries temporelles, y compris la prédiction de la mobilité. Voici comment vous pourriez aborder cela :

- Collecte des données : Tout d'abord, vous devez collecter des données sur la mobilité. Cela pourrait inclure des données sur le trafic routier, les déplacements des transports en commun, les données GPS des smartphones, etc.
- Prétraitement des données : Les données brutes doivent souvent être nettoyées et prétraitées avant d'être utilisées dans un modèle RNN. Cela pourrait inclure l'élimination des valeurs aberrantes, la normalisation des données, etc.
- Choix de l'architecture du modèle : Vous devez décider de l'architecture du modèle RNN que vous souhaitez utiliser. Les architectures populaires pour la prédiction de séries temporelles incluent les RNN simples, les LSTM (Long Short-Term Memory) et les GRU (Gated Recurrent Unit).
- Diviser les données : Divisez vos données en ensembles d'entraînement, de validation et de test. Cela vous permettra d'entraîner votre modèle sur une partie des données, de l'évaluer sur une autre partie pour ajuster les hyperparamètres, et enfin de le tester sur une troisième partie pour évaluer sa performance.
- Entraînement du modèle : Entraînez votre modèle RNN sur l'ensemble d'entraînement. Pendant l'entraînement, le modèle apprendra à reconnaître les schémas dans les données de mobilité.
- Validation et ajustement des hyperparamètres : Utilisez l'ensemble de validation pour ajuster les hyperparamètres de votre modèle, tels que la taille de la couche cachée, le nombre de couches, le taux d'apprentissage, etc. Cela vous aidera à améliorer les performances de votre modèle.
- évaluation du modèle : Une fois que vous êtes satisfait des performances de votre modèle sur l'ensemble de validation, évaluez-le sur l'ensemble de test pour obtenir une estimation impartiale de sa performance.

- Prédiction : Une fois que votre modèle est entraîné et évalué, vous pouvez l'utiliser pour faire des prédictions sur de nouvelles données de mobilité.

Il est important de noter que la prédiction de la mobilité peut être influencée par de nombreux facteurs externes, tels que les conditions météorologiques, les jours fériés, les événements spéciaux, etc. Il peut être utile d'inclure ces variables comme caractéristiques supplémentaires dans votre modèle pour améliorer la précision des prédictions.

1.6 Conclusion

Au début de ce chapitre, nous avons introduit le contexte général de notre travail de recherche. Ensuite, nous avons exposé les notions relatives d'aide à la décision, à la modélisation et à la simulation, aux modèles et aux systèmes multi-agents, aux modèles mathématiques des épidémies, ainsi qu'aux modèles d'apprentissage automatique. Le chapitre suivant sera consacré à l'approche du système d'aide à la décision pour mettre en oeuvre notre approche de modélisation et de simulation.

LA SIMULATION DE LA MOBILITÉ QUOTIDIENNE DANS LA RÉGION DU RABAT

Le présent chapitre de notre nouveau modèle est conçu pour améliorer la mobilité des véhicules dans la région de Rabat (Qbouche and Rhoulami (2021a)). Nous exposons la simulation aux principales applications des systèmes multi-agents, utilisés pour modéliser les déplacements d'individus dans un espace partagé, incluant divers composants spécifiques, tels que les services de transport d'urgence. Ensuite, nous abordons le contexte et les composantes du système de transport urbain, ainsi que le choix de la plateforme Gamma pour modéliser les déplacements individuels et l'évaluation des comportements individuels. Nous clôturons le chapitre avec une simulation ces déplacements dans la région de Rabat.

2.1 Le Contexte et objectif

La croissance accélérée de la population urbaine et l'extension des villes, l'intensification des échanges économiques ont fait du trafic routier et de sa gestion l'un des enjeux majeurs du développement durable. Récemment, l'accent a été mis sur l'amélioration de l'efficacité et de la sécurité des transports, ce qui a conduit au développement du système de transport intelligent. Des modèles de la mobilité ont été développés pour résoudre certains problèmes (congestion, consommation d'énergie, accident, sécurité, etc.) directement liés au transport dans un système de transport urbain. Ce système peut être considéré comme un système complexe, il se compose par plusieurs éléments: le réseau routier, la signalisation, les points d'attraction, etc. De nombreuses recherches scientifiques et applications traitent les problèmes réels dans le domaine du transport et la mobilité quotidienne: la simulation des comportements des conducteurs(Espié, 2002), la simulation de déplacement des usagers (Banos et al, 2006; koohbanani, 2004), celle des flux de transport (Behrisch et al., 2011), etc.

Il y a des applications concernant les politiques de la gestion et d'organisation des

systèmes du transport au contexte de la mobilité quotidienne. Dans cette partie, nous proposons une nouvelle approche qui conduit à rendre le système de transport plus intelligent et attractif.

2.2 Les Travaux Connexes

La plupart des études liées à la mobilité quotidienne utilisent des données provenant de réseaux de téléphonie mobile, de dispositifs RFID, de données basées sur le GPS et de données de médias sociaux. Par ailleurs, en examinant les travaux précédents traitant le sujet de la mobilité quotidienne, nous avons trouvé les suivants :

(Hasan et al. (2013)) : Ils ont étudié les schémas de mobilité via les activités des utilisateurs dans environ trois grandes villes : New York, Chicago et Los Angeles. Dans cette recherche, ils ont utilisé des messages géoréférencés provenant de Twitter, en utilisant des liens vers la plateforme Foursquare, ce qui leur a permis de caractériser le scénario entre 1) la maison, 2) le travail, 3) les activités entre les deux. La grande majorité des recherches liées aux schémas de mobilité et aux données de réseaux sociaux se concentre uniquement sur les aspects spatiaux et temporels de ces schémas. De plus, dans (Zargayouna et al. (2013)) ,ils ont proposé un simulateur de voyage multimodal permettant la compréhension et la prédiction du statut futur des réseaux. De plus, ils ont proposé de suivre les déplacements individuels des voyageurs via des applications en ligne. En outre n dans (Nguyen et al. (2012)),ils ont abordé les simulations des systèmes de transport urbain, en utilisant une couche de routes, feux, parkings, moyens de transport pour concevoir un paradigme de système multi-agent. De plus, ce paradigme est mis en oeuvre dans la ville de La Rochelle en utilisant des données statistiques de l'INSEE (Institut national de la statistique et des études économiques). Dans notre travail, nous avons travaillé sur la simulation de la mobilité quotidienne des personnes en utilisant la plateforme multi-agent Gama et en exploitant des données réelles provenant du HCP (OpenStreetMap contributors (2024)) de personnes vivant dans la région de Rabat. Nous avons intégré les données au niveau du serveur PostgreSQL et les avons récupérées via le langage GAML. Nous avons simulé le prototype des déplacements des personnes entre le lieu de résidence et le lieu de travail, en utilisant également la plateforme Gama basée sur l'algorithme de Dijkstra. Cet algorithme permet de résoudre le problème du plus court chemin, donc le trajet le plus court entre le lieu de travail et le lieu de résidence.

2.3 L'Application du système multi-agent

Pour concevoir et mettre en oeuvre un simulateur multi-agent, nous avons identifié plusieurs plates-formes. Cependant, des différences existent entre elles. Dans le contexte des applications de type simulation, un critère de choix majeur pour la plateforme de simulation est sa capacité à créer des modèles basés sur des agents géospatiaux. De plus, il est important que la plateforme permette une intégration aisée et un traitement efficace des données géographiques. Sur la base de ce critère, plusieurs plates-formes multi-agent telles que Jade, Mason et Madkit sont disponibles, mais il n'est pas toujours facile d'intégrer des systèmes d'information géographique (SIG) avec certaines d'entre elles.

Swarm : Une plateforme de simulation qui dispose d'une bibliothèque permettant le chargement de couches de données SIG. Cependant, elle ne fournit pas de primitives spatiales et ne donne pas la possibilité de stocker l'environnement résultant.

NetLogo nous permet d'importer et d'exporter des données SIG (Sklar (2007)) et offre certaines opérations géométriques de base, mais ne prend pas en charge les opérations d'analyse spatiale plus avancées.

MATSim (Multi-Agent Transport Simulation) (W Axhausen et al. (2016)) est un cadre open source conçu pour la mise en oeuvre de simulations de transport à base d'agents à grande échelle. Il est largement reconnu en tant que plateforme pour la micro-simulation des scénarios de mobilité.

Transims simule des mouvements multimodaux (Lee et al. (2014)) est évaluée l'impact des changements de politique sur le trafic ou les caractéristiques démographiques. Il propose un prototype de simulation multi-agent capable de tester des scénarios de planification et de spécifier les comportements individuels.

AgentPolis est également une plateforme multi-agent pour le transport multimodal (Jakob et al. (2012)). Cependant, aucune de ces propositions ne prend en compte les personnes connectées. Dans la proposition de cet article, les itinéraires des voyageurs connectés sont continuellement surveillés, et des alternatives leur sont proposées en cas de perturbations.

Gama offre un environnement pour la construction de simulations explicites spatialement basées sur des agents et propose des services SIG supplémentaires (modélisation du réseau sous forme de graphe (Taillandier et al. (2019)), calcul des chemins les plus courts,

visualisation et gestion des données 2D et 3D, etc.).

2.4 Les composants principaux d'un système transport urbain

Un système de transport urbain désigne l'ensemble des infrastructures, des moyens de transport et des services utilisés pour déplacer les personnes et les biens à l'intérieur d'une zone urbaine. Son objectif est de faciliter les déplacements au sein de la ville, de réduire la congestion routière, d'améliorer l'efficacité des déplacements et de favoriser la mobilité quotidienne. Ce système est composé d'un réseau routier, la signalisation, les points d'intérêts, les stationnements, les moyens de transport. La figure suivante 2.1 représente une vue globale des éléments principaux de ce système.

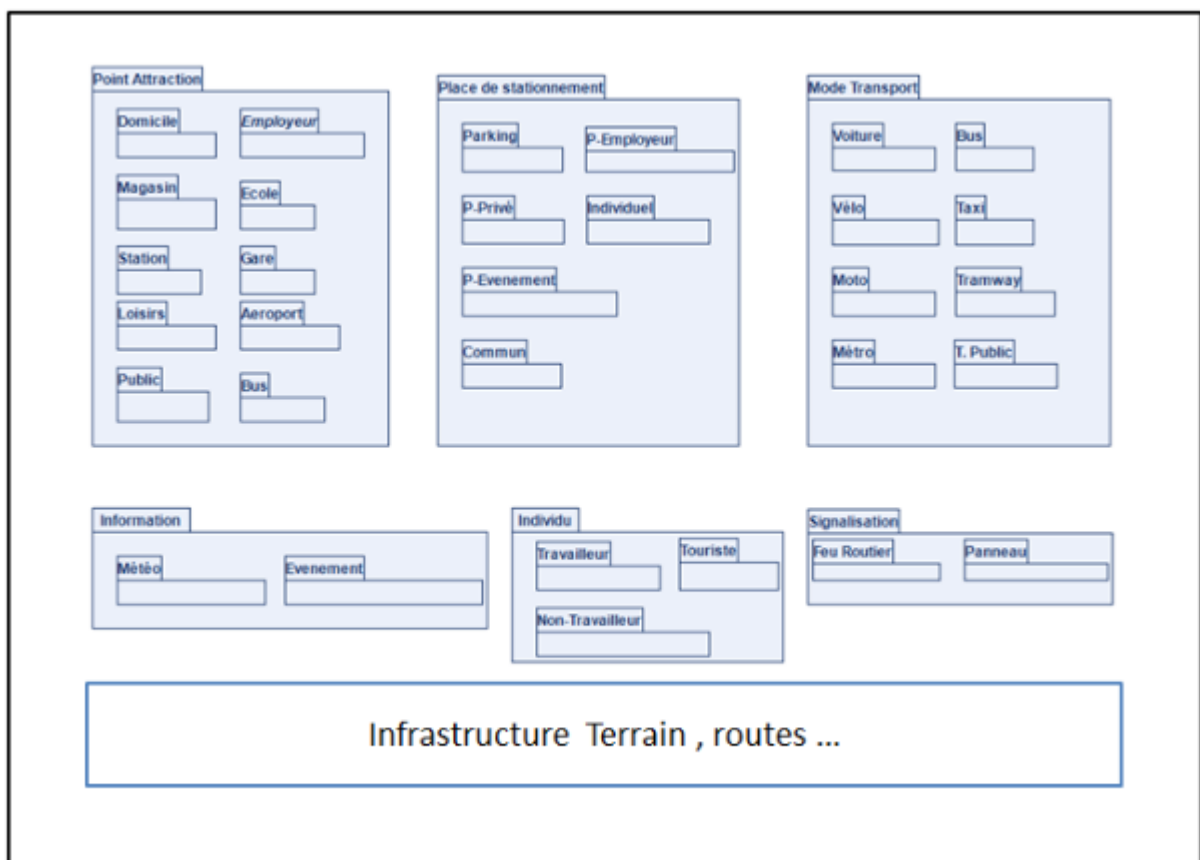


Figure 2.1: Les composants d'un système de transport

2.4.1 L'Infrastructure

L'infrastructure se compose d'un ensemble d'éléments physiques comme réseau routier, voies réservées aux transports en commun, des stations de transport en commun, etc. Le modèle de représentation d'un réseau de transport urbain a une forme d'un graphe avec des noeuds et des arcs. Les noeuds représentent les intersections entre les voix , tandis que les arcs représentent les voies. La figure suivante 2.2 illustre la structure d'un réseau

roulier.

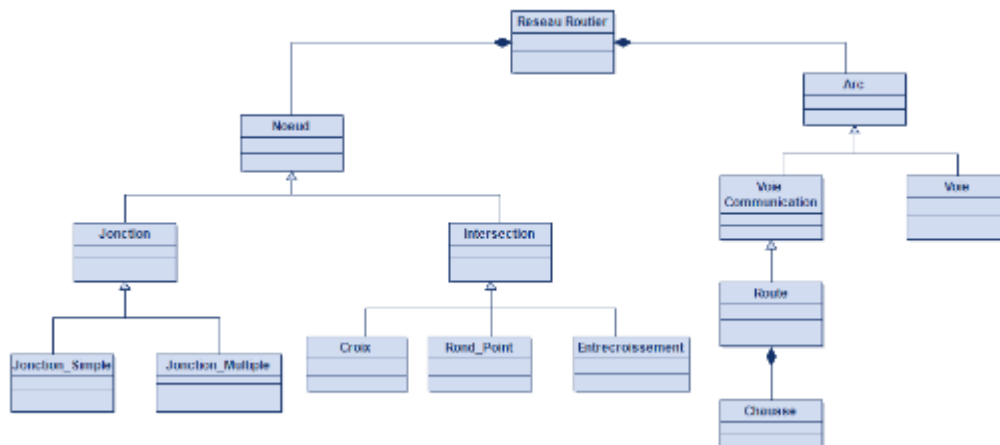


Figure 2.2: a structure d'un réseau routier.

2.4.2 La Signalisation

La signalisation d'un système de transport urbain est un élément essentiel pour assurer la sécurité et la fluidité des déplacements. Elle comprend divers types de signaux et de panneaux utilisés pour guider les usagers de la route et leur fournir des informations importantes. Il y a deux types de signalisation: la signalisation horizontale et verticale.

La signalisation horizontale est un élément clé de la signalisation routière qui utilise des marquages au sol pour fournir des informations et des indications aux conducteurs, aux cyclistes et aux piétons. Elle comprend des lignes, des flèches, des symboles et des textes peints sur la chaussée. Tandis que la signalisation verticale est un élément essentiel de la signalisation routière qui utilise des panneaux et des supports verticaux pour fournir des informations et des indications aux conducteurs, aux cyclistes et aux piétons. La figure suivante 2.3 illustre les types de signalisations et leurs comportements.

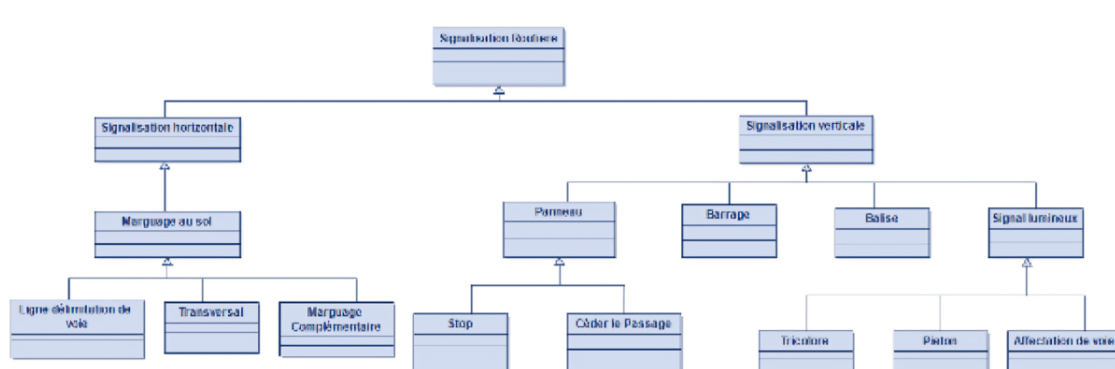


Figure 2.3: Le diagramme de class de la signalisation du système urbain.

2.4.3 Le Point d'attractivité

Un point d'attraction ou lieu d'activité est une référence à un lieu ou à une caractéristique spécifique qui suscite un fort intérêt et attire les usagers du système de transport. C'est un endroit ou un élément qui devient un point de référence, un centre d'activité ou une destination prisée pour les utilisateurs du système de transport.

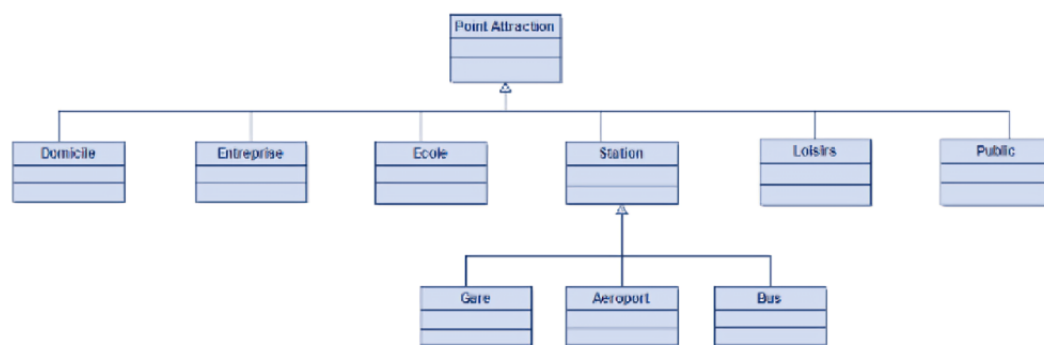


Figure 2.4: Le diagramme de class d'une pointe d'attractivité de system urbain.

2.4.4 Le Mode de transport

Le mode de transport fait référence au moyen utilisé pour se déplacer d'un endroit à un autre, que ce soit à l'intérieur d'une ville, entre différentes villes, et en réalité, il est multimodal. Il y a plusieurs modes de transport par exemple: la voiture, le train, le bus, le vélo, etc.

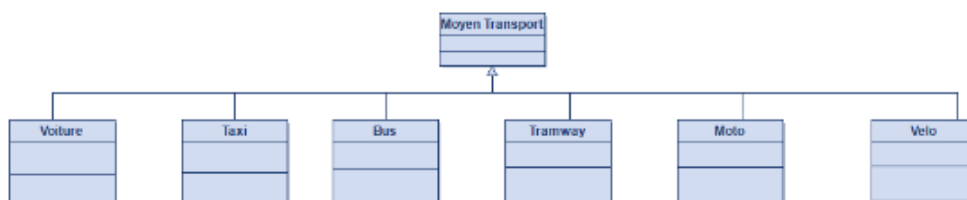


Figure 2.5: Le diagramme de class représente le mode du transport d'un système urbain.

2.5 La Plateforme de système Multi-agent 'Gama'

2.5.1 L'algorithme Dijkstra

l'algorithme de Dijkstra, inventé par l'informaticien néerlandais Edsger Dijkstra, est un algorithme classique utilisé pour trouver le plus court chemin entre un noeud source et tous les autres noeuds d'un graphe pondéré (Wang et al. (2011)), c'est-à-dire un graphe où chaque arête a un poids ou une distance associée.

L'algorithme de Dijkstra fonctionne comme suit:

1. Définir la liste des noeuds non visités et initialiser la distance du noeud source à 0 et toutes les autres distances à une valeur infinie.
2. Tant que la liste des noeuds non visités n'est pas vide, sélectionner le noeud non visité avec la plus petite distance actuelle.
3. Marquer le noeud sélectionné comme visité et explorer tous ses voisins non visités.
4. Pour chaque voisin non visité, calculer la distance totale depuis le noeud source en passant par le noeud sélectionné. Si cette distance est plus courte que la distance actuelle du voisin, mettre à jour la distance.
5. Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que tous les noeuds aient été visités ou que la distance minimale de la destination souhaitée ait été atteinte.

L'algorithme suivant est représenté le processus de cet algorithme :

Algorithm 1: Dijkstra's Algorithm**Input** : Graph G , source vertex s **Output:** Shortest distance from s to every other vertex

```

1 for each vertex  $v$  in  $G$  do
2    $dist[v] \leftarrow \infty$ ;
3    $visited[v] \leftarrow \text{False}$ ;
4 end
5  $dist[s] \leftarrow 0$ ;
6 while there are unvisited vertices do
7    $v \leftarrow$  vertex in  $G$  with the minimum distance in  $dist$  and not visited;
8    $visited[v] \leftarrow \text{True}$ ;
9   for each neighbor  $u$  of  $v$  do
10    if  $visited[u]$  is False and  $dist[v] + weight(v, u) < dist[u]$  then
11       $dist[u] \leftarrow dist[v] + weight(v, u)$ ;
12    end
13  end
14 end

```

À la fin de l'algorithme, la liste des distances calculées pour chaque noeud représente les plus courts chemins depuis le noeud source. De plus, l'algorithme de Dijkstra peut également être utilisé pour reconstruire le chemin le plus court entre le noeud source et n'importe quel autre noeud en suivant les liens des prédécesseurs stockés lors de la mise à jour des distances.

L'algorithme de Dijkstra est largement utilisé dans de nombreux domaines, y compris la planification des itinéraires, les réseaux de transport, la recherche de chemins dans les graphes, etc. Il est simple à comprendre et à implémenter, mais sa complexité temporelle est relativement élevée, ce qui peut poser des problèmes de performance pour des graphes très grands.

2.5.2 Le langage Gaml

GAML est un langage axé sur les agents, conçu pour la création de simulations basées sur les agents. Il partage de nombreuses similitudes avec des langages orientés objet tels que C++, Java ou Smalltalk, mais étend le concept en introduisant d'autres notions telles que les compétences et la capacité de migration dynamique d'objets d'une classe à une

autre (Demirel et al. (2017)). Dans cette perspective, dans le cadre de GAML, tant les expériences que les modèles peuvent être considérés comme des agents à part entière. Chaque simulation ou expérimentation est représentée par un agent, permettant ainsi la création de modèles composés eux-mêmes de modèles représentés par des micro-agents. Pour plus de détails sur l'origine et les fondements du langage GAML, veuillez vous référer au document fondateur cité.

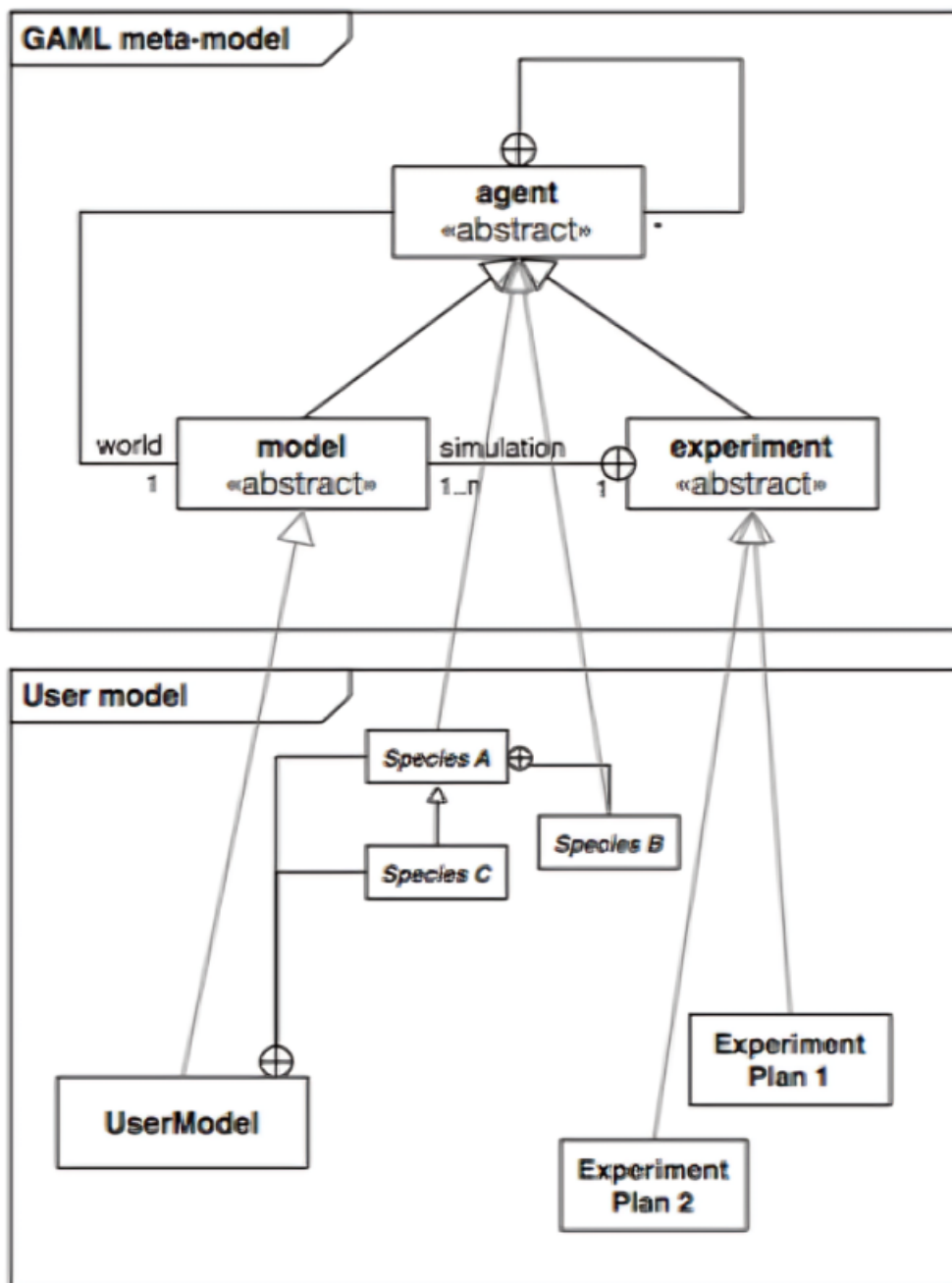


Figure 2.6: Le méta-modèle de langage GAML

Un modèle GAML encapsule à la fois les connaissances spécifiques à un phénomène à simuler et les instructions pour réaliser cette simulation. Il se présente sous la forme d'un fichier texte ou d'un ensemble de fichiers textes interconnectés portant l'extension `.gaml`, et est interprété directement par GAMA. Bien qu'il soit possible de modifier théoriquement un modèle avec n'importe quel logiciel de traitement de texte, il est fortement recommandé d'utiliser un outil dédié, offrant des fonctionnalités telles que l'aide en ligne et la validation en temps réel. Ces outils spécialisés, intégrés dans un environnement de développement, facilitent l'édition, la validation et la gestion des modèles GAML.

2.5.3 Le Méta-Modèle

GAML offre à l'utilisateur la possibilité de rédiger des modèles (*model*) qui sont considérés comme des spécifications de simulations (*simulations*) pouvant être exécutées et contrôlées lors d'expérimentations (*experiments*). De manière analogue au paradigme orienté objet, où la notion de classe est utilisée pour spécifier un objet, les agents en GAML sont définis par leur espèce (*species*), comprenant un ensemble d'attributs (ce qu'ils savent), d'actions (*action*) (ce qu'ils peuvent faire) et de comportements (ce qu'ils font réellement).

Une espèce spécifie également des propriétés liées à sa population, telles que la topologie (*topology*) (la manière dont les agents sont connectés) et l'ordonnanceur (*scheduler*) (quand et dans quel ordre les instances de la population doivent s'exécuter). Une espèce peut être imbriquée dans une autre espèce, appelée macro-espèce, où les populations d'instances seront automatiquement hébergées dans une instance correspondante de la macro-espèce (*macro-species*). De plus, une espèce peut hériter des propriétés d'une autre espèce, appelée espèce parent (*parent-species*). Enfin, une espèce peut être construite avec la notion de compétences, embarquant des attributs et des actions pouvant être partagés par différentes espèces et hérités par plusieurs enfants. Les relations entre espèce, modèle et expérimentation sont représentées dans le méta-modèle de GAML, composé de trois espèces abstraites appelées agent, modèle et expérimentation.

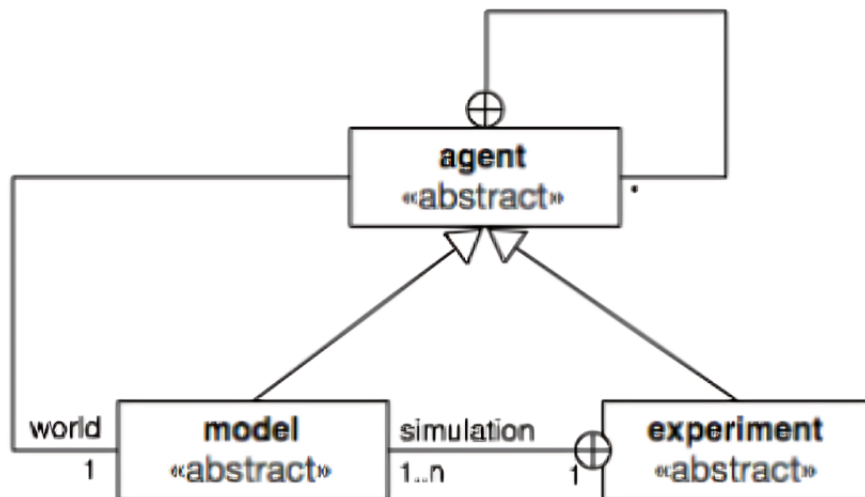


Figure 2.7: le méta-modèle de système multi-agents.

2.5.4 Syntaxe

La syntaxe de GAML présente des similitudes avec celle des langages de programmation traditionnels tels que Java, tout en réutilisant certaines structures de Smalltalk.

Le tableau suivant 2.1 représente une comparaison entre le langage Gaml, Java et Netlogo:

Table 2.1: Comparaison entre Gaml, Java et Netlogo

Gaml	Java	Netlogo
Species	Class	Breed
Micro-species	Nested Classes	-
Parent species	Superclass	-
Child species	Subclass	-(Only from 'turtle')
Model	Program	Model
Experiment	(main) Class	Observer
Agent	Object	Turtle/Observer
Attribute	Member	'Bread'-own
Action	Method	Global Function
Behavior	Collection of methods	Collection of global functions
Aspect	-	Only one, mixed with the behavior
Skill	Interface	Model
Statement	Statement	Primitive
Type	Type	Type
Parametric type	Generics	-

- -Un modèle est constitué d'un en-tête qui peut faire référence à d'autres modèles, ainsi que d'une série de déclarations d'espèces et d'expériences qui sont exprimées dans le langage sous la forme de commandes déclaratives spécifiques.

- -Un statement peut être une déclaration ou une commande. Il est toujours composé d'un mot clé (keyword) suivi d'une expression en option, suivie d'une séquence de facet, chacune d'elles composée d'un mot-clé et d'une expression;
- -Une facet permet de passer des arguments au statement. Leur valeur est une expression d'un type donné. Une expression peut être une constante, le nom d'un attribut, une variable, le nom d'une unité ou d'une constante du langage;
- -Un type peut être un type primitif, un type d'espèce ou un type paramétrique (une composition de types);
- -Une déclaration d'espèce ne peut contenir que les six catégories de déclarations suivantes : attributs, actions, comportements, aspects, équations et espèces incorporées (micro-espèces) ;

2.6 Le Postgresql Server

PostgreSQL est un système de gestion de base de données relationnelles (SGBDR) puissant et open-source (Krosing and Mlodgenski (2013)). Il est réputé pour sa robustesse, son extensibilité et sa conformité aux normes SQL. PostgreSQL offre des fonctionnalités avancées, ce qui en fait un choix populaire pour diverses applications et industries.

Voici quelques points clés à propos de PostgreSQL:

1. Base de données relationnelle: PostgreSQL suit le modèle relationnel, vous permettant d'organiser et de stocker des données dans des tables avec des colonnes prédéfinies et des relations.
2. Open-Source: PostgreSQL est un projet open-source, ce qui signifie qu'il est disponible gratuitement et dispose d'une large communauté de développeurs contribuant à son développement et à sa maintenance.
3. Conformité ACID : PostgreSQL garantit la conformité ACID (Atomicité, Cohérence, Isolation, Durabilité), offrant ainsi une intégrité transactionnelle et une fiabilité.
4. Extensibilité: PostgreSQL propose un ensemble étendu de types de données, de fonctions et d'opérateurs intégrés. De plus, vous pouvez étendre sa fonctionnalité en créant des types de données personnalisés, des fonctions et des langages procéduraux

à l'aide de différents langages de programmation tels que SQL, PL/pgSQL, python, etc.

5. Concurrency: PostgreSQL prend en charge l'accès concurrent à la base de données, permettant à plusieurs utilisateurs ou applications d'accéder et modifier des données simultanément sans conflits.
6. Support JSON et NoSQL: PostgreSQL inclut la prise en charge des types de données JSON. Vous permettant de stocker et de requêter des documents JSON. Cela le rend adapté aux applications nécessitant une combinaison de données structurées et non structurées.

2.7 Le Diagramme de Class du notre Modèle

Notre simulation de la mobilité quotidienne des individus dans la région de Rabat est basée sur les données d'enquête HCP 2014 (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)), ces individus sont caractérisés par un ensemble des attributes (prenom, nom, sexe, adress, lieu résidence) et chaque invidu a sa fonction, qui peut être (Employeur, Etudiant, Responsable, Docteur, Enseignante..). La figure suivante illustre la conception de la base de données des individus sur laquelle nous avons basé le développement de notre prototype. La figure suivante 2.8 illustre ce modèle.

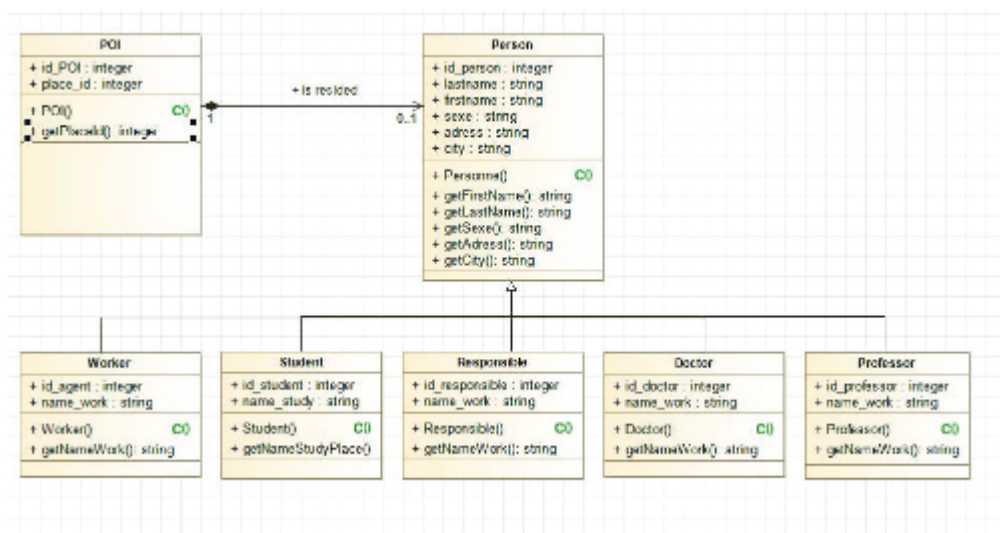


Figure 2.8: Le diagramme de class des individus de la région du rabat

Nous menons nos expériences sur la région de Rabat au Maroc. Nous mettons en oeuvre notre modèle concernant la simulation.

Par ailleurs, cette région compte 452585 habitants via le Haut Commissariat au Plan (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)) . Dans ce travail, nous avons simulé le déplacement de personnes à travers la plate-forme Gama, nous avons utilisé des données réelles pour simuler le lieu de résidence (`place_id`) et le lieu de travail (`place_id`). ces données sont au niveau de serveur PostgreSQL. La figure suivante 2.9 montre la connexion avec la base de donnée des individus que nous voulons simuler par le langage Gaml sur la plateforme Gama.

```
global{
  map<string,string> PARAMS<-[
    'host'::'localhost',
    'dbtype'::'postgres',
    'database'::'khalidtest',
    'port'::'5432',
    'user'::'postgres',
    'password'::'35396'
  ];
  init{
    create connexionTest{
      if (self testConnection(params:PARAMS)){
        write "connexion of":+self;
      }
      else{
        write "Impossible Connexion";
      }
    }
  }
  species connexionTest skills:[SQLSKILL]{}
}
```

Figure 2.9: La connexion avec la base de données par Gaml language.

Pour simuler la mobilité des individus en se basant sur la plateforme Gama, on doit appeler les fichiers de type '**shp**' qui sont fournis par OpenStreetMap '**OSM**' (OpenStreetMap contributors (2024)) , cette base de données est composée des fichiers correspondant aux routes de la zone que nous avons déterminée, les bâtiments aussi de cette zone et les lieux. La figure suivante ?? illustre cela à l'aide du langage GAML.

```

file file_buildings<-file('../includes/buildings.shp');
file file_places<-file('../includes/places.shp');
file file_roads('../includes/roads.shp');
geometry shape<-envelope(file_roads);
graph the graph;
file file_points<-file('../includes/points.shp');
file file_landuse<-file('../includes/landuse.shp');
file file_waterways<-file('../includes/waterways.shp');
file file_railways<-file('../includes/railways.shp');
file file_naturel<-file('../includes/naturel.shp');

```

Figure 2.10: Le téléchargement les fichiers shp de la zone étudiée.

Pour simuler le déplacement d'un individu avec la plateforme Gama, il suffit de créer une espèce **Personne** caractérisée par plusieurs attributs. On doit déclarer le type de compétences pour cette espèce, par exemple **SQLSKILL**, pour accéder aux données à travers la base de données. Voici un exemple de code pour créer l'espèce "Personne" avec ses attributs :

```

species Personne skills:[SQLSKILL]{
  float place_id;
  String firstname;
  String lastname;
  String sexe;
  aspect default {}
}

```

Pour associer cette espèce "species" qui représente chaque individu avec son lieu de résidence, nous devons récupérer la liste des lieux à partir du fichier SHP qui représente les "buildings". Ce fichier contient un attribut "type" qui peut prendre deux valeurs : "résidentiel" ou "industrie". Le lieu de résidence est associé aux bâtiments de type "résidentiel", tandis que le lieu de travail est associé aux bâtiments de type "industrie".

La figure suivante illustre la création l'objet 'building' à partir du fichier **shp** 'file buildings' par le langage Gaml, et aussi le réseau routier dans notre zone d'étude qui est aussi caractérisé par type, peut être une route nationale et avec sa vitesse.

```
create building from: file_buildings
with:
  [type::string(read('type')),osm_id_building::int(read('osm_id'))];
create route from: file_roads
with:
  [type_of_road::string(read('type')),osm_id_road::int(read('osm_id'))
  ,maxspeed::int(read('maxspeed'))];
```

La figure suivante 2.11 représente l'implémentation de notre simulation du réseau routier, les bâtiments et les espaces verts de la région du rabat, et aussi la simulation du lieux de résidence de chaque individu, on se basant sur les données HCP que l'on mette au niveau du serveur **PostgreSQL**.

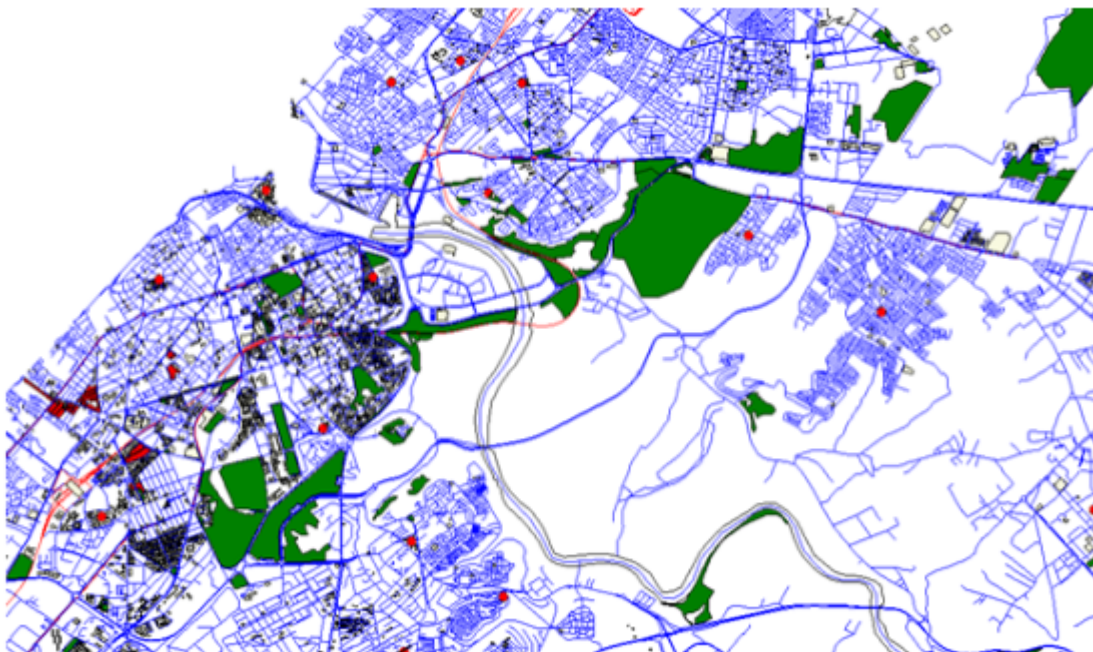


Figure 2.11: La zone étudiée.

La figure suivante 2.12 montre notre prototype de simulation de la mobilité quotidienne dans la région de Rabat par le système multi-agent de la plateforme GAMA, chaque individu a un lieu de résidence représenté par un point noir, un lieu de travail représenté par un point bleu, et le déplacement de chaque individu est représenté par un point rouge d'une manière macroscopique.

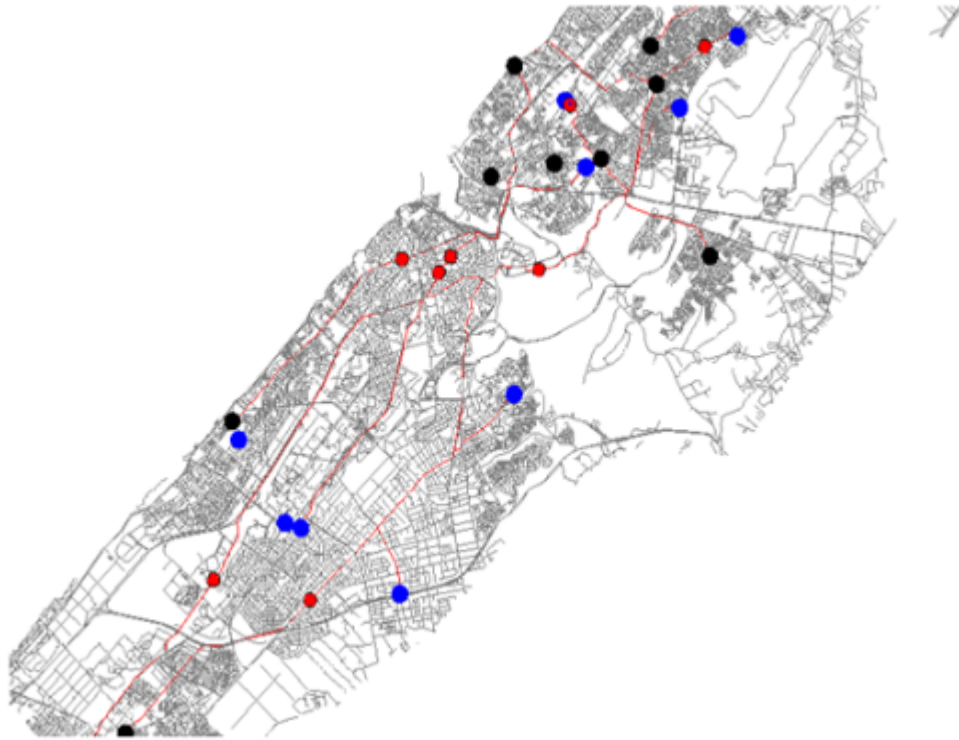


Figure 2.12: La simulation du déplacement des individus dans la région de Rabat.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre prototype de simulation de la mobilité quotidienne dans la région de Rabat, en utilisant les données du recensement HCP 2014 avec la plateforme multi-agent Gama. Chaque individu est caractérisé par des données telles que le nom, le prénom, le lieu de résidence et le lieu de travail, qui sont stockées sur un serveur PostgreSQL. Nous avons également intégré les éléments de la carte géographique de la zone d'étude, comprenant les bâtiments, les routes et les chemins de fer. Notre prototype simule le déplacement des individus en utilisant l'algorithme de Dijkstra sur le graphe du réseau routier pour trouver le chemin optimal vers leur lieu de travail avec une durée minimale.

LA SIMULATION ET PRÉVISION DE LA PANDÉMIE DE COVID-19 DANS LA RÉGION DE RABAT.

Pour valider la conception de notre modèle proposé (Qbouche and Rhoulami (2021a)), nous avons procédé à son implémentation. Le présent de ce chapitre expose l'implémentation du système multi-agent sur la plateforme Gama afin de comprendre la distribution du COVID-19 par la mobilité des individus entre leur lieu de travail et leur lieu de résidence dans la région de Rabat (Qbouche and Rhoulami (2022b)). De plus, il développe un modèle mathématique pour prédire l'évolution du virus au cours des trois prochains mois.

3.1 Introduction

Depuis des années, le monde est de plus en plus dévasté par des épidémies à l'instar de la peste, le choléra, la grippe espagnole, la grippe asiatique. Et aujourd'hui le coronavirus baptisé COVID-19 qui fait des ravages plus que les précédentes depuis décembre 2019. Dès lors les recherches en épidémiologie ne cessent d'être approfondir et les stratégies sont de plus recherchées pour mieux cernées ces épidémies. Les systèmes de simulations s'inscrivent comme un excellent moyen à fin d'organiser au mieux une stratégie de défense contre ces épidémies.

Dans le cadre des efforts déployés par le Maroc pour la réponse à l'épidémie de Covid-19, le Ministère de la Santé a mis en place des mécanismes de détection du SARS-Cov2 au niveau des établissements de soin de santé primaire et des structures hospitalières du système sanitaire, pour évaluer quotidiennement le risque pour notre pays. Pour cela, nous nous appuierons sur les données fournies par le ministère de la Santé.

Dans ce chapitre nous sommes amenés à concevoir un modèle pour la prédiction et un autre modèle pour la simulation de la propagation de ce virus entre les individus dans la région Rabat d'une épidémie. Notre travail se décline en deux sections. La première section sera représenter en deux parties, une partie présente et analyse les données de Covid-19, la

deuxième partie présente une approche mathématique en épidémiologie pour la prédiction de Covid-19. Pour la deuxième section, on développe un modèle via le système à base d'agents pour simuler la propagation de Covid-19 entre les individus dans la région Rabat sur la plateforme GAMA.

3.2 Les Travaux Connexes

Dans cette partie, nous discutons des travaux connexes sur le modèle d'implémentation du prédicteur de l'épidémie de Covid-19 et de la simulation de la mobilité des individus infectés avec un système multi-agents. Dans (Krosing and Mlodgenski (2013)), ils ont proposé un modèle pour prédire le Covid-19 en utilisant le modèle SIR et l'apprentissage automatique dans le cadre des soins de santé intelligents et du bien-être des citoyens de l'Arabie saoudite (KSA). Connaître le nombre quotidien de cas sensibles, infectés et récupérés est essentiel pour que la modélisation mathématique puisse identifier les effets comportementaux de la pandémie. Le système proposé prédit si le Covid-19 se propagera dans la population ou s'éteindra à long terme. Dans (Bastos and Cajueiro (2020)), Ils ont utilisé des données brésiliennes pour simuler la propagation de la pandémie de COVID-19 au Brésil, en utilisant deux variations du modèle SIR et en incluant un paramètre qui prend en compte les effets des mesures de distanciation sociale. Dans (da Silva (2021)), ils ont appliqué le modèle SIR pour simuler la dynamique de propagation du COVID-19 sur les îles du Cap-Vert. Ils l'ont d'abord mis en oeuvre pour les îles Santiago et Boavista, puis pour le Cap-Vert en général. Le choix de Santiago repose sur le fait que c'est l'île la plus grande, avec plus de 50% de la population du pays, tandis que Boavista a été choisie parce que c'est l'île où le premier cas de COVID-19 au Cap-Vert a été diagnostiqué. Les observations faites après la date des simulations corroborent nos projections. Dans (Bayraktar et al. (2021))ils ont développé un modèle macro-SIR qui prend en compte les taux de transmission dépendant du comportement, les travailleurs à distance et les facteurs indirects des fermetures. En outre, ce modèle a été développé pour prédire la possibilité d'atteindre l'immunité collective, ce qui permet aux individus à haut risque de sortir du confinement plus tôt que dans les modèles où l'immunité collective n'est pas prise en compte.

Par ailleurs, pour les modèles mathématiques prédisant la situation épidémique et les systèmes multi-agents simulant la propagation du virus, nous avons identifié de nombreuses plateformes utilisées dans le cadre de la mobilité quotidienne. A cet égard, nous

avons rencontré des sujets abordés par ces plateformes, comme le travail de (Qbouche and Rhoulami (2021a)), qui a simulé la mobilité quotidienne des individus de la région de Rabat à l'aide du recensement HCP 2014 (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)) à travers la plateforme GAMA. Dans (Smolak et al. (2020)) ils ont améliorés le modèle **who-where-when (3w)**, une méthode de protection de la vie privée pour la modélisation de la mobilité afin de générer des données synthétiques sur la mobilité. En se basant sur des trajectoires réelles, cette méthode génère des trajectoires artificielles de mobilité des utilisateurs qui imitent les fluctuations de la population dans une zone d'étude, protégeant ainsi la vie privée des individus. Le modèle simule avec précision les aspects spatio-temporels individuels de la vie, en représentant fidèlement les flux et les distributions réels de la population.

3.3 La Situation épidémique au Maroc

Depuis l'annonce de la découverte du premier cas d'infection à coronavirus le 2 mars 2020, pour une personne originaire de la patrie italienne, jusqu'au 30 septembre 2021, le nombre total d'infections a atteint 929 699 cas, dont 14 280 sont des cas actifs et 901 220 cas complètement guéri des conditions pathologiques et 14 199 cas est décédé. Une tendance à la hausse est observée avec une augmentation quotidienne moyenne de 3% depuis le 29 avril en 2020 jusqu'à ce que la tendance atteigne son pic en novembre 2020 à plus de 6000 cas. Après cela, la situation épidémiologique s'est progressivement stabilisée. Mais en juillet la courbe épidémiologique revient à augmenter pour atteindre cette fois Plus de 10 000 cas en août 2021, comme nous avons illustré dans la figure suivante 3.1.

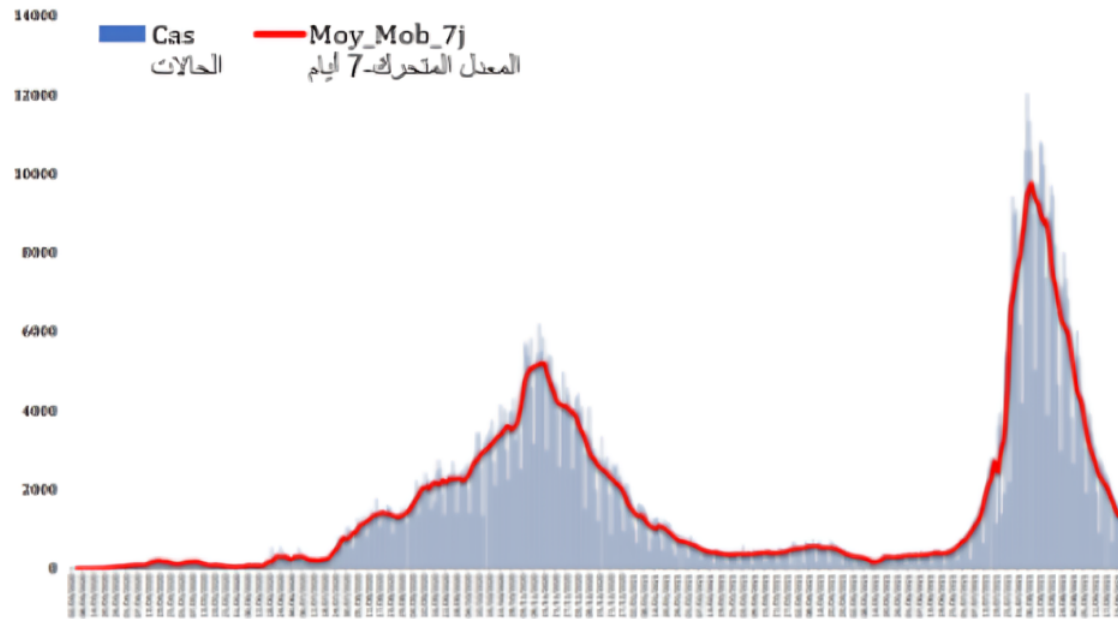


Figure 3.1: La situation épidémique quotidienne de nouveaux cas au Maroc du 2 juin 2020 au 27 septembre 2021

D'après le bulletin quotidien de Covid-19 (Ministry of Health of Moroccos (2024)), nous avons pu savoir combien de personnes sont infectées chaque jour dans la région Rabat, la figure 3.2 suivante représente la distribution géographique des nouveaux cas et décès dans la région.

التوزيع الجغرافي للحالات الجديدة والوفيات Distribution géographique des nouveaux cas et des décès			
Régions Province /Préfecture	الحالات الجديدة Nouveaux cas	الوفيات Nouveaux Décès	جهات عائلات وإقليم
Région Rabat - Salé-Kenitra	201	16	جهة الرباط سلا القنيطرة
Salé	61	6	سلا
Rabat	50	6	الرباط
Skhirate- Témara	31	1	الصخيرات-تمارة
Kénitra	22	1	القنيطرة
Khémisset	22	1	الخميسات
Sidi Slimane	15		سيدي سليمان
Sidi Kacem	0	1	سيدي قاسم

Figure 3.2: La distribution géographique des nouveaux cas et décès dans la région

Nous avons alimenté le nombre de personnes infectées chaque jour pendant trois mois, à partir le mois juillet jusqu'à le mois septembre 2021. La tableau 3.1 suivant illustre un extrait de ces données.

Le Jour	le nombre des personnes infectées par jour
Juillet-1	102
Juillet-2	144
Juillet-3	184
Juillet-4	102
Juillet-5	52
Juillet-6	163
Juillet-7	180
Juillet-8	231
Juillet-9	189
Juillet-10	218
Juillet-11	125
Juillet-12	128
Juillet-13	187
Juillet-14	322
Juillet-15	268

Table 3.1: Extrait de données des infectées par jour en région Rabat.

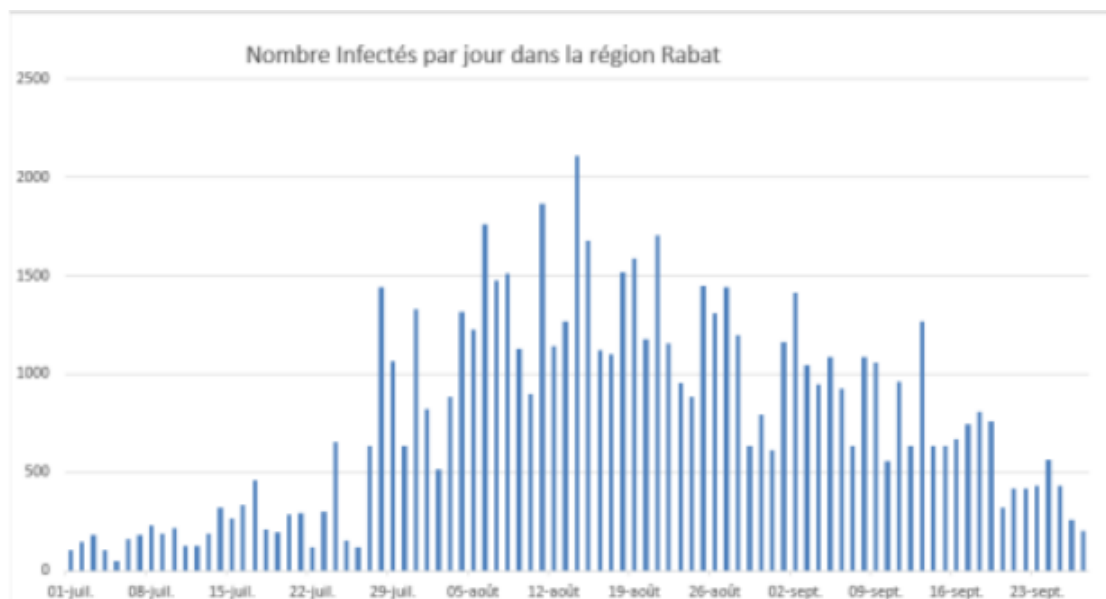


Figure 3.3: L'histogramme de la situation épidémique quotidienne de nouveaux cas au région Rabat-Salé-Kenitra du 1 juillet à 27 septembre en 2021.

La figure précédente représente un histogramme de distribution de nouveaux cas dans la région, et on observe que l'épidémie a une pic le 14 août à plus de 2 000 cas. Par la suite, la situation épidémique s'est progressivement dégradée jusqu'à se stabiliser dans un avenir proche. (18 – 44 ans) était prédominante (48,7 %), suivie de la tranche d'âge (45–64 ans) (24,6%). Le sexe ratio M/F était de 0,75 .38 % des malades (137 cas) présentant des effets indésirables avaient comme facteurs contributifs une comorbidité : la plus mentionnée était, le diabète pour 43 malades, l'hypertension artérielle pour 34,

cardiopathie pour 12, l’asthme pour 10, toxicomanie pour 6 et insuffisance rénale pour 4 malades, tout en sachant qu’un malade peut avoir une à trois pathologies associées. Le tableau 3.2 suivante montre tous ça:

Variable	Effective	%
Total Cases	483	100.0
Severely	73	15
Sexe		
Feminin	262	54.2
Homme	196	40.6
Not Specified	20	5.2
Age		
Médian(Q1-Q3)(ans)	41(29-55)	
<18 ans	9	1.9
18- 44 ans	235	48.7
45- 64 ans	119	24.6
65-74 ans	43	8.9
>74 ans	21	4.3
not specified	56	11.6

Table 3.2: Caractéristiques démographiques de la région Rabat.

3.4 Le Modèle mathématique SIR

Le but de cette partie est de développer modèle mathématique pour prédire la situation la propagation du COVID-19, et comparant la résultat du modèle SIR avec la situation réelle de l’épidémique dans la région du Rabat.

Le modèle SIR est dû à Kermack et McKendrick (voir chapitre 1), considère une population de taille fixe, et divise les individus en trois ~compartiments ~qui peuvent varier dans le temps.

On rappel que :

- $S(t)$: le nombre de personnes susceptibles d’être infectées.
- $I(t)$: le nombre de personnes infectées.
- $R(t)$: le nombre de personnes ayant acquis l’immunité.
- β : le taux d’infection.
- γ : le taux de recouvrement/guérison/convalescence, ”recovery rate” en anglais.

Dans l'état l'art , on a représenté la taille de population totale est exprimé constante, comme nous avons illustré dans l'expression 1 suivante:

$$N = S(t) + I(t) + R(t) \quad (1)$$

N Le nombre est associé au temps (Notre travail, la durée est 3 mois).

3.5 L'Implémentation de modèle SIR

Le modèle SIR est implémenté par un programme informatique écrit en Python pour prédire la propagation du Covid-19 pendant trois mois.

3.5.1 le choix de langage Python

Python est le langage de programmation open source le plus employé par les développeurs. Ce langage s'est propulsé en tête de la gestion d'infrastructure, d'analyse de données ou dans le domaine du développement de logiciels. En effet, parmi ses qualités, Python permet notamment aux développeurs de se concentrer sur ce qu'ils font plutôt que sur la manière dont ils le font. Il a libéré les développeurs des contraintes de formes qui occupaient leur temps avec les langages plus anciens. Ainsi, développer du code avec Python est plus rapide qu'avec d'autres langages.

3.5.2 Le Paramétrage de modèle SIR

Le système d'équation différentielles fournit par le modèle SIR n'est pas linéaire, il est donc mathématiquement impossible (ou très difficile dans certains cas particuliers) de trouver les solutions exactes. Pour les trouver il faut utiliser l'outil informatique. Un programme en Python nous a permis de résoudre le système SIR et ses variantes de manière relativement facile. Le programme de Python suivant intègre ces équations pour une maladie de covid-19 caractérisée par des paramètres $\beta=0.2$, $\gamma=0.05$, et $N=6000$. Le modèle est démarré avec 20 personnes infectées le jour 0 : $I(0)=20$ et $S(0)=5980$ pour les personnes non infectées. La figure suivante 3.4 représente l'implémentation de ce modèle.

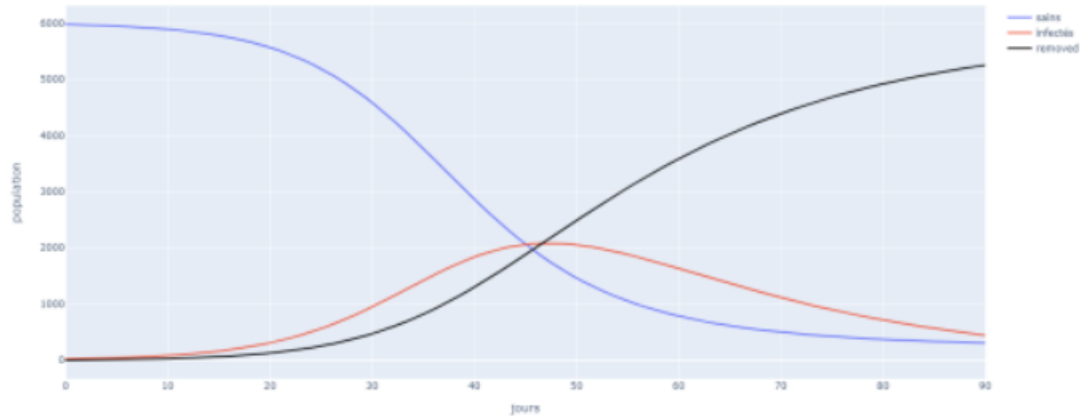


Figure 3.4: Les courbes résultant de modèle SIR pour la prédiction de Covid-19.

La figure 3.5 ci-dessus présente le résultat global de modèle SIR, mais on s'intéresse à le résultat de courbe des personnes infectées.

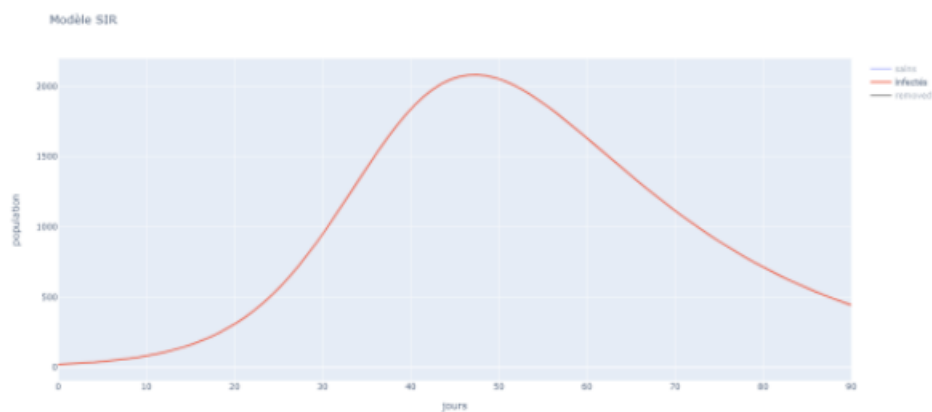


Figure 3.5: Le Courbe représente des personnes infectées par le modèle SIR.

3.6 La Comparaison entre la courbe de modèle SIR et la courbe des données réelle des personnes infectés à la région Rabat

D'après la figure de résultat statistique de la propagation de Covid-19 dans la région rabat, on constate que le modèle SIR et capable de prédire la propagation de Covid-19 par un paramétrage de ses variables ; β le taux d'infection, γ le taux de retrait et le nombre de personnes infectés au début de l'épidémie. La figure 3.6

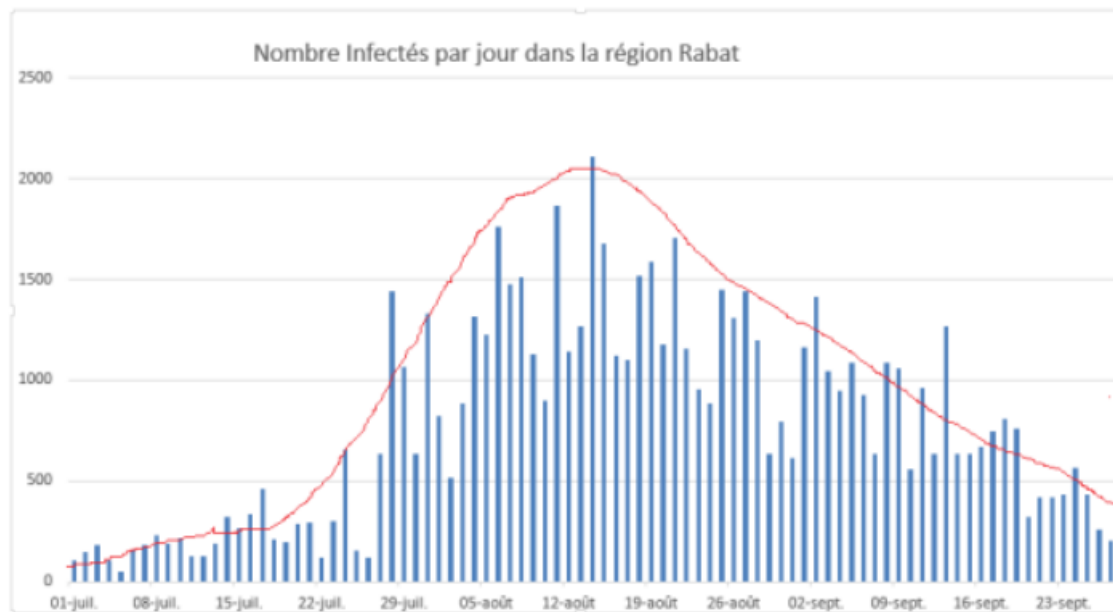


Figure 3.6: Le courbe en rouge ; de modèle SIR et le histogramme en blue ; les données réelle des personnes infectés dans la région Rabat.

3.7 La simulation de la propagation de covid-19 par le système multi-agent la plateforme Gama

L'objectif de ce travail est de développer un prototype pour simuler la propagation de l'épidémie COVID-19, nous avons utilisé le système multi-agent Gama plateforme de développement de modélisation et de simulation basé sur les agents. Nous sommes amené à réaliser une simulation basée sur des agents et SIG (System Information Geographic).

3.7.1 Le choix de la plateforme Gama

Le choix a été fait de développer notre approche sur la plateforme GAMA. Elle a été conçu pour de multiples publics, en particulier : les étudiants dans le milieu de l'éducation et les experts ou chercheurs sans formation en programmation pour modéliser des phénomènes issues de systèmes complexes (Qbouche and Rhoulami (2021a)). La plateforme GAMA a été au coeur de nombreux articles scientifiques publiés. L'environnement GAMA permet d'explorer les phénomènes émergents. Le logiciel se veut être trans-disciplinaire et fournis de bases des modèles à base d'agents sur de nombreuses disciplines scientifiques tels que les sciences économiques, la biologie, la physique, la chimie, l'épidémiologie, la psychologie, la dynamique des systèmes. Le panneau de simulation GAMA permet l'exploration de modèle grâce à une interface graphique pour adapter dynamiquement les paramètres des expérimentations. Au-delà de l'exploration, GAMA permet de créer de nouveaux modèles et de modifier les modèles existants. Parmi les

points forts de cette plateforme est la capacité qu'elle offre de définir des modèles à base d'agents spatialement temporelle et la possibilité de simuler des agent personne à l'aide du langage dédié GAML.

La modélisation basée sur les agents repose sur la simulation des actions et des interactions d'agents autonomes afin d'évaluer leurs effets sur le système. D'agents autonomes afin d'évaluer leurs effets sur le système. Elle est souvent utilisée pour prédire les projections que l'on obtiendra face à un phénomène complexe. Dans notre travail, nous avons utilisé la plateforme Gama pour modéliser et simuler la propagation du virus covid-19 dans la région de Rabat ; elle a été utilisée pour simuler les mouvements de personnes dans une zone géographique. Elle combine des simulations multi-agents explicites avec la gestion de données SIG, la modélisation multi-niveaux, Il combine des simulations multi-agents explicites avec la gestion de données SIG, la modélisation multi-niveaux et la capacité de créer des agents BDI et réactifs. En conséquence, son langage orienté agent GAML le rend pratique pour le prototypage et la génération automatisée de simulations. En outre, nous avons utilisé ce logiciel pour simuler la mobilité quotidienne dans la région de Rabat à l'aide des données de l'enquête HCP de 2014 (Qbouche and Rhoulami (2021a)).

3.7.2 La modélisation et la simulation basées sur des agents

Le chercheur dispose de plusieurs stratégies de recherche lorsqu'il tente d'étudier un certain phénomène. Grâce à l'utilisation d'outils d'analyse statistique, des données sur le phénomène peuvent être recueillies et analysées. Il peut également réaliser des expériences "réelles" en laboratoire. Enfin, il peut essayer de reproduire le phénomène à l'aide d'une simulation électronique. Une approche scientifique connue sous le nom de simulation informatique consiste à simuler artificiellement un phénomène naturel que l'on souhaite étudier sous la forme d'un modèle. Cette méthode est appliquée lorsque l'approche analytique des modèles statistiques ou mathématiques est inadéquate ou lorsque les capacités de ces modèles sont insuffisantes pour représenter pleinement la complexité du phénomène.

De plus, lorsqu'on souhaite imiter les mécanismes d'un processus réel qui sont difficiles à reproduire expérimentalement ou à mettre en équation ou à mettre en équation ou à développer une théorie, et que l'on ne dispose pas d'une connaissance suffisamment solide à son sujet, on a recours à la simulation. Les concepts d'algorithmes distribués et d'intelligence artificielle (DAI, ou intelligence artificielle distribuée) ont évolué parallèle-

ment au développement de la modélisation à base d'agents. Néanmoins, l'émergence des SMA (Systèmes Multi-Agents) a permis l'analyse assistée par ordinateur de l'architecture évolutive de leurs interactions virtuelles.

3.7.3 Les données géospatiales

Pour dessiner notre zone d'étude, nous avons collecté les données de type **shp** qui contenaient tous les bâtiments avec leur type (résidentiel ou industriel) de la région du rabat. Sous le format de fichiers, et d'autres fichiers contenant les routes de la région ont été extraits d'OpenStreetMap (OpenStreetMap contributors (2024)). Nous pouvons ajouter les personnes auxquelles il est rattaché avec leurs bâtiments de résidence à partir de ces fichiers. Pour cela, nous pouvons visualiser les déplacements des personnes dans notre zone d'étude par le système multi-agent Gama Platform (Qbouche and Rhoulami (2021a)).

3.7.4 La conception du notre système simulation

Le modèle construit dans ce travail représente un fichier de notre projet avec extension **gaml** et dont le contenu comporte trois types d'éléments. Le premier élément est la section **global** qui représente un agent particulier, notre environnement, c'est à l'intérieur de ce dernier que nos agents sont instanciés. Le deuxième, les **species** pour représenter les différentes agents dans l'environnement, chaque agent est défini par un ensemble d'attributs, d'actions, de comportements et sa géométrie (sa représentation). Et le dernier est la section **experiment** pour afficher les agents, il se définit par des entrées (inputs) et des sorties (outputs).

3.7.5 La description du modèle

les fichiers SIG 'shp' ont importé dans le modèle dans la section **global**, les routes et bâtiments. Un ensemble de spécifications est pris en compte notamment :

- Étape de simulation : 1 minute.
- Les gens se déplacent sur les routes d'un bâtiment à l'autre.
- Les gens utilisent le chemin le plus court pour se déplacer entre les bâtiments.
- Toutes les personnes ont la même vitesse et se déplacent à une vitesse constante.
- Chaque fois, les gens arrivaient dans un bâtiment, ils séjournaient à une certaine heure.

- Le temps de séjour dépend de l'heure actuelle (plus bas à 9h - aller au travail - à 12h aller déjeuner - à 18h - rentrer à la maison).
- Les personnes infectées ne sont jamais guéries.

3.7.6 La section globale du modèle

Le modèle se décrit comme suite, dans la partie global nous avons un ensemble de variables. Dans le bloc init, on procède à l'instanciation des agents, people, road, et building. Dans notre monde, les bâtiments ont une couleur gris, et les routes ont une couleur noir. Le tableau suivant 3.3 illustre les différents variables globales de notre modèle.

Types	Variables	Signification
int	np_people	nombre de personnes
float	agent_speed	vitesse de déplacement
float	infection_distance	distance d'infection
float	proba_infection	probabilité d'infection
int	nb_infection_init	initialisation du nombre de personnes infectées
file	roads_shapefile	données géographiques du réseau routier
file	buildings_shapefile	données géographiques d'emplacement des bâtiments
graph	road_network	réseau de la ville
geometry	shape	définition du monde à partir des shape-files
float	staying_coeff	représente le fait que les gens ont plus de chances de quitter leur bâtiment actuel près de 9h (aller au travail), 12h (midi) et 18h (rentre à la maison)
float	beta	le taux de contamination
float	infected_rate	le taux d'infection
bool	is_night	booléen nuit ou non (bool: nuit avant 7h et après 20h)

Table 3.3: Les Variables globales de notre modèle.

L'espace des Routes 'Species road':

Notre agent road un seul attribut display-shape de type geometry qui représente le shapefile de la route. Notre réseau routier est un ensemble de route représenté par un graphe, et chaque route est une arête du graphe dont les extrémités sont les noeuds. Les routes ont des lignes en représentations en 3D de couleur noire.

L'espace des bâtiments 'Species Building':

Chaque agent building est défini par les attributs suivants :

- nb-infected : Le nombre d'infectés à l'intérieur dans une bâtiment.
- nb-total : Le nombre totale des personnes à l'intérieur dans une bâtiment.
- height : variable pour les bâtiments(hauteur)de type flotteur de 10m à 20m.

Nous proposons de laisser les bâtiments gérer ce qui se passe lorsque les gens sont à l'intérieur des bâtiments. Dans ce contexte, nous utiliserons les propriétés multi-niveaux de GAMA (Qbouche and Rhoulami (2021a)): lorsqu'un agent humain sera à l'intérieur d'un bâtiment, il sera capturé par lui et son espèce sera modifiée. Ce ne sera plus l'agent du personnel qui décidera quand quitter le bâtiment, mais le bâtiment lui-même qui le libérera. Nous utilisons pour cela :

- une micro-espèce de personnes à l'intérieur de l'espèce du bâtiment (people-in-building).
- deux comportements pour la construction : let-people-leave et let-people-enter.

Enfin, nous affinons l'aspect des bâtiments : s'il n'y a pas de personnes à l'intérieur du bâtiment, nous le dessinons avec une couleur grise. Si le nombre d'infectés est supérieur au nombre de personnes non infectées, nous le dessinons en rouge ; sinon en vert.

L'espace des personnes : 'Species People':

Chaque agent est défini par les attributs suivants : is-infected :

- vrai si l'agent est infecté et faux sinon, de type booléen.
- target : l'emplacement cible que les personnes veulent atteindre (un point à l'intérieur d'un bâtiment, de type point .
- staying-counter : le nombre de cycles depuis que l'agent est arrivé dans son bâtiment, de type entier.
- staying-coeff : pour représenter le fait que les gens se déplacent plus près de 9h, 12h et 18h.

Chaque agent est défini également par un ensemble de comportements définis par le mot clé reflex :

- **move** : ce réflexe n'est activé que lorsque l'agent a une cible. Dans ce cas, l'agent se déplace vers sa cible à l'aide de l'action goto intégrée. Notez que nous avons spécifié un graphique pour contraindre le déplacement des agents sur le réseau routier. L'agent utilise le chemin le plus court (selon le graphique) pour atteindre le point cible.
- **infect** : ce réflexe ne sera activé que s'il est vrai. Ce réflexe consiste à demander à tous les agents humains à une distance inférieure ou égale un mètre d'être infectés avec une probabilité de 0.3.

Chaque agent est représenté par une sphère dans notre monde 3D. La couleur de l'agent lors d'une instanciation est soit vert si en bonne santé. Et s'il est infecté, il peut avoir la couleur rouge.

3.8 L'Experiment

Une expérimentation (experiment) permet d'afficher une représentation graphique d'un modèle. Elle se compose d'entrées (parameter) et de sorties (display, file, monitor). Chacune d'entre elles correspond à une simulation qui va être lancée à partir du modèle. Dans notre modèle, nous définissons une expérience gui appelée Simulation. Dans la partie entrées, on a les paramètres suivants :

- Nombre de personnes initialement infectés.
- Distance d'infection.
- Probabilité d'infection.

Pour la partie sorties, on a les éléments suivants :

- Un moniteur pour afficher l'heure actuel et le taux de personnes infectés.
- Un graphique illustrant l'évolution de la maladie dans le temps.
- Une carte en 3D de notre environnement.

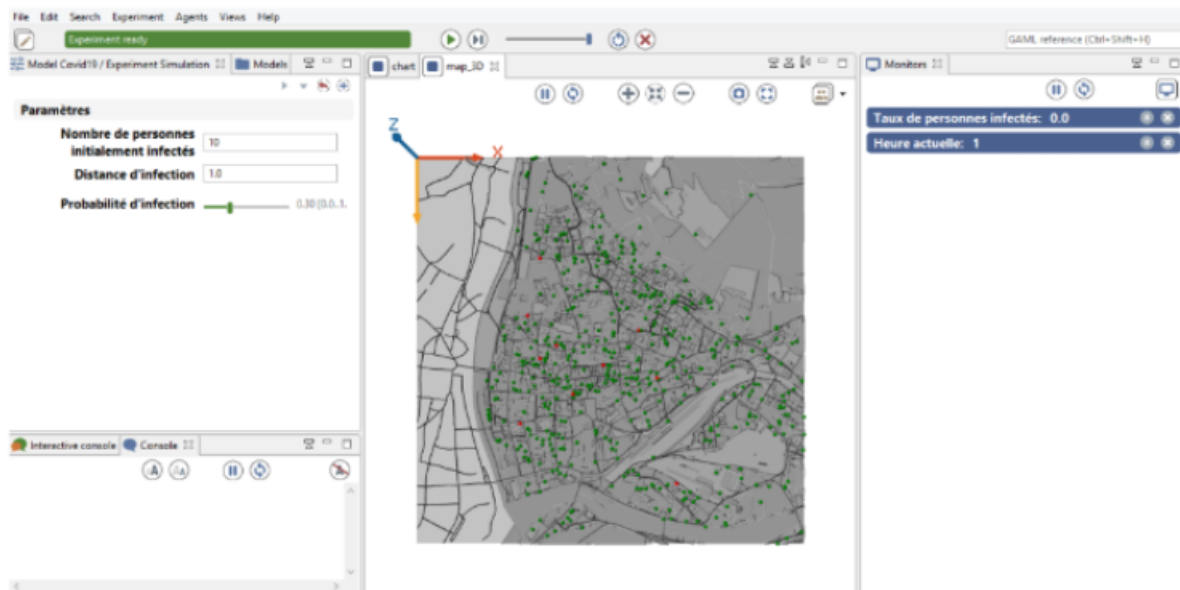


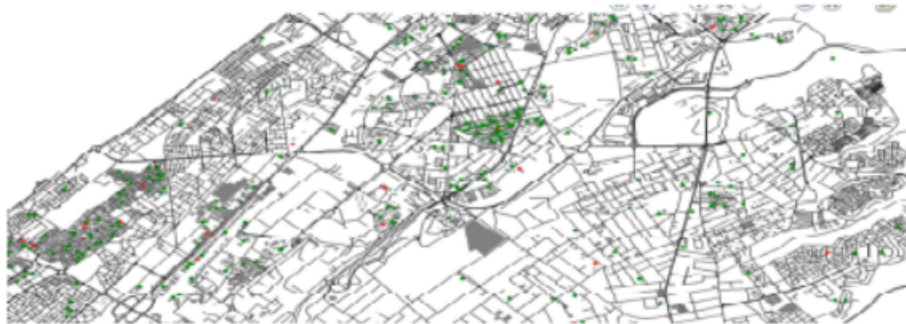
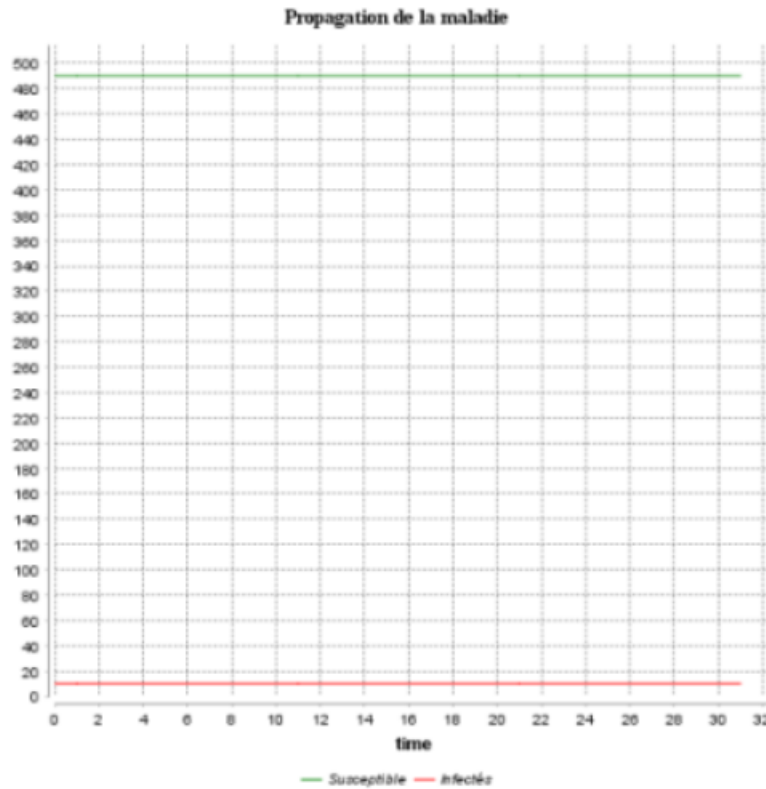
Figure 3.7: L’affichage du modèle développée de simulation de la propagation de covid-19 sur la plateforme GAMA.

3.9 L’Observation des résultats

À ce contexte, nous afficherons tous les résultats fournis par notre modèle pour simuler la propagation du Covid-19 sur la plateforme Gama.

3.9.1 Au debut de la simulation

Lorsque la simulation démarre, les agents se mettent au travail entre 9h et 18h. 12 heures, ils vont déjeuner. Le soir, ils s’arrêtent entre 18 heures et 20h, car après 20h jusqu’à 7 heures du matin, il fait nuit. Un échantillon de 500 agents du fait des limites des capacités de notre ordinateur. Les agents sont répartis aléatoirement dans les bâtiments, parmi ces agents 10 personnes sont infectées par le virus. La distance de sécurité est fixée à un mètre selon l’Organisation Mondiale de la Santé, donc toute réaction entre agents à une distance inférieure ou égale à un mètre est susceptible d’être infectée avec une probabilité de 0,3. Tous ces paramètres peuvent être modifiés par l’utilisateur.



Au début de l'expérience, rien ne se passe car l'horloge indique après minuit, ce qui signifie qu'il n'y a pas des personnes circule dans la ville.

3.9.2 Fin de la simulation

Notre zone géographique de simulation est petite, de sorte que la Covid-19 a pu se propager rapidement à plus de moitié de la population. Dans un région comme la région de Rabat-Salé-Kenitra, avec ses 4 millions d'habitants, Le nombre d'individus infectés augmentera très rapidement si les autorités ne contrôlent pas les individus infectés. Comme vous voyez dans la figure 3.8 suivante:

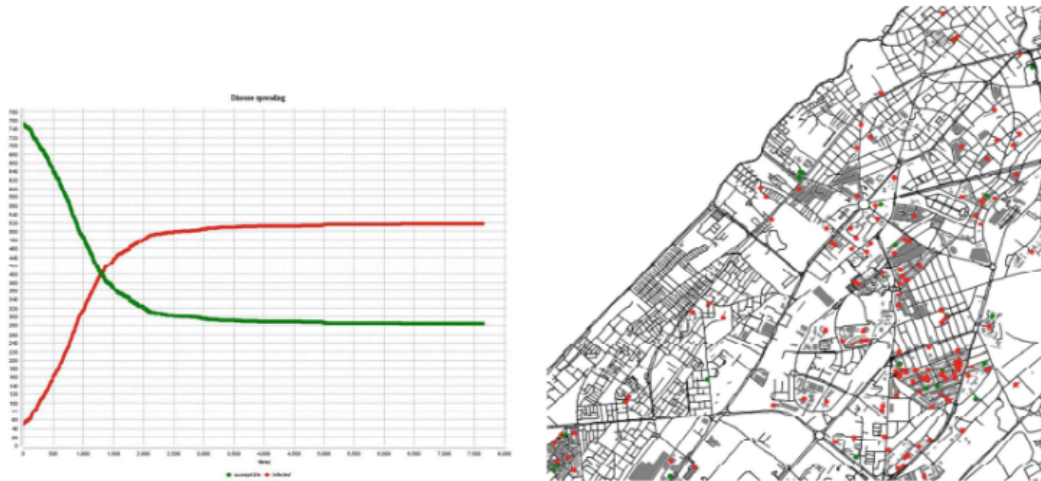


Figure 3.8: Carte 3D d'une portion de la région de Rabat avec les agents et leur état de santé : (à gauche). Résultat graphique de simulation de la propagation de covid-19 : (à droite).

3.10 Conclusion

Dans cette chapitre, nous avons commencé par la présentation la situation épidémique au Maroc avec les autres pays et puis dans la région du Rabat, ensuite on a proposé un modèle mathématique SIR pour prédire la situation dans trois mois , et on a vérifié ce modèle par l'état réelle de la situation épidémique de la région. En outre, nous avons simulé la propagation du virus COVID-19 à l'aide du système multi-agents Gama pour la même région en fonction des paramètres (la distance d'infection, les heures de travail entre 9 heures et 16 heures). Le système multi-agents que nous avons adopté est basé sur trois couches d'interactions sociales : le domicile, le lieu de travail, l'emploi et les transports publics. Chaque couche a ses caractéristiques basées sur la façon dont les individus s'engagent quotidiennement dans cette activité. La propagation est effectuée à l'aide d'une approche basée sur les agents, dans laquelle les poids reflètent la probabilité d'infection, qui change avec le temps. La probabilité d'infection, qui change en fonction des couches et des groupes avec lesquels l'agent interagit.

LE MODÈLE INFORMATIQUE DE SIMULATION LA MOBILITÉ QUOTIDIENNE

Le chapitre courant présente l'amélioration du modèle proposé. Nous exposons l'intérêt de la simulation de la mobilité quotidienne à travers un modèle informatique basé sur les systèmes multi-agents. De plus, nous explorons différentes approches pour simuler cette mobilité quotidienne (Qbouche and Rhoulami (2021b)). Ensuite, nous présentons une description générale du modèle développé, ses hypothèses de fonctionnement, ainsi que les objectifs du modèle proposé. Nous concluons le chapitre par un résumé détaillé du modèle.

Les modèles informatiques de la mobilité quotidienne sont des outils essentiels dans la planification urbaine, la gestion du trafic et le développement de politiques de transport durable. Ils permettent de comprendre, de prédire et d'optimiser les déplacements des individus et des véhicules dans nos villes et régions. Dans ce chapitre, nous présentons notre modèle de simulation la mobilité quotidienne. et l'intérêt d'utilisation les modèles informatiques pour simuler la mobilité quotidienne. Nous présentons le contexte, l'hypothèse de fonctionnement, l'objectif de notre modèle proposé et l'approche utilisée. Nous terminons le chapitre par la simulation du modèle.

4.0.1 Les intérêts de la simulation la mobilité quotidienne

La mobilité quotidienne est un aspect essentiel de la vie urbaine et rurale, car elle influence directement la qualité de vie des individus, l'efficacité économique et la planification des infrastructures de transport. Les décisions liées à la mobilité quotidienne, telles que le choix du mode de transport, l'itinéraire emprunté et l'organisation des déplacements, ont un impact significatif sur les questions de congestion routière, de pollution, d'efficacité énergétique et d'aménagement urbain. La simulation de la mobilité quotidienne revêt un intérêt considérable dans la planification urbaine et la gestion des déplacements pour plusieurs raisons cruciales. En plus, elle permet de prévoir et d'anticiper les effets des

changements potentiels dans les infrastructures de transport et les politiques publiques. les études de la mobilité quotidienne s'inclut l'un des objectifs suivants :

- Compréhension des comportements de déplacement dans le secteur urbaine.
- Optimisation des infrastructures de transport par l'évaluation d'efficacité infrastructures de transport existantes.
- Réduction de la congestion routière par l'identification les points de congestion routière, les goulots d'étranglement et les heures de pointe pour mettre en place des mesures visant à réduire les embouteillages et à améliorer la fluidité du trafic.
- Planification du développement urbain par l'intégration de la mobilité quotidienne dans la planification urbaine en concevant des quartiers et des zones résidentielles qui favorisent l'accès facile aux transports en commun et aux modes de transport actifs.
- Réduction des coûts liés à la mobilité par l'évaluation les coûts directs et indirects associés à la mobilité quotidienne, y compris les coûts de transport, le temps perdu dans les embouteillages, les impacts sur la santé et l'environnement, et travailler à les minimiser.

les études conventionnelles de la mobilité quotidienne traités par les établissements publics comme HCP (Haut Commissariat au Plan au Maroc) sont importants. Elles permettent de comprendre, planifier et améliorer les systèmes de transport et les déplacements dans leurs juridictions respectives. Cependant, les décisions et actions urbaines dérivée de ces études ne peuvent être que faible à cause ce sont des études à une phénomène présent. l'état actuelle montre que les études conventionnelles ne peuvent pas répondre les objectifs proposés vue que ces objectifs exigeants la prédiction et la simulation.

Les enjeux de développement environnemental et durable des villes, l'évolution de développement environnemental des villes , et aussi les avancés dans les sciences d'informatiques ont permet de créer d'un nouveau contexte de modélisation et de simulation de la mobilité quotidienne. Cet solution de modélisation et de simulation la mobilité quotidienne dans l'espace urbaine s'intéresse de exploiter les données de la population et l'infrastructure urbaine.

4.0.2 Les Approches de modélisation la mobilité quotidienne

La modélisation de la mobilité quotidienne est un contexte de recherche essentiel pour comprendre les déplacements des individus dans leur vie quotidienne. Il existe plusieurs approches pour modéliser la mobilité quotidienne, chacune avec ses propres avantages et inconvénients. Voici quelques-unes des approches les plus courantes :

- Approche de modélisation le déplacement individuel:

Modèles de choix discrets: Ces modèles examinent comment les individus prennent des décisions concernant leurs déplacements quotidiens, tels que le choix du mode de transport (voiture, vélo, marche, transports en commun) et l'itinéraire. Les modèles de choix discrets utilisent généralement des données d'enquêtes pour estimer les préférences individuelles.

Modèles de choix de destination: Ces modèles se concentrent sur la sélection des destinations que les individus visitent au cours de leur journée, en tenant compte de facteurs comme la proximité, l'accessibilité et les activités disponibles à chaque endroit.

- Approche de modélisation la déplacement agrégés:

Modèles de gravité : Ils se basent sur la loi de la gravité pour estimer les déplacements entre différentes zones géographiques en fonction de nombre de la population de chaque zone et la distance qui les sépare.

Modèles de distribution spatiale : Ces modèles tentent de prédire la répartition spatiale des déplacements en fonction de divers facteurs, tels que la densité de population, les activités économiques et les infrastructures de transport.

- Approche de simulation de trafic:

Modèles microscopiques : Ils simulent le comportement individuel des véhicules, des piétons et des cyclistes sur un réseau routier, en prenant en compte les interactions entre eux. Ces modèles sont utiles pour évaluer la congestion, les temps de trajet et la sécurité routière.

Modèles macroscopiques : Ils examinent le trafic à une échelle plus large, en se

concentrant sur les flux globaux de véhicules et les niveaux de congestion sur les routes principales.

4.0.2.1 *L'Approche basé sur les données mobiles*

Analyse de données de localisation : En utilisant les données de localisation provenant des smartphones et d'autres appareils GPS, il est possible de suivre les déplacements des individus en temps réel. Ces données peuvent être utilisées pour comprendre les schémas de mobilité quotidienne.

- Approche basé sur les nouvelles technologies:

Modèles de mobilité partagée : Avec l'émergence des services de covoiturage, de vélos en libre-service et de trottinettes électriques, il est important de modéliser l'impact de ces nouvelles formes de mobilité sur les déplacements quotidiens.

- Approche basé sur la planification des transports:

Modèles de planification des transports urbains : Ces modèles sont conçus pour aider les planificateurs urbains à prendre des décisions concernant l'expansion des infrastructures de transport, les horaires des transports en commun et les politiques de tarification.

- Approche statistique:

L'approche statistique pour la modélisation de la mobilité quotidienne est une méthode essentielle dans le domaine de la planification urbaine et des transports. Cette approche repose sur la collecte de données massives provenant de diverses sources, telles que les enquêtes sur les déplacements, les données de localisation des smartphones, les relevés de péages routiers, et même les capteurs de véhicules connectés. Ces données sont ensuite analysées à l'aide de techniques statistiques avancées pour comprendre les schémas de déplacement des individus au quotidien.

- Approche Multi-Agent System:

L'approche multi-agent system (MAS) constitue une méthode novatrice et efficace pour la modélisation de la mobilité quotidienne dans nos sociétés de plus en plus urbanisées. Cette approche repose sur le concept de la modélisation des individus en tant qu'agents autonomes dotés de comportements et d'objectifs propres. Chaque agent représente un acteur de la mobilité, qu'il s'agisse d'un conducteur,

d'un piéton, d'un cycliste ou même d'un système de transport en commun. L'un des avantages majeurs de l'approche MAS réside dans sa capacité à prendre en compte la complexité inhérente à la mobilité quotidienne. Les agents interagissent les uns avec les autres et réagissent aux changements de leur environnement, ce qui permet de modéliser de manière réaliste les comportements individuels et collectifs. Par exemple, les conducteurs peuvent adapter leurs itinéraires en fonction du trafic, les piétons peuvent changer leur itinéraire en cas d'obstacle, et les systèmes de transport en commun peuvent ajuster leurs horaires en temps réel.

Enfin, l'approche MAS offre également des avantages pratiques en termes de simulation et de planification. Elle permet de simuler différentes politiques de mobilité, d'explorer des scénarios futurs et d'optimiser l'utilisation des infrastructures de transport existantes. En somme, l'approche multi-agent system se présente comme une solution prometteuse pour mieux comprendre et améliorer la mobilité quotidienne dans nos villes en constante évolution.

Chacune de ces approches a sa propre utilité et peut être adaptée en fonction des objectifs spécifiques de la modélisation de la mobilité quotidienne. En pratique, de nombreuses études combinent plusieurs de ces approches pour obtenir une compréhension complète des déplacements quotidiens dans une région donnée.

4.0.3 La Description générale du modèle développé

La mobilité quotidienne est définie comme l'ensemble des déplacements effectués par la population dans son environnement habituel, où ces déplacements sont réalisés par des individus sur une certaine période et sont caractérisés par différents aspects tels que les motifs, le moment de la journée, l'origine, la destination, la durée, la vitesse, le moyen de transport utilisé, etc. En conséquence, ces déplacements ont des implications sur divers domaines et disciplines, notamment la géographie, la sociologie, l'économie, l'urbanisme et les transports. L'importance de ce sujet découle principalement des défis liés à la compréhension du comportement humain en milieu urbain, à la prévision et à la gestion des impacts de la mobilité, ainsi qu'à la satisfaction des besoins sociétaux en matière de transport et d'infrastructure.

L'expansion démographique peut être considérée comme un moteur de la mobilité quotidienne. Ces tendances en matière de mobilité gagnent en popularité et peuvent poser des défis significatifs pour les villes durables. Ces défis peuvent être abordés à l'aide de

modèles informatiques. Grâce à leurs capacités de simulation et de prévision, ces modèles pourraient être en mesure d'anticiper ces conséquences et d'aider les planificateurs et les décideurs à évaluer si les politiques urbaines ont été efficaces sur la base de scénarios prévus précédemment par les modèles.

En examinant les déplacements quotidiens des individus et en analysant leur comportement, le modèle que nous proposons est étroitement lié à la zone urbaine, en particulier à la circulation. Ce travail fournira un modèle hybride de mobilité quotidienne tenant compte de l'évolution des conditions individuelles d'une personne: Les techniques ascendantes telles que la chaîne de Markov et les systèmes multi-agents permettent de simuler les déplacements individuels ou de groupe. L'utilisation conjointe du réseau de croyances bayésiennes et de la chaîne de Markov permet de concevoir et de gérer les déplacements en fonction du comportement individuel dans la région de Rabat.

4.0.4 Les Travaux Connexes

Dans (Qbouche and Rhoulami (2021a)), ils ont développé un modèle de simulation du déplacement des individus grâce au système multi-agent de la plateforme Gama, en utilisant le langage Gaml. Ils ont présenté les techniques de simulation des scénarios de mobilité quotidienne des individus entre leur lieu de résidence et leur lieu de travail dans la zone d'étude, qui est la région de Rabat. De plus, ils ont exploité l'algorithme de Dijkstra (Wang et al. (2011)) pour trouver le chemin optimal entre le point de départ (lieu de résidence) et le point d'arrivée (lieu de travail). Parmi les avantages de l'utilisation de la plateforme Gama, ils ont pu extraire les types de bâtiments à partir des fichiers 'shp' de la zone d'étude, tels que les bâtiments résidentiels et industriels, pour l'environnement de simulation. Les informations sur les individus comprennent des données sur leur travail, leur lieu de résidence, leur profession, leur secteur d'activité, etc. Ces informations proviennent de l'enquête de 2014 (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)) fournie par le Haut Commissariat au Plan (HCP). Ce modèle permet d'aider les décideurs de la ville à avoir une idée de la mobilité des travailleurs dans une zone spécifique. (Agbinya (2020)) Ils ont proposé un travail comprenant un ensemble d'applications qui ont implémenté le modèle mathématique de la chaîne de Markov. La première publication du mathématicien Markov concernant les chaînes de Markov date de 1906. Depuis lors, la théorie et les applications des chaînes de Markov ont considérablement évolué. De plus, la chaîne de Markov a trouvé sa place dans diverses applications pratiques, telles

que les marchés boursiers, les prévisions météorologiques, la propagation de la grippe, la susceptibilité au cancer du sein chez les femmes et diverses analyses de données. En outre, la chaîne de Markov représente une classe de processus stochastiques dans lesquels le futur ne dépend pas du passé mais uniquement du présent. Les chaînes de Markov modélisent des processus qui évoluent par étapes, que ce soit en termes de temps, d'essais ou de séquence. Ainsi, à chaque étape, le processus peut se trouver dans différents états dénombrables. Lorsque le processus évolue, le système peut rester dans le même état ou changer (transition) vers un état différent au fil du temps. Ces transitions entre les états sont généralement décrites en termes de probabilités de transition. Ces probabilités de transition nous permettent de prédire la probabilité que le système se trouve dans un état donné à plusieurs étapes dans le futur. (Hasbollah et al. (2016)) Ils ont proposé une technique de prédiction de la mobilité des individus via la chaîne de Markov en utilisant les traces de données mobiles de l'utilisateur pour anticiper ses déplacements au sein d'un réseau sans fil. L'avantage de cette méthode réside dans le fait que la prédiction offre une connaissance anticipée des mouvements de l'utilisateur, même lorsqu'il se déplace rapidement, par exemple, dans un véhicule en mouvement. De plus, les informations issues des prédictions sont utilisées pour faciliter la gestion des ressources réseau en les allouant à l'avance aux véhicules. Cette technique est simple et peut être calculée en peu de temps, ce qui la rend particulièrement pertinente pour les véhicules à grande vitesse. L'évaluation de l'efficacité de cette méthode a été réalisée auprès de plusieurs utilisateurs dans une même zone géographique. Les résultats ont montré que cette méthode offre de bonnes performances, avec une précision de prédiction de 100 % atteinte par 30 % des utilisateurs mobiles. Dans (Nguyen et al. (2012)), Ils ont proposé un simulateur pour les décideurs destiné à définir et ajuster la politique de transport urbain, c'est-à-dire les stratégies de déplacement, de stationnement et de transport pour les systèmes de transport de plus en plus complexes qui doivent évoluer pour intégrer les éléments du développement durable. En ce qui concerne l'architecture système, ils ont supporté une approche de type "système de système", il est caractérisé par une structuré des couches, et d'une modélisation les principaux éléments du système. Leur prototype comprend explicitement une couche pour les routes, les feux, les parkings et les moyens de transport. De plus, le système proposé utilise la notion de simulation basée sur les agents, intégrant des informations spatiales et temporelles. Cette simulation prend en considération les scénarios réglemen-

taires pour simuler l'effet des stratégies réglementaires sur les systèmes de transport. Le paradigme proposé est basé sur les systèmes multi-agents et est bien adapté pour simuler le comportement des composants d'un système de transport urbain. En outre, la solution proposée permet d'extraire les résultats de la simulation, appelés 'traces', ce qui permet d'évaluer le modèle avec d'autres scénarios. Ils ont mis en place ce prototype de déplacement des individus dans la ville de La Rochelle en se basant sur les données statistiques de l'INSEE et en utilisant la plateforme Gama. Dans (Kocabas and Dragicevic (2013)), ils ont développé un modèle spatial qui simule le changement d'affectation des terres sous l'influence du comportement humain en matière de choix d'utilisation des terres, fondé sur la théorie de la complexité. Des modèles tels que ceux basés sur les agents (ABM) sont de plus en plus utilisés pour examiner les systèmes urbains en évolution. Ceci est réalisé en intégrant les principaux facteurs physiques et sociaux du changement d'affectation des terres à l'aide de réseaux bayésiens (BN) couplés à une modélisation basée sur les agents. Le modèle BNAS (Bayesian Network Agent System) est couplé à une modélisation basée sur les agents. Le modèle proposé est un système d'agents intégré basé sur un réseau bayésien, présenté dans cette étude, qui utilise des systèmes d'information géographique, des ABM, des BN et des principes de diagramme d'influence pour modéliser le changement de population sur une structure irrégulière. Le modèle développé est paramétré sur les données historiques, puis implémenté pour simuler les changements futurs de population et d'utilisation des terres sur une période de 20 ans pour la ville de Surrey, en Colombie-Britannique, au Canada. Les résultats de la simulation identifient de nouvelles zones urbaines réalisables à développer autour des principaux corridors de transport. Les nouvelles zones de développement obtenues et les trajectoires de population projetées, avec les capacités de scénarios "what-if", peuvent fournir des informations aux urbanistes pour une politique d'utilisation des terres ou des processus décisionnels meilleurs et plus informés. Dans (Gambs et al. (2012)), ils ont abordé la problématique de la prédiction de la prochaine localisation d'un individu en se basant sur les observations de son comportement de mobilité sur une certaine période de temps et sur les emplacements récents qu'il a visités. Ils ont développé un modèle ayant plusieurs applications potentielles, telles que l'évaluation des mécanismes de géo-confidentialité, le développement de services basés sur la localisation anticipant le prochain mouvement d'un utilisateur, et la conception d'une migration proactive des

ressources sensibles à la localisation. Dans ce modèle, ils ont intégré les emplacements visités précédemment. En d'autres termes, ils ont développé un nouvel algorithme pour la prédiction de l'emplacement suivant, basé sur ce modèle de mobilité qu'ils ont baptisé "n-MMC". Pour sa mise en oeuvre, ils ont implémenté cet algorithme sur l'ensemble de données phonétiques. Dans (Monti and Cooper (1996)), ils ont proposé une méthode pour apprendre les réseaux de croyances bayésiennes à partir de données. Ils ont utilisé des réseaux de neurones artificiels comme estimateurs de probabilité, évitant ainsi la nécessité de formuler des hypothèses préalables sur la nature des distributions de probabilité régissant les relations entre les variables participantes. Parmi les avantages de cet algorithme, il y a le potentiel d'être appliqué à des domaines contenant à la fois des variables discrètes et des variables continues distribuées de manière arbitraire. Pour valider cet algorithme, ils l'ont comparé à la méthode de Cooper et Herskovits, et ont obtenu des résultats montrant que bien que le schéma d'apprentissage basé sur l'utilisation d'estimateurs ANN soit plus lent, la précision d'apprentissage des deux méthodes est comparable. De plus, dans (Giret and Botti (2014)), ils ont proposé une définition d'un système multi-agent (MAS) récursif ainsi qu'un aperçu d'une méthodologie MAS récursive, basée sur une littérature spécialisée sur les agents et sur des travaux connexes portant sur les méthodologies MAS qui permettent de construire des MAS composés de deux agents ou plus. Les systèmes multi-agents (SMA) ont de nombreuses applications dans divers domaines, tels que les tendances commerciales actuelles, les politiques de marché et les exigences de production.

4.0.5 L'Hypothèse de fonctionnement

Le modèle de simulation de la mobilité quotidienne que nous avons développé est une composante novatrice d'une approche émergente des systèmes multi-agents (SMA) dédiée à la modélisation et à la simulation des environnements urbains. Ce modèle cartographie l'environnement urbain de notre étude de cas, qui se concentre sur la région de Rabat, en utilisant des automates à deux dimensions. De ce fait, l'espace urbain est envisagé comme une collection d'unités spatiales homogènes. Le modèle englobe les éléments caractéristiques de notre zone d'étude, notamment les bâtiments classifiés en fonction de leur usage (résidentiel ou industriel), les routes, les espaces verts, ainsi que les individus. Chaque individu est doté de ses propres données, telles que son lieu de résidence, son lieu de travail, etc., extraites de la base de données PostgreSQL. De plus, ces individus ont la capacité de se déplacer au sein de l'espace urbain. Les agents prennent des décisions de

façon autonome. Chaque agent décide individuellement s'il doit se rendre au travail en respectant l'horaire d'entrée à 9 heures du matin ou pas. si cette décision est positive, Il commence par évaluer les options de transport (privé ou public) qui lui conviennent. Il s'agit d'agents cognitifs dotés de la capacité de raisonner concernant leur mobilité et leur choix de transport pour se déplacer. En fait, chaque agent est basé sur une fonction de décision de la mobilité conçue selon un modèle probabiliste basé sur des concepts mathématiques des réseaux bayésiens. Il est également doté d'une fonction pour choisir le meilleur moyen de transport pour se rendre au travail, en prenant en compte d'autres variables telles que le statut professionnel et le secteur d'emploi. Ainsi, dans ce modèle, un agent explore le choix le plus optimal pour se rendre au travail, (Dans le système multi-agent sur lequel nous avons travaillé, cela repose sur l'algorithme de Dijkstra). Le modèle traite du déplacement des individus dans l'espace urbain, en respectant la chaîne de Markov que nous avons développée. Pour cette chaîne, l'état initial correspond au lieu de résidence de l'agent avant de partir, tandis que l'état suivant correspond au lieu de travail. Cette simulation est réalisée à l'aide de la plateforme GAMA pour les systèmes multi-agents. Le modèle permet également de détecter si les individus sont arrivés à leur lieu de travail ou non, et il traite les problèmes de retard. Ainsi, ce modèle offre une vision aux décideurs urbains pour prendre des décisions concernant la ville.

4.0.6 L'Objectif du modèle proposé

L'objectif de notre modèle est de simuler la mobilité quotidienne des résidents de la région de Rabat en utilisant la plateforme GAMA pour les systèmes multi-agents, en incorporant un modèle mathématique basé sur la chaîne de Markov. Cette étude propose un modèle hybride de mobilité quotidienne prenant en considération les évolutions individuelles des circonstances. Les approches ascendantes, telles que la chaîne de Markov et les systèmes multi-agents, autorisent la création de trajets individuels ou collectifs. De plus, en combinant la chaîne de Markov avec la mise en place d'un réseau de croyances bayésiennes pour estimer le lieu de travail de chaque individu, notre modèle permet de concevoir et de gérer les déplacements individuels de manière efficace. la figure suivante illustre présente l'interaction mutuelle des différents modules de notre modèle de simulation de la mobilité quotidienne.

4.0.6.1 La description détaillé du modèle

Afin d'illustrer le modèle de manière plus détaillée, nous exposons ci-dessous ses principaux sous-modèles, à savoir :

- Le sous modèle de chaîne de Markov.
- Le sous modèle de système multi-agent.
- Le sous modèle de réseau bayésien.

Le sous modèle de chaîne de Markov

La chaîne de Markov, dans le contexte de la mobilité quotidienne, est une outil essentiel pour modéliser et prédire les déplacements des individus (Agbinya (2020)). Cette approche repose sur le principe que les futurs déplacements d'une personne ne dépendent que de son état actuel et non de l'ensemble de son historique de déplacements. En d'autres termes, la probabilité de se déplacer vers un lieu spécifique (comme le lieu de travail) est déterminée uniquement par la situation actuelle de l'individu.

Une chaîne de Markov est formellement une séquence de variables aléatoires $(X_n, n = 0, 1, \dots, n)$ ayant des valeurs dans un ensemble fini appelé l'espace d'états de la chaîne de Markov.

$(X_n, n > 0)$ est dite une chaîne de Markov si:

$$\forall i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i, j \in S, \forall n \geq 0.$$

$$P(X_{n+1} = j / X_0 = i_0, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}, X_n = i_n) = P(X_{n+1} = j / X_n = i_n) \quad (1)$$

La variable aléatoire X_n . représente l'état du système à l'étape n. le processus de Chaines de Markov démarre depuis un des états et meut successivement à un autre état. Le processus meut de i à j dans l'étape suivante avec une probabilité notée P_{ij} . L'état X_{n+1} à l'étape n+1 dans le système peut être calculée à partir de l'état X_n à l'étape n en utilisant la formule suivante 2:

$$X_{n+1} = P.X_n \quad (2)$$

X est le vecteur d'états à l'étape n, sont les probabilités de transition composant la matrice de probabilités de transition calculée moyennant la formule suivante :

$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & \cdots & \cdots & P_{1m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1} & \cdots & \cdots & P_{mm} \end{pmatrix} \quad (3)$$

Où m est le nombre de types d'occupation du sol, P_{ij} est la probabilité de transition du type i au type j .

En se basant sur la théorie des processus stochastiques de chaînes de Markov, la probabilité de transition d'un état i à un état j en exactement n étapes est calculée en utilisant l'équation de Chapman-Kolmogorov suivante 4 :

$$P_{ij}^{(n)} = \sum_{k \in S} P_{ik} P_{kj}^{(n-1)} \quad (4)$$

Où S est l'espace d'états de la chaîne de Markov, la matrice de probabilités de transition à l'instant n peut être calculée par la matrice de probabilité de transition à l'instant $n-1$.

Afin de mettre en oeuvre l'algorithme précédent à différents moments de la simulation, il est nécessaire de précalculer les matrices de transition et les vecteurs de distribution des probabilités d'états correspondant à chaque instant du système. Par conséquent, pour obtenir la matrice de transition initiale et le vecteur de distribution des probabilités des états au moment initial ($t=0$), le sous-modèle de la chaîne de Markov s'appuie sur l'utilisation de deux cartes initiales configurables représentant l'occupation du sol dans le modèle.

4.0.6.2 Le sous modèle de système multi-agents

Un système multi-agent est un ensemble d'agents qui agissent et interagissent les uns avec les autres dans un environnement spécifique souvent partagé (Giret and Botti (2014)). Voici quelques définitions d'un agent :

- Un agent est une entité autonome. Il agit en fonction de ses propres croyances et connaissances.
- Un agent est une entité sociale. Il interagit en utilisant un langage de communication.

- Un agent réactif est un agent qui peut percevoir et réagir à son environnement.

Un agent proactif est un agent capable de montrer un comportement centré sur des objectifs en prenant des initiatives. Ce sous-modèle contribuera à la compréhension des dynamiques de la mobilité quotidienne à l'échelle urbaine en se basant sur les déplacements des individus dans la zone urbaine. Il détaille les agents, leurs caractéristiques intrinsèques, leurs propriétés et leurs actions.

Agents: Chaque individu est représenté par un agent et classé en fonction de son statut professionnel. Les agents possèdent des propriétés, à savoir l'âge, le sexe, l'adresse, le statut professionnel, ainsi que le grade. De cette manière, ils ont la capacité de représenter les individus au cours de la simulation. Chacun des agents se voit attribuer une caractéristique liée à son lieu de résidence, ce qui est réalisé en intégrant les données de la base de données 'PostgreSQL' sur la carte de notre cas d'étude. Ces particularités confèrent à chaque agent une identité unique, incluant des choix distincts pour le lieu de résidence et le lieu de travail. Les profils des individus peuvent évoluer à tout moment, ce qui peut avoir des répercussions sur la façon dont chacun se comporte dans leurs déplacements quotidiens. En d'autres termes, si un individu modifie son statut professionnel, cela entraînera également un changement de lieu de travail, ce qui impactera la façon dont cet individu se déplace, y compris les moyens de transport utilisés et les trajets effectués.

Actions: Les actions d'un système multi-agent concernant la mobilité quotidienne désignent l'ensemble des opérations, interactions et comportements impliquant plusieurs agents autonomes au sein d'un environnement, visant à représenter, simuler, ou influencer les déplacements et les comportements de la population dans leur routine quotidienne en utilisant des approches de modélisation basées sur des agents. Ces actions peuvent inclure la planification de trajets, la prise de décisions liées à la mobilité, la gestion des ressources de transport, la réaction aux événements imprévus, et d'autres aspects similaires dans le contexte de la mobilité urbaine ou quotidienne.

4.0.6.3 *Le sous modèle de Réseaux bayésiens*

Le réseau bayésien est une représentation graphique probabiliste qui décrit un groupe de variables aléatoires et leurs relations conditionnelles, en utilisant un graphe orienté sans boucles (Monti and Cooper (1996)). L'objectif d'un modèle de réseau bayésien est de

représenter graphiquement et de manière probabiliste un ensemble de variables aléatoires ainsi que leurs dépendances conditionnelles, afin de permettre l'analyse et l'inférence sur ces variables dans divers contextes, tels que la modélisation de systèmes complexes, la prise de décision sous incertitude, la prédiction, et la résolution de problèmes liés à la probabilité et à la statistique. En d'autres termes, les réseaux bayésiens sont utilisés pour capturer et formaliser des relations probabilistes entre différentes variables dans le but de faciliter l'analyse et la compréhension des systèmes complexes. La figure 4.1 suivante illustre le modèle de processus de la mobilité quotidienne basé sur le réseau bayésien.

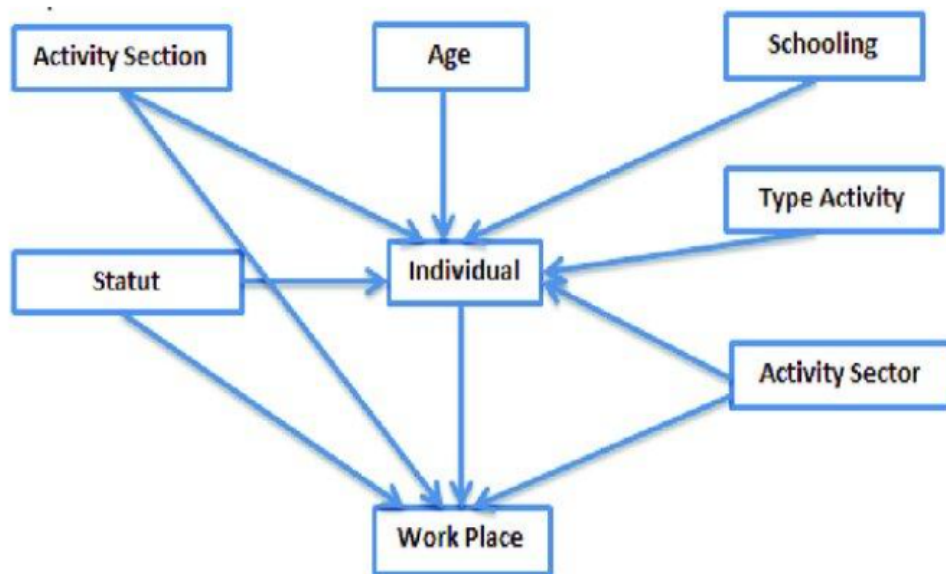


Figure 4.1: Estimation du lieu de travail à l'aide du modèle BBN du Bayesian Belief Network.

L'équation 5 suivante est utilisée pour déterminer la propension au déplacement d'une personne. Pour chaque X_j qui est le parent de X_i .

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i \mid \text{parents}(X_i)) \quad (5)$$

La variable lieu de travail dépend des variables suivantes du modèle BBN que nous avons utilisé comme exemple : le type d'activité de l'individu et le statut professionnel de chaque individu,....etc.

4.0.6.4 Le sous modèle de projection des individus

Le sous-modèle de projection des individus joue un rôle crucial dans l'analyse spatiale et la planification urbaine. Il repose sur la géolocalisation des lieux de travail et de

résidence de chaque individu, permettant ainsi de mieux comprendre la distribution de la population dans une région donnée (Wilson (2011)). Ce modèle prend en considération les différents types de bâtiments présents dans ces lieux, en distinguant notamment les bâtiments résidentiels associés aux lieux de résidence et les bâtiments correspondant aux lieux de travail. Cette distinction est essentielle pour une planification urbaine efficace, car elle permet d'optimiser les infrastructures, les transports et les services publics en fonction des besoins spécifiques de chaque zone. En utilisant le sous-modèle de projection des individus, les urbanistes peuvent prendre des décisions éclairées pour améliorer la qualité de vie des habitants tout en favorisant un développement urbain durable.

4.0.7 L'Évaluation expérimentale

Le modèle développé concerne la modélisation et la simulation de la mobilité quotidienne des individus dans la région de Rabat à l'aide du système multi-agent sur la plateforme Gama (Qbouche and Rhoulami (2021b)). Il s'agit d'une approche informatique puissante et flexible pour comprendre les déplacements des individus dans un environnement urbain. Cette approche proposée combine plusieurs concepts clés afin de simuler et analyser la mobilité quotidienne de manière réaliste. Le modèle proposé est implémenté selon le modèle de réseau de croyance "Bayesian Belief Network". Ce type de modèle permet de représenter et d'analyser les relations probabilistes entre différentes variables et événements. Dans le contexte de la mobilité quotidienne, un modèle "Bayesian Belief Network" pourrait être utilisé pour modéliser des facteurs tels que les préférences de déplacement, les conditions de circulation, les choix de transport, le type d'activité des individus, le secteur d'activité, etc. Dans notre modèle, le modèle BBN permet d'estimer le lieu de travail de chaque individu en se basant sur les données d'enquête du recensement de 2014 fournies par le HCP (Haut Commissariat du Plan) (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)). De plus, l'intégration du modèle mathématique de la chaîne de Markov est utilisée pour construire le scénario de déplacement sur le temps (temps de départ pour le travail et le temps de retour). En outre, cette implémentation comprend une variété de structure résidentielles et industrielles ainsi qu'un réseau des routes.

La figure 4.2 suivante illustre la simulation la mobilité quotidienne des individus entre lieu du travail et lieu de résidence à l'aide de la plateforme Gama.

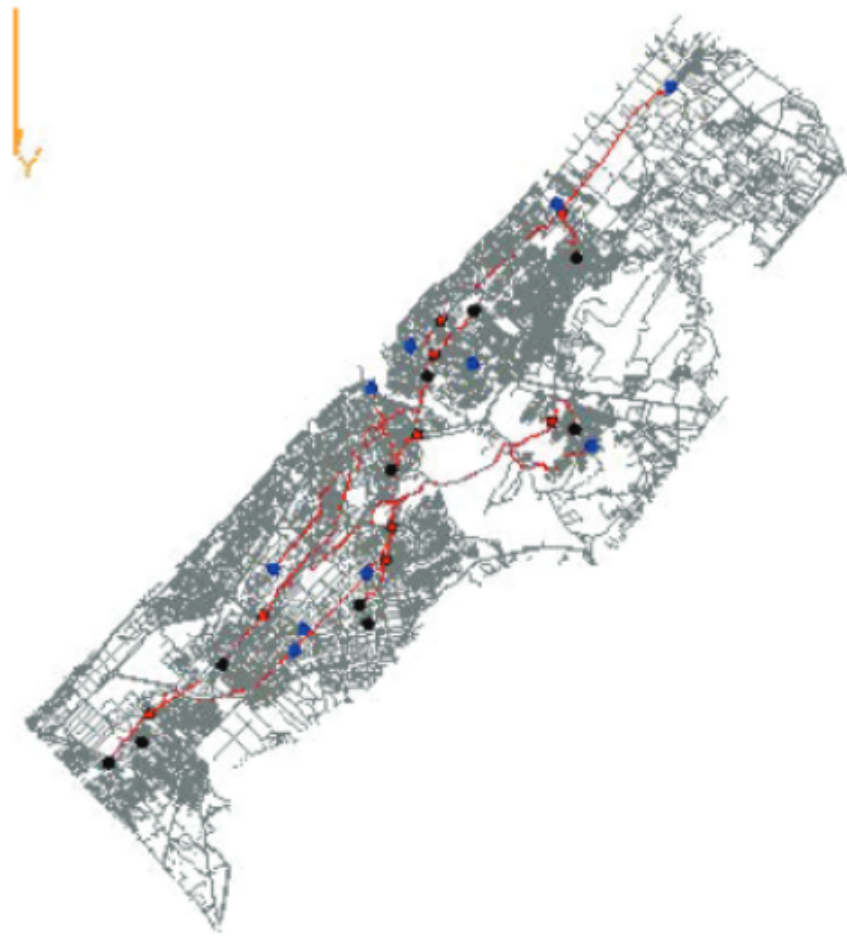


Figure 4.2: La simulation des déplacements de personnes dans la région de Rabat à l'aide du système multi-agent Gama-Plateforme et du réseau de croyances bayésiennes.

Le point noir représente le logement d'un individu, tandis que le bleu représente le lieu de travail. Nous avons utilisé le modèle MC dans notre simulation, l'état de départ étant le lieu de résidence et l'état suivant étant le lieu de travail, avec un facteur temps compris entre 7 et 9 heures du matin comme heure d'entrée.

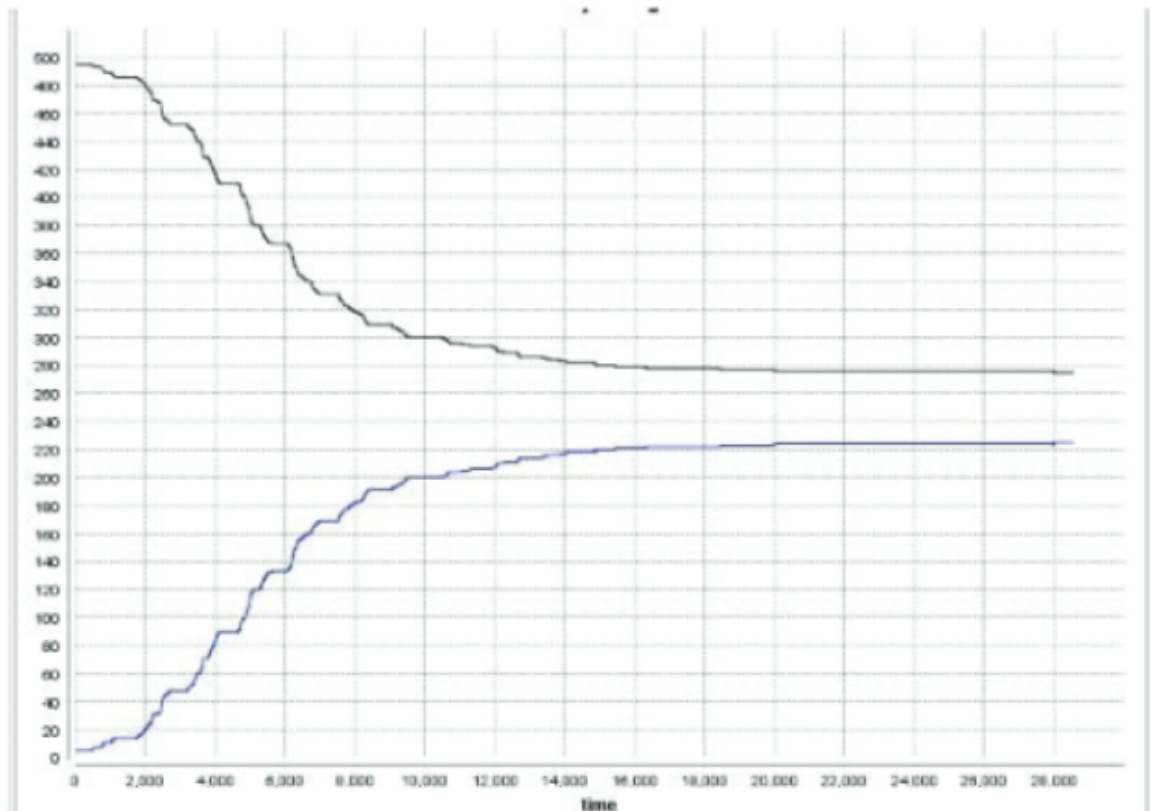


Figure 4.3: Le diagramme illustre la répartition des personnes qui ont rejoint et de celles qui n'ont pas encore rejoint leur lieu de travail.

La figure 4.3 montre un graphique décrivant la distribution du nombre de personnes qui ont rejoint leur lieu de travail et le nombre de personnes qui n'ont pas encore été rejointes en raison de problèmes de transport tels que la congestion.

4.1 Conclusion

Nous sommes convaincus que notre modèle représente une contribution technique significative à l'analyse prospective de la mobilité quotidienne des individus. Ce qui rend notre approche de modélisation et de simulation particulièrement intéressante, c'est qu'elle repose sur une approche de simulation mixte ascendante prenant en compte les individus. Notre modèle offre la possibilité de créer une représentation dynamique de la mobilité quotidienne des résidents de la région de Rabat.

Le modèle que nous avons développé est une implémentation utilisant la plateforme Gama, avec l'intégration de modèles stochastiques, du modèle MC et du BBN pour anticiper les lieux de travail. La simulation des déplacements des individus s'appuie sur un ensemble d'attributs tels que leur lieu de résidence, leur lieu de travail, leur statut professionnel, leur âge, entre autres, fournissant ces données par le HCP. Cette modélisation

a été un atout essentiel pour les responsables de la ville en leur permettant de simuler les déplacements des individus en fonction d'indicateurs temporels, ce qui nous permet d'analyser, par exemple, qui est arrivé au travail. Ces données peuvent être mises à profit par les décideurs urbains pour évaluer si l'architecture de la ville est en phase avec les besoins de la mobilité quotidienne.

LA PRÉDICTION DU MODE DE TRANSPORT DANS LA RÉGION DU RABAT À L'AIDE D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE.

L'augmentation continue de la densité de la population et l'augmentation des déplacements moyens des personnes par différents modes de transport, qu'ils soient publics ou privés, jouent un rôle crucial dans la manière dont la zone urbaine de la ville se développe. Ces derniers contribuent de manière significative à l'émergence de nombreux problèmes, notamment l'encombrement des routes, la perte de temps et la pollution dans les zones urbaines, le bruit et d'autres problèmes. L'apprentissage automatique a largement contribué à proposer des modèles dans ce contexte (Qbouche and Rhoulami (2024)). Par conséquent, nous avons proposé quatre algorithmes pour les techniques d'apprentissage automatique qui ont été utilisé pour analyser et classer le déplacement d'une base de données individuelle afin de soutenir les décisions urbaines, K-Nearest Neighbors (KNN), Artificial Neural Network-multilayer perceptron Neural (net-RBF), Bayesian Belief Network (BNN) et Support Vector Machine (SVM).

5.1 Introduction

La grande agglomération qui constitue une région de Rabat présente d'excellents défis liés au développement d'une infrastructure capable d'accueillir la circulation au sein de cette agglomération, permettant ainsi la flexibilité et la facilité de déplacement, ce qui nécessite une planification appropriée pour relever ce défi. La région de Rabat est un pôle urbain essentiel avec plus de quatre millions d'habitants et nécessite principalement la coordination des efforts pour une vision partagée qui contribue au renforcement de l'infrastructure en matière de transport urbain et au développement des modes de mobilité, permettant ainsi un flux plus souple et un résultat plus significatif. De plus, le centre de Rabat reste la destination de la plupart des déplacements effectués dans l'agglomération. Cela signifie qu'il faut réfléchir pour assurer la fluidité des déplacements et cibler les zones urbaines densément peuplées. Dans le contexte de la mobilité

quotidienne, il s'agit de rechercher comment les personnes et les biens se déplacent quotidiennement dans une ville. Cela inclut le mouvement des véhicules, des vélos et des piétons, ainsi que les infrastructures et les systèmes qui soutiennent ces mouvements. Une approche pour étudier et améliorer la mobilité quotidienne est celle des systèmes multi-agents (SMA) (Qbouche and Rhoulami (2021b)). Les SMAs sont un type de système dans lequel plusieurs agents interagissent les uns avec les autres pour atteindre un objectif commun. Dans le contexte de la mobilité quotidienne, les agents dans un SMA pourraient représenter des véhicules individuels, des feux de circulation et des piétons. Ces agents communiqueraient et prendraient des décisions pour éviter les collisions, améliorer la fluidité du trafic et réduire la congestion. L'efficacité et la sécurité des transports dans une ville peuvent être améliorées en utilisant des SMA pour les déplacements quotidiens. Dans ce domaine, nous présentons un modèle pour soutenir les décisions urbaines dans la région de Rabat basé sur un algorithme d'apprentissage automatique et un modèle de système multi-agents. L'avènement de l'apprentissage automatique a révolutionné notre capacité à analyser et prédire divers aspects de notre vie quotidienne, y compris notre mode de transport. La mobilité quotidienne est un élément essentiel de nos vies, façonnant notre routine et notre bien-être. Que ce soit pour se rendre au travail, à l'école, pour des loisirs ou des tâches quotidiennes, le choix du mode de transport a un impact significatif sur notre efficacité, notre confort, et même sur l'environnement.

L'apprentissage automatique a modifié notre perspective sur la mobilité quotidienne. De nombreux aspects de notre mobilité quotidienne ont été améliorés grâce aux algorithmes d'apprentissage automatique et aux avancées technologiques.

Dans ce contexte, le présent chapitre se penche sur l'application des techniques d'apprentissage automatique pour anticiper le mode du transport dans la région du Rabat dans le contexte de la mobilité quotidienne. Grâce à l'exploitation de données massives, de capteurs intelligents, de systèmes de suivi GPS, recensement de la population, et de nombreuses autres sources d'informations, il est aujourd'hui possible de créer des modèles sophistiqués capables de prédire les choix de transport des individus. Ces prédictions peuvent non seulement aider les individus à optimiser leur mobilité, mais également contribuer à la gestion efficace des infrastructures de transport, à la réduction de la congestion urbaine, et à la promotion de solutions de transport durables.

Au cours de ce chapitre, nous explorerons les avancées récentes dans le domaine de la

prédiction du mode de transport à l'aide de l'apprentissage automatique. Nous verrons comment les algorithmes d'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones, les arbres de décision, et les méthodes de classification, sont appliqués pour analyser les données de mobilité et déduire des tendances. Nous discuterons également des défis et des opportunités liés à cette approche, en mettant en lumière les questions de confidentialité des données, d'éthique, et de précision des prédictions.

5.2 Les Travaux Connexes

La mobilité quotidienne, définie comme l'ensemble des déplacements quotidiens, a été explorée sous différents angles dans la littérature. Certains chercheurs ont adopté des approches basées sur des systèmes multi-agents et des modèles mathématiques pour anticiper les scénarios futurs de ce phénomène.

Notamment, des modèles de réseau de croyances bayésiennes BBN et des systèmes multi-agents tels que la plateforme Gama ont été appliqués pour simuler les déplacements dans des zones spécifiques. Dans cette lignée, des travaux antérieurs ont démontré l'utilité d'un modèle de contagion basé sur la percolation du réseau routier (Fan et al. (2020)). Ce modèle, vérifié avec des données historiques, offre une prédiction précise de la propagation des inondations sur les réseaux de mobilité urbaine.

Pour étudier la mobilité dans la région de Rabat, une approche basée sur le système multi-agent de la plateforme Gama a été utilisée (Qbouche and Rhoulami (2021a)). En incorporant un modèle mathématique de la chaîne de Markov, ce système simule le déplacement des individus en fonction de caractéristiques sociodémographiques.

Ces modèles ont également été étendus à des situations épidémiques, avec un modèle SIR utilisé pour prédire la propagation de la COVID-19 (Qbouche and Rhoulami (2022b)). Ces simulations, réalisées à l'aide de la plateforme Gama, ont montré une fiabilité accrue pour anticiper la situation épidémique.

Cependant, des limites existent dans les approches basées sur l'intelligence artificielle. Des chercheurs ont abordé ces limites en utilisant des techniques d'exploration de données. Par exemple, l'apprentissage par renforcement multiagent (MARL) a été employé pour le contrôle des feux de signalisation (Wang et al. (2020)). Des modèles prédictifs du lieu de travail ont également été développés à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique, tels que J48 (Qbouche and Rhoulami (2022a)). De plus, l'algorithme SVM a été appliqué pour étudier la prédiction de la mobilité et améliorer la communication mobile, obtenant

une précision élevée de 92,2 % (Wang et al. (2021))

D'autres travaux ont exploré les possibilités des données open source et des algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire la flotte quotidienne partagée de trottinettes électriques (Abouelela et al. (2023)). Ils ont utilisé des modèles basés sur une variété d'algorithmes, parmi lesquels la Machine de Renforcement des Gradients (Light-GBM) s'est avérée être le plus performant (Abouelela et al. (2023)). En outre, des recherches ont montré que les modèles basés sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) surpassent souvent les modèles d'arbre de décision et de logit multinomial (MNL) dans la prédiction des modes de déplacement (Zhang and Xie (2008)).

Ces modèles de simulation, bien qu'ayant contribué à notre compréhension de la mobilité quotidienne, soulignent la nécessité continue d'explorer de nouvelles approches et de surmonter les défis associés à ces méthodologies .

5.3 L'Aspects Méthodologiques

L'intégration de l'apprentissage automatique à la mobilité quotidienne représente une avancée significative dans la transformation des déplacements. Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent une gestion plus intelligente du trafic en analysant les données en temps réel, offrant ainsi des itinéraires optimisés qui réduisent les temps de trajet. Ces systèmes prédictifs ne se limitent pas aux conducteurs, mais s'étendent également aux services de covoiturage, de transport en commun, et de location de véhicules, anticipant la demande et améliorant l'efficacité opérationnelle. En outre, l'apprentissage automatique contribue à renforcer la sécurité routière en propulsant le développement des véhicules autonomes, capables de prendre des décisions éclairées basées sur l'analyse des données environnementales. La personnalisation de l'expérience utilisateur est également un aspect clé, offrant des recommandations adaptées aux préférences individuelles. En somme, l'apprentissage automatique enrichit l'aspect de la mobilité quotidienne en créant des systèmes plus adaptatifs, prédictifs et axés sur l'efficacité, façonnant ainsi l'avenir des déplacements urbains.

5.4 Les Ensembles de données

L'objectif principal de ce travail est de développer un prototype de modélisation et de simulation de la mobilité quotidienne en utilisant les techniques du big data et de l'apprentissage automatique appliquées aux données du recensement de 2014 du HCP (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)). Ce modèle vise à

aider les décideurs urbains à prendre des décisions éclairées qui résoudront les problèmes de mobilité quotidienne dans la région de Rabat. Les données que nous utilisons incluent les données de type enquêtes ménage-déplacement (EMD). Ce type d'étude vise à recueillir des informations sur les déplacements quotidiens des personnes au sein d'une zone géographique donnée. Ces enquêtes sont généralement utilisées par les autorités locales, les planificateurs urbains, les chercheurs en transport et d'autres professionnels pour comprendre les modèles de déplacement, les préférences des modes de transport et les besoins en infrastructures de transport. Elles sont ajustées à une population spécifique et contiennent des attributs démographiques de base tels que le sexe, l'âge, la profession, le mode de transport, le lieu de résidence, le lieu de travail et les motifs de déplacement. De plus, tous les déplacements sont liés à une heure de départ et à une heure de sortie spécifiques. Nous utilisons ces données pour développer notre modèle de prédiction du mode de transport via les techniques de l'apprentissage automatique, en évaluant la performance de ces algorithmes.

Notre ensemble d'EMD contient les résultats des données de l'enquête de recensement des individus de l'HCP en 2014 au Maroc, ainsi que notre échantillon de la région de Rabat. Il est important de noter que le nombre total d'individus utilisés s'élève à environ 100 000, différenciés par catégorie de travail. Enfin, étant donné que nous utilisons un modèle d'apprentissage automatique pour prédire le mode de transport dans la région de Rabat et pour aider les décideurs de la ville à prendre des décisions concernant les problèmes liés au transport, tels que la congestion.

Nous suggérons de diviser ce corpus exhaustif de données sur la mobilité en deux segments distincts. L'un de ces segments est consacré à la phase d'apprentissage du modèle, tandis que l'autre est réservé aux tests. Nous procédons à la validation des résultats de notre modèle en utilisant la partie dédiée aux tests.

5.4.1 Les Variables Descriptives

Nous exploitons la base de données à la fois lors de la phase d'apprentissage et de celle de l'inférence. Elle renferme différentes variables descriptives de diverses villes de la région de Rabat. Nous proposons d'utiliser plusieurs variables telles que les points d'intérêt (pour le lieu de résidence, le lieu de travail), la catégorie, le statut, le niveau scolaire, le type d'activité, le secteur d'activité et la section d'activité, etc. Ces données serviront de variables clés pour le processus d'apprentissage. Il s'agit d'une base de

données ouverte publiée par l'HCP (Haut-Commissariat au plan), qui collecte, produit et diffuse régulièrement des informations sur l'économie et la société marocaine. Des données ouvertes similaires sont disponibles dans de nombreux autres pays, par exemple en France, par l'INSEE (Institut National de la Statistique et des études économiques).

5.4.2 Prétraitement des données

Tout d'abord, précisons le prédicteur et les variables d'entrée de notre modèle développé avant de décrire le prétraitement des données. Ces données de recensement ont été lancées en 2014 (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)) avec un échantillon descriptif de la population de la région de Rabat, telles que le niveau d'études, l'âge, le niveau d'études agrégé, la profession en grand groupe, le statut professionnel, le secteur d'activité, le lieu de travail et le mode de transport. Le prédicteur est le mode de transport, classé en 7 catégories : personnel de transport, voiture particulière, vélo/moto, bus, taxi, à pied, train.

Table 5.1: Ensemble de données et attributs des individus dans la région du Rabat.

Attribut	Description
Age	20-24 ans, 25-30 ans,..., 65-70 ans ans
Profession en grand group	Agricultural, and fishing workers and labourers (including skilled workers), Craftsmen and skilled tradesmen (except agricultural workers), Farmers- fishers and other aquatic species- foresters- hunters and fishery workers, Non-farm LabourersMaterial Hand- lers and Small Trade Workers.
Niveau d'étude agrégé	Maternelle, Supérieure, Lycée, Collège Primaire, Secondaire diplômant, Préscolaire, ou Aucun niveau d'éducation
Statut professionnel	Aide-soignant/apprenti, secteur privé salarié, Indépendant
Professional Group	7 - Travailleurs de l'agriculture et de la pêche et ouvriers (y compris les ouvriers qualifiés),6 -Artisans et artisans (sauf travailleurs agricoles),0 - Membres de organes législatifs- élus locaux, respon- sables et cadres de la fonction publique,5 - Agriculteurs- pêcheurs et autres espèces aquatiques- forestiers- chasseurs et ouvriers de la pêche, Inactifs,2 - Techniciens et professions intermédiaires,1 - Cadres supérieurs et membres du professions,0 - Membres du pou- voir législatif organismes- élus locaux- publics les responsables et cadres de lignes de services,3 - Employés
Secteur Activité	Agriculture-sylviculture et pêche, Industries extractives et manu- facturières, Construction.
Le lieu du Travail	Non déterminé, Localisation non fixe, Quartier/Douar de résidence, Autre provinces, Autres communes/Douar dans la com- mune de résidence, Autre les municipalités de la province de résidence, à la maison, ailleurs.
Le mode de Transport	Transport de Personnel, Voiture Privée, Vélo/Moto, Bus, Taxi, A pied, Former.

En particulier, ces données ont constitué une description d'une partie des données du recensement des individus dans la région de Rabat. D'autre part, comme l'illustre le

tableau 5.1 précédent, les variables de notre modèle développé sont structurées en trois catégories :

- Les données de contexte urbain de la ville de résidence : elles comprennent de nombreuses statistiques sur les points d'intérêt et l'utilisation du sol en tant que lieu de résidence, lieu de travail, lieu d'études, etc. Ces statistiques permettent d'avoir une idée du flux de la mobilité. En outre, une forte relation a été identifiée entre ces données et les modèles de trafic.
- Les données de contexte urbain du lieu de travail ,de l'établissement scolaire ou de l'établissement universitaire.
- Les données attribuées aux personnes : elles contiennent tous les attributs pouvant être utilisés pour prédire le mode de déplacement quotidien des individus. Ces variables comprennent le niveau d'études, l'âge, le niveau d'études agrégé, la profession en grand groupe, le statut professionnel, le secteur d'activité, le lieu de travail et le mode de transport, etc.

5.5 L'Apprentissage Automatique

5.5.1 Définir l'apprentissage automatique

Le terme "apprentissage" est fréquemment employé dans les discussions sur l'éducation, il est donc essentiel de préciser ce à quoi nous faisons référence lorsque nous abordons le sujet de l'apprentissage. Les spécialistes en éducation s'accordent à affirmer que l'apprentissage va bien au-delà de la simple mémorisation et récupération d'informations. Un apprentissage profond et durable englobe la compréhension, l'établissement de liens entre les idées, la connexion des connaissances préexistantes et nouvelles, la pensée indépendante et critique, ainsi que la capacité de transférer les connaissances dans des contextes nouveaux et variés.

Le domaine de l'apprentissage machine englobe les aspects statistiques, probabilistes, informatiques et algorithmiques résultant de l'apprentissage itératif à partir de données, ainsi que de la recherche d'idées cachées utilisables pour développer des applications intelligentes. Malgré les vastes perspectives offertes par l'apprentissage machine et l'apprentissage profond, une compréhension mathématique approfondie de plusieurs de ces techniques demeure essentielle pour bien appréhender le fonctionnement interne des algorithmes et obtenir des résultats optimaux (Zhou (2021)).

L'apprentissage profond constitue une catégorie d'algorithmes d'apprentissage automatique qui mobilisent plusieurs strates pour extraire de manière graduelle les caractéristiques de haut niveau à partir de l'entrée brute. À titre d'illustration, dans le domaine du traitement d'images, les couches inférieures peuvent détecter les contours, tandis que la couche supérieure peut reconnaître des éléments d'importance humaine tels que les contours, les lettres ou les visages.

5.5.2 Conception du modèle d'apprentissage

La variable cible dans le modèle développé est une variable catégorielle et peut être estimée à l'aide de modèles d'apprentissage automatique supervisés. Néanmoins, il n'est pas facile d'estimer le mode de transport avec précision en se basant sur les données de recensement 2014 (presque 100 000 individus) (High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco (2024)), ça concerne la première phase de notre modèle. Pour la deuxième phase implique le prétraitement des données, une étape cruciale qui englobe la préparation et la transformation des données brutes en un format adapté à l'entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique. étant donné la diversité des sources de jeux de données d'entraînement et de test, ainsi que la présence de valeurs manquantes, cette étape inclut l'application de techniques de normalisation et de standardisation pour garantir une mise à l'échelle constante et comparable des données numériques. La troisième étape consiste à identifier la nature de la variable cible. Dans notre recherche, la variable cible est catégorique, utilisée spécifiquement pour classifier le mode de transport. La quatrième phase implique la division des ensembles de données en ensembles d'entraînement et de test. Cette division est réalisée pour garantir que les ensembles de données d'entraînement et de test contiennent des valeurs d'analyse correctement régulées, atténuant ainsi le risque de surajustement ou de sous-ajustement. La dernière étape implique l'utilisation du sous-ensemble d'entraînement de l'ensemble de données pour entraîner les modèles d'apprentissage machine. Ce processus permet au modèle d'apprendre et de généraliser à partir des données fournies. Les paramètres générés au cours de cette phase sont ensuite utilisés dans le modèle final d'apprentissage machine, qui est affiné en optimisant les réglages de chaque méthode pour atteindre la plus grande précision lors de la réalisation de prédictions pendant les tests. L'ensemble du processus est illustré dans la Figure 5.1 suivante ci-dessous.

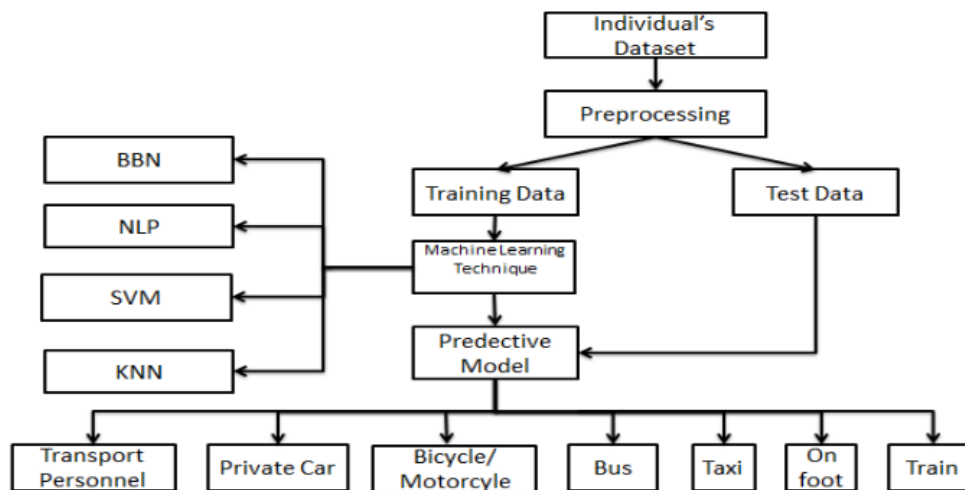


Figure 5.1: Le Processus proposé de déplacement en mode de modèle prédit

5.6 Les algorithmes d'apprentissage automatique proposés

Voici une explication des différentes méthodes d'apprentissage machine utilisées dans cette recherche comparative.

5.6.1 L'Algorithme K-Nearest Neighbors: KNN

L'algorithme des k-plus proches voisins, parfois appelé KNN ou k-NN, est un classificateur d'apprentissage supervisé simple, non paramétrique, utilisé pour résoudre des problèmes de classification et de régression. Il est considéré comme l'un des algorithmes les plus simples et intuitifs en apprentissage machine. C'est un bon, bien que peu efficace, algorithme qui attend de recevoir les ensembles d'entraînement avant de commencer l'entraînement, comme indiqué dans (Zhang and Zhou (2007)).

Le concept fondamental des k-plus proches voisins (KNN) est d'identifier les K points de données les plus proches dans l'ensemble d'entraînement par rapport à un point de données de test spécifié. Ensuite, soit la classe majoritaire, soit la moyenne des étiquettes de ces K voisins les plus proches est utilisée pour classer ou prédire la valeur cible pour le point de données de test.

Voici les étapes de l'algorithme des k-plus proches voisins (KNN) :

- Choisissez la valeur de k : k est le nombre de voisins les plus proches qui seront utilisés pour classer ou prédire la valeur cible d'un point de données de test donné.
- Calculez la distance : Calculez la distance entre le point de données de test et tous les points de données de l'ensemble d'entraînement 1. Bien que la distance euclidienne

soit la mesure la plus fréquemment utilisée, diverses autres mesures de distance peuvent également être prises en considération. Soient X et Y des points avec des coordonnées respectives $((X_1, \dots, X_n), (Y_1, \dots, Y_n))$ dans l'espace des paramètres :

$$D(X, Y) = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (1)$$

- Trouver les k plus proches voisins : Choisissez K points de données de l'ensemble d'entraînement qui présentent les distances les plus courtes par rapport au point de données de test, tel que déterminé par la mesure de distance sélectionnée.
- Classer ou prédire la valeur cible : Si la tâche est une classification, attribuez l'étiquette de classe majoritaire parmi les k plus proches voisins au point de données de test. Si la tâche est une régression, prenez la moyenne des valeurs cibles des k plus proches voisins.
- Renvoyer la valeur prédite : Renvoyez la valeur cible prédite pour le point de données de test.

5.6.2 L'Algorithme Support Vector Machine : SVM

C'est un algorithme puissant et largement utilisé pour la classification, la régression et la détection des anomalies. La SVM (machine à vecteurs de support) est un algorithme d'apprentissage supervisé qui trouve l'hyperplan optimal, comme indiqué dans (Abdar and Makarenkov (2019)), maximisant la marge entre les deux classes dans les données. Les meilleures capacités de généralisation dans un espace n -dimensionnel peuvent être atteintes en construisant l'hyperplan idéal au milieu de la marge maximale, comme indiqué dans (Osman (2017)).

En conséquence, l'équation 2 ci-dessous sert de définition de la fonction de choix idéale :

$$y = \text{sign}(f(x)) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b\right) \quad (2)$$

avec $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \in \mathbb{R}$.

Voici, les étapes de l'algorithme SVM :

- Préparation des données : convertissez les données en une matrice de caractéristiques X et un vecteur cible y , où X contient les caractéristiques de chaque point de

données, et y contient les étiquettes de classe.

- **Sélection du noyau :** Il existe divers types de fonctions de noyau, notamment linéaire, polynomial et fonctions de base radiale (RBF), qui sont utilisées pour transformer les points de données dans un espace de dimensions supérieures où il est plus simple de localiser un hyperplan qui divise les deux classes. Le choix du noyau dépend de la nature des données et du problème à résoudre.
- **Entraînement du SVM :** Il s'agit du processus d'enseignement de l'algorithme pour trouver l'hyperplan optimal qui sépare au mieux les points de données appartenant à différentes classes.
- **Test du SVM :** Une fois que le SVM a été entraîné, il peut prédire les étiquettes de classe des nouveaux points de données. Cela se fait en appliquant le modèle SVM entraîné à la matrice de caractéristiques X des nouveaux points de données.
- **évaluation :** La validation croisée ou un ensemble de validation devrait être utilisé pour évaluer les performances du SVM. L'exactitude, la précision, le rappel et le score F1 sont des critères typiques d'évaluation des problèmes de classification.

5.6.3 L'Algorithme Artificial Neural Network-multilayer Perceptron: net-RBF

Un réseau neuronal artificiel (RNA) avec une fonction de base radiale (net-RBF) est un type de réseau neuronal, comme indiqué dans (Broomhead and Lowe (1988)), qui utilise des fonctions de base radiale comme fonctions d'activation dans sa couche cachée. Un modèle net-RBF suppose que la sortie des motifs précédents (motifs d'entraînement) avec des valeurs similaires à x sera probablement identique à la valeur anticipée d'une entrée x . Le réseau neuronal net-RBF est principalement utilisé pour la reconnaissance de motifs et les tâches d'approximation de fonctions. Il a une architecture composée de trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée avec des fonctions de base radiale, et une couche de sortie. Le réseau neuronal net-RBF utilise une couche cachée pour effectuer la transformation des données d'entrée dans un espace de dimensions supérieures. Une fonction de base radiale est connectée à chaque neurone dans la couche cachée, généralement une fonction gaussienne centrée à un point spécifique dans l'espace d'entrée. Dans la figure 5.2 suivante, nous présentons l'architecture du réseau neuronal net-RBF.

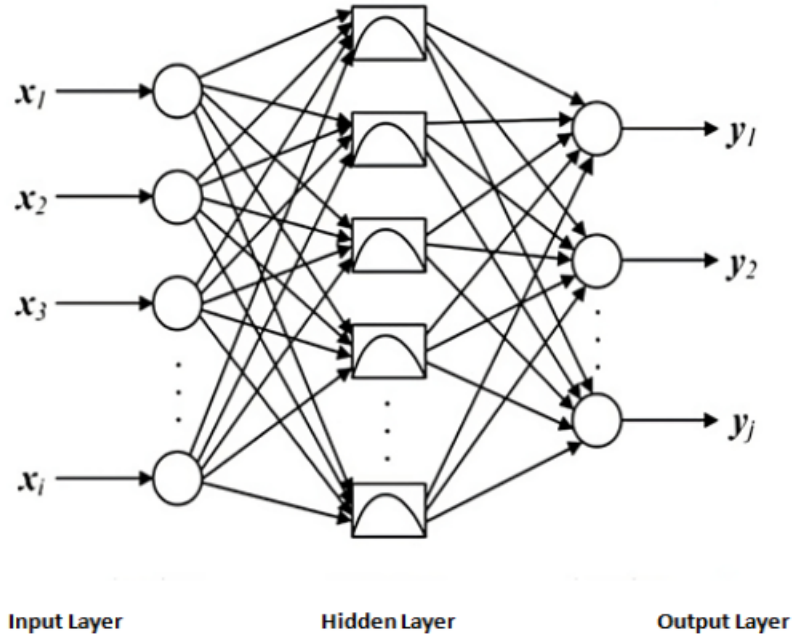


Figure 5.2: L'architecture de réseau neuronal à base de fonctions radiales (RBF)

Le calcul de la valeur de sortie est basé sur l'entrée selon l'équation 3 suivante :

$$y = \sum_{i=1}^h w_i \cdot \phi(\|x - c_i\|) \quad (3)$$

Avec h représentant le nombre de neurones cachés, w_i et c_i les poids associés et le centre de la i -ème fonction de base radiale. De plus, ϕ est la fonction de base radiale. La procédure d'entraînement optimise les deux ensembles de valeurs w et c .

5.6.4 L'Algorithme Bayesian Belief Network

Un modèle graphique connu sous le nom de "réseau bayésien de croyances" représente un groupe de variables aléatoires et leurs relations probabilistes. Il est couramment utilisé en apprentissage machine et en intelligence artificielle pour modéliser des domaines incertains et complexes ; cette approche a été appliquée avec succès à des domaines tels que les diagnostics médicaux, les systèmes d'aide à la décision, la recherche sémantique, la bioinformatique, etc., comme indiqué dans (Mihaljević et al. (2021))(Chen et al. (2020)). Il est conçu pour se composer d'une paire (G, P) où G est un graphe orienté acyclique (DAG) avec un noeud pour chaque variable dans le modèle, comme indiqué dans (Broomhead and Lowe (1988)). P est une distribution de probabilité multivariée définie pour chaque

variable. Un groupe de noeuds, chacun correspondant à des variables dans un réseau bayésien de croyances (RBC), représente les facteurs cruciaux du phénomène spécifique étudié. Chaque noeud englobe une gamme d'états mutuellement exclusifs. Un réseau de liens dirigés encode les dépendances conditionnelles entre ces noeuds, représentant les relations entre les variables. De plus, chaque noeud contient un ensemble de probabilités définissant la probabilité qu'il se trouve dans un état spécifique en fonction des états de ses noeuds parents. Pour illustrer, considérez l'exemple suivant avec trois noeuds. La relation entre ces variables peut être exprimée par l'équation 4 suivante :

$$P(B/A) = \frac{P(B, A)}{P(A)} \quad (4)$$

Là où P est une distribution de probabilités multivariée. Il s'agit d'un outil puissant pour modéliser des systèmes complexes, tels que ceux impliquant le comportement humain, car il permet un raisonnement et une inférence efficaces. En étudiant le comportement individuel, un réseau bayésien de croyances peut représenter les divers facteurs qui influent sur les actions d'une personne. Par exemple, un réseau pourrait inclure des variables telles que l'humeur d'une personne, l'heure de la journée, le lieu où elle se trouve et tout stimulus externe auquel elle est exposée. Le réseau inclurait également les relations probabilistes entre ces variables, comme la probabilité qu'une personne soit de bonne humeur si elle a bien dormi la nuit précédente. Il est possible de faire des prédictions sur le comportement d'une personne en fonction des valeurs de ces variables par ce modèle. Par exemple, si une personne se trouve dans un lieu public bondé et est exposée à des bruits forts, le réseau pourrait prédire qu'elle sera probablement agitée. Cette prédiction pourrait être utilisée pour prendre des décisions sur la meilleure façon de gérer la situation, comme fournir un endroit plus calme pour que la personne puisse se retirer.

En plus de faire des prédictions, un réseau bayésien de croyances peut identifier les facteurs les plus importants influençant le comportement d'une personne. L'analyse du réseau permet de déterminer quels sont les variables ayant les effets les plus forts sur le résultat d'intérêt. Ces informations peuvent être utilisées pour développer des interventions ciblant les facteurs les plus influents afin d'obtenir le changement de comportement souhaité.

Dans l'apprentissage machine, les BBN peuvent être utilisés pour des tâches telles que la classification, la détection d'anomalies, l'imputation de données manquantes et la sélection de caractéristiques, comme indiqué dans (Chen et al. (2020)). Ils peuvent être appris à partir de données en combinant des connaissances d'experts avec des approches d'apprentissage basées sur les données.

5.7 Les Méthodes d'entraînement : 'Training Techniques'

Former un modèle d'apprentissage automatique implique de lui apprendre à faire des prédictions ou des décisions basées sur des données d'entrée. L'objectif est de permettre au modèle de bien se généraliser à de nouvelles données invisibles. Une des techniques de validation d'un modèle créé par l'apprentissage automatique est la méthode de la validation croisée. Celle-ci consiste à évaluer les performances du modèle en divisant les données disponibles en plusieurs sous-ensembles, puis en entraînant et testant le modèle sur différentes combinaisons de ces sous-ensembles. La validation croisée vise à fournir une estimation impartiale des performances du modèle sur des données non vues en utilisant l'ensemble des données disponibles pour l'entraînement et le test, sans surajustement à une seule division des données.

5.7.1 Métriques d'apprentissage

Les "métriques d'apprentissage", également connues sous le nom de "métriques d'évaluation", sont utilisées pour mesurer les performances d'un modèle d'apprentissage automatique sur une tâche donnée. Ces métriques aident à évaluer la qualité des prédictions du modèle et à déterminer si le modèle se comporte bien ou s'il nécessite des améliorations.

- Accuracy: Une métrique d'évaluation fréquemment utilisée en apprentissage automatique qui mesure le pourcentage d'instances correctement classées par un modèle. Elle est calculée en divisant le nombre d'instances correctement classées par le nombre total d'instances dans la base de données.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (5)$$

- Matrice de confusion : Elle indique à quel point un modèle de classification se comporte lorsqu'il est appliqué à un ensemble de données de test dont les valeurs réelles sont connues. Un autre nom pour cela est une matrice d'erreur. Une matrice de confusion affiche les valeurs de:

1. True Positive (TP);
2. True Negative (TN);
3. False Positive (FP);
4. False Negative (FN);

Un modèle de classification effectue des prédictions. Ces valeurs sont calculées en comparant les étiquettes de classe prédites avec l'étiquette de classe réelle dans les données de test.

	Positive	Négative
Positive	TP	FP
Négative	FN	TN

- La précision est le pourcentage d'instances positives correctement prédites pour le mode de transport choisi. Elle mesure l'exactitude des prédictions positives faites par un modèle. La précision est définie comme le nombre de prédictions vraies positives (TP) divisé par la somme des vraies positives et des faux positifs (FP) :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

- Recall: également connue sous le nom de sensibilité, elle représente la précision dans l'estimation du véritable mode de transport positif:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

- F-measure: La mesure F (également connue sous le nom de score F1) est une métrique couramment utilisée pour évaluer les performances d'un modèle de classification. La formule 8 suivante peut la calculer:

$$Recall = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

5.8 Les Résultats

Dans cette étude, nous avons mené des expériences pour évaluer les performances des algorithmes d'apprentissage automatique sur un ensemble de données à l'aide de

l'outil Weka. Les algorithmes choisis pour l'apprentissage supervisé sont KNN, BBN, SVM et net-RBF, tous mis en oeuvre par le biais de la bibliothèque Python Scikit-learn largement utilisée. Pour garantir une évaluation solide, nous avons utilisé la division Train/Test et les techniques de validation croisée. Cette méthodologie nous a permis d'évaluer l'efficacité des modèles d'apprentissage automatique en testant leurs performances sur des données inédites et en atténuant le risque de surajustement, où le modèle se contente de mémoriser les données d'apprentissage au lieu d'apprendre les modèles sous-jacents.

L'ensemble de données a été divisé de manière aléatoire, 80 % étant affectés à l'entraînement des modèles et les 20 % restants étant réservés aux tests. L'ensemble d'entraînement a facilité le processus d'apprentissage du modèle, l'ensemble de validation a joué un rôle dans le réglage des hyperparamètres et la sélection du modèle, tandis que l'ensemble de test a servi de mesure d'évaluation finale. Les résultats initiaux, présentés dans le tableau suivante à la suite de la répartition Train/Test, donnent un aperçu des performances des algorithmes d'apprentissage automatique mis en oeuvre. Une analyse plus approfondie de ces résultats sera cruciale pour comprendre les forces et les faiblesses de chaque algorithme et pour affiner notre approche en vue d'une modélisation prédictive optimale.

Classifier	KNN	BBN	SVM	Net-RBF
Accuracy	88.09 %	87.59 %	90.29 %	92.94 %
Precision	89 %	88.3 %	90%	89%
Recall	90 %	87.6 %	91 %	93 %
ROC	89 %	89.9 %	96.9 %	98.9 %
F1-score	89 %	87.7 %	90 %	91 %

Table 5.2: Les métriques d'évaluation en utilisant une partition des données en Train/Test.

En tant que résultat secondaire, comme illustré dans le Tableau suivante ci-dessous, nous avons utilisé une validation croisée à 10 volets, allouant 80 % pour l'apprentissage et 20 % pour les tests à chaque itération.

Dans la Figure 5.3 suivante, nous présenterons la performance comparative de ces algorithmes.

Classifier	KNN	BBN	SVM	Net-RBF
Accuracy	86.5 %	87.33 %	89.87 %	92.77 %
Precision	85 %	88.10 %	88 %	89 %
Recall	86 %	87.30 %	90 %	93 %
ROC	99.2 %	98.5 %	98 %	98.4 %
F1-score	85 %	87.5 %	88 %	91 %

Table 5.3: la Comparaison des performances des algorithmes

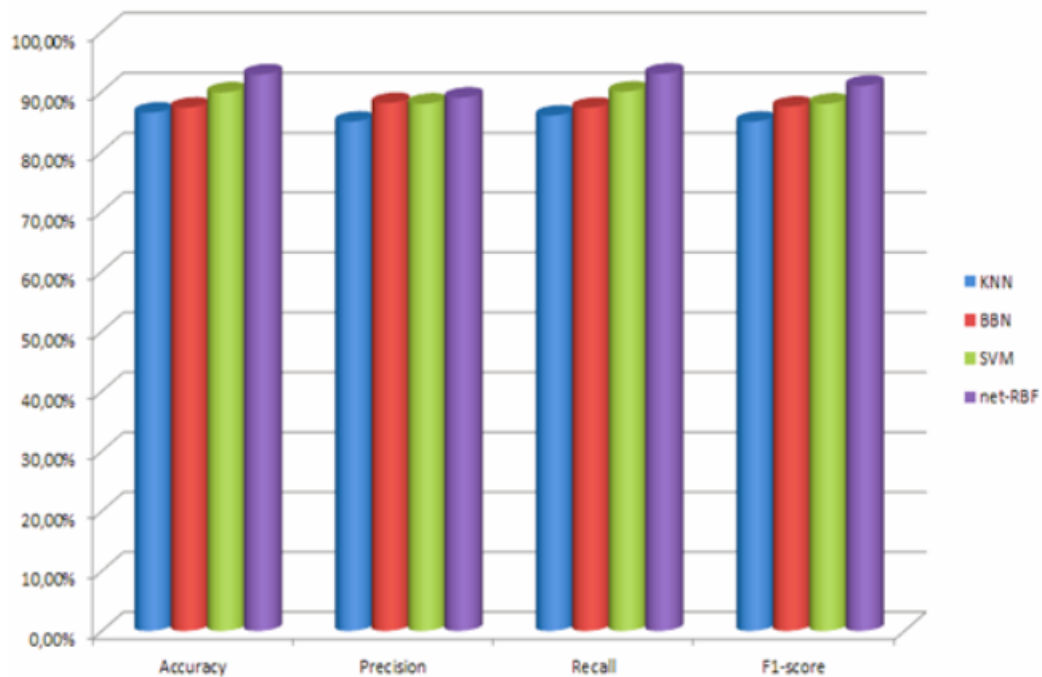


Figure 5.3: Diagramme comparatif des algorithmes d'apprentissage automatique en ce qui concerne les critères d'évaluation : Accuracy, Precision, Recall, F1-score.

Afin de mieux comprendre l'efficacité de nos modèles, la figure suivante présente la courbe ROC de nos classificateurs, en mettant particulièrement l'accent sur la précision obtenue avec l'algorithme net-RBF. La courbe ROC est un outil visuel puissant, offrant une illustration complète des disparités de performance entre les différents classificateurs. Cette représentation graphique permet une compréhension nuancée des performances de chaque classificateur, en particulier ceux qui utilisent l'algorithme net-RBF, en termes de précision. En outre, la figure complète cette analyse en présentant une représentation visuelle de l'architecture net-RBF, délimitant les couches d'entrée, cachées et de sortie.

Ensemble, ces visualisations contribuent à une évaluation complète de la précision et de l'architecture du modèle, ce qui permet de mieux comprendre son efficacité globale.

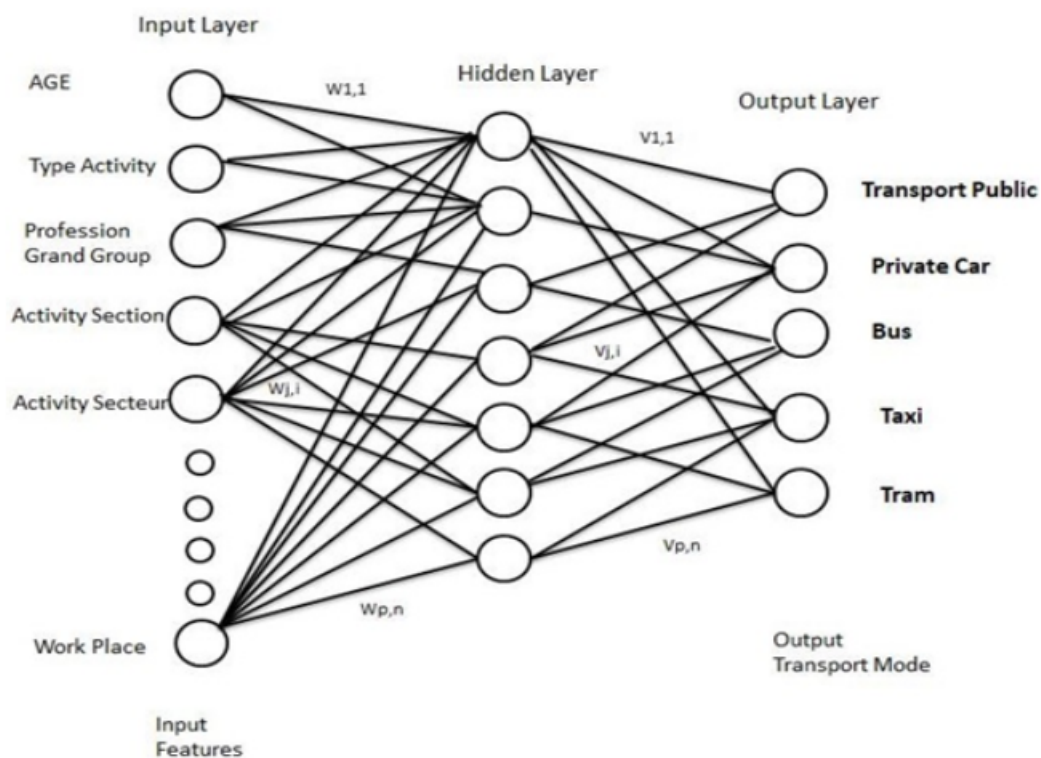


Figure 5.4: L'architecture du modèle net-RBF a été appliquée à la prédiction des modes de transport des employeurs dans la région de Rabat.

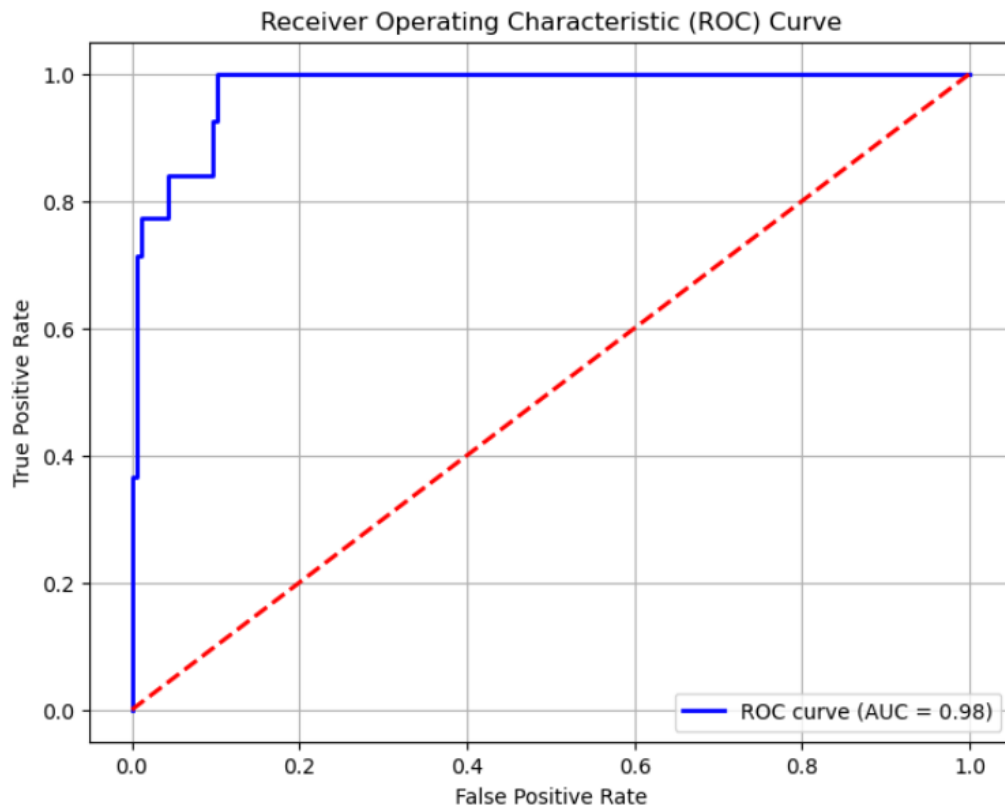


Figure 5.5: La courbe ROC du mode net-RBF.

5.9 Conclusion

Dans cet article, nous avons développé un modèle pour prédire le mode de transport dans la région de Rabat en utilisant des techniques d'apprentissage automatique telles que la machine à vecteurs de support (SVM), les k plus proches voisins (KNN), le réseau de croyances bayésiennes (BBN) et le réseau neuronal artificiel perceptron multicouche (net-RBF). Dans le modèle, nous avons utilisé un ensemble de variables liées au transport, au lieu de travail et de résidence, ainsi que des variables sociales et démographiques telles que le niveau d'étude, l'âge, le niveau d'étude agrégé, la grande catégorie professionnelle, le statut professionnel, le secteur d'activité, le lieu de travail et le mode de transport, avec une base de données réelle pour modéliser la mobilité des travailleurs dans la région de Rabat. Nous avons tenté d'évaluer les performances de ces algorithmes en fonction de métriques telles que l'exactitude, la précision, le rappel et le score F1. De plus, les résultats obtenus montrent que le net-RBF offre la meilleure exactitude (92,77 %), suivi du classificateur SVM (89,87 %), du classificateur BBN (87,33 %) et du classificateur KNN (86,53 %). Dans des recherches futures, nous explorerons des approches alternatives visant à améliorer la précision prédictive de la prédiction du mode de transport grâce à

l'application de techniques innovantes d'apprentissage automatique.



CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Dans le cadre des impératifs de développement durable, une analyse approfondie de la mobilité quotidienne dans la région de Rabat est essentielle pour comprendre les déplacements individuels et l'usage du transport en commun, surtout face aux défis posés par la croissance démographique et l'étalement urbain. L'objectif à moyen terme est de développer une plateforme de simulation pour aider à la prise de décision en matière de mobilité urbaine. Cette plateforme prendra en compte les dimensions spatiales, les caractéristiques de la zone d'étude et les données démographiques.

Ce travail de thèse explore différentes approches de modélisation et de simulation en milieu urbain, notamment les systèmes multi-agents, les réseaux bayésiens et l'apprentissage automatique, pour aider les décideurs à résoudre les problèmes de mobilité. La simulation de la mobilité quotidienne des individus est réalisée en utilisant le système multi-agent sur la plateforme Gama, validée par la simulation de la propagation de la Covid-19 et la prévision de son évolution sur trois mois. De plus, un modèle combinant les systèmes multi-agents et les réseaux bayésiens est développé pour comprendre les problèmes de congestion.

Un prototype basé sur l'apprentissage automatique est également élaboré pour prédire les modes de transport, en utilisant les données du recensement de 2014. La mise en oeuvre de ce prototype utilise le langage de programmation Gaml et la plateforme Gama pour la simulation de la mobilité quotidienne.

Cette recherche présente une avancée significative dans la compréhension et la gestion de la mobilité urbaine dans la région de Rabat. La combinaison des systèmes multi-agents, des réseaux bayésiens et de l'apprentissage automatique offre une approche innovante pour simuler et prédire les comportements de déplacement, permettant aux décideurs de mieux planifier et gérer les infrastructures de transport.

L'utilisation de la plateforme Gama et du langage Gaml pour la modélisation et la simulation représente un outil puissant pour la création de scénarios précis et réalistes. Ces outils peuvent aider à anticiper les défis futurs, comme les effets de l'étalement urbain et les crises sanitaires, en fournissant des solutions basées sur des données concrètes et des simulations robustes.

à long terme, cette approche pourrait être étendue à d'autres régions et intégrée à des politiques publiques pour promouvoir des pratiques de mobilité durable et améliorer la qualité de vie urbaine. Le développement continu de cette plateforme de simulation pourrait également encourager la collaboration entre chercheurs, urbanistes et décideurs politiques, conduisant à des villes plus résilientes et durables.



BIBLIOGRAPHIE

- Moloud Abdar and Vladimir Makarenikov. Cwv-bann-svm ensemble learning classifier for an accurate diagnosis of breast cancer. *Measurement*, 146:557–570, 2019.
- Mohamed Aboulela, Cheng Lyu, and Constantinos Antoniou. Exploring the potentials of open-source big data and machine learning in shared mobility fleet utilization prediction. *Data Science for Transportation*, 5(2):5, 2023.
- Johnson Agbinya. *Markov Chain and its Applications an Introduction*, pages 1–16. 08 2020. ISBN ISBN: 978-87-7022-096-5 (Hardback) 978-87-7022-095-8 (Ebook).
- Johnson I Agbinya. Markov chain and its applications. In *Applied Data Analytics-Principles and Applications*, pages 1–15. River Publishers, 2022.
- Gary An and Uri Wilensky. From artificial life to in silico medicine: Netlogo as a means of translational knowledge representation in biomedical research. In *Artificial life models in software*, pages 183–214. Springer, 2009.
- Saulo B Bastos and Daniel O Cajueiro. Modeling and forecasting the early evolution of the covid-19 pandemic in brazil. *Scientific Reports*, 10(1):19457, 2020.
- Erhan Bayraktar, Asaf Cohen, and April Nellis. A macroeconomic sir model for covid-19. *Mathematics*, 9(16):1901, 2021.
- Fabio Bellifemine, Giovanni Caire, Agostino Poggi, and Giovanni Rimassa. Jade: A software framework for developing multi-agent applications. lessons learned. *Information and Software technology*, 50(1-2):10–21, 2008.
- Michael Bratman. Intention, plans, and practical reason. 1987.

- D Broomhead and David Lowe. Multivariable functional interpolation and adaptive networks, complex systems, vol. 2. *Complex Systems*, 2, 1988.
- Hans Chalupsky, Tim Finin, Rich Fritzson, Don McKay, Stuart Shapiro, and Gio Wiederhold. An overview of kqml: A knowledge query and manipulation language. 07 1993.
- Alain Checroun. *Comprendre, concevoir et utiliser les SIAD*. Masson, 1992.
- Shenglei Chen, Geoffrey I Webb, Linyuan Liu, and Xin Ma. A novel selective naïve bayes algorithm. *Knowledge-Based Systems*, 192:105361, 2020.
- Adilson da Silva. Modeling covid-19 in cape verde islands-an application of sir model. *Computational and Mathematical Biophysics*, 9(1):1–13, 2021.
- C. de la Condamine. Lettres à m. daniel bernoulli. *Mercure de France*, Mars et avril, 1760.
- Doga Demirel, Alexander Yu, Seth Baer-Cooper, Tansel Halic, and Coskun Bayrak. Generative anatomy modeling language (gaml). *The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, 13(4):e1813, 2017.
- Alexis Drogoul. *De la simulation multi-agents à la résolution collective de problèmes*. PhD thesis, Thesis at University of Paris IV, 1993.
- Alexis Drogoul, Edouard Amouroux, Philippe Caillou, Benoit Gaudou, Arnaud Grignard, Nicolas Marilleau, Patrick Taillandier, Maroussia Vavasseur, Duc-An Vo, and Jean-Daniel Zucker. Gama: multi-level and complex environment for agent-based models and simulations. In *international conference on Autonomous agents and multi-agent systems*, pages 1361–1362, 2013.
- Michael A Eierman, Fred Niederman, and Carl Adams. Dss theory: A model of constructs and relationships. *Decision Support Systems*, 14(1):1–26, 1995.
- ATEŞ Ersin, Merve ALTUNDAL ÖNCÜ, Rüya Bayar, and Mutlu YILMAZ. Eskişehir kentsel büyüme alanın hücresel otomat ve ca-markov zincirleri ile analizi (1984-2056). *Coğrafi Bilimler Dergisi*, 18(2):276–295, 2020.

- Chao Fan, Xiangqi Jiang, and Ali Mostafavi. A network percolation-based contagion model of flood propagation and recession in urban road networks. *Scientific Reports*, 10(1):13481, 2020.
- Jacques Ferber. *Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective*. InterEditions, 1997.
- Sébastien Gambs, Marc-Olivier Killijian, and Miguel Núñez del Prado Cortez. Next place prediction using mobility markov chains. In *Proceedings of the first workshop on measurement, privacy, and mobility*, pages 1–6, 2012.
- A. Giret and V. Botti. Multi agent systems of multi agent systems.
- Adriana Giret and Vicente Botti. Multi agent systems of multi agent systems. *Universitat Politecnica de Valencia*, 2014.
- Olivier Gutknecht, Jacques Ferber, and Fabien Michel. MADKIT: une expérience d’architecture de plateforme multi-agent générique. In Sylvie Pesty and Claudette Sayettat-Fau, editors, *Huitième journées francophones d’Intelligence Artificielle et systèmes multi-agents - JFIADSMA’00*, Systèmes multi-agents. Méthodologie, technologie et expériences, JFIADSMA’00, 2-4 octobre 2000, Saint-Jean-la-Vêtre, Loire, France, pages 223–236, Saint-Jean-la-Vêtre, France, October 2000. Hermes Science Publications. URL <https://hal.umontpellier.fr/hal-02403991>.
- W. H. Hamer. Global stability of the endemic equilibrium of multigroup sir epidemic models. *Epidemic disease in England*, 1:733–739, 1906.
- Samiul Hasan, Xianyuan Zhan, and Satish V Ukkusuri. Understanding urban human activity and mobility patterns using large-scale location-based data from online social media. In *Proceedings of the 2nd ACM SIGKDD international workshop on urban computing*, pages 1–8, 2013.
- Arfah Hasbollah, Sharifah HS Ariffin, N Fisal, M Ismail, and R Nordin. Mobility prediction method for vehicular network using markov chain. *Jurnal Teknologi*, 78(6-2): 7–13, 2016.

- High Commission for Planning of the Kingdom of Morocco. Institutional site of the high commission for planning of the kingdom of morocco, 2024. Accessed: Year-Month-Day.
- Michal Jakob, Zbynek Moler, Antonín Komenda, Zhengyu Yin, Albert Xin Jiang, Matthew Paul Johnson, Michal Pechoucek, and Milind Tambe. Agentpolis: towards a platform for fully agent-based modeling of multi-modal transportation. In *AAMAS*, volume 2012, pages 1501–1502, 2012.
- William Ogilvy Kermack and Anderson G McKendrick. A contribution to the mathematical theory of epidemics. *Proceedings of the royal society of london. Series A, Containing papers of a mathematical and physical character*, 115(772):700–721, 1927.
- Verda Kocabas and Suzana Dragicevic. Bayesian networks and agent-based modeling approach for urban land-use and population density change: a bnas model. *Journal of geographical systems*, 15:403–426, 2013.
- Hannu Krosing and Jim Mlodgenski. *PostgreSQL server programming*. Packt Publishing Ltd, 2013.
- Yannis Labrou, Tim Finin, and Yun Peng. Agent communication languages: The current landscape. *IEEE Intelligent Systems and Their Applications*, 14(2):45–52, 1999.
- Kwang Sub Lee, Jin Ki Eom, and Dae-seop Moon. Applications of transims in transportation: A literature review. *Procedia Computer Science*, 32:769–773, 2014.
- Bojan Mihaljević, Concha Bielza, and Pedro Larrañaga. Bayesian networks for interpretable machine learning and optimization. *Neurocomputing*, 456:648–665, 2021.
- Ministry of Health of Moroccos. Ministry of health of morocco. <https://www.sante.gov.ma>, 2024. Accessed: Year-Month-Day.
- Naftaly H Minsky. The imposition of protocols over open distributed systems. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 17(2):183, 1991.
- Stefano Monti and Gregory Cooper. Learning bayesian belief networks with neural network estimators. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 9, 1996.

- Quoc Tuan Nguyen, Alain Bouju, and Pascal Estrailier. Multi-agent architecture with space-time components for the simulation of urban transportation systems. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 54:365–374, 2012.
- H. Penny Nii. Blackboard application systems, blackboard systems and a knowledge engineering perspective. *AI Magazine*, 7(3):82, Jul. 1986. doi: 10.1609/aimag.v7i3.550. URL <https://ojs.aaai.org/aimagazine/index.php/aimagazine/article/view/550>.
- Michael J North, Thomas R Howe, Nick T Collier, and Jerry R Vos. The repast symphony runtime system. In *Proceedings of the agent 2005 conference on generative social processes, models, and mechanisms*, volume 10, pages 13–15. Citeseer, 2005.
- OpenStreetMap contributors. Openstreetmap. <https://www.openstreetmap.org>, 2024. Accessed: Year-Month-Day.
- Ahmed Hamza Osman. An enhanced breast cancer diagnosis scheme based on two-step-svm technique. *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl*, 8(4):158–165, 2017.
- Khalid Qbouche and Khadija Rhoulami. Simulation daily mobility in rabat region. In *Proceedings of the 4th International Conference on Networking, Information Systems & Security*, pages 1–4, 2021a.
- Khalid Qbouche and Khadija Rhoulami. Towards for an agent-based model to simulate daily mobility in rabat region. In *International Conference on Advanced Technologies for Humanity*, pages 3–9. Springer, 2021b.
- Khalid Qbouche and Khadija Rhoulami. Simulation daily mobility using j48 algorithms of machine learning for predicting workplace. 2022a.
- Khalid Qbouche and Khadija Rhoulami. Simulation and forecasting the covid-19 pandemic in the rabat region. In *International Conference on Digital Technologies and Applications*, pages 120–130. Springer, 2022b.
- Khalid Qbouche and Khadija Rhoulami. Predicting transport mode in the rabat region: A machine learning approach. *Ingénierie des systèmes d information*, 29:493–500, 04 2024. doi: 10.18280/isi.290210.

- Anand S Rao and Michael P Georgeff. *Formal models and decision procedures for multi-agent systems*, volume 61. Citeseer, 1995.
- Erol Şahin, Sertan Girgin, Levent Bayindir, and Ali Emre Turgut. *Swarm Robotics*, pages 87–100. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008. ISBN 978-3-540-74089-6. doi: 10.1007/978-3-540-74089-6_3. URL https://doi.org/10.1007/978-3-540-74089-6_3.
- John R Searle. *Speech acts: An essay in the philosophy of language*, volume 626. Cambridge university press, 1969.
- Yoav Shoham. Agent-oriented programming. *Artificial intelligence*, 60(1):51–92, 1993.
- Elizabeth Sklar. Netlogo, a multi-agent simulation environment. *Artificial life*, 13(3): 303–311, 2007.
- Kamil Smolak, Witold Rohm, Krzysztof Knop, and Katarzyna Siła-Nowicka. Population mobility modelling for mobility data simulation. *Computers, Environment and Urban Systems*, 84:101526, 2020.
- Patrick Taillandier and Alexis Drogoul. From gis data to gis agents, modeling with the gama simulation platform. In *Technical Forum Group on Agent and Multi-agent-based Simulation: 1st meeting collocated with Eumas*, volume 10, 2010.
- Patrick Taillandier, Arnaud Grignard, Nicolas Marilleau, Damien Philippon, Quang-Nghi Huynh, Benoit Gaudou, and Alexis Drogoul. Participatory modeling and simulation with the gama platform. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 22(2): 1–19, 2019.
- Kay W Axhausen, Andreas Horni, and Kai Nagel. *The multi-agent transport simulation MATSim*. Ubiquity Press, 2016.
- Donglin Wang, Qiuheng Zhou, Sanket Partani, Anjie Qiu, and Hans D Schotten. Mobility prediction based on machine learning algorithms. In *Mobile Communication-Technologies and Applications; 25th ITG-Symposium*, pages 1–5. VDE, 2021.

- Huijuan Wang, Yuan Yu, and Quanbo Yuan. Application of dijkstra algorithm in robot path-planning. In *2011 second international conference on mechanic automation and control engineering*, pages 1067–1069. IEEE, 2011.
- Xiaoqiang Wang, Liangjun Ke, Zhimin Qiao, and Xinghua Chai. Large-scale traffic signal control using a novel multiagent reinforcement learning. *IEEE transactions on cybernetics*, 51(1):174–187, 2020.
- Tom Wilson. A review of sub-regional population projection methods, 01 2011.
- Michael Wooldridge. *An introduction to multiagent systems*. John wiley & sons, 2009.
- Mahdi Zargayouna, Besma Zeddini, Gérard Scemama, and Amine Othman. Agent-based simulator for travelers multimodal mobility. In *Advanced Methods and Technologies for Agent and Multi-Agent Systems*, pages 81–90. IOS Press, 2013.
- Min-Ling Zhang and Zhi-Hua Zhou. Ml-knn: A lazy learning approach to multi-label learning. *Pattern recognition*, 40(7):2038–2048, 2007.
- Yunlong Zhang and Yuanchang Xie. Travel mode choice modeling with support vector machines. *Transportation Research Record*, 2076(1):141–150, 2008.
- Zhi-Hua Zhou. *Machine learning*. Springer nature, 2021.

Résumé

Dans le contexte des impératifs de développement durable, une analyse approfondie des caractéristiques de la mobilité quotidienne dans la région de Rabat, il se révèle être une étape fondamentale pour comprendre le fonctionnement des déplacements quotidiens des individus et du transport en commun face au défi de produire une mobilité quotidienne durable. Cela est d'autant plus crucial pour faire face à la croissance démographique intense que connaît la région de Rabat et à l'étalement urbain qui en résulte.

Un objectif à moyen terme sur lequel notre équipe de recherche réfléchit est le développement d'une plateforme d'aide à la décision de simulation la mobilité quotidienne en milieu urbain. Cette plateforme devra prendre en compte les dimensions spatiales, les composants de la zone d'étude ainsi que les caractéristiques démographiques de chaque individu.

Dans ce travail de thèse, nous nous intéressons à l'étude des différentes approches des systèmes multi-agents, des réseaux bayésiens et de l'apprentissage automatique, ainsi qu'aux principes sur lesquels ils reposent pour la modélisation et la simulation en milieu urbain, dans le but d'aider les décideurs urbains à prendre des décisions pour résoudre les problèmes.

Ensuite, nous nous concentrons sur la modélisation et la simulation de la mobilité quotidienne, le premier domaine étant la simulation du déplacement des individus à l'aide du système multi-agent sur la plateforme Gama. Nous validons ce modèle proposé en simulant la propagation de la Covid-19 et en prédisant son état dans les trois prochains mois. Nous développons également un modèle d'alliance entre le système multi-agent et le réseau bayésien pour comprendre les problèmes de la mobilité quotidienne, tels que la congestion.

Nous élaborons également notre prototype basé sur l'apprentissage automatique pour prédire le mode de transport dans la région d'étude, en utilisant les données du recensement de 2014 des individus. Pour concrétiser notre approche théorique, nous mettons en œuvre notre prototype de modélisation et de simulation de la mobilité quotidienne en utilisant le langage de programmation Gaml et la plateforme de développement de systèmes multi-agents (SMA) Gama.

Mots-clés: modélisation et simulation; le système multi-agent; la mobilité quotidienne; l'apprentissage automatique

Abstract

In the context of the imperatives of sustainable development, an in-depth analysis of the characteristics of daily mobility in the Rabat region is proving to be a fundamental step in understanding how people's daily movements and public transport function in the face of the challenge of producing sustainable daily mobility. This is all the more crucial in view of the Rabat region's intense demographic growth and the resulting urban sprawl.

A medium-term objective our research team is focusing on is the development of a decision support platform for simulating everyday urban mobility. This platform will simulate daily mobility in an urban environment, considering spatial dimensions, components of the study area, and demographic characteristics of individuals.

In this thesis work, we explore various approaches to multi-agent systems, Bayesian networks, and machine learning, along with their underlying principles for modeling and simulation in urban environments. Our goal is to assist urban decision-makers in solving problems effectively.

Next, our focus shifts to modeling and simulating everyday mobility. The first aspect involves simulating individual movement using a multi-agent system on the Gama platform. We validate this model by simulating the propagation of Covid-19 and predicting its trajectory over the next three months. Additionally, we're developing a hybrid model integrating the multi-agent system with Bayesian networks to address mobility issues like congestion.

Furthermore, we're constructing a machine learning-based prototype to predict transportation modes in the study region, utilizing 2014 census data of individuals.

To operationalize our theoretical approach, we implement our prototype for modeling and simulating daily mobility using the Gaml programming language and the Gama multi-agent systems (MAS) development platform.

Keywords: modeling and simulation; multi-agent system; daily mobility; machine learning

