

Titre: Approches de routage basées sur les technologies émergentes SDN et IoT pour les environnements intelligents
Title:

Auteur: Lamia El Garoui
Author:

Date: 2021

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: El Garoui, L. (2021). Approches de routage basées sur les technologies émergentes SDN et IoT pour les environnements intelligents [Thèse de doctorat, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/6625/>
Citation:

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/6625/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Samuel Pierre, & Steven Chamberland
Advisors:

Programme: Génie informatique
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Approches de routage basées sur les technologies émergentes SDN et IoT pour
les environnements Intelligents**

LAMIA EL GAROUI

Département de génie informatique et génie logiciel

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*
Génie informatique

Mai 2021

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
affiliée à l'Université de Montréal

Cette thèse intitulée :

**Approches de routage basées sur les technologies émergentes SDN et IoT pour
les environnements Intelligents**

présentée par **Lamia EL GAROUI**
en vue de l'obtention du diplôme de *Philosophiæ Doctor*
a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

Alejandro QUINTERO, président

Samuel PIERRE, membre et directeur de recherche

Steven CHAMBERLAND, membre et codirecteur de recherche

Soumaya CHERKAOUI, membre

Abderrezak RACHEDI, membre externe

DÉDICACE

*À mes chers parents, Khedaoudj et Boubekeur,
pour leur amour inconditionnel et leur soutien infini . . .*

*À mon défunt frère et ami, Bachir Serhane,
parti si tôt me laissant seule sur le chemin éprouvant de la vie . . .*

*À mes trois trésors et complisses, Sanaa, Sérine et Saoussene,
pour leur amour et patience . . .*

Je vous aime

REMERCIEMENTS

En premier lieu, je remercie mon directeur de recherche, M. Samuel Pierre, et mon codirecteur, M. Steven Chamberland, pour la qualité de leur encadrement, leur disponibilité et leur soutien académique et financier. Leurs conseils ingénieux et leur degré d'exigences m'ont souvent poussé à parfaire mon accomplissement et faire valoir davantage le meilleur de moi-même le long de cette thèse doctorale. De manière particulière, je suis très reconnaissante à M. Pierre, pour la confiance qu'il a placée en ma personne, et pour m'avoir offert la possibilité de travailler sous sa direction.

Tout au long de mon parcours, mon estime et mon admiration à l'égard de ce grand savant n'ont cessé de grandir, il m'a marquée par le modèle de réussite qu'il évoque, sa profonde humanité, et l'attention paternelle qu'il prodigue à ses étudiants. Également, je tiens à souligner la chance que j'ai eu de travailler avec M. Chamberland qui m'a consacré du temps malgré sa charge de travail et son engagement envers la communauté de Polytechnique. Je le remercie pour son professionnalisme et ses conseils qui ont été si précieux pour la progression de ma thèse.

Je remercie M. Alejandro Quintero, Mme Soumaya Charkaoui et M. Abderrezak Rachedi pour l'intérêt porté à mon travail en acceptant de participer à ce jury.

J'adresse aussi mes remerciements à Mme Martine Bellaïche pour le soutien moral et amical qu'elle m'a apporté durant les périodes les plus sombres de mon parcours. J'exprime, pareillement, ma reconnaissance à tous les membres du Département de Génie Informatique et Génie Logiciel (GIGL), aussi bien administratif que technique. Je porte une attention singulière à Jonathan Brien pour son intervention rapide et efficace à résoudre mes problèmes techniques au laboratoire.

Mes remerciements s'étendent à tous mes collègues du Laboratoire de recherche en Réseautique et Informatique Mobile (LARIM), Saida, Farnoush, Parvin, Claudy, Olson, Sopher, Nick, Loic, Jean, Hadjer, Franjeh... Individuellement, pour avoir été, d'une manière ou d'une autre, une source d'inspiration pour moi. Je manifeste ma gratitude en particulier à mes amis Marième Diallo, Éric Fafolahan, Ahmed Hazem, Marielba Urdaneta, Nasrin Bahra, Sanaz Shaker Sepasgozar, pour avoir transformé mes journées difficiles en moment de joie et de rire, et m'offrir un environnement convivial plein de solidarité, d'entraide et d'encouragement.

Un immense merci va pour mes trois perles rares, Sanaa, Sérine et Saoussen, mes amies et

mes complices dans cette dure aventure durant laquelle elles ont partagé avec moi les larmes de l'échec et la joie du succès. Loin du domaine de recherche elles me tenaient la main et essayaient de comprendre ce que maman fait pour lui proposer des solutions. Durant toutes ces années, elles grandissaient avec ce projet qui est le leur, elles me soutenaient avec tendresse et patience. À chaque matin, leurs mots d'encouragement et d'amour m'apportaient l'énergie de persévérer et de ne pas les décevoir. Sans leur présence et leur assistance, cette belle aventure n'aurait sans doute pas continué.

Un grand merci à ma grande famille, à mes amies pour leur soutien moral. Une mention spéciale à Mama Saida Hbiba Ayari pour l'amour qu'elle a apporté à mon quotidien et ses prières, sans oublier mes sœurs Kamélia, Houria, mes meilleures amies Amina Faci et Karima Belkahla qui ont continué à m'assister sans cesse.

Et pour finir, j'essaye de chercher tous les mots du monde pour exprimer ma sincère gratitude et ma profonde reconnaissance à mes parents, mais je n'arrive guère à les trouver. Quoi que je dise je ne les remercierai jamais assez, je suis redevable à vous deux, ma mère Khedaoudj et mon père Boubakeur, pour tout ce que vous m'avais donné, pour tous vos sacrifices et vos prières afin de voir ma réussite dans ma vie personnelle, académique et professionnelle. Merci de m'avoir appris à surmonter mes faiblesses, d'affronter les difficultés avec persévérance et résilience en tenant en main-forte ma volante d'aller toujours de l'avant et de croire toujours à un horizon fleurissant. Vous avez cru en moi et vous m'avez encouragé constamment d'aller vers le meilleur. Vous êtes ma source d'inspiration et mon bonheur, je prie dieu de vous préserver pour le reste de mes jours.

Merci à tous.

RÉSUMÉ

De nos jours, la modernisation des villes est au centre des préoccupations majeures des différents gouvernements et scientifiques à travers le monde. Ils sont confrontés à surmonter l'urbanisation accrue des villes par l'anticipation des solutions aux problèmes chaotiques liés à cette conséquence. Ils doivent traiter les déficits des capacités saturées de l'infrastructure, prévoir le manque de ressources pour répondre aux besoins croissants de la population et éviter la détérioration des services substantiels offerts aux citoyens. L'adoption des technologies d'information et de communication facilitera à relever ces défis et elles permettront la prochaine évolution des métropoles. Tout commence par le développement de diverses applications de haut niveau qui échangent des données en dépit de leur complexité et leur étendue. Ces applications sont connectées par le biais d'équipements variés qui donnent accès à des informations transparentes en temps réel, dont les villes disposent et traitent. Les données échangées assistent les systèmes existants à réagir adéquatement aux situations critiques, à allouer intelligemment les ressources et à projeter les futurs défis. L'accès aux informations en temps réel des systèmes et des différents contextes permet de prendre de meilleures décisions et de jouer un rôle plus actif pour assurer une performance globale de la ville.

À mesure que les lieux urbains deviennent plus intelligents, ils fournissent une meilleure qualité de vie aux citoyens. Cependant, L'arrivée hâtive de l'Internet des objets « IoT » a joué un rôle important dans la concrétisation de ces villes intelligentes. Il a fait exploser le développement de nouvelles technologies et de nouveaux objets de communication interconnectés pour garantir le fonctionnement d'applications et de services. Ces nouveaux dispositifs ont intégré plusieurs domaines tels que les transports, l'énergie, l'environnement, la santé et la gouvernance, en les transformant en environnements intelligents. Cependant, les protocoles de communication existant ne supportent pas ces nouvelles solutions de communication, ce qui rend l'exploitation des données générées par les nouveaux appareils dans l'écosystème un défi majeur. D'où, la nécessité de développer de nouveaux protocoles de communication, spécifiquement de nouveaux protocoles de routage. Ces protocoles doivent garantir des transmissions de données fiables et optimales qui assurent une gestion efficace de l'infrastructure, des ressources, ainsi que de garantir de meilleurs services.

Toutefois, ce défi est plus ardu dans le domaine des transports vu la vitesse de leur évolution. En outre, l'industrie automobile envisage que tous les futurs véhicules seront connectés et partageront plus d'informations afin d'améliorer la sécurité routière, ils interagiront avec leur environnement, et ils formeront un système de transport intelligent. Cependant, la haute

mobilité des composants de cet environnement intelligent, et les exigences variées des applications qu'il présente sont une autre difficulté à considérer dans l'efficacité des protocoles de routage. La mobilité cause des changements fréquents de topologie et par conséquent les détériorations des connexions. De même, les systèmes de transport intelligent supportent des applications de temps réels qui imposent des contraintes essentielles à leur fonctionnement, en termes de délai et de perte de données. Rajoutons à cela la présence d'obstacles géographiques dans les zones urbaines qui affectent les transmissions en causant des distorsions.

Dans cette optique, cette thèse présente des solutions de routage pour des environnements intelligents dont l'objectif est d'optimiser le délai, la perte de données, ainsi que de garantir une meilleure fiabilité aux communications au sein de ces systèmes. Cependant, le problème est résolu de façon générale, en combinant plusieurs critères qui tiennent compte du contexte complexe et du caractère dynamique des environnements liés aux futures métropoles. Plusieurs aspects, tels que le taux de livraison et la latence sont optimisés, sous la restriction des exigences d'applications de temps réel.

Afin d'atteindre l'objectif de recherche fixé, nous avons réalisé le travail en quatre volets.

Dans le premier volet, nous avons développé un modèle mathématique d'une métrique de routage multicritère. Nous avons proposé une nouvelle combinaison de paramètres de qualité de service, incluant le retard de bout en bout, la perte de données, conjointement avec la distance des nœuds. Cette approche nous a permis de considérer la mobilité des nœuds pour garantir des chemins fiables et améliorer la latence et la perte de paquets qui sont des contraintes des applications de temps réel. Nous avons résolu cette modélisation en premier lieu par une méthode exacte. Cette méthode a été mise en œuvre en utilisant le langage de résolution mathématique AMPL avec le solveur MINOS.

En second lieu, nous avons adapté l'algorithme A étoile comme une deuxième méthode de résolution de la métrique modelée. Une partie importante de validation du modèle était établie par la réalisation d'évaluations de performance. Cette partie du travail a été exécutée en considérant des scénarios réels créés moyennant les outils OpenStreetMap et Matlab. Nous avons généré des scénarios sur la base d'informations du centre-ville de Montréal, et qui prenaient en compte la présence d'obstacles dans les lieux urbains. De ce fait, les résultats de simulation obtenus, en temps de réponse et en nombre d'itérations effectuées pour la construction de chemin de routage, ont démontré l'efficacité de l'approche A étoile. D'ailleurs, dans la suite du travail cette résolution est employée dans les propositions réalisées.

Afin d'ajouter d'autres paramètres liés à la mobilité, nous avons étendu la métrique modélisée dans le premier volet. La modélisation de cette extension formant la nouvelle métrique multicritères est réalisée en ajoutant la vitesse relative et le temps d'expiration des liens à

celle précédemment définie. Cet ajout est d'autant plus pertinent, en considérant une nouvelle architecture réseau dans le processus de routage. Pour prendre en compte l'aspect géographique des zones urbaines, nous avons proposé l'utilisation d'une technologie IoT émergente qui permet de surpasser les limitations imposées par les obstacles physiques et les altérations des transmissions. Cette technologie IoT, nommée LoRaWAN, est caractérisée par sa longue portée de transmission, qui dépasse les 15 km dans les lieux urbains, son déploiement non dispendieux et son économie en consommation énergétique. Également, elle assure des transmissions sécuritaires, car elle applique du chiffrement avec des clés de cryptage sur les données. Tous ces avantages nous ont encouragés à examiner de près une éventuelle possibilité d'introduire la technologie LoRaWAN dans le second volet.

Sur cette base, nous avons suggéré l'hybridation de LoRaWAN et de WiFi dans la solution conçue. Une telle hybridation a permis de profiter pleinement de la durabilité et de l'évolutivité fournies par LoRaWAN, et d'éviter la dégradation des transmissions causée par les bâtiments et les obstacles dans de tels scénarios. Cette considération est si importante, car elle permet à la solution proposée de distinguer par une utilisation efficace des ressources limitées et une amélioration de la qualité de service exigée par les applications de temps réel. Particulièrement, la solution proposée, nommée LGRP « LoRaWan Geographic Routing Protocol », permet de construire des itinéraires d'une manière centralisée. Elle utilise la visibilité complète en temps réel de l'état global du réseau tout en évitant les obstacles grâce aux communications LoRaWan. Notre suggestion de routage n'a pas recours à des outils supplémentaires tels que les cartes géographiques ou les mécanismes de découverte de la position de la destination. D'une autre part, la transmission de données est effectuée de façon distribuée entre les nœuds via des communications WiFi. Cet algorithme de routage a été implémenté dans le simulateur NS3. Nous avons développé un nouveau module qui s'intègre avec les autres parties du simulateur pour mettre au point la partie d'évaluation de performance dans un contexte d'environnement intelligent.

Pour illustrer l'évaluation de performance de LGRP, un ensemble de scénarios de simulation a été généré. Chaque scénario représente la mobilité des véhicules dans le quartier du centre-ville de Montréal. Le simulateur de mobilité SUMO et le logiciel OpenstreetMap ont été la source de production des scénarios employés dans la partie d'évaluation de performance. Les résultats obtenus ont démontré que le protocole proposé permet de réduire jusqu'à 80 % le délai de bout en bout. De plus, afin de souligner l'efficacité du modèle proposé à bâtir des chemins fiables de transmission de données, le taux de livraison calculé présente des améliorations allant de 12 % à 75 % en comparaison aux protocoles de la littérature. Bien que l'efficacité énergétique soit une question moins abordée par les problèmes de routage dans les contextes traités dans notre thèse, nous avons quand même évalué la métrique de

consommation d'énergie. L'orientation mondiale actuelle donne de plus en plus d'importance à l'environnement et encourage la considération des solutions durables. Les résultats tirés des simulations ont également montré que la solution LGRP présente une économie en énergie qui atteint 5 %.

Le troisième volet du travail a consisté à concevoir une autre solution de routage basée sur l'algorithme d'apprentissage machine Naive Bayes et la perception SDN. La solution tire parti de ces deux paradigmes pour offrir une communication efficace et un appui pour apporter plus de flexibilité et d'agilité au système. Par ailleurs, cette solution a tendance à réduire les délais de transmission et la charge de signalisation de routage dans un contexte d'environnement de transport intelligent et à surmonter l'hétérogénéité des systèmes dans les villes futures. La technique basée sur l'apprentissage machine «Machine Learning "ML" » supervisée, déployée par la classification Naive Bayes, est intégrée dans la solution proposée pour accomplir la tâche de prédictions d'informations utiles au fonctionnement du routage.

Cette technique ML est caractérisée par sa simplicité, sa faible complexité de calcul et son processus de prédiction en temps réel. L'algorithme Naive Bayes prédit la localisation des nœuds, puis la fournit au contrôleur SDN qui a l'ultime fonction de calculer et construire les chemins de routage entre les différents nœuds du réseau avec le délai le plus bas. Par conséquent, le contrôleur SDN ne diffusera pas de paquets de découvertes de nœud. Ainsi, nous réduisons les paquets de signalisations échangés entre le contrôleur et les différents composants du réseau. D'autre part, l'algorithme supervisé fonctionne sur la base d'un ensemble de données pour prévoir un futur résultat ou pour anticiper la prise de futures décisions. La disponibilité de ce type de bases de données, où les données décrivent adéquatement le problème à résoudre et répondent aux besoins du contexte auquel la solution a été conçue, est non disponible à tous les coups dans la littérature. De ce fait, nous devons créer un nouvel ensemble pour pouvoir l'intégrer dans la partie prédiction de la solution proposée. Dans ce troisième volet, nous avons également créé un ensemble de données par le biais des outils de gestion de la mobilité pourvus par le simulateur SUMO, les calibreurs « Calibrator » et l'application Traci. Au premier abord, les informations de base, issues de données statistiques collectées du trafic et de l'état du réseau routier du centre-ville de Montréal, sont employées pour la création de ce nouvel ensemble de données.

Par la suite, le protocole est conçu pour un système hétérogène dans lequel l'infrastructure de transmission utilise des technologies sans fil et filaires. La technologie sans fil est composée du WiFi 802.11P pour connecter les véhicules entre eux et à l'infrastructure. Par contre, la technologie optique représente les communications filaires pour connecter l'infrastructure au contrôleur SDN. Celui-ci effectue des statistiques périodiquement et collecte les informations

incluants le délai de chaque nœud et la perte de données, ainsi que d'acquérir une vue d'ensemble du réseau et de ces composantes. L'implémentation de l'algorithme proposé a été réalisée dans l'émulateur Mininet-WiFi qui a permis d'exécuter des simulations basées sur des scénarios réalistes. Les résultats de l'évaluation de performance ont démontré que la solution suggérée présente un taux de moins que 1 % de perte de données. Par conséquent, le taux de livraison a atteint des valeurs de 20 % jusqu'à 90 % dans les scénarios denses et raréfiés, ainsi qu'un délai de bout en bout de moins de 20 ms en comparaison avec les protocoles de la littérature.

À la lumière des travaux réalisés, nous avons proposé une nouvelle architecture pour les environnements intelligents, dans le quatrième volet. L'architecture proposée est conçue en utilisant les approches SDN et l'algorithme d'apprentissage machine Naive Bayes. Nous avons considéré la technologie de communication LoRaWAN pour la transmission des paquets de signalisation entre le plan de contrôle et le plan de données. La solution suggérée est constituée de deux nouveaux composants au niveau du plan de contrôle pour alléger les tâches exécutées par le contrôleur SDN. Le premier composant est nommé « Usine de règles de commandement », il est chargé d'établir et de soumettre les règles de fonctionnement aux différents appareils du plan de données. Aussi, il contrôle la transmission et le traitement des données.

Le second composant est le « Générateur d'actions et de prédictions ». Il se base sur l'algorithme d'apprentissage automatique pour prédire les fonctions de découverte de la topologie, et l'état des flux dans l'environnement intelligent en fonction des informations recueillies par l'échange des messages de contrôle aux différents appareils déployés. L'échange de messages de contrôle fournit une vue d'ensemble du réseau, et facilite la prise d'actions et de décisions utilisée par le composant « Usine de règles de commandement » qui les traduira en règles de fonctionnement.

Au regard des résultats obtenus, le travail réalisé présente un coup de pouce pour faire avancer la concrétisation des métropoles intelligentes, et pour répondre mieux aux enjeux soulevés quant à la durabilité et fiabilité des systèmes existants et la garantie du bien-être de l'humanité.

ABSTRACT

Today, the modernization of cities is at the center of the various governments and scientists' major preoccupations around the world. They face the increased urbanization of cities as an issue that is not be easy to overcome, so they must inevitably anticipate the solutions before the consequences become chaotic. They must address the deficits in saturated infrastructure capacity, foresee the lack of resources to meet the population's growing needs, and avoid the deterioration of the substantial services offered to citizens. The adoption of information and communication technologies will make it easier to meet these challenges and enable the next evolution of metropolises. It all starts with the development of various high-level applications that exchange data despite their complexity and scope. These applications are connected and provide transparent information in real-time, which cities have and process. This data helps existing systems respond appropriately to critical situations, intelligently allocate resources, and project future challenges. They can save lives, prevent accidents, reduce the spread of diseases, save production time, reduce waste, and even help strengthen the social connection. Besides, access to real-time information from systems and different contexts enables better decisions making and a more active role in ensuring overall city performance.

As urban places become smarter, they provide a better quality of life for citizens. However, the «IoT» Internet of Things' rapid arrival has played an essential role in making smart cities a reality. It has exploded new technologies and new interconnected communication objects to ensure applications and services' functioning. These new devices have integrated several areas such as transport, energy, environment, health, and governance and turn them into a smart environment. However, existing communication protocols do not support these new communication solutions, leveraging the data generated by new devices in the ecosystem a significant challenge. Hence the need to develop new communication protocols is urgent, specifically new routing protocols. These protocols must guarantee reliable and optimal data transmissions that ensure efficient management of infrastructure and resources and guarantee better services.

However, this challenge is more accentuated in transport given the speed of their evolution. Besides, the auto industry envisions that all future vehicles will be connected and share more information to improve road safety, interact with their environment, and form an intelligent transportation system. However, the high mobility of this intelligent environment's components and the varied application requirements present another difficulty to consider in the effectiveness protocols. Mobility causes frequent changes in topology and consequently

deterioration of connections. Likewise, intelligent transport system supports real-time applications that impose constraints on their operation in terms of delay and data loss. Also, urban areas comprise geographical obstacles that affect transmissions, causing distortions.

In this perspective, this thesis suggests routing solutions for intelligent environments aiming to optimize the delay, the data loss, and to guarantee better reliability to the systems. The problem is solved globally by combining several criteria considering the context complexity and the dynamic character of the environments in future metropolises. Several aspects, such as delivery rate and latency, are optimized under the restriction of real-time application requirements. In the goal of achieving the research objectives, we carried out the work in four parts.

In the first part, we developed a mathematical model of a multi-criteria routing metric. We have proposed a new combination of quality of service parameters, including end-to-end delay, data loss, together with node distance. This approach allowed us to consider node mobility to ensure reliable paths and improve latency and packet loss, which are constraints in real-time applications. We first solved this model by an exact method. This method was implemented using the AMPL language with the MINOS solver.

Second, we have adapted the A star algorithm as a second method of solving the modelled metric. An essential part of the validation of the model was established by executing the performance evaluation. This part of the work was carried out considering real scenarios created using the OpenStreetMap and Matlab. We generated scenarios of simulation based on information from downtown Montreal, we took into account the presence of obstacles in urban places. Therefore, the simulation results obtained, in terms of response time and the number of iterations performed to construct the routing path, demonstrated the effectiveness of the A star approach. Moreover, in the rest of the work, this resolution is used in all the proposals made.

To add other parameters related to mobility, we extended the metric modelled in the first part. This new model of the extension of the multi-criteria metric is carried out by adding the relative velocity and link expiration time to the previously defined metric. This addition is all the more relevant, considering a new network architecture in the routing process. To take into account the geographic aspect of urban areas, we have proposed using an emerging IoT technology that overcomes the limitations imposed by physical obstacles and transmission alterations. This IoT technology, called LoRaWAN, is characterized by its long transmission range, which exceeds 15 km in urban areas, its inexpensive deployment, and its savings in energy consumption. Also, it ensures secure transmissions because it applies encryption keys to the data. All of these advantages have encouraged us to take a close look at the possibility

of introducing LoRaWAN technology in the second phase.

Based on this, we suggested the hybridization of LoRaWAN and WiFi in the designed solution. Such hybridization has made it possible to take full advantage of the durability and scalability provided by LoRaWAN and avoid transmission degradation caused by buildings and obstacles in such scenarios. This consideration is essential because it makes possible to distinguish the proposed solution by efficient use of limited resources and an improvement in the quality of service required by real-time applications. In particular, the created solution, called LGRP, allows routes construction in a centralized manner. The protocol uses full real-time visibility of the overall network state while avoiding obstacles with LoRaWAN communications and without the need for additional tools such as maps or destination position discovery mechanisms.

On the other hand, data transmission is achieved in a distributed approach between nodes using WiFi communications. We have implemented this routing algorithm in the NS3 simulator. We have developed a new module that integrates with the other parts of the simulator to establish the performance evaluation part in intelligent environments. We generate a set of simulation scenarios to illustrate LGRP's performance evaluation, each scenario representing vehicle mobility in the downtown Montreal neighborhood. The SUMO mobility simulator and the OpenStreetMap software are used as open source development of the scenarios in the performance evaluation part.

The results obtained demonstrated that the proposed protocol could reduce the end-to-end delay by up to 80%. Also, to underline the proposed model's efficiency in building reliable data transmission paths, the calculated delivery ratio shows improvements ranging from 12% to 75% compared to the protocols in the literature. Although energy efficiency is an issue less addressed by routing problems in the contexts discussed in our thesis, we still assessed the energy consumption metric. Today, the more important concern in the world is climate change and the preservation of the environment, so the scientists encourage more consideration of durable solutions. In the light of this consideration, the simulations' results showed that the LGRP solution offers energy savings of up to 5%.

The third part of the work consisted of designing another routing solution based on the Naive Bayes machine learning algorithm and SDN perception. The routing protocol takes advantage of these two paradigms to offer effective communication and to bring more flexibility and agility to the system. This solution also tends to reduce transmission delay and minimize the routing packets in an intelligent transport environment and overcome the heterogeneity of smart cities' systems. The supervised machine learning approach, deployed by Naive Bayes classifier, is integrated into the suggested solution to predict information useful for the

operation of routing. This ML technique is characterized by its simplicity, low computational complexity, and real-time prediction process. The Naive Bayes algorithm predicts the nodes' location, then provides the information to the SDN controller, which calculates and constructs the routing paths with the lowest delay between the different nodes in the network. Therefore, the SDN controller will not broadcast node discovery packets. Thus, we reduce the signalling packets exchanged between the controller and the various components of the network in routing process.

On the other hand, the supervised algorithm works based on a dataset to predict a future outcome or to take the decision. The availability of this type of dataset that adequately describes the data needed for the resolution and meets the context's requirements is not always available in the literature. Therefore, we had to create a new dataset to integrate it into the prediction part of the proposed solution. This third part has also made a dataset through the SUMO simulator's mobility management tools, the calibrators, and the Traci application. At first glance, the necessary information, derived from statistical data collected from the traffic and the road network condition in Montreal, is used to create this new dataset.

Subsequently, we designed the protocol for a heterogeneous system in which the transmission infrastructure uses wireless and wired technologies. Wireless technology consists of 802.11P WiFi to connect vehicles to vehicles and to the infrastructure. In contrast, optical technology represents wired communications to join the infrastructure with the SDN controller. The controller performs statistics periodically and collects information, including each node's delay and data loss, as well as gathering a full overview of the network and its components. The implementation of the proposed protocol was carried out in the Mininet-WiFi emulator, which run simulations based on realistic scenarios. The performance evaluation results highlighted that the suggested solution has less than 1% of data loss. Also, the protocol allowed from 20% delivery ratio up to 90% in high and low density scenarios and it provided less than 20 ms in end-to-end delay compared to the literature protocols.

Besides, we proposed a new architecture based on SDN and the Naive Bayes machine learning algorithm approaches in the fourth part. We used LoRaWAN communication technology for the transmission of control packets. We have suggested new components at the control plane. The first component is the Command Rules Factory. This unit is responsible for establishing and submitting operating rules to the various devices in the data plane and for controlling the transmission and processing of data. The second component is the Actions and Predictions Generator. It is based on machine learning algorithms to predict topology discovery functions, and the state of flows based on information forwarded by control packets.

The packets exchange provides an overview of the environment that helps in making action and decision by the Command Rules Factory in the form of an operating rules.

Given the results, the proposed solutions provide an outline for making smart metropolises a reality and better dealing with the issues raised regarding the durability and reliability of existing systems and the guarantee of humanity's well-being.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	iii
REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	vi
ABSTRACT	xi
TABLE DES MATIÈRES	xvi
LISTE DES TABLEAUX	xxi
LISTE DES FIGURES	xxii
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xxiv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Définitions et concepts de base	2
1.1.1 Ville Intelligente	3
1.1.1.1 Architecture des Villes Intelligentes	3
1.1.1.2 Applications des Villes Intelligentes	4
1.1.2 Internet des Objets (IoT)	7
1.1.2.1 Les technologies IoT	8
1.1.2.2 Les réseaux IoT	9
1.1.3 Réseau défini par logiciels (Software Defined Networking, SDN)	12
1.1.4 Apprentissage machine (ML)	13
1.1.5 Routage de données dans les environnements intelligents	14
1.1.5.1 Types de routage	14
1.1.5.2 Métriques de routage	16
1.2 Éléments de la problématique	16
1.3 Objectifs de recherche	20
1.4 Principales contributions de la thèse et leur originalité	21
1.5 Plan de la thèse	22
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	25
2.1 Analyse sommaire du problème	25

2.2	Les villes intelligentes et l'Internet des objets	26
2.3	Le routage dans les environnements intelligents	27
2.4	Le routage dans les systèmes de transport intelligent	28
2.5	Routage géographique dans les environnements des systèmes de transport intelligents (STI)	29
2.6	Routage avec une approche SDN	31
2.7	Routage avec une approche des algorithmes d'apprentissage machine	33
2.8	Analyse des travaux présentés dans la littérature	35
2.9	Synthèse des problèmes identifiés	37

CHAPITRE 3	DÉMARCHES MÉTHODOLOGIQUES DE L'ENSEMBLE DU TRAVAIL DE RECHERCHE	38
3.1	Volet 1 : Conception d'une métrique de routage	38
3.1.1	Modélisation du problème	39
3.1.1.1	Caractéristiques définissant l'environnement intelligent	39
3.1.1.2	Exigences des applications de temps réel	39
3.1.1.3	Présence des obstacles physiques	40
3.1.2	Évaluation de performance	40
3.1.2.1	Définition de l'environnement et des outils de simulation	40
3.1.2.2	Temps de réponse	41
3.1.2.3	Nombre d'itérations	42
3.1.2.4	Qualité des solutions de la fonction objectif	42
3.2	Volet 2 : Extension de la métrique de routage et la conception d'un protocole de routage basé sur LoRaWAN	42
3.2.1	Extension de la métrique de routage du volet 1	43
3.2.2	Approche de résolution	43
3.2.3	Évaluation de performance	45
3.2.3.1	Paramétrage et scénarios de test	46
3.2.3.2	Métriques de performance	46
3.2.3.3	Comparaison avec les protocoles de la littérature	47
3.2.3.4	Synthèse de la comparaison des protocoles	48
3.3	Volet 3 : Conception d'un protocole de routage basé sur SDN et l'apprentissage machine	49
3.3.1	Approches de résolution	50
3.3.2	Génération et traitement de l'ensemble de données pour l'algorithme ML	51
3.3.3	Évaluation de performance	52

3.3.3.1	Paramétrage et scénarios de simulation	52
3.3.3.2	Synthèse des résultats d'évaluation de performance	53
3.4	Volet 4 : Proposition d'une nouvelle architecture	54
3.4.1	Description de l'architecture proposée	55
3.4.2	Le fonctionnement de l'architecture proposée	56
3.5	Conclusion	57
CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : A NEW ROUTING METRIC FOR REAL-TIME APPLI-		
CATIONS IN SMART CITIES		
4.1	Introduction	60
4.2	Related works	61
4.3	Motivation and problem modeling	62
4.3.1	Motivation	63
4.3.2	Problem modeling	63
4.4	Performance evaluation	68
4.4.1	Methods of resolution	68
4.4.2	Discussion	71
4.5	Conclusion and future work	72
CHAPITRE 5 ARTICLE 2 : NEW ROUTING PROTOCOL FOR RELIABILITY TO		
INTELLIGENT TRANSPORTATION COMMUNICATION		
5.1	Introduction	73
5.2	Motivation and Related Work	75
5.2.1	Routing Mechanisms	76
5.2.2	LoRaWAN IoT Technology	77
5.2.3	Discussion	78
5.3	Network Model	79
5.4	LoRaWAN-based Geographic Routing Protocol LGRP Functioning	81
5.4.1	Neighbors discovery Process	81
5.4.2	Route Establishment Process	84
5.5	Multicriteria routing metric	86
5.5.1	Distance	88
5.5.2	Relative velocity	88
5.5.3	Delay	90
5.5.4	Packet loss	90
5.5.5	Weighting Function	90
5.5.6	Weight Calculation	91

5.6	Performance Evaluation	92
5.6.1	Packet Delivery Ratio PDR	94
5.6.2	Average End-to-End Delay	96
5.6.3	Jitter	98
5.6.4	Overhead	99
5.6.5	Throughput	100
5.6.6	Energy consumption	101
5.6.7	Discussion	102
5.7	Conclusion	103
CHAPITRE 6	ARTICLE 3 : A NEW SDN-BASED ROUTING PROTOCOL FOR IMPROVING DELAY IN SMART CITY ENVIRONMENTS	106
6.1	Introduction	106
6.2	Background and related work	109
6.2.1	Background knowledge of SDN	109
6.2.2	SDN-based routing algorithms	109
6.2.3	Machine Learning-based routing algorithms	111
6.3	Machine Learning Algorithms	113
6.3.1	Problem formulation and proposed modeling	114
6.3.2	DataSet Generation and Processing	115
6.4	Network model	118
6.5	SDN-Naive Bayes-based routing protocol working	120
6.6	Performance Evaluation	122
6.7	Conclusion	126
CHAPITRE 7	ARTICLE 4 : A NEW ARCHITECTURE BASED ON SDN AND MACHINE-LEARNING : PAVING THE WAY FOR FUTURE SMART ENVIRONMENTS	128
7.1	Introduction	128
7.2	Future smart environments and IoT communication technologies	129
7.3	IoT communications driven by SDN and Machine Learning approaches	130
7.4	A new architecture to evolve smart communications	133
7.5	The proposed architecture model design	134
7.6	Limitations, Challenges, and Future Work	136
7.7	Conclusions	137
CHAPITRE 8	DISCUSSION GÉNÉRALE	138
8.1	Analyse de la méthodologie	138

8.1.1	Modélisation et conception des résolutions	139
8.1.2	Contexte et outils de simulations	140
8.2	Analyse des résultats	141
CHAPITRE 9 CONCLUSION		142
9.1	Synthèse des travaux	142
9.2	Limitations des solutions proposées	144
9.3	Indications de recherches futures	146
RÉFÉRENCES		148

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1	Identification des volets de recherche	59
Tableau 4.1	The used notation	64
Tableau 5.1	LGRP packets structure	82
Tableau 5.2	The used notation	87
Tableau 5.3	Simulation setup	93
Tableau 5.4	The gains (%) of LGRP Vs. AODV, Centralized, CLWPR and GPSR	105
Tableau 6.1	Accuracy evaluation and splitting dataset ratio selection	118
Tableau 6.2	Emulation Parameters	122
Tableau 7.1	Communication Technologies used in Smart Environment	130
Tableau 7.2	Comparison of LPWAN IoT Technologies [172]	133

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1	Architecture des Villes Intelligentes	4
Figure 1.2	Applications des Villes Intelligentes	5
Figure 1.3	Système de Transport Intelligent	6
Figure 1.4	Réseau cellulaire	9
Figure 1.5	Réseau de capteurs	10
Figure 1.6	Architecture SDN [14]	12
Figure 1.7	Les différentes approches d'apprentissage machine [15]	13
Figure 4.1	Montreal Downtown Extracted by Openstreetmap	68
Figure 4.2	Variation of maximum response time by the number of nodes	68
Figure 4.3	Variation of average response time by the number of nodes	69
Figure 4.4	Variation of the iteration number by the number of nodes	70
Figure 4.5	Variation of objective function value by the number of nodes	71
Figure 5.1	Network components of the hybrid networking architecture	79
Figure 5.2	Communication Sequence Diagram of LGRP Protocol	80
Figure 5.3	Selection of vehicles based on relative velocity	89
Figure 5.4	Packet Delivery Ratio Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)	94
Figure 5.5	Packet Delivery Ratio Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)	95
Figure 5.6	Average end-to-end Delay Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)	96
Figure 5.7	Average end-to-end Delay Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)	97
Figure 5.8	Jitter Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)	98
Figure 5.9	Jitter Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)	98
Figure 5.10	Overhead Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)	99
Figure 5.11	Overhead Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)	99
Figure 5.12	Throughput Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)	100
Figure 5.13	Throughput Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)	100
Figure 5.14	Energy consumption Vs. Vehicle Density (R= 250 m)	101
Figure 5.15	Energy consumption Vs. Vehicle Density (R= 500 m)	101
Figure 6.1	SDN architecture in Smart City Environment	108
Figure 6.2	Montreal Real Scenario Testbed built using Sumo and OpenStreetMap	116
Figure 6.3	Dataset processing and Model testing stages	116
Figure 6.4	Matrix correlation reporting Pearson's correlation coefficients of each pairs of Features Dataset	117
Figure 6.5	Network Model	119

Figure 6.6	SDN-Naive Bayes-based Routing Protocol Operation	121
Figure 6.7	Packet Delivery Ratio vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m	122
Figure 6.8	Loss Ratio vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m . .	123
Figure 6.9	Throughput vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m .	124
Figure 6.10	Packet Jitter Derivation (Jitter) vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m	125
Figure 6.11	End to End delay vs. Packet size	126
Figure 6.12	End to End delay vs. Range transmission	126
Figure 7.1	New architecture based on SDN and ML for smart environments . . .	131
Figure 7.2	The design of the architecture model based on SDN and ML	135

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

AHP	Processus de hiérarchie analytique «Analytic Hierarchy Process»
AMPL	Langage de programmation mathématique «A Mathematical Programming Language»
BS	Station de base «Base Station»
DSRC	Communications dédiées à courte port'ee « Dedicated short-range communications»
E2ED	Délai de bout en bout «End to End Delay»
EC	Consommation d'énergie «Energy Consumption»
HLR	Registre de localisation du domicile «Home Location Register»
IoT	Internet des Objets «Internet Of Things»
ISM	Industriel Scientifique et Médical
LoRaWan	Réseau étendu à longue portée «Long Range Wide Area network»
LiFi	fidélité lumière «Light Fidelity»
LTE	Long Term Evolution
MAC	Contrôle d'accès au support «Media Access Control»
MANET	réseaux ad hoc mobile «Mobile ad hoc networks»
ML	Apprentissage Machine «Machine Learning»
M2M	Machine à Machine
MSC	Contrôleur de station mobile
NB-IoT	bande étroite IoT «Narrowband IoT»
NFC	Communication en champ proche «Near Field Communication»
NWBL	rupture de liaison sans fil de voisin «Neighboring Wireless Link Break»
PDR	Taux de livraison de paquets «Packet Delivery Ratio»
QoS	Qualité de Service « Quality Of Service»
RFID	Identification radiofréquence «Radio Frequence IDentification»
RO	Charge de routage «Routing Overhead»
RSU	Unité sur bord des routes «Road Side Unit»
RSP	Paquet réponse de route
RTP	Paquet demande de route
SDN	Réseau défini par logiciels «Software Defined Network»
STI	Systèmes de Transport Intelligent
TIC	Technologies de l'Information et des Communications
UNB	Bande ultra-étroite « Ultra-narrow Band»

V2V	Véhicule à véhicule
VLR	Registre de localisation des visiteurs «Visitor Location Register»
WiFi	fidélité sans fil «Wireless Fidelity»

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Depuis plus d'une décennie, l'Organisation des Nations Unies (ONU) rapporte que la majeure partie de la population mondiale vit dans les villes [1]. D'ailleurs, elle annonce que les ressources et les infrastructures actuelles sont à peine suffisantes pour faire face à la demande grandissante engendrée par cette croissance démographique et la concentration géographique. Dans certains cas, cette situation peut causer de grands déficits économiques, environnementaux et en ressources naturelles. L'urgence d'affronter ce problème et de trouver des solutions s'est fait rapidement sentir. Notamment, la solution serait de mettre toute la lumière sur la transformation des villes actuelles pour acquérir une capacité de fournir des services innovants, et d'améliorer la qualité de vie des citoyens. Par conséquent, la communauté scientifique, les gouvernements et les acteurs économiques ont collaboré à l'émergence d'un nouveau paradigme, intitulé ville intelligente, fondée sur les technologies de l'information et de la communication (TIC) [2] qui permettra d'optimiser l'utilisation des ressources et des infrastructures. Pour faire face aux problématiques futures, l'emphase est mise sur les solutions TIC en interconnectant les différents systèmes existants afin de constituer un seul système. Ces solutions gèreront les infrastructures et les services offerts aux citoyens, elles exploiteront leur intelligence pour la prise de décision et la résolution de problèmes.

Entre autres, l'évolution rapide de l'Internet des Objets (IoT) a contribué au développement des villes intelligentes [3], en formant un écosystème qui utilise un stratagème de technologies de traitement et de transmission de données. Ce système génère et échange de manière ingénieuse de vastes quantités de données qui circulent sur divers réseaux filaires et sans-fil. Jusqu'à présent, les initiatives de ville intelligente proposées se sont focalisées sur un large éventail de services urbains, tels que les transports, les énergies, l'environnement, la santé et la gouvernance. Cependant, l'intégration de ces domaines dans un système complet et cohérent est un grand défi et nécessite de nouvelles solutions de communication et des technologies innovantes tout en gardant en vue le coût de réalisation.

Ces défis sont plus poussés dans les domaines des transports et de l'énergie. Ils nécessitent de nouveaux protocoles de communication et des solutions fiables et efficaces pour optimiser la gestion des ressources et de l'infrastructure. Particulièrement, les systèmes de transport intelligent (STI) sont considérés comme l'une des composantes les plus importantes des villes intelligentes [4]. D'ailleurs, les industries envisagent que tous les futurs véhicules seront connectés et se partageront des informations pour améliorer la sécurité du trafic et la mobilité. Ainsi, de plus en plus de nouvelles technologies sont développées pour les STI,

ce qui diversifie l'échange de données entre les systèmes existants et les nouvelles solutions proposées. De ce fait, il est difficile d'assurer une opérabilité entre ces systèmes due à leur hétérogénéité, et en plus, à leur expansion sur une dimension à grande échelle.

Également, d'autres questions reliées à la mobilité et aux exigences variées des applications restent un souci supplémentaire dans la conception de solutions efficaces. La mobilité des équipements de STI cause des changements fréquents de la topologie du système et par conséquent provoque les détériorations des transmissions. En plus, les applications de temps réel exigent des besoins indispensables à satisfaire pour leur fonctionnement, que ce soit en termes de délai de livraison aussi bien qu'en perte de données. Un autre point à examiner est que les lieux urbains sont constitués d'obstacles géographiques qui altèrent la performance des solutions TIC proposées. Les communications entre les différents éléments de STI se basent sur des protocoles de routage qui construisent des chemins et facilitent la transmission des données. Néanmoins, les protocoles ont besoin des informations sur l'environnement où ils sont implémentés, telles que les positions des nœuds, les informations routières, le délai de transmission, la perte de données et les cartes géographiques.

Dans ce travail de recherche, nous nous intéressons à la conception de solutions optimales de routage de données en considérant les exigences des applications de temps réel et les caractéristiques complexes, dynamiques et évolutives des espaces intelligents au sein des villes futures. Nous proposons des résolutions basées sur des critères de qualité de service, des solutions IoT, SDN et d'apprentissage machine. Plusieurs paramètres sont améliorés, à savoir le délai de transmission de bout en bout, la perte de données, la consommation des ressources réseau et l'efficacité énergétique.

Ce chapitre d'introduction débute par la présentation des principaux concepts de base et définitions permettant de mieux cerner le contexte de ce travail. Par la suite, les éléments liés à la problématique de routage de données dans un environnement intelligent dans les métropoles futures seront énoncés, suivis par les objectifs de recherche. Les principales contributions faisant l'originalité de ce travail de recherche seront ensuite mises en évidence, et un plan des chapitres constituant cette thèse conclura cette section.

1.1 Définitions et concepts de base

Dans cette section, nous présentons les concepts et définitions utilisés tout au long de cette thèse et nous permettant de situer le cadre du travail. Nous commencerons par introduire le concept de ville intelligente, son architecture et ses applications, ainsi que les notions rattachées à l'internet des objets (IoT), les technologies émergentes et les réseaux composants

l'IoT. Subséquemment, les termes clés relatifs aux réseaux définis par logiciels « Software Defined Networking, SDN » et l'apprentissage machine « Machine Learning, ML » seront décrits [5]. En terminant, nous présenterons les principaux concepts de routage de données dans les environnements intelligents.

1.1.1 Ville Intelligente

Dans la littérature, il n'existe pas une définition unique du concept de « Ville Intelligente ». Plusieurs définitions ont été proposées et chacune fait état d'une vision propre à ses auteurs. Toute fois, nous pouvons définir de manière consensuelle qu'une ville intelligente est celle qui utilise les solutions TIC dans différentes sphères d'activités pour améliorer la gestion de l'infrastructure, garantir de meilleurs services et assurer une haute qualité de vie aux citoyens. L'introduction des solutions TIC permet d'interconnecter les systèmes de santé, de transport, d'énergie, d'éducation, etc., pour former un seul écosystème. D'ailleurs, plusieurs chercheurs appuient cette vision et présentent ce concept comme un terme qui désigne la manière dont les technologies de l'information et de la communication contribuent à optimiser le fonctionnement d'une ville et à améliorer la qualité de vie de ses citoyens tout en encourageant l'économie locale [6].

1.1.1.1 Architecture des Villes Intelligentes

Les chercheurs tentent de définir une architecture universelle de villes intelligentes pour faciliter leur déploiement réel, sauf que les variations des fonctionnalités requises pour chaque ville limitent cette possibilité. Cependant et après une profonde analyse de plusieurs architectures proposées dans la littérature, nous avons dérivé l'architecture illustrée à la figure 1.1 qui est commune à la majorité des travaux.

Cette architecture comprend trois couches, la couche de détection et de transmission de données, la couche gestion de données et la couche application. L'acquisition de données et leur transmission à partir d'appareils physiques hétérogènes est la principale responsabilité de la couche qui se trouve au bas de l'architecture. Diverses technologies et protocoles de communication promeuvent cette couche qui achemine les données vers les couches supérieures. La couche gestion de données traite et stocke les informations reçues qui sont utiles pour la fourniture de divers services offerts par la couche application. L'intégration transparente de technologies variées et de protocoles facilitant la communication entre des équipements hétérogènes est essentielle à l'efficacité opérationnelle des villes intelligentes et à leur croissance.

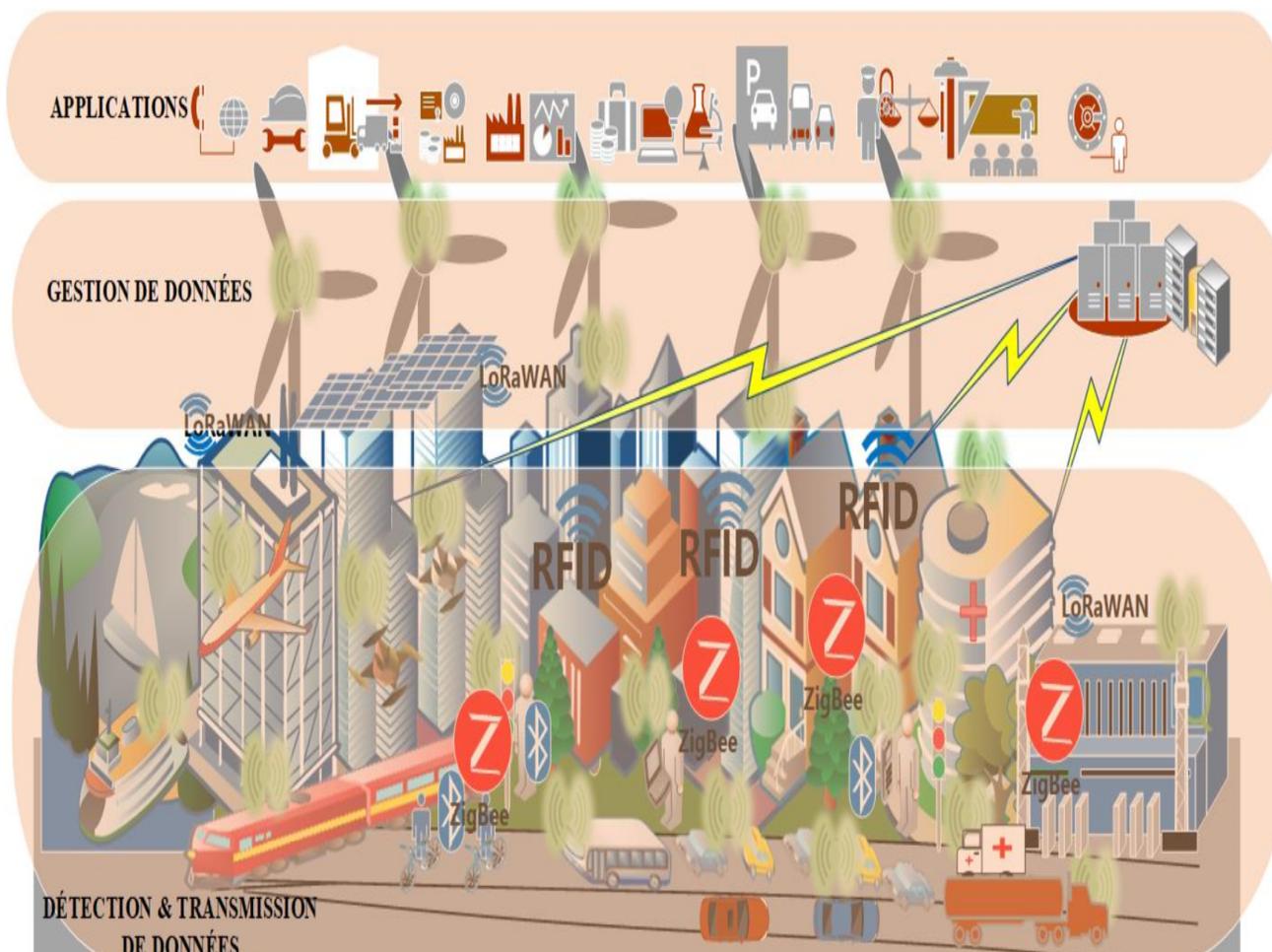


Figure 1.1 Architecture des Villes Intelligentes

1.1.1.2 Applications des Villes Intelligentes

Le processus de rehaussement d'une ville vers une ville intelligente nécessite un effort primordial qui aidera l'intégration de solutions TIC dans les secteurs leviers d'une société afin de les innover. La gouvernance, l'économie, le transport, l'environnement et la santé sont les cinq dimensions à transformer pour muter vers des systèmes intelligents [7], comme indiqué à la figure 1.2. Le déploiement des applications dédiées à cette fin est comme suit :

- Gouvernance intelligente :
 À l'ère du numérique, la gouvernance est le point angulaire de la concrétisation des villes intelligentes. La collaboration entre les autorités, les acteurs publics et les citoyens à travers des systèmes supportant les solutions technologiques TIC, permettra plus de connectivité et de transparent. Les décideurs seront plus au service de leurs



Figure 1.2 Applications des Villes Intelligentes

citoyens et pourront améliorer leurs conditions de vie. De plus, la situation critique de pandémie terrestre par laquelle passent actuellement les états nous pousse à penser que l'interaction entre les administrations, les services municipaux et les citoyens est une solution primordiale. Elle permettra d'apaiser les conséquences et informer en temps réel tous les acteurs afin de réduire les risques de propagation, d'instaurer les recommandations sans délai et informer la communauté. La gouvernance intelligente permettra de briser les silos au sein de l'administration et des autorités en joignant les citoyens, et d'interagir avec eux en direct grâce à divers outils technologiques tels que l'Internet et les applications mobiles.

D'ailleurs, durant cette dernière décennie, plusieurs efforts ont été mis en place pour développer de telles solutions. Dans le but de rapprocher les citoyens des décideurs au sein des villes intelligentes, plusieurs sites web gouvernementaux et ministériels sont

conçus pour informer les citoyens et leur faciliter les procédures administratives. En plus, pour garantir plus de flexibilité et d'ubiquité, des applications mobiles sont mises à leur disposition. Ainsi, des diffusions de vidéoconférence, des réseaux sociaux sont envisagés dans certains cas pour la prise de contact entre les décideurs et la population.

- Économie intelligente :

Une économie intelligente est un pilier incontournable dans les villes intelligentes. Elle est le vecteur pour l'innovation et la création d'environnements durables, la productivité avec un maximum de rendement et la flexibilité du marché. L'acquisition des technologies émergentes dans le secteur de l'industrie permet d'améliorer la qualité de la fabrication et universaliser l'échange commercial aux quatre coins du monde.

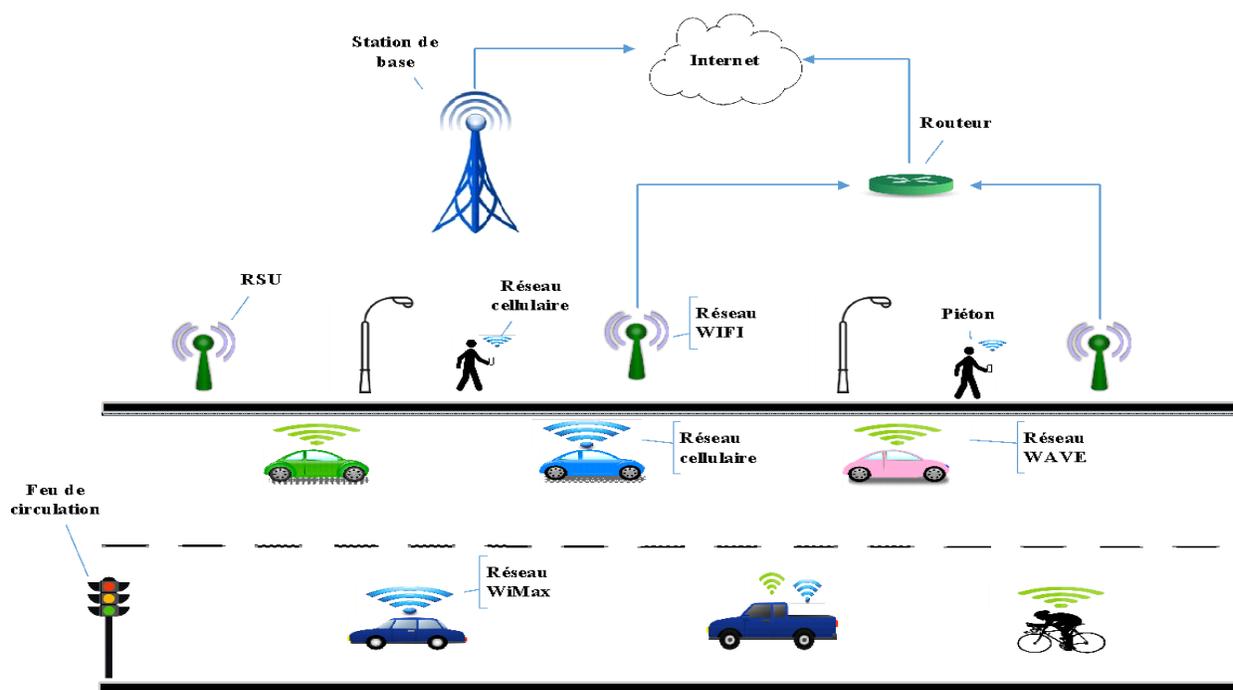


Figure 1.3 Système de Transport Intelligent

- Mobilité intelligente / transport intelligent :

Les villes sont confrontées à des défis permanents sur la façon de gérer les trafics routiers et l'accès aux données sur l'état du réseau routier en temps réel. Elles doivent réduire le temps d'attente pour les transports en commun, prédire les cas de congestion et avertir les usagers dans ce cas. À travers l'installation de capteurs, de caméras, l'intégration de systèmes technologiques dans les véhicules et la mise en circulation des

véhicules autonomes, la mobilité dans les villes est confrontée à une transformation radicale, telle que montrée dans la figure 1.3. L’auto-décision et l’échange de données entre l’infrastructure, les véhicules et les centres de gestion de données accélèrent cette révolution des villes futures.

- **Éléments environnementaux intelligents :**

L’environnement intelligent est une caractéristique importante des villes intelligentes. Il comprend la qualité de l’air, la gestion de l’eau, le maintien des espaces verts, la surveillance des émissions, la collecte des déchets, l’efficacité énergétique et la préservation des ressources naturelles. Le but majeur de l’environnement intelligent est d’évoluer les villes actuelles pour devenir des lieux prospères et durables. La gestion de l’énergie a eu une forte attention vu son importance et son influence sur les autres secteurs dans les villes. En outre, l’insertion des technologies informatiques aux réseaux de distribution d’électricité par des équipements intelligents permettra d’optimiser la production et la distribution d’électricité selon la demande.

- **Santé intelligente :**

Le vieillissement de la population mondiale, la croissance démographique et la demande accrue de services de santé de qualité et à faible coût ont précipité le changement des systèmes de santé actuels au sein des villes vers des systèmes de santé sophistiqués et intelligents. Le déploiement de capteurs corporels à proximité ou sur le corps du patient permet de mesurer les différents signes physiologiques et vitaux. La transmission de ces données, leur partage et leur accessibilité en temps réel par plusieurs hôpitaux et organismes de santé est possible par les applications mobiles et les techniques avancées d’analyse des données collectées. Le traitement de ces dernières entraîne des décisions en temps réel sur l’état de santé des malades. Tous ces changements sont primordiaux à implémenter. À titre d’exemple, les consultations par vidéo à distance sont une nouvelle vision imposée par les circonstances majeures de la pandémie, elles offrent un moyen sûr et sécuritaire pour des traitements rapides sans recours aux déplacements des malades au lieu de soins de santé.

1.1.2 Internet des Objets (IoT)

L’IoT est un concept innovant qui a révolutionné le monde des réseaux, nommé aussi le réseau des réseaux [8]. Il est un paradigme qui considère la présence d’une variété d’objets et de dispositifs dans le même environnement. Grâce à des connexions sans-fil et filaires et des systèmes d’adressage unique, ces objets sont capables d’interagir les uns avec les

autres. Ils coopèrent avec d'autres dispositifs pour créer de nouvelles applications ou de nouveaux services et atteindre des objectifs communs. L'objectif de l'Internet des objets est de permettre aux appareils d'être connectés à tout moment, n'importe où, avec n'importe quoi et n'importe qui idéalement en utilisant n'importe quel chemin ou réseau et tout service. Les fonctionnalités de ces objets sont d'acquérir des informations contextuelles, de les traiter, et d'améliorer la sécurité et la vie privée. L'IoT est le pilier sur lequel reposent toutes les communications dans la ville intelligente.

1.1.2.1 Les technologies IoT

Il existe différentes technologies utilisées dans IoT, nous citons dans cette section les principales technologies. Le ZigBee (IEEE 802.15.4) est une technologie à faible consommation d'énergie qui permet de transmettre des informations dans une courte portée assurant une communication machine à machine (M2M). Elle est utilisée dans les systèmes de contrôle et de surveillance d'habitats intelligents. L'identification radiofréquence (RFID) utilise un système de lecteur spécifique pour lire les informations transmises. Elle utilise la technologie des ondes radio pour envoyer les informations d'un objet. De plus, la communication en champ proche (NFC) est une connexion sans fil à courte portée similaire à la RFID, elle combine un lecteur RFID dans un mobile, et peut être considérée comme un complément au Bluetooth et 802.11.

Ce pendant, Bluetooth (IEEE 802.15.1) est une autre M2M technologie. Cette dernière est utilisée pour transférer des données sur de courtes distances en utilisant la bande industrielle, scientifique et médicale (ISM) 2,4 GHz. Elle offre un débit allant jusqu'à 3 Mo/s avec un maximum de 100 m de rayon de transmission. Cette technologie est principalement utilisée pour connecter les téléphones mobiles à d'autres appareils. Similairement, la technologie Wireless Fidelity (WiFi) permet la communication locale entre deux ou plusieurs appareils utilisant des ondes radio. Elle est utilisée dans de nombreuses applications, comme les systèmes de localisation intérieure et les systèmes développés pour les maisons intelligentes.

En outre, cette dernière décennie, l'émergence de la nouvelle technologie cellulaire 5G et son utilisation dans l'IoT répondra à l'évolution des environnements intelligents et apportera une amélioration en qualité, fluidité et rapidité des transmissions et une expérience utilisateur optimale.

D'autre part, des technologies à faible consommation d'énergie et à longue distance de transmission sont intégrées dans l'IoT. Les plus populaires sont Sigfox, NB-IoT et LoRaWAN. Sigfox est une technologie à bande ultra-étroite (UNB). Elle utilise les bandes ISM sub-GHz sans licence. LoRaWAN est une technologie à spectre étalé utilisant la bande sans licence

sub-GHZ. NB-IoT est une technologie radio à bande étroite.

1.1.2.2 Les réseaux IoT

L'avènement de l'internet des objets est à l'origine d'un changement profond au niveau des réseaux de communication [9]. Il regroupe un ensemble de réseaux caractérisés par le type d'objets les composants, ainsi que la manière de leur déploiement et les technologies qu'ils utilisent pour transmettre les informations. Toutefois, vu que l'IoT contribue grandement dans la réalisation des villes intelligentes, chaque type de réseau concrétise une ou des applications citées dans la section précédente.

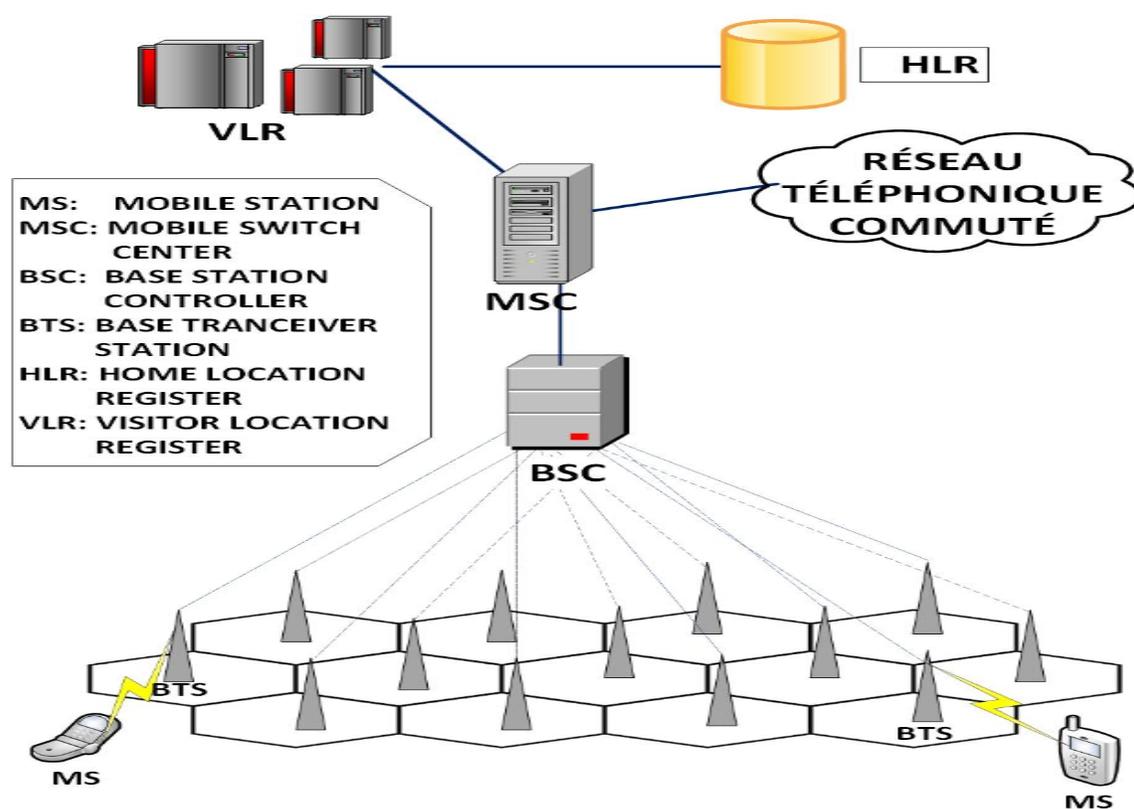


Figure 1.4 Réseau cellulaire

- Réseau Cellulaire :

Les réseaux cellulaires déploient des cellules plus petites afin d'atteindre une exploitation élevée du spectre qui est limité. La figure 1.4 montre un schéma de l'architecture d'un réseau cellulaire [10]. La bande de fréquences est divisée en bandes plus petites pour être réutilisée dans des cellules non interférentes.

L'infrastructure du système cellulaire est organisée hiérarchiquement. Au niveau le plus

bas se trouvent les terminaux utilisateurs ou les mobiles qui assurent une communication avec les stations de base (BS). Le niveau suivant dans la hiérarchie est les contrôleurs de stations mobiles (MSC) qui contrôlent les stations de base. Ils relient le réseau sans fil au réseau téléphonique filaire. Les terminaux sont ubiquitaires c'est-à-dire ils se déplacent librement dans leur environnement. Pour leur assurer le service, il est nécessaire de garder une trace de leurs états. Les systèmes cellulaires utilisent à cette fin des bases de données appelées registres de localisation de domicile (HLR) et registres de localisation de visiteur (VLR). Cependant, les réseaux cellulaires offrent des services de données sans fil ainsi qu'une interconnexion à l'Internet. Ils permettent la mise en service d'applications mobiles utilisant la voie, le texte et les vidéos. Les technologies employées dans les réseaux cellulaires sont constamment en évolution afin d'offrir plus de services aux clients. Les dernières technologies utilisées sont LTE (Long Term Evolution) et bientôt 5G qui promet plus de débit, moins de délai, plus de couverture et de fiabilité.

- Réseau de Capteurs :

Un réseau de capteurs est composé d'un grand nombre de nœuds qui ont une capacité de communication sans fil telle que le Wifi et le Bluetooth, et une intelligence suffisante pour le traitement du signal et pour la diffusion des données [11]. La figure 1.5 illustre une répartition de capteurs sur une zone géographique.

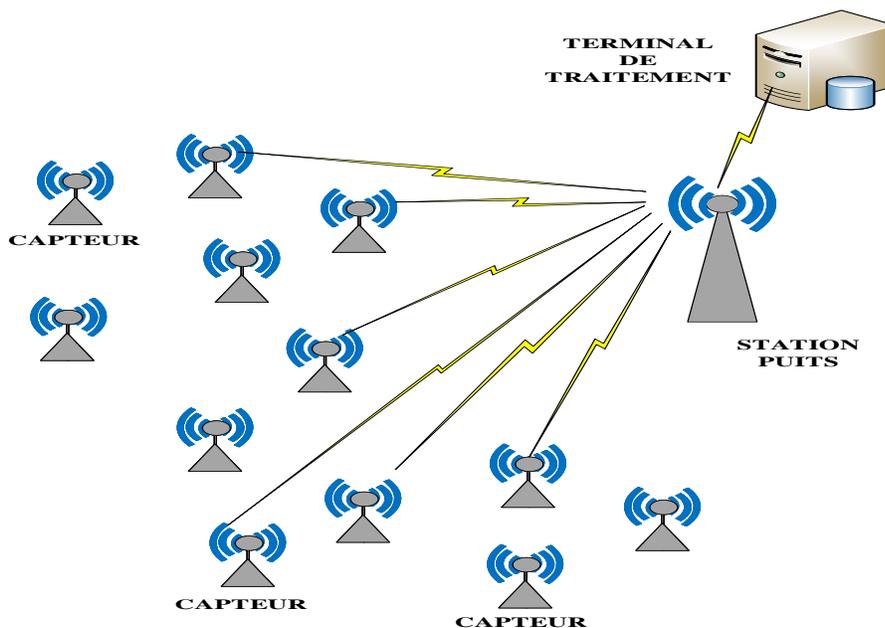


Figure 1.5 Réseau de capteurs

Principalement, un capteur est composé d'un matériel de détection, un processeur, une mémoire, une alimentation et un émetteur-récepteur. Vu leur capacité limitée, plusieurs capteurs sont déployés pour prendre en charge plusieurs applications. Ils fonctionnent en collaboration en s'auto-organisant et en s'adaptant pour détecter et agir dans leur environnement sans intervention humaine. Ils sont étendus dans les villes pour le contrôle de la qualité de l'air, et la gestion des ressources énergétiques dans le cadre d'application d'environnement intelligent.

- Réseau de Mobiles (MANET) :

Un réseau mobile ad hoc (MANET) est défini comme un système distribué qui comprend un groupe de nœuds mobiles autonomes connectés via des liaisons sans fil [12]. Vu que les nœuds sont capables de mouvements dynamiques et arbitraires, la topologie du réseau est soumise à des changements fréquents. De plus, les transmissions sont possibles que dans la portée de transmission des nœuds. Donc, la caractéristique principale des MANET est la transmission multi-saut entre les nœuds et l'absence d'administration centralisée. Ils sont déployés lors des planifications d'évènements organisés où de grands groupes de personnes se rassemblent. Aussi dans le cas d'états d'urgence ou de catastrophes dans les villes, les nœuds peuvent être interconnectés les uns aux autres. Ce type de réseau est propice dans la mise en œuvre d'applications de gouvernance intelligente.

- Réseau Véhiculaire (VANET) :

Étant donné la caractérisation des réseaux véhiculaires, qui est la même que les MANET, ces derniers sont considérés comme une sous classe des MANET, sauf qu'il existe certaines différences subtiles entre les deux. Les réseaux véhiculaires sont composés de nœuds véhicules et infrastructures établies sur les bords des routes [13]. Le STI comprend de nombreux dispositifs, tels que les unités embarquées sur les véhicules, les unités routières sur le bord des routes (RSU), et les capteurs disposés dans les environnements avoisinants. Dans un tel réseau, la mobilité des nœuds est régie par l'orientation des déplacements et par les vitesses limites des routes. Les nœuds sont équipés d'une unité de communication dédiée à courte portée (DSRC) pour la transmission des informations.

Les réseaux véhiculaires représentent le cœur des applications de transport intelligent, en particulier en ce qui est sujet à la gestion de trafic routier. Ces véhicules échangent des informations en utilisant les technologies de communication facilitant ainsi la connectivité omniprésente et interagissent avec leur environnement. Ils captent et transfèrent les

informations nécessaires à différentes applications telles que la maintenance en temps réel des infrastructures et services, la gestion de trafic, la découverte des stationnements, la surveillance de la qualité de l'air et la fourniture d'énergie électrique.

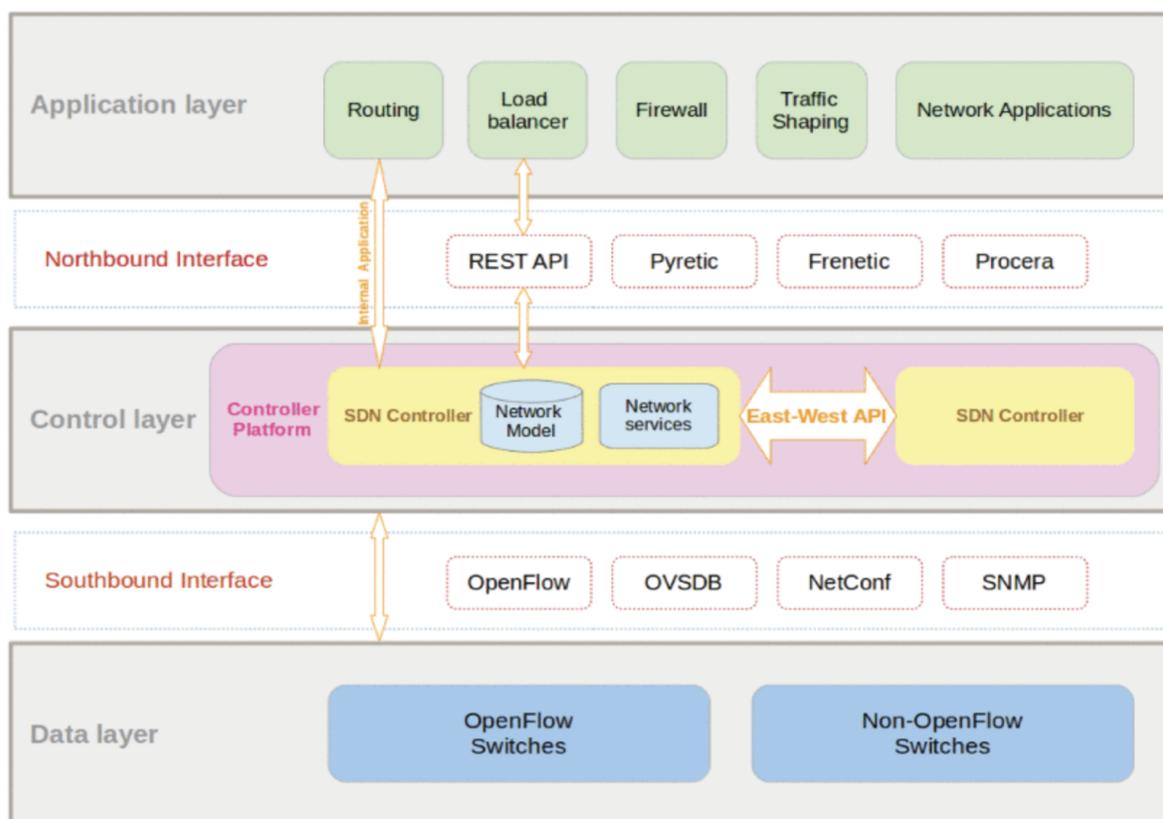


Figure 1.6 Architecture SDN [14]

1.1.3 Réseau défini par logiciels (Software Defined Networking, SDN)

Il vient en support à la gestion des réseaux hétérogènes en découplant les fonctions de contrôle du réseau des fonctions de transmission de données. Cette séparation permet d'adapter les réseaux existants pour tout changement et de les utiliser pour une variété d'applications sans modifier la partie physique des composants élémentaires du réseau [14]. L'architecture SDN se compose de trois plans : le plan d'application, le plan de contrôle et le plan de données, comme le montre la figure 1.6 [14]. Il existe des protocoles d'échange, appelés protocoles Northbound, entre le plan d'application et le plan de contrôle. D'autre part, entre le plan de données et le plan de contrôle un autre type de protocoles est mis en place. Ces protocoles sont appelés protocoles Southbound. Néanmoins, il est primordial d'indiquer que le plan de

contrôle dans SDN est à la base de fonctionnement du réseau. Au cœur de ce plan, un équipement central, appelé contrôleur, représente le cerveau du réseau. Dès lors, le contrôleur traite les fonctionnalités essentielles du réseau utilisées par les composants du plan de données. Il fournit des règles du plan d'application, telles que le routage, l'équilibre de la charge d'utilisation des ressources, la surveillance de la topologie du réseau et la configuration des périphériques.

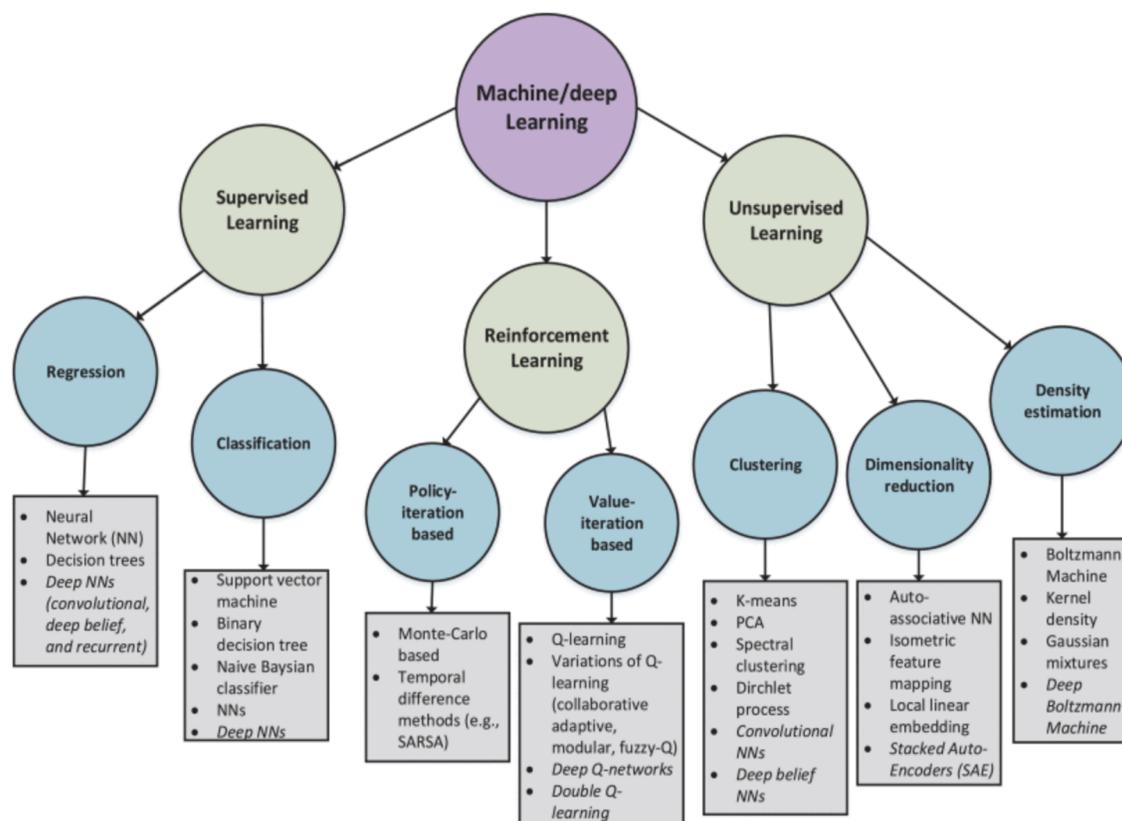


Figure 1.7 Les différentes approches d'apprentissage machine [15]

1.1.4 Apprentissage machine (ML)

Des algorithmes ML sont introduits dans plusieurs domaines où les solutions TIC sont utilisées. Ils fournissent un calcul robuste et un traitement optimisé pour prédire les informations essentielles pour le fonctionnement des systèmes existants dans les villes intelligentes [15]. Principalement, l'avantage d'utiliser des techniques d'apprentissage automatique consiste à réduire considérablement le délai de traitement et à réduire les coûts en ressources et argent dans les applications des futures métropoles. Les algorithmes ML reposent sur des données en temps réel et historiques pour fonctionner. Ils les analysent, puis estiment et prédisent une

situation ou un résultat futur qui peut apporter des renseignements au système pour établir son fonctionnement. Les techniques de ML sont divisées en quatre approches : apprentissage supervisé, non supervisé, semi-supervisé et par renforcement, telles que résumées dans la figure 1.7 [15].

1.1.5 Routage de données dans les environnements intelligents

De par leur nature, les villes intelligentes disposent d'énormes et multiples sources d'informations transmises par un grand nombre d'équipements interconnectés par des systèmes de communication hétérogènes. Cette complexité d'échange d'informations et la croissance du nombre d'appareils interconnectés dans cet écosystème sont prises en compte par les protocoles de routage [16]. Ces protocoles de routage doivent garantir le cheminement des données d'une source vers une destination de façon transparente et efficace sans aucune interruption ou coupure. Ils doivent tenir compte des caractéristiques des réseaux d'environnements intelligents qui sont très critiques, constamment en changement et imprévisibles. Le protocole de routage doit découvrir dynamiquement les routes vers les destinations, sélectionner la meilleure route, détecter les routes qui ne sont plus valides et les supprimer puis ajouter de nouvelles routes, ou mettre à jour les routes considérées. Ce mécanisme peut être répertorié selon son fonctionnement à plusieurs types, comme indiquée à la section qui suit.

1.1.5.1 Types de routage

La disposition des nœuds, les nœuds du voisinage et la façon de transmettre l'information sont des notions qui servent à classer le routage dans les réseaux. Dans cette sous-section, nous présentons les différentes classes de protocoles.

- Basé sur la topologie :

Ce type de protocole utilise des informations du lien stockées dans une table dédiée au routage. Ils se divisent en deux sous-groupes : les protocoles proactifs et les protocoles réactifs. Les protocoles proactifs construisent les chemins de routage avant la demande des nœuds du réseau. Les protocoles réactifs construisent les chemins de routage à la demande des nœuds du réseau.

- Basé sur la géographie :

Cette classe de routage repose sur les informations géographiques de sorte qu'un nœud transmet un paquet à un autre en utilisant sa position. Par conséquent, chaque nœud

nécessite un mécanisme de localisation pour qu'il puisse récupérer les coordonnées où il se trouve et celles de ses voisins. De plus, l'emplacement de la destination est stocké dans l'en-tête du paquet pour faciliter la transmission des paquets sans avoir recours aux processus de découverte et de maintenance de chemins. Ainsi, ce type de protocole est considéré comme le plus adapté aux réseaux à grande échelle.

- Basé sur les groupes ou clusters :

Il est à noter que les nœuds qui sont proches les uns des autres forment un groupe ou cluster ayant un chef de groupe. Le chef de groupe sera le lien entre son groupe et les autres groupes. Ce type de protocole a un avantage majeur dans la diminution de la charge du réseau et les temps de livraison des paquets durant leur transmission dans le réseau.

- Basé sur la diffusion :

Ce type de protocole est simple à concevoir. Il se base sur la diffusion des messages de proche en proche. Son plus grand point faible est qu'il n'est pas capable de résoudre le problème de la tempête « *broadcast Storm* » qui résulte de la divergence de son mécanisme.

- Basé sur la qualité de service (QoS) :

Les villes intelligentes prennent en charge une panoplie d'applications de sûreté, sécurité et de confort dans les différents systèmes existants. Ces applications ont des exigences variées de qualité de services telles que le délai de transmission et la perte de données. Par conséquent, elles imposent des communications de données par des protocoles de routage efficaces basés sur la qualité de service et dans les limites requises afin de satisfaire le fonctionnement optimal de cette diversification d'attentes. En cas de non-conformité, les conséquences peuvent être périlleuses.

- Basé sur l'optimisation par des algorithmes heuristiques :

Dans les cas où les diverses applications dans les villes intelligentes exigent de multiples contraintes de QoS, le routage basé sur QoS devient un problème multi-objectif. Ainsi, le problème peut être présenté comme un problème NP-difficile et il ne peut pas être résolu en utilisant des méthodes conventionnelles. Par conséquent, l'approche de résolution avec algorithme heuristique est utilisée.

1.1.5.2 Métriques de routage

Un protocole de routage sélectionne les chemins construits sur la base d'une métrique qui représente le coût d'utilisation d'une route liant deux nœuds distants du réseau. Elle a comme objectif d'assurer une communication fiable et efficace sans provoquer un état de congestion dû à l'augmentation de la charge du réseau. Le calcul de la métrique de routage repose sur une multitude d'informations qui sont soit au niveau du nœud ou bien sur la base d'informations collectées à son voisinage. Ces informations peuvent inclure :

- La topologie du réseau, en considérant le nombre de voisins, le nombre de sauts ;
- La puissance du signal ;
- La qualité de lien en termes de durée, stabilité ;
- La bande passante disponible ;
- La distance séparant les nœuds ;
- Les paramètres de mobilité des nœuds.

Une fois les concepts de base se rapportant aux villes intelligentes aient été définis, pour la suite nous analysons les principaux éléments de la problématique relatifs à la conception de solutions de communication dans les environnements intelligents. Plus spécifiquement, nous examinons les solutions au niveau de routage qui garantissent les exigences des applications de temps réel.

1.2 Éléments de la problématique

Dans le contexte des environnements intelligents des futures métropoles, quoique les initiatives de solutions de communication gagnent du terrain sur le marché des TIC, les protocoles de routage demeurent un problème relativement important et complexe à résoudre. En effet, de nombreux problèmes freinent la conception et la mise en œuvre de protocoles de routage pour les futures agglomérations. De plus en plus de questions difficiles doivent aboutir à des réponses afin de concrétiser ces zones urbaines où l'efficacité est mise de l'avant. L'interconnexion des différents systèmes existants accroît l'hétérogénéité et rend l'interopérabilité un souci majeur dans les protocoles utilisés pour l'acheminement d'information transmise. De plus, les différents appareils interconnectés par des réseaux de diverses technologies de communication, les applications temps réel développées avec des exigences de haute performance, constituent un environnement hostile et ardu dans les villes intelligentes. Ils doivent tous fonctionner de manière intégrée et harmonieuse sous le chapiteau de l'IoT qui fait la force de ce nouveau paradigme informatique, c'est-à-dire les villes intelligentes.

À cela s'ajoute l'évolutivité de cet écosystème qui comporte une quantité colossale de dispositifs émettant et recevant des quantités fastidieuses de données et qui sont en augmentation perpétuelle. Ces données sont utiles pour la prise de décision par les différents systèmes selon une perception du contexte « *context awareness* ». Donc pour que les nombreux applications et services dans les métropoles puissent fournir de meilleurs résultats, elles exploitent des informations contextuelles transmises en temps réel. Ces informations sont soit liées à l'utilisateur telles que son emplacement, ses activités, ou bien celles sur les conditions de circulation, le climat et la qualité de l'air, ou celles reliées à la situation de fonctionnement de l'infrastructure. La variation des besoins des applications et des services en termes de qualité de service impose une possibilité d'adaptation liée à la prise en compte du contexte par les protocoles de routage pour garantir les contraintes de fonctionnement de ces derniers. Les protocoles adaptent leur forme de fonctionnement selon le contexte pour atteindre une fiabilité dans la transmission des données, accroître la tolérance aux pannes, améliorer l'efficacité en temps réel ou agencer les données de plusieurs sources d'informations.

D'autre part, l'ajout de services et de composants à l'écosystème remanie les exigences des applications, et par conséquent, cette modification sollicite une évolution et une extensibilité des solutions d'acheminement de données.

Le nombre de nœuds dans un environnement intelligent est très grand ce qui représente un réseau à grande échelle où les nœuds sont disposés de façon dispersée partout et de manière non régulière et non monotone. Pour que ces nœuds puissent communiquer, quelles que soient leurs positions, une méthode d'acheminement de données est nécessaire. Elle est accomplie par un protocole de routage de façon efficace en offrant un meilleur chemin avec un délai réduit, une fiabilité de transmission et une charge réduite du réseau. En particulier, dans le cas des réseaux ad-hoc sans infrastructure, les chemins de routage se constituent de multi sauts permettant ainsi à des nœuds qui ne se trouvent pas dans la même portée de transmission radio d'échanger des informations. De plus, vu l'importance de rester toujours connecter, les nœuds doivent pouvoir transmettre des informations à tout moment d'une manière ou d'une autre pour faire bénéficier les applications avec les données dont elles ont besoin au temps opportun.

Également, les réseaux des environnements intelligents sont majoritairement des réseaux spontanés où le changement de la topologie est très fréquent dû à la forte mobilité des nœuds ce qui rend très difficile de maintenir des liens entre ces derniers, car ces liens sont instables. Les connexions radio se créent et se détruisent de façon fréquente et dynamique à cause des déplacements fréquents des nœuds. En plus, le problème de routage est loin d'être évident et s'arrête à cette contrainte, mais aussi la difficulté réside dans les fragmentations fréquentes de

ce type de réseaux ce qui rend la connectivité partielle et la topologique aléatoire et variable. Un autre point à considérer dans cette problématique est la position géographique des nœuds qui communiquent mutuellement. Durant leurs déplacements, ces nœuds passent près d'immeubles, d'arbres, et de panneaux de signalisations. Par conséquent, les transmissions entre ces derniers sont susceptibles d'être affrontées et perturbées par ces obstacles physiques et géographiques ce qui pose des problèmes à détourner.

À l'avenant, les chemins de routage établis entre une paire de nœuds source-destination peuvent être constitués de plusieurs nœuds intermédiaires qui se trouvent entre eux, à travers lesquels les données transitent jusqu'à leur cible. Il peut y avoir plus d'un chemin entre une source et une destination. Pour trouver le chemin optimal, une sélection de routes est définie par le calcul d'une métrique de routage. Le choix de la bonne métrique est basé sur plusieurs critères qu'il faut bien déterminer et il faut qu'il soit en étroite relation avec l'environnement du réseau auquel nous proposons le mécanisme de routage. Tous ces défis doivent être soulevés dans la partie découverte de chemin optimal ; une fois la route trouvée, la communication peut être établie et la partie transfert de données peut débuter.

Cependant, la conception du protocole de routage ne s'arrête pas seulement au choix de solutions optimales. Il faut aussi prévoir un mécanisme de maintenance de route en cas de ruptures de lien entre les nœuds qui constituent le chemin de routage. Le mécanisme de maintenance de chemin doit trouver un chemin le plus rapidement possible sans interrompre la communication entre la source et la destination afin d'être fiable et efficace. Les procédures de découverte et de maintenance de routes sont très importantes et aussi très coûteuses en temps et en espace de stockage dans le cas où elles se font d'une façon distribuée. De plus, du fait que les environnements intelligents abritent des réseaux à grande échelle, les informations de l'état global du réseau ne seront pas prises en considération dans ce cas. Par contre, le transfert de données se fera mieux de façon distribuée, car chaque nœud connaît déjà le prochain nœud à qui il enverra la donnée. Il faut savoir quand lancer le processus de maintenance ou de gestion de route selon la connectivité qui est altérée par la haute mobilité des nœuds.

Dans le cas général où le réseau est homogène, c'est-à-dire utilise la même technologie de communication, le mécanisme de découverte et de maintenance de route se fait sur un canal spécialement dédié pour cette tâche et le transfert de données sur un autre canal.

Dans l'écosystème des villes intelligentes, nous sommes devant une panoplie de réseaux interconnectés, ce qui complexifie la substitution du découpage de canal entre ces réseaux. Il faut prendre en considération les caractéristiques de chaque réseau (bande passante, débit, interférence, etc.) pour lui attribuer la fonction la plus appropriée afin d'avoir des résultats

qui répondent aux attentes des systèmes des métropoles et aussi pour que ces réseaux qui coexistent permettent des services hétérogènes en supportant une variété d'applications. Par conséquent, un protocole de routage doit améliorer la transmission de paquets et diminuer la charge du réseau dans le cas d'une grande densité et il faut qu'il dispose d'un bon mécanisme de maintenance de route. Entre autres un protocole de routage doit améliorer la diffusion, réduire la latence, et équilibrer de la charge du réseau.

En résumant les points cités précédemment, nous pouvons dire que durant cette dernière décennie, le terme intelligent « *smart* » est utilisé fréquemment pour décrire le fonctionnement de plusieurs équipements de notre quotidien tels que les cellulaires, les vélos, les voitures, etc. Ces différents dispositifs sont interconnectés entre eux via l'Internet ou par un réseau local dans le but d'échanger des données ou des services formant ainsi un environnement informatique de pointe appelé Internet des objets (IoT).

Une grande attention a été accordée par les gouvernements et la communauté de recherche à l'application de ce nouvel environnement technologique dans les problèmes majeurs d'urbanisation des villes futures tels que le transport, l'énergie et l'environnement. Ainsi, ces villes seront intelligentes et interconnectées. Un des aspects clés dans ces villes est l'introduction de solutions innovantes ayant des fonctionnalités de détection, de communication et d'action de façon autonome selon le contexte de l'environnement qui les entoure. Ces systèmes sont munis de dispositifs qui fonctionnent avec des technologies de communication hétérogènes par exemple les technologies cellulaires 4G et 5G, le WiFi, LiFi, etc. Ces éléments de la problématique nous ont permis de découler un ensemble de questions de recherche que nous citons comme suit :

- Comment modéliser, à l'aide d'équations mathématiques, le routage dans un environnement intelligent tout en considérant les contraintes de la diversité du schéma de mobilité des nœuds et l'influence des différents scénarios existants dans les villes, en particulier présence d'obstacles géographiques ?
- Notre modélisation est-elle en mesure de bien refléter la réalité du processus de transmission de données dans le cadre d'applications de temps réel dans les environnements intelligents, en considérant les différentes exigences liées aux applications en évitant toute dégradation de performance ?
- Comment peut-on assurer un échange de données efficace entre les différentes technologies dédiées aux villes intelligentes, tout en considérant les caractéristiques des réseaux

hétérogènes des environnements intelligents en termes de mobilité des nœuds, de topologie et de géolocalisation ?

- Saurons-nous proposer des mécanismes de résolution permettant d’optimiser le délai, la perte de données et la charge du réseau ?
- Sommes-nous en mesure de proposer une architecture globale qui garantira des connexions entre les différents appareils ubiquitaires à n’importe quel emplacement dans les villes intelligentes, tout en tenant compte des exigences des nouvelles applications et services ?

Ainsi, ces nombreuses questions nous ont menées à exprimer les objectifs de recherche présentés à la section qui suit.

1.3 Objectifs de recherche

Cette thèse vise principalement à concevoir de nouvelles solutions de routage dans des réseaux hétérogènes des environnements intelligents, avec une perspective d’optimiser le délai et la perte de données, et de garantir une meilleure connectivité et interopérabilité.

De manière plus spécifique, cette thèse vise à :

- Concevoir un modèle mathématique de métrique de routage de données dans un contexte de mobilité dans le souci de réduire le délai, la perte de données et à répondre aux exigences des applications de temps réel, en évitant l’impact des obstacles physiques dans les zones urbaines ;
- Étendre le modèle mathématique de la métrique afin d’intégrer la vitesse de mobilité des nœuds et le temps d’expiration de liens constituant les chemins de routage construits, puis proposer une méthode de pondération des critères employés dans la nouvelle métrique de routage, ainsi que de concevoir un nouveau protocole de routage en utilisant la métrique étendue et en intégrant la technologie IoT LoRaWAN dédiée aux applications des villes intelligentes et la technologie WiFi dans le modèle de communication ;
- Proposer une nouvelle solution de routage basée sur l’apprentissage machine supervisé et le SDN pour optimiser le délai de bout en bout et la perte de données et réduire la charge du réseau ;

- Évaluer les performances des solutions conçues dans des scénarios réels denses et raréfiés ;
- Proposer une nouvelle architecture en utilisant SDN, ML et la nouvelle technologie IoT LoRaWAN, dans le but de renforcer la coopération entre les réseaux hétérogènes dans les zones urbaines à faible connectivité.

1.4 Principales contributions de la thèse et leur originalité

L'originalité de cette thèse consiste à concevoir des solutions de routage optimales dans les environnements intelligents des villes futures, un problème émergent qui suscite de plus en plus l'intérêt des chercheurs. Ces solutions ont comme but de minimiser le délai de transmission, la perte de données, la charge de réseau ainsi que de répondre aux besoins des applications de temps réel. Dans ce cadre, les principales contributions de ce travail de recherche portent autant sur la modélisation mathématique du problème de routage, que sur la mise en œuvre de méthodes ciblant à le résoudre, et peuvent être détaillées comme suit :

1. Développement d'un modèle mathématique d'une métrique de routage multicritère. Une première innovation consiste à proposer une combinaison de paramètres de qualité de service tels que le délai de bout en bout, la perte de paquets, conjointement avec la distance des nœuds. Cette approche permet de considérer la mobilité des nœuds et de garantir des chemins fiables, tout en améliorant le délai de bout en bout et la perte de paquets exigés par les applications de temps réel. Cette originalité repose aussi sur le développement d'une méthode pour résoudre le problème de routage dans les environnements intelligents en prenant en compte la présence d'obstacles.
2. Modélisation de la nouvelle métrique de routage multicritère qui représente le coût de sélection des nœuds passerelles entre les sources et les destinations. Dans le but de renforcer la fiabilité des routes, de minimiser le délai de transmission et la perte de paquets, l'extension de la métrique multicritère est réalisée en ajoutant les paramètres suivants : la vitesse relative et le temps d'expiration des liens. Cet ajout est d'autant plus pertinent, en considérant une nouvelle architecture réseau dans le processus de routage, en hybridant les technologies WiFi et IoT Lo-RaWAN. Une telle hybridation permet de profiter pleinement de la durabilité et de l'évolutivité fournies par LoRaWAN, pour éviter la dégradation des transmissions causée par les bâtiments et les obstacles dans les zones urbaines. Cette considération est tant importante, car elle permet de distinguer

la solution proposée par une utilisation efficace des ressources et une amélioration de la qualité de service (QoS) en délai et en perte de paquets nécessaires au fonctionnement fiable des applications de temps réel.

Plus particulièrement, la solution construit les routes d'une manière centralisée avec une visibilité complète en temps réel de l'état du réseau. Cela est grâce aux communications LoRaWan qui surmontent les obstacles, sans avoir recours à des outils ou informations supplémentaires tels que des cartes géographiques ou la connaissance de l'emplacement de la destination par les autres nœuds. D'autre part, la transmission de données est effectuée de façon distribuée entre les nœuds via des communications WiFi.

3. Conception d'une application de routage basée sur l'algorithme ML Naive Bayes et SDN visant à surmonter l'hétérogénéité des systèmes dans les villes intelligentes. Par ailleurs, l'algorithme ML supervisé utilise un ensemble de données « *dataset* », créé à partir des données ouvertes situées sur le site Web de la ville de Montréal, et fournit des prédictions d'information des nœuds utiles dans la construction des chemins de routage.

4. Proposition d'une nouvelle architecture basée sur les approches SDN et l'algorithme Naive Bayes. Aussi, la technologie de communication LoRaWAN est considérée pour la transmission des paquets de signalisation vue qu'elle offre une large couverture de l'environnement intelligent. La solution contient deux nouveaux composants au niveau du plan de contrôle, cet ajout vise à alléger les tâches attribuées au contrôleur SDN et à augmenter l'efficacité de l'écosystème. Le premier composant est nommé Usine de règles de commandement, il établit et soumit les règles de fonctionnement aux différents appareils du plan de données. Le second est le Générateur d'actions et de prédictions. Il se base sur l'algorithmes Naive Bayes pour prédire la découverte de la topologie, et l'état des flux en fonction des informations recueillies par l'échange de paquets de contrôle provenant des différents appareils.

1.5 Plan de la thèse

À la suite de ce chapitre 1, comprenant la définition des concepts de base, l'énoncé de la problématique et des objectifs de recherche, et l'énumération des principales contributions de cette thèse ; le chapitre 2 présentera les principaux travaux relatifs au routage dans les villes intelligentes. Essentiellement, il s'agira de faire l'état de la littérature en ce qui attrait aux initiatives proposées par la communauté académique pour résoudre les problèmes de la mise en place de nouvelles métropoles intelligentes où l'optimisation du routage est au cœur des

préoccupations. Une synthèse suivra avec une mise en avant des lacunes de ces approches en regard de la problématique posée.

Au chapitre 3, une description des démarches de l'ensemble du travail de recherche est exposée. Elle démontre la correspondance entre les objectifs exprimés à la section 1.3 et les articles scientifiques réalisés dans cette thèse.

Quant au chapitre 4, il présente le texte intégral d'un article scientifique intitulé « *A new routing metric for real-time applications in smart cities* ». Cet article propose une modélisation mathématique d'une métrique de routage multicritère, combinant les paramètres délai de transmission de bout en bout, la perte de paquets et la distance séparant les nœuds tout en considérant le contexte des zones urbaines. Une résolution basée sur la méthode exacte et une basée sur l'algorithme « *A star* » sont proposées pour la résolution de ce modèle. La pertinence des résultats, ainsi que l'intégration des contraintes de présence d'obstacles, ont été mises en exergue dans ce travail. Cet article a été publié à la conférence *IEEE Sustainability ICT*.

Le chapitre 5 présente le texte intégral d'un article intitulé « *New Routing Protocol for Reliability to Intelligent Transportation Communication* ». Dans ce dernier, la question de routage dans les applications du transport intelligent dans les villes intelligentes est abordée. Un nouveau protocole de routage appelé protocole de routage géographique basé sur la technologie IoT LoRaWAN est introduit pour répondre aux contraintes des applications de temps réel dans un tel environnement. La solution proposée sélectionne essentiellement les chemins de routage les plus robustes visant à atteindre un taux de livraison de paquets élevé, un minimum de délai de bout en bout, en bénéficiant de l'hybridation des technologies LoRaWAN et WiFi.

En outre, une extension de la métrique multicritère est introduite en tenant compte de la vitesse relative de la mobilité des nœuds et la durée d'expiration des liens. La métrique de routage proposée, utilisée comme coût de sélection des nœuds passerelles, assure des chemins de routage fiables et nécessitant peu de maintenance. La solution est implémentée à l'aide du simulateur de réseau NS-3, et l'évaluation des performances est réalisée à l'aide de scénarios de simulation réalistes développés à l'aide d'OpenStreetMap et de SUMO. Cet article a été soumis à la revue *IEEE Transactions on Mobile computing*.

Le chapitre 6 présente le texte intégral d'un article intitulé « *A new SDN-based routing protocol for improving delay in Smart City Environments* ». Celui-ci propose un nouveau protocole de routage basé sur la solution SDN et Naive Bayes pour améliorer le délai. La combinaison de la flexibilité de SDN et de la prédiction Naive Bayes rend ce protocole de routage plus fiable et optimal. Plus précisément, l'algorithme Naive Bayes prédit l'emplacement du

nœud destination, permettant ainsi d'éviter le processus d'inondation dédié à la recherche de la destination. La solution collecte périodiquement des statistiques de chaque nœud pour récupérer les informations reliées au délai utilisé comme métrique de routage pour choisir les nœuds intermédiaires inclus dans l'itinéraire de routage construit.

Ainsi, la solution est responsable de fournir un chemin stable avec un délai minimal entre la source et la destination. Un ensemble de données « *dataset* » réaliste est créé à partir des informations de trafic de la ville de Montréal à l'aide du simulateur SUMO. Une évaluation de performance est réalisée pour démontrer l'amélioration apportée par la solution en termes de délai de bout en bout, de taux de livraison de paquets par rapport aux protocoles de la littérature auxquels elle est comparée. Cet article a été publié à la revue *International Journal of Smart Cities*.

Au chapitre 7, le texte intégral d'un article intitulé « *A New Architecture based on SDN and Machine-learning : Paving the way for Future Smart Environments* » présente une nouvelle architecture basée sur la solution SDN et Naive Bayes et considérant la technologie de communication LoRaWAN pour la transmission des paquets de signalisation. Elle se compose de deux nouveaux éléments qui visent à augmenter l'efficacité de l'environnement intelligent. Cet article a été soumis au magazine *IEEE Internet of Things Magazine*.

Le chapitre 8 propose une synthèse globale des approches méthodologiques effectuées et des résultats dans le cadre de cette recherche.

Le chapitre 9 vient conclure cette thèse ; d'une part, en présentant un récapitulatif des travaux avec une mise en avant de l'originalité du travail réalisé ; et d'autre part, en énonçant les limitations et les potentielles orientations de recherche permettant une future extension de notre travail.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Dans ce chapitre, il sera question de présenter les principaux travaux qui ont adressé le problème de routage dans les environnements intelligents des villes futures, en particulier dans le contexte des applications de temps réel. Premièrement, une brève analyse du problème lié à la réalisation des métropoles intelligentes est présentée. Subséquemment, le problème de routage de données dans le contexte des environnements intelligents sera élaboré, suivi des principales approches adoptées pour résoudre un tel problème. À la fin du chapitre, une analyse critique des travaux présentés viendra clore cette section.

2.1 Analyse sommaire du problème

La mise en œuvre des villes futures fait face à plusieurs défis dans les différentes sphères que ce soit au niveau de l'infrastructure ou au niveau des plateformes logicielles. Cependant, le cœur de ces défis reste les protocoles de communication et plus particulièrement, le routage des données entre les systèmes hétérogènes. Ces villes sont vues comme un écosystème qui évolue avec chaque nouvelle application offrant de nouveaux services et avec toute nouvelle infrastructure dotée de technologie TIC de pointe. En particulier, avec l'introduction des technologies de l'IoT, les villes se transforment en un système capable de répondre aux besoins des citoyens tout en s'adaptant, en apprenant de l'environnement et en réagissant aux différentes situations, en fonction du contexte actuel.

Cet écosystème repose sur une capacité d'intelligence fournie par les objets qui fonctionnent avec des capacités sensorielles, possèdent une entité de mémoire, permettent des communications, traitent l'information et s'adaptent au contexte. Le fonctionnement de ce système se base sur l'échange de données entre les différents composants distribués aux quatre coins de la zone urbaine. Suivant cette manière complexe et contraignante de fonctionner, le déploiement et la maintenance des communications nécessitent de nouveaux protocoles de routage qui surmontent l'aspect hétérogène et diversifié des composants de ces futures agglomérations. De plus, il comprend des applications sophistiquées qui intègrent en temps réel des données retournées par de nombreuses sources.

Avant d'aborder le problème cœur des villes futures représenté par le routage des données, à travers cette sous-section, nous allons examiner différentes pistes afin de sonder les solutions proposées jusqu'à présent et de cerner les limitations que présente chaque solution. Notre choix d'explorer plusieurs pistes différentes a pour but de toucher de près les défis dressés

pour la mise en place des techniques et méthodes de conception et de gestion des villes intelligentes. Certes, nous nous sommes focalisés sur une sphère spécifique qui représente la mobilité et le transport intelligent, car ce domaine représente le nerf de l'économie vu qu'il a le plus grand chiffre d'affaires dans la mise en place des métropoles intelligentes.

2.2 Les villes intelligentes et l'Internet des objets

Ces dernières années, les villes intelligentes ont principalement motivé la communauté académique conjointement avec les gouvernements à résoudre le problème d'urbanisation. Ils ont visé à proposer des solutions qui permettent une meilleure gestion de l'infrastructure et des ressources disponibles et présentent une garantie de conditions de vie meilleures aux citoyens. Pour aboutir à leur but, ils se sont penchés sur la manière efficace de bâtir ces villes, et quelles sphères peuvent être exploitées pour assurer la réussite de ce projet ainsi que la mise en avant du gain que peut apporter la solution optimale de communication dans l'accomplissement de ce projet.

Toutefois, la phase avancée de maturité que l'IoT a atteinte lui a permis de jouer un grand rôle dans la concrétisation d'un projet d'une aussi grande envergure que les villes intelligentes. Dans cette perspective, plusieurs travaux ont été proposés dans la littérature. Chaque proposition traite un domaine bien précis avec une approche différente aux approches déjà présentées. D'autre part, les chercheurs ont mis en évidence le rôle des technologies modernes dans le développement des villes intelligentes, et ils ont présenté une vue multidimensionnelle des facteurs qui créent des défis majeurs dans la réalisation d'une ville intelligente [17, 18]. Par conséquent, une feuille de route est dressée afin de contribuer à la réalisation de cet écosystème.

Également, Kaur *et al.* [19] ont proposé une architecture pour la réalisation d'une connexion entre une panoplie de domaines tels que la santé, le transport, les édifices, le tourisme et l'éducation. Cette architecture se base sur l'utilisation des concepts du nuage informatique et de l'IoT avec une gestion centralisée de tous les réseaux interconnectés. À la différence de ces travaux, Zanella *et al.* [20] présentent un exemple concret d'une ville intelligente. Leur idée est d'exploiter l'IoT pour la conception et la mise en œuvre de la gestion des ressources dans cette ville. Les chercheurs ont présenté une idée générale de la façon d'accommoder les notions de l'IoT afin de les implanter dans la gestion de la ville de Padova. Afin de résoudre le problème de non-opérabilité des différents systèmes hétérogènes déjà existants, Zanella *et al.* ont proposé une architecture orientée service web qui garantira l'accès facile et l'interopérabilité entre les nœuds de l'IoT. L'introduction de l'IoT dans les villes intelligentes nécessite la conception d'intergiciels afin d'harmoniser les différents systèmes hétérogènes existants tel

que présenté par Razzaque *et al.* [21].

2.3 Le routage dans les environnements intelligents

Sobral *et al.* [22] proposent une nouvelle solution pour améliorer les performances du protocole « *Lightweight On-demand Ad hoc Distance-vector Routing Protocol - Next Generation, LOADng* » dans les réseaux IoT mobiles. Le protocole LOADng fonctionne initialement comme un protocole réactif AODV, avec une extension pour supporter les réseaux à faible puissance et avec perte « *Low-power and Lossy Networks, LLN* ». Donc, ils ont introduit un mécanisme qui permet aux nœuds d'être conscients de la disponibilité de leurs voisins grâce à l'exploitation des messages de contrôle. Une nouvelle approche de routage basée sur la blockchain dans les réseaux destinés aux métropoles intelligentes est proposée par Liu *et al.* dans [23]. Cependant, la solution présentée par Barba *et al.* [24] s'intéresse au transport intelligent dans les villes. Elle repose sur une conception d'un système de transport intelligent basé sur les réseaux véhiculaires conjointement avec les feux de signalisation intelligents. Leur but est d'améliorer la sûreté et la qualité de conduite sur les routes et de développer de meilleures méthodes de routage en minimisant la perte de messages.

Également, Hawas *et al.* [25] proposent une autre solution de communication pour le système de transport intelligent. La recherche menée par Srotyr *et al.* dans [26] fait un rapport entre les réseaux véhiculaires et les villes intelligentes. Huo *et al.* [27] présentent le développement de l'IoT et son influence sur le développement des applications dédiées aux véhicules qui sont en croissance perpétuelle et rapide. Les chercheurs ont montré que l'IoT offre un grand potentiel pour des améliorations dans les applications concernant la commodité, la sécurité et l'efficacité. Aussi Pressas *et al.* [28] viennent appuyer cette vision par la présentation d'un environnement de communication réalisé dans le cadre des villes intelligentes en concrétisant par l'exemple de la ville de Brighton.

Datta *et al.* [29] ont évoqué plusieurs défis qui suscitent une solution afin d'intégrer les véhicules connectés dans l'IoT. Parmi les défis soulevés la conception de systèmes de communication V2X permettant aux véhicules, mobiles intelligents et nuage informatique d'échanger des informations en temps réel et avec une grande fiabilité. De même, Yang *et al.* [30] apportent une vue détaillée des différents issus concernant les méthodes d'accès et les méthodes de routage.

2.4 Le routage dans les systèmes de transport intelligent

L'arrivée de l'IoT a accéléré l'évolution d'une multitude de réseaux, notamment les réseaux véhiculaires en un système de transport intelligent, ce qui contribue grandement dans la mise en œuvre des villes futures. Ce nouveau système est constitué de réseaux hétérogènes et fait face à de nouveaux défis comme soulever dans [31–33]. Srotyr *et al.* [26] présentent une hybridation entre le routage Geocast et le mécanisme basé sur les clusters. Ils suggèrent une approche de communication centralisée basée sur la technologie LTE entre les véhicules et l'infrastructure pour la transmission de paquets de contrôle, et une transmission sporadique de données entre les véhicules par le biais de la technologie WAVE.

Une autre approche est présentée par Maglaras *et al.* [34] mettant l'accent sur l'aspect interactif entre les véhicules, les conducteurs et les passagers pour exploiter leurs historiques par le système qui réagit au contexte selon leur comportement social. Dans [35], Cheng *et al.* ont classé les solutions de routage selon plusieurs critères : stratégie de transmission ; l'information demandée ; sensibilité au délai ; dimension des scénarios ; type de réseau. L'introduction du nuage informatique est une idée exposée par Wan *et al.* [36], ils ont conçu un algorithme de prédiction et d'estimation des conditions du trafic routier qui utilise les données collectées des véhicules via des téléphones intelligents appartenant aux conducteurs.

Omar *et al.* [37] présentent une nouvelle stratégie pour le déploiement de passerelles Internet sur les routes. Ils proposent un nouveau système de routage de paquets de données, afin de permettre à un véhicule d'accéder à Internet tout en minimisant le coût de déploiement des passerelles. Zheng *et al.* [38] ont proposé une solution qui prend en charge les communications véhicule-véhicule et véhicule-infrastructure par des communications dédiées à courte portée « *Dedicated Short Range Communications, DSRC* » combiné avec le réseau cellulaire afin de réduire la dégradation des performances des transmissions et garantir un meilleur fonctionnement des applications. Bitam *et al.* [39] ont soulevé la question relative à l'utilisation des approches bio-inspirées dans l'optimisation de routage pour contourner la complexité, l'évolutivité du système de transport intelligent. Goudarzi *et al.* [40] viennent appuyer cette approche en proposant une optimisation de routage basée sur la colonie de fourmis. Togou *et al.* [41] ont conçu un protocole de routage distribué nommé « *Stable cds-based routing protocol, SCRIP* » ayant pour objectif de sélectionner les routes avec un délai de bout en bout minimal.

Un autre protocole de routage multisaut est proposé par Bi *et al.* dans [42] nommé « *urban multi-hop broadcast protocol, UMBP* ». Il est destiné à la diffusion de messages d'urgences en temps réel dans un scénario urbain où la plage de communication sans fil est limitée. Les

objectifs de Bi *et al.* sont de réduire le délai de transmission, car un message d'urgence retardé peut causer un terrible accident de la circulation ; de réduire la redondance des messages, car à la réception d'informations d'alerte par un message de diffusion en utilisant un mécanisme de retransmission incontrôlée peut conduire à un problème de la tempête de diffusion.

Le protocole de routage « *secure and intelligent routing protocol, SIR* » est proposé par Bhoi et Khilar [43] afin de résoudre un autre aspect qui touche la sécurité des messages transmis durant le routage. Cette solution soulève le problème de connectivité dû à la mobilité des véhicules. Cette connectivité peut être améliorée comme démontré dans [44]. Vu la faible stabilité des liaisons en matière de connectivité dans les réseaux véhiculaires et l'utilisation inadéquate des ressources réseau due à la nature de la diffusion des paquets de routage multicast, Joshi *et al.* ont proposé une nouvelle solution [45]. Ils utilisent la multidiffusion basée sur les arbres avec un nœud racine.

Dans [46], la question soulevée touche le problème des déconnexions fréquentes et l'instabilité des liaisons sans fil que la majorité des protocoles de routage proposés pour les villes urbaines tentent de résoudre. C'est sur la base de cette solution que repose le succès de toutes les applications développées, car la fiabilité et la robustesse de la transmission des paquets de données doivent être vérifiées. Le protocole « *unmanned aerial vehicles assisted routing, UVAR* » apporte une nouvelle vision pour résoudre ce problème en utilisant des drones et des véhicules. Par contre, Chaib *et al.* [47] proposent d'exploiter les autobus afin d'assurer un routage dans les zones urbaines. Aussi, Khudayer *et al.* [48] visent à assurer une fiabilité de routage en proposant deux mécanismes, un pour découverte de route par zone (ZRDM) et un autre de prédiction de défaillance de liaison (LFPM). Une solution de découverte d'itinéraire basée sur l'algorithme évolutif de Pareto (SPEA) est proposée par Ghorai *et al.* [49], ils optent à améliorer les exigences de qualité de service. Par contre, Gao *et al.* proposent une solution de routage en utilisant des réseaux filaires et des réseaux sans fil de façon complémentaire [50]. Cependant, Sun *et al.* [51] tirent profit des différents véhicules stationnés au bord des routes pour assister les véhicules mobiles dans l'acheminement des informations.

2.5 Routage géographique dans les environnements des systèmes de transport intelligents (STI)

Le processus de routage est une fonctionnalité fondamentale dans les communications destinées aux réseaux véhiculaires dans le cadre des systèmes de transport intelligent. Ce mécanisme sélectionne la meilleure séquence de véhicules jouant le rôle de relais à travers lesquels les informations circulent. Cependant, la nature imprévue et dynamique des réseaux de véhicules et l'existence de divers obstacles dans les zones urbaines engendrent de fréquentes

défaillances de communication. Ces problèmes rendent la conception de protocoles de routage efficaces plus difficile. Les travaux réalisés dans la littérature présentent plusieurs solutions de routage pour surmonter ces défis. À cette fin, nous présentons les travaux les plus pertinents comme suit :

Dans [52], Darwish *et al.* proposent le protocole « *Lightweight IntersectionBased Routing Protocol, LITAR* ». Ils ont utilisé la densité des véhicules, la connectivité du réseau routier et la distance comme coût d'itinéraire pour transmettre les données aux intersections. Dans le même contexte, le protocole « *Road Aware Geographical Routing, RAGR* » tend à améliorer le mécanisme de livraison des paquets. Le RAGR tient compte de la direction, de la densité du trafic ainsi que de la distance des nœuds aux segments entre les intersections et aux intersections [53]. Avec le même but, les chercheurs se penchent sur le degré de connectivité du réseau aux intersections et aux segments de rue en [54, 55].

Également, la solution de routage conçue par Lin *et al.* [56] utilise une architecture auto-organisée basée sur des zones mobiles dirigées par un capitaine. Les véhicules sont regroupés en fonction de leurs habitudes de déplacement stockées dans des index. Ils collaborent pour diffuser des informations. À chaque changement, les véhicules mettent à jour leur direction et leur vitesse dans les index. Par contre, dans la solution proposée par Karimi et Shokrollahi [57], pour sélectionner le prochain saut, ils suggèrent de prédire l'emplacement futur de chaque véhicule en fonction de l'accélération.

En outre, Xia *et al.* [58] proposent une amélioration du protocole de routage généralisé sensible au stockage (GSTAR). Ils tentent de répondre aux exigences des applications de temps réel dans les villes intelligentes. Ce protocole utilise un seuil de stockage et de transmission des paquets pour garantir un délai réduit. Dans [59], Abdellaoui *et al.* améliorent le protocole « *Optimized Link State Routing, OLSR* » et l'adaptent à l'environnement de la ville intelligente. Ils ont utilisé le schéma de mobilité spatiale estimée (ESRMPR) pour la sélection des relais multipoints (MPR) et dans la décision de routage.

Mezher *et al.* [60] proposent un système de gestion pour la prévention et le contrôle du temps de réponse aux accidents dans les villes intelligentes. La solution repose sur un nouveau protocole de routage pour envoyer de courtes vidéos utilisant comme métrique la distance jusqu'à la destination, la densité des véhicules, la trajectoire, la bande passante disponible et la perte de paquets. La solution s'appuie sur des informations cartographiques pour éviter que les véhicules ne soient exposés à une éventuelle faille de connexion due à la présence de bâtiments.

Oubbati *et al.* [61] ont présenté une autre stratégie de routage, pour contourner les obstacles, où des drones stationnaires sont déployés pour aider les véhicules à trouver des chemins

fiables. Dans la même perspective, Luo et Wang [62] introduisent un protocole de routage basé sur les paramètres de QoS. Ils ont pris en compte la période de disponibilité du chemin, la capacité de charge du chemin disponible et la latence du chemin dans la construction des routes. Son objectif est de sélectionner des chemins stables et d'équilibrer le trafic en évitant les routes encombrées et en réduisant les délais de bout en bout et le taux de perte de paquets. De plus, Katsaros *et al.* [63] proposent un nouveau mécanisme pour améliorer le routage basé sur la localisation dans une architecture de réseau de véhicule hybride. Ils ont rejoint les réseaux cellulaires et les réseaux ad-hoc de véhicules pour séparer les transmissions de données de celles du trafic de signalisation.

2.6 Routage avec une approche SDN

Durant les deux dernières décennies, une vaste vague de différentes technologies de communication a émergé dans le marché des TIC, intensifiant le problème d'interopérabilité entre ces nouvelles solutions TIC et les systèmes existants. Par conséquent, un besoin criant d'une solution rassembleuse permettant un fonctionnement homogène entre les divers composants de l'écosystème s'est imposé. En réponse à ce défi, le nouveau paradigme SDN est proposé. À partir de l'idée de décomposer le fonctionnement de ces composants, plusieurs initiatives basées sur SDN sont suggérées dans la littérature, plus particulièrement pour la résolution des problèmes de routage dans les environnements intelligents.

D'ailleurs, Meng *et al.* [64] ont proposé la conception d'un routage intelligent en utilisant des prédictions de la séquence de chemin de routage au niveau central ce qui permet la transmission de données entre les différents nœuds. Dans la même mesure, Raikar *et al.* [65] proposent de transmettre les données en utilisant le protocole « *Message Queue Telemetry Transport, MQTT* » dans un environnement où SDN est intégré dans IoT. « *Software Define network based Multi-criterion Hysteresis Optimization, SDN-MCHO* » est une autre solution suggérée par Tamizhselvan et Vijayalakshmi [66]. C'est un protocole de routage basé sur une fonction objective d'hystérésis et considérant la métrique multicritère composée de : force du signal reçu (RSS), le rang et le nombre de transmissions prévus (ETX).

D'autre part, Venkatraman *et al.* [67] proposent un protocole de routage nommé « *Sdn-enabled connectivity-aware geographical routing protocol, SCGRP* », dans lequel le contrôleur SDN calcule les mesures de routage en temps réel à l'aide de réseaux cellulaires. La performance SCGRP marque une réduction de la détérioration de la connexion, du délai de transmission et du taux de livraison des paquets. De plus, SCGRP optimise la transmission des paquets de données en utilisant une architecture SDN étendue vers les réseaux de véhicules dans les zones urbaines. La solution proposée vise à tirer parti d'une vue globale de la

topologie du réseau et des conditions de trafic hétérogènes maintenues par SDN.

Sudheera *et al.* [68] suggèrent un nouveau protocole de routage pour le réseau véhiculaire défini par logiciel (SDVN) qui optimise le schéma de routage avec une opération basée sur le routage source pour instancier les flux (FI). Le protocole de routage analyse les fluctuations de qualité de liaison dues à la topologie dynamique qui provoque des liaisons à courte durée de vie et des pertes de paquets. Basée sur un schéma d'allocation de paquets incrémentielle, la solution résout le problème de routage en moins de temps en trouvant plusieurs chemins les plus courts. Les routes construites sont collectivement stables, ce qui garantit la livraison des paquets sans aucune perte.

Singh *et al.* [69] conçoivent une nouvelle approche combinant le SDN avec les déploiements à petites cellules. Ils ont implémenté les connexions TCP *Multipath* pour établir la fiabilité des liaisons entre les véhicules, augmenter le débit et réduire la perte de paquets. De même, Zhu *et al.* [70] considèrent l'utilisation de SDN dans un réseau ad-hoc de véhicule (VANET) comme la meilleure clé pour garantir l'efficacité d'une solution de routage. Le contrôleur SDN crée de meilleurs chemins basés sur une vue globale sur le réseau. Ils ont utilisé une nouvelle métrique appelée «minimum temps optimiste» pour basculer entre les modèles de transfert multisautes et de report et de transfert en fonction de la densité du réseau. Le protocole de routage vise à réduire les délais de livraison et les frais généraux.

D'autres travaux introduisent une nouvelle approche pour résoudre le problème de routage. Abbas *et al.* [71] proposent la solution de routage qui utilise une approche sensible à la route en sélectionnant les chemins à l'aide de l'ID de segment de route pour assurer la durabilité du chemin. Le contrôleur SDN calcule le modèle d'estimation de chemin en utilisant les informations de vitesse, de position et d'identification de route pour trouver les itinéraires les plus courts. Les données sont collectées par un contrôleur dédié, c'est-à-dire le contrôleur de périphérie, qui traite les données en temps réel provenant des véhicules. L'utilisation de ce contrôleur vise à réduire le temps de réponse et la surcharge des paquets. Le réseau cellulaire est utilisé pour transmettre des paquets entre le contrôleur SDN et les véhicules avec moins de bande passante et une faible latence.

Abugabah *et al.* [72] proposent une nouvelle méthode pour construire plusieurs chemins et pour simplifier la procédure de construction de routes. Le protocole a utilisé un nouveau critère basé sur la charge moyenne du canal, le chargement du canal, la longueur du chemin et la longueur du canal pour sélectionner un chemin parmi les routes disponibles. La solution utilise un algorithme qui sonde l'état de canal modifié dans la sélection de chemin afin de permettre une capacité plus uniforme de transmission d'informations. Le protocole gère les chemins les plus courts entre les nœuds intermédiaires et finaux pour éliminer le recalcul des

nouvelles routes dans le processus de transmission.

2.7 Routage avec une approche des algorithmes d'apprentissage machine

Récemment, l'intelligence artificielle a gagné du terrain dans les solutions TIC proposées par les chercheurs et l'industrie. Plusieurs algorithmes d'apprentissage machine ont prouvé leur efficacité dans le contrôle du fonctionnement de certaines applications et services dans différents domaines. Dans ce cadre, l'intégration de ces méthodes dans la prédiction de situations futures est mise au premier plan des solutions de routage conçues pour les environnements intelligents dans les zones urbaines.

Su *et al.* [73] ont proposé un protocole de routage adaptatif basé sur Q-learning profond qui considère les algorithmes de réseaux de neurones et apprentissage Q-learning. Ils considèrent les critères de l'énergie et de la latence dans la construction de route. Par contre, la solution proposée par Kulandaivel *et al.* [74] emploie les unités routières « *road side unit, RSU* » pour la transmission, l'acquisition et la diffusion des données. Ils adoptent l'algorithme K plus proche voisin pour trouver les nœuds qui contribuent dans la transmission de données. Aussi, la solution proposée par Wu *et al.* [75] est le protocole de routage « *portable and fuzzy constraint Q-learning algorithm based on AODV, PFQ-AODV* » qui se base sur l'apprentissage d'un itinéraire optimal en utilisant une contrainte floue d'un algorithme Q-learning basée sur le protocole de routage AODV.

Tang *et al.* [76] proposent un schéma de routage basé sur la prédiction de la mobilité pour assurer une diffusion fiable et opportune des données dans les VANET. Le contrôleur SDN prédit les arrivées et les connexions des véhicules à l'aide du réseau de neurones artificiels. L'unité routière (RSU) / station de base (BS) utilise la prédiction pour intégrer un modèle de trafic urbain stochastique pour estimer la transmission réussie et le délai moyen. En fonction de l'emplacement du véhicule source et du véhicule de destination, le contrôleur ou le RSU / BS construisent des chemins de routage avec un délai minimum. Les canaux véhicule à infrastructure (V2I), ainsi que véhicule à véhicule (V2V), peuvent transmettre simultanément via différentes technologies d'accès au spectre.

En revanche, Azzouni *et al.* [77] suggèrent une nouvelle solution de routage appelée routage basé sur neurones (NeuRoute). Le protocole de routage utilise le réseau de neurones « *Deep Feed Forward, DFFNN* » pour apprendre et créer des routes. Il entre l'historique des décisions de chemin collectées, l'état du réseau et la matrice de trafic prévue pour former l'étape de routage de neurones. L'état du réseau comprend tous les coûts des liaisons et leurs capacités disponibles. Après avoir entraîné le modèle, le protocole peut acheminer de nouveaux flux

entrants en fonction de la matrice de trafic et de l'état du réseau en tant qu'entrée.

Chen et Zheng [78] proposent une nouvelle solution de routage intitulée « *A Machine Learning-based routing for SDN* ». Cette solution fonctionne en trois phases : extraction des caractéristiques de flux, prédiction des besoins de l'utilisateur et sélection de l'itinéraire. Comme indiqué dans le nom de la solution, le processus prend en compte la planification du routage en fonction des fonctionnalités pertinentes extraites des données d'historique des utilisateurs et regroupées à l'aide d'un algorithme de clustering semi-supervisé. L'idée principale est de prédire les besoins de l'utilisateur, puis de planifier des politiques de routage qui garantissent une réduction des délais. La solution utilise la méthode d'apprentissage extrême pour optimiser la structure du réseau et supprime les anciennes données après l'apprentissage.

Li *et al.* [79] incorporent un classificateur Naive Bayes dans l'algorithme de routage le moins chargé. L'algorithme d'apprentissage machine fournit des informations supplémentaires obtenues à partir des informations historiques enregistrées sur l'état de réseau et des informations de charge de trafic de liaison vers le protocole de routage qui décide de la meilleure route candidate. Un autre cas d'utilisation est proposé par Baz [80]. Il intègre l'algorithme Bayesian dans la prédiction de flux dans les commutateurs SDN. L'algorithme permet aux commutateurs de prédire le trafic afin de réduire les communications inutiles entre les commutateurs et le contrôleur. Par conséquent, les commutateurs déterminent les processus générants des flux et les utilisent pour attribuer un paquet avec le flux inconnu pour le faire correspondre avec le flux approprié.

Pour résoudre le problème de routage et d'attribution d'onde (RWA) dans le contexte des réseaux optiques de multiplexage par répartition en longueur d'onde (WDM), Martin *et al.* [81] transforment ce problème en un problème de classification basé sur l'apprentissage machine. Le classificateur fournit une solution RWA basée sur une matrice de trafic d'entrée. De plus, Sun *et al.* [82] introduisent le protocole d'apprentissage par renforcement « *Time-relevant deep reinforcement learning, TIDE* » en tant que stratégie de routage optimisée sur une architecture SDN modifiée composée de trois plans logiques : le plan de données ; le plan de contrôle ; et le plan intelligence artificielle (IA). Dans le plan d'IA, une méthode d'apprentissage par renforcement profond basée sur les réseaux de neurones fonctionne pour produire une stratégie de routage optimale en fonction de la distribution variable du trafic. Cependant, un agent intelligent peut générer une solution de routage quasi optimale pour le réseau sous-jacent sans aucune connaissance préalable. Yao *et al.* [83] proposent un schéma de routage d'équilibrage de charge renforcé par l'apprentissage machine. Le protocole utilise des informations sur l'état du réseau pour entraîner le réseau de neurones et pour faire des prédictions de route. Dans un autre type de réseaux, Liu *et al.* [84] introduisent un algorithme

de routage de véhicules aériens sans pilote (UAV) multiobjectifs basé sur le Q-learning pour réduire la consommation d'énergie et les délais.

2.8 Analyse des travaux présentés dans la littérature

Dans la section précédente, nous avons exposé un ensemble de solutions proposées par la communauté académique afin de résoudre certains problèmes liés aux villes intelligentes et l'IoT. Nous soulignons un point à considérer dans la suite de ce travail, en analysant le sujet des villes intelligentes, nous remarquons qu'il touche plusieurs domaines interconnectés tels que la santé, l'éducation, l'environnement, l'énergie et le transport. Chaque domaine cité est un seul travail de recherche à part entière. d'où, nous avons focalisé le travail sur un seul domaine et nous avons opté pour la mobilité et le transport, car ce domaine représente beaucoup de défi à résoudre, notamment, au niveau du routage des données. À travers cette section, nous allons critiquer et analyser les solutions proposées dans cette revue de littérature.

Les solutions proposées pour résoudre le problème d'interopérabilité des différents systèmes hétérogènes déjà existants traitent le côté d'interconnexion par la proposition d'une architecture orientée service web ou une approche basée sur des intergiciels. Cependant, ce type de solutions ne prend pas en considération l'évolutivité des systèmes ce qui présente une limitation. L'usage des intergiciels pour harmoniser les systèmes hétérogènes existants avec des fonctionnements distincts et des infrastructures de multiple design de fonctionnement demeure non pertinent. Dans le cas où de nouveaux systèmes s'ajoutent au réseau présent dans les villes intelligentes, ces intergiciels doivent être mis à jour. Par contre, leur mise à jour doit se faire tant qu'ils sont en exécution afin d'assurer une fiabilité du système et répondre aux exigences de la qualité de service. Une autre limitation qui se présente dans ce cas est d'assurer la cohérence des données lors de la mise à jour des intergiciels. Aussi la conception de systèmes de communication V2X fiables en temps réel entre les véhicules, les mobiles intelligents et le nuage informatique doit se faire en intégrant des dispositifs de détection de données pour examiner les véhicules et leurs environnements.

Par contre, les solutions qui proposent l'ajout de nouvelles couches répondent mieux aux exigences d'interopérabilité et d'évolutivité du réseau IoT, sauf qu'elles ajoutent plus de complexité à l'architecture de ce réseau. Il faut définir comment les nouvelles couches coordonnent entre les réseaux WAVE Wi Fi LTE/5G, la couche intelligence artificielle représentant le nuage informatique et les couches des systèmes existants. Aussi il faut penser à normaliser l'architecture proposée pour l'adapter aux futurs réseaux. L'aspect social dans les réseaux des futures villes intelligentes met l'accent sur l'interaction machine-homme pour réagir et s'adapter selon le contexte et l'historique du comportement collecté par la détection

de l'information, le raisonnement et l'action correspondante. La conception de ce système demande une grande collaboration des citoyens qui est un facteur difficile à assurer et à satisfaire, car cela touche à la vie privée et l'intimité personnelle que les personnes refusent de divulguer.

Les solutions basées sur les techniques d'apprentissage machine ; les fonctions à contraintes logiques floues (*fuzzy*), et les fonctions d'optimisation bio-inspirées prennent en considération les métriques telles que la bande passante, la qualité de la liaison, la mobilité des véhicules pour évaluer les liaisons sans fil, etc. L'acquisition de ces informations nécessaires pour évaluer chaque lien sans fil peut être recueillie du voisinage entourant le nœud concerné par l'échange de données. Ces informations ne reflètent pas les valeurs exactes des métriques utilisées dans l'évaluation des liens, mais plutôt une estimation approximative ce qui peut être fait par prédiction en utilisant une méthode de probabilité. L'adaptation de cette solution peut être faite à tout type de scénario en changeant seulement les règles et les fonctions appartenant à cette contrainte floue (*fuzzy*). Toutefois, la manière de changer ces règles n'est pas expliquée, d'où l'obligation d'étudier à nouveau les contraintes et sélectionner les mieux appropriées au nouveau scénario. Alors qu'une solution doit assurer la portabilité, quel que soit le changement de l'environnement de mise en place.

Un autre point qui doit être pris en compte, c'est la complexité, l'évolutivité et la charge du réseau pour les réseaux à grande échelle. Pour ce cas, l'utilisation des algorithmes ayant des approches bio-inspirées telles que les colonies de fourmis, la génétique, les colonies des abeilles et la logique floue hors cerveau humain qui sont des méthodes d'optimisation de solution est très important. L'application de ces algorithmes sur des protocoles de routage améliorera la découverte de chemins de routage dans les grandes villes. Il faut prendre en considération la caractéristique de forte mobilité des réseaux déployés dans les villes intelligentes, car cette caractéristique peut altérer le choix de chemin. L'application des algorithmes à approches bio-inspirées dans le routage ne convient pas vu le changement rapide de topologie et la vitesse de mobilité des nœuds.

Les informations qui circulent dans les réseaux à grande échelle peuvent être diffusées à tous les nœuds du réseau. Dans ce cas la probabilité d'avoir un problème de congestion du réseau est très probable, d'où les solutions qui proposent l'utilisation de : nœuds passerelles entre les intersections. De ce fait, la ville est divisée en plusieurs cellules, ce qui est facile dans une topologie régulière, mais d'une façon générale ce n'est pas toujours vrai. Le choix de diviser la ville en zones peut être très critique si des règles de division ne sont pas définies. Une autre approche pour ce type de communication basé sur la multidiffusion est d'utiliser un modèle basé sur les arbres avec un nœud racine. Dans ce cas aussi, la ville est divisée en

zones de probabilité. Un nombre des nœuds sont prédéfinis comme des nœuds racines qui ont la fonction multicast vers les nœuds feuilles qui leur sont définies. Cette solution prend en charge le problème de propagation afin d'éviter la tempête de diffusion, en utilisant trois types de transmission : bidirectionnelle, multidirectionnelle, et directionnelle. Elle est conçue en fonction des positions des messages d'urgence à transmettre. Il reste à définir comment avoir l'information de position dans un réseau qui compte un très grand nombre de nœuds, en temps réel.

Pour assurer une bonne communication entre deux interlocuteurs, il faut assurer une liaison stable sans coupure, ce qui n'est pas toujours vrai en réalité pour les liaisons sans fil, car dans certains endroits dans les villes les déconnexions sont fréquentes. La proposition d'utiliser des drones répond bien à ce cas de figure, mais l'énergie utilisée pour les garder en vol sans arrêt reste à désirer. La consommation d'énergie est très grande dans ce cas, ce qui nous laisse à penser que c'est une solution temporaire et on ne peut pas la prendre comme solution à long terme.

2.9 Synthèse des problèmes identifiés

L'analyse des travaux exposés à la section précédente révèle les problèmes suivants :

- Les solutions proposées au problème d'interopérabilité des réseaux hétérogènes en utilisant des intergiciels ne prennent pas en considération l'évolutivité du réseau. Dans le cas de l'ajout d'un nouveau réseau utilisant une nouvelle technologie de communication, une mise à jour de l'intergiciel s'avère nécessaire. Aucune stratégie de modification n'est prise par les solutions proposées.
- Les protocoles de routage exploitent des informations locales au voisinage du nœud émetteur pour trouver les solutions de routage, ce qui représente une vue limitée du réseau, alors qu'une vue globale du réseau permet de trouver les meilleures solutions possibles.
- Les solutions de routage proposées négligent la partie maintenance de route, alors que cette partie peut consommer une grande partie des ressources du réseau. L'omission de cette partie dégrade la qualité de service.
- La découverte de chemin dans l'ensemble des solutions est réalisée selon une procédure distribuée à partir du nœud qui lance la requête de communication. Cette requête est transférée de proche en proche par les nœuds voisins jusqu'au nœud destination. Dans le cas de réseau hétérogène dense à grande échelle, cette procédure peut générer une saturation du réseau.

CHAPITRE 3 DÉMARCHES MÉTHODOLOGIQUES DE L'ENSEMBLE DU TRAVAIL DE RECHERCHE

Cette thèse vise principalement à concevoir de nouvelles solutions de routage dans des environnements intelligents des futures métropoles, tout en ciblant l'optimisation du délai de transmission et la perte de données, et en garantissant une meilleure connectivité et interopérabilité. En vue d'atteindre ce but, plusieurs démarches ont été prises en considération. Dans ce chapitre nous exposons toute la méthodologie utilisée pour réaliser la visée de ce travail de recherche. Notamment, nous mettons en évidence les liens existants entre les objectifs spécifiques énoncés au chapitre 1, section 3 et les articles scientifiques élaborés dans la suite de cette thèse. Dans l'optique de mettre en œuvre cela, les travaux sont conçus, réalisés, et évalués selon des critères de performance, puis organisés en quatre grands volets tels que présentés dans la suite. Le choix des approches méthodologiques résulte de notre problématique, nos questions et nos objectifs de recherche. D'ailleurs, le tableau 3.1 décrit les volets associés à chacun de nos objectifs spécifiques ainsi que les différentes méthodes et réalisations développées, également, l'extrait produit est indiqué.

3.1 Volet 1 : Conception d'une métrique de routage

Le premier objectif de la thèse consiste à concevoir un modèle mathématique d'une métrique de routage dans un contexte de mobilité. La métrique vise à réduire le délai, et la perte de données et à répondre aux exigences des applications de temps réel tout en considérant l'impact des obstacles physiques dans les zones urbaines. Donc, nous avons combiné les critères de position de nœuds, le délai de transmission et la perte de données pour définir cette métrique de routage qui garantira la sélection des chemins optimaux entre une paire de nœuds source-destination. Par la suite, il est question de développer un modèle de programmation mathématique permettant de résoudre de manière exacte le modèle conçu. Puis, nous avons mis en place une résolution basée sur une approche algorithmique, et nous avons évalué l'efficacité de ces méthodes en les comparant entre elles selon plusieurs critères de performance et de qualité de service. Cet objectif a été atteint dans l'article intitulé « *A new routing metric for real-time applications in smart cities* » présenté au chapitre 4.

3.1.1 Modélisation du problème

La métrique de routage proposée dans ce volet, visant à répondre aux exigences des applications temps réel en optimisant le délai et la perte de données, est modélisée au moyen d'équations mathématiques et exprimée dans un modèle de programmation non linéaire. Le processus mis en œuvre à cette fin est décrit ci-après.

3.1.1.1 Caractéristiques définissant l'environnement intelligent

Du fait que dans les environnements intelligents les nœuds se caractérisent par leur grande mobilité, définir et modéliser une métrique de routage pour ces derniers devient une tâche complexe. Ceci nous porte à adapter les méthodes employées dans le routage de type géographique vu qu'ils ont prouvé leur efficacité pour surmonter le défi de la mobilité et ne pas dépendre de la topologie changeante du réseau.

Ainsi, les informations de position des nœuds sont primordiales pour créer des chemins entre les nœuds source et destination. De ce fait, les routes construites seront des chemins multisauts avec une longueur calculée par la somme de la distance euclidienne entre toute paire de nœuds inclus dans le chemin. De plus, le routage basé sur la position géographique des nœuds peut considérer les nœuds les plus proches de la destination comme nœuds relais afin de réduire le nombre de sauts entre la source et la destination. Sauf que ces nœuds seront à la limite de la portée de transmission, ce qui peut générer des déconnexions fréquentes et en conséquence produire plusieurs pertes de données. Également, si plusieurs nœuds sollicitent le même relai qui est le plus proche de la destination, cela entraînera une surcharge de ce dernier et donc causera la perte de paquets. Par conséquent, nous avons proposé une formulation modifiée du calcul de la distance pour éviter ce genre de situation.

3.1.1.2 Exigences des applications de temps réel

Le plus souvent, les applications temps réel imposent des contraintes en termes de délai de transmission et exigent des restrictions par rapport au seuil de tolérance à certains autres paramètres tels que la perte d'information. Principalement, le fonctionnement et le rendement de ce type d'applications sont basés sur l'acquisition des données nécessaires à effectuer leur tâche et produire les résultats attendus pour la prise de décision instantanée et critique. Dans ce cas, nous devons prendre en compte ces exigences comme critères pour définir la métrique de routage qui répond aux attentes de ces applications temps réel.

Les nœuds qui représentent un haut niveau de perte de données seront écartés dans le processus de construction de chemin de routage. Mais cela n'est pas suffisant, car le choix des

nœuds, qui présentent des délais de transmission élevés, influence sur le chemin de routage en augmentant le délai de bout en bout entre une source et une destination. Sur la base de ce qui a été dit précédemment, la sélection des nœuds formant des liaisons avec un délai réduit garantit un délai de bout en bout réduit. Ce délai de bout en bout est le temps au moment où un paquet atteint la tête de la file d'attente jusqu'à celui où l'expéditeur reçoit un accusé de réception du paquet. L'estimation de la perte de données et le délai de leur transmission est calculée au niveau de la couche MAC.

3.1.1.3 Présence des obstacles physiques

Ensuite, dans un contexte urbain, la présence d'obstacles physiques sous forme d'édifices et d'arbres altèrent la transmission des informations. À cet égard, nous avons proposé une approche de résolution de la métrique modélisée, dans le but de dévier ces obstructions et garantir des chemins fiables, ainsi que réduire l'impact des déconnexions fréquentes sur la perte et le délai de transmission de données. Par ailleurs, nous avons généré un ensemble de données par le biais du logiciel OpenStreetMap pour extraire l'information concernant la présence d'obstacles dans le contexte auquel nous appliquons notre résolution de routage. Ainsi, cet aspect du problème des zones urbaines est surmonté par l'adoption d'un algorithme de résolution qui peut être paramétré avec l'ensemble de données que nous avons construit.

3.1.2 Évaluation de performance

Dans l'optique d'évaluer les performances du modèle proposé, l'élaboration de simulations numériques a facilité la conduite d'un nombre d'expériences. Notamment, les résultats présentés incluent le temps de réponse, le nombre d'itérations et la qualité des solutions de la fonction objectif.

3.1.2.1 Définition de l'environnement et des outils de simulation

Étant donné que notre modèle est multicritère, un ensemble de facteurs est utilisé pour permettre la jointure de ces différents critères. Tout d'abord, la méthode du processus de hiérarchie analytique (AHP) est employée pour déterminer les valeurs de ces facteurs. De plus, la fonction objectif et les équations de contraintes du modèle mathématique représentent un problème d'optimisation non linéaire. Donc, pour le résoudre avec une méthode exacte, nous avons utilisé le langage de programmation mathématique AMPL, avec la sélection du solveur Minos. Ce solveur fonctionne avec les données relatives aux nœuds comme la position, le délai et la perte de paquets, ces valeurs sont engendrées de manière aléatoire avec le langage

MATLAB.

Pour la deuxième approche de résolution utilisée, l'algorithme A étoile, (noté A*) une variante de l'algorithme de Dijkstra, est développé avec la métrique définie. L'avantage de cet algorithme est d'avoir un temps de réponse réduit durant la construction du chemin entre deux nœuds. Le principe de fonctionnement de l'algorithme A * est de visiter une fois le nœud et de sélectionner le voisin ayant la valeur réduite de la métrique. Également, l'algorithme A * utilise une liste noire pour traiter les nœuds obstacles afin de les éviter. Les coordonnées de tous les bâtiments, présents dans la zone de simulation de la ville de Montréal, sont extraites et mises dans la liste noire de l'algorithme A *.

Dans l'évaluation de performance, une variation de la taille du réseau demi-maillé de 10 à 350 nœuds est effectuée. La dimension de la zone urbaine pour positionner les nœuds est de 2 000 m x 1 500 m. Pour s'approcher de résultats réalistes, nous avons défini des scénarios sur la base des informations offertes par OpenStreetMap sur la ville de Montréal. Chaque nœud peut communiquer avec les autres nœuds à l'intérieur de sa portée de transmission fixée à 250 m. De plus, chaque méthode de résolution a été exécutée 100 fois pour chaque taille de réseau, et un calcul de la valeur moyenne des résultats est accompli pour réduire le taux d'erreur de la simulation. Il est à noter que le nombre d'itérations évalué correspond au nombre de liens traversés pour trouver le chemin avec la valeur minimale de la métrique entre le nœud source et la destination.

3.1.2.2 Temps de réponse

Dans un premier temps, le temps de réponse des approches de résolutions utilisées a été analysé. Plus spécifiquement, le temps de réponse maximal et le temps de réponse moyen pour chaque scénario de simulation sont évalués. Cette expérience a fait ressortir l'impact de l'approche mise en œuvre dans la résolution du problème par rapport à la garantie d'un chemin de routage optimal dans un temps réduit, notamment en considérant la taille du réseau.

Les résultats obtenus ont illustré que l'approche développée par l'algorithme A* représente la solution candidate qui peut être empruntée dans la conception d'un protocole dans les sections suivantes. Par contre, la variante de A* avec obstacles prend en charge la présence d'édifices et d'objets physiques altérant les transmissions, sauf qu'elle génère des résultats en un temps assez élevés. De ce fait, elle ne correspond pas aux attentes espérées pour répondre à l'objectif de ce travail, de réduire le délai de bout en bout.

3.1.2.3 Nombre d'itérations

Aussi, afin d'évaluer le nombre de liens parcourus par les méthodes de résolution développées dans la construction de routes optimales, nous avons analysé l'impact de la taille du réseau sur le nombre de nœuds considérés dans la construction des chemins de routages. De manière générale, les méthodes utilisant l'algorithme A* génèrent des solutions en un nombre réduit d'itérations avant d'atteindre le chemin optimal, inversement à la méthode exacte qui prend plus d'itération pour arriver à une solution de route. Cette expérience a pu démontrer une fois de plus que l'algorithme A* est une solution candidate à envisager dans la conception du futur protocole de routage pour les environnements intelligents.

3.1.2.4 Qualité des solutions de la fonction objectif

Cependant, lors de l'analyse de la qualité des solutions obtenues par les approches mises en place, notamment, la méthode exacte et l'algorithme A*, il est mis en évidence que la méthode exacte donne de meilleures valeurs par rapport aux autres méthodes employées. Quoique la taille du réseau s'élargisse lors de la simulation, cela n'influence pas la solution trouvée par la méthode exacte, alors que les méthodes A* donnent des valeurs plus élevées. Cette différence de coût de la métrique résulte de l'utilisation d'un poids supplémentaire par les méthodes A* dans la construction de chemin afin de converger rapidement vers la solution optimale.

3.2 Volet 2 : Extension de la métrique de routage et la conception d'un protocole de routage basé sur LoRaWAN

Les résultats obtenus au volet 1 ont permis de choisir l'approche de résolution à considérer dans la conception d'un nouveau protocole de routage qui répond au contexte des environnements intelligents en termes de mobilité et présence d'obstacles. Cependant, d'autres paramètres susceptibles d'influencer la qualité de la communication doivent être pris en compte conjointement avec les informations sur le trafic, le délai de transmission, et la perte de données.

Du point de vue de répondre aux exigences d'applications temps réel dans l'écosystème, la suggestion d'une nouvelle métrique de routage basée sur des paramètres de qualité de service est primordiale. À cette fin, la métrique proposée au premier volet est étendue en ajoutant le temps d'expiration du lien et la vitesse relative pour garantir plus de connectivité, augmenter la fiabilité et surmonter l'évolutivité dans de tel système. Cette métrique est introduite comme coût de sélection des nœuds relais par le protocole de routage conçu, tout en assurant des

chemins avec des délais de bout en bout et de perte de données réduites. Tels est notre objectif de recherche 2 mentionné au chapitre 1 et qui est atteint dans le chapitre 5 contenant l'article scientifique intitulé « *New routing protocol for reliability to intelligent transportation communication* ».

3.2.1 Extension de la métrique de routage du volet 1

La modélisation issue du premier volet est considérée comme le point de départ pour une extension de la métrique autour de laquelle se définit la solution de routage proposée dans ce deuxième volet. Elle est étendue avec un nouvel ensemble de critères en relation avec les notions de mobilité des nœuds. La nouvelle métrique de routage multicritères se base sur la combinaison de la position, la vitesse relative, le délai et la perte de paquets. Elle vise à minimiser les retards de bout en bout et la perte de paquets, et à garantir les exigences des applications temps réel.

De telles applications nécessitent une grande fiabilité dans la détection des informations, la prise de décision et la communication. Tel que dit dans le volet 1, le choix des nœuds qui sont proches de la destination engendre le problème de la rupture de liaison sans fil de voisin « *Neighboring Wireless Link Break, NWLB* ». Pour éviter ce problème, en plus de ne pas considérer le nœud le plus proche de la destination comme un relai, la vitesse relative est une métrique de mobilité qui influence la connexion entre les nœuds. D'ailleurs, si deux véhicules circulent à la même vitesse et dans le même sens, la distance les séparant restera la même. Dans le cas où cette distance est inférieure à la portée de transmission, les interlocuteurs peuvent échanger les informations en se déplaçant. Ainsi, les deux parties gardent une connexion plus étendue et forment un chemin de routage robuste. En d'autres termes, la durée de la liaison entre les véhicules indique le temps d'expiration de la liaison. Ainsi, il sera intéressant à chercher les nœuds dans le voisinage avec la valeur la plus élevée du temps d'expiration du lien garantissant ainsi des chemins de routage stables.

3.2.2 Approche de résolution

Cette section présente le principe de base du fonctionnement de la solution suggérée, le modèle de réseau auquel est appliquée cette dernière et les hypothèses mises. L'architecture du réseau dédiée à la solution conçue hybride les technologies IoT LoRaWAN et WiFi 802.11P. Chaque véhicule est équipé de deux interfaces réseau. La première est une interface basée sur IEEE802.11p pour les communications à courte portée, et la seconde est l'interface de périphérique final LoRaWAN pour accéder à la passerelle et au serveur LoRaWAN. Chaque véhicule est équipé du système de localisation pour fournir sa position et sa vitesse. Les

véhicules échangent des messages périodiques à l'intérieur de leur plage de transmission pour construire la table de voisinage locale via l'interface 802.11p, ainsi que pour transmettre des paquets de données.

Cependant, l'interface du périphérique final LoRaWAN est dédiée à l'envoi de paquets périodiques spécifiques au serveur LoRAWAN pour créer une table de voisinage global de tout le réseau. De plus, les véhicules utilisent cette interface pour envoyer des demandes d'itinéraire et pour recevoir des réponses d'itinéraire vers / depuis le serveur. Les véhicules échangent régulièrement des messages pour détecter d'autres véhicules à proximité en utilisant l'interface 802.11P. Ils s'envoient mutuellement leur position, leur vitesse, leur retard et leur perte de paquets. Ils les stockent dans une table locale de voisins pendant une durée de validité correspondant au délai d'expiration du lien entre eux. Lors de la mise à jour de la table locale, les véhicules mettent les dernières entrées modifiées et validées dans les messages périodiques spécifiques puis les transmettent via l'interface LoRaWan à la passerelle LoRaWan puis au serveur LoRaWan. Au niveau du serveur LoRaWan, les messages périodiques reçus aident à construire la table globale des voisins, qui fournit une vue complète de l'état du réseau.

En outre, la construction de l'itinéraire se fait en utilisant l'interface LoRaWan entre les voitures et le serveur LoRaWAN en envoyant un paquet de demande de route (RTP). Le serveur LoRaWAN transmet le chemin de routage construit en utilisant un paquet de réponse de route (RSP) à chaque véhicule inclus dans ce chemin. Le serveur LoRaWan dispose des ressources informatiques et de stockage qui lui permettent de prendre en charge les demandes de routage d'un réseau de véhicules à grande échelle. La taille des paquets de routage échangés entre les voitures et le serveur LoRaWAN est petite et ne dépasse pas 64 octets, ce qui garantit une faible charge du serveur LoRaWAN et une consommation réduite de bande passante. Ainsi, le débit de transmission de la technologie LoRaWAN répond bien aux attentes du protocole suggéré. De plus, la couverture du réseau LoRaWAN s'étend à toute la zone urbaine vu que le rayon de transmission dépasse les 5km.

L'introduction de la nouvelle architecture réseau dans le processus de routage permet de profiter pleinement de la durabilité et de l'évolutivité offertes par LoRaWAN pour éviter la distorsion des communications causée par les bâtiments et les obstacles dans les zones urbaines. Également, le protocole proposé se distingue par son optique d'une utilisation efficace des ressources limitées et une amélioration de la qualité de service (QoS) en termes de retard et de perte de paquets nécessaires au fonctionnement fiable des applications temps réel.

De manière générale, la solution proposée fonctionne en centralisant la construction des routes et exploitant la visibilité complète en temps réel du réseau. Elle évite les obstacles grâce aux communications LoRaWan sans recourir à des outils ou des informations supplémentaires

telles que des cartes géographiques ou la connaissance de l'emplacement de la destination. D'autre part, la solution proposée permet une transmission de données distribuée entre les véhicules par le biais de communication V2V.

3.2.3 Évaluation de performance

Le protocole de routage proposé est implémenté, intégré au simulateur de réseau NS-3 et évalué par des simulations. Il est comparé à d'autres protocoles pour démontrer sa performance.

Pour analyser les résultats expérimentaux, une comparaison est effectuée entre le protocole proposé et les protocoles de routage de la littérature « *Ad hoc On-Demand Distance Vector Routing, AODV* », « *Cross-Layer Weighted Position-based Routing, CLWPR* » et « *Greedy Perimeter Stateless Routing, GPSR* » et « *blended OpenFlow-OLSR routing protocol, Centralized* ». Les protocoles AODV et GPSR sont des références couramment utilisées dans les travaux de recherche.

Le protocole AODV est réactif et construit les routes de bout en bout de la même manière que notre solution suggérée. Il utilise moins de sauts comme métrique pour réduire le délai.

D'ailleurs, l'aspect de routage géographique de « *LoRaWAN Geographic Routing Protocol, LGRP* » nous incite à le comparer au GPSR, un protocole de type non-tolérance au délai. GPSR envoie des paquets saut par saut sur la base du nœud le plus proche de la destination.

D'autre part, notre solution utilise une métrique multicritère pour calculer les itinéraires entre véhicules, ce qui nous pousse à la comparer à CLWPR. Il construit le prochain saut en utilisant une fonction de pondération multicritère. Il est à noter que le protocole de routage proposé dans ce travail construit des routes de manière centralisée, ce qui nous incite à le comparer au protocole de routage centralisé. Ce protocole divise la fonctionnalité de routage en deux parties. La première prend en charge le routage en utilisant le protocole OpenFlow pour développer des règles de routage centralisé, et la seconde utilise le protocole de routage OLSR entre les nœuds sans fil.

L'efficacité du protocole de routage proposé est évaluée, puis comparée aux autres protocoles en mesurant les métriques : taux de livraison de paquets (PDR), de délai moyen de bout en bout (E2ED), de charge de routage (RO), de débit et de consommation d'énergie (EC), et la gigue (J).

3.2.3.1 Paramétrage et scénarios de test

Les différents scénarios de test sont définis par le biais du simulateur de la mobilité urbaine (SUMO) [85] et le site Web OpenStreetMap [86]. Les expérimentations ont été réalisées en variant la taille de réseau composé de 10 à 400 nœuds, notamment représenté par des scénarios de haute densité (300-400 véhicules), de moyenne densité (150-250 voitures) et de faible densité (10-100 véhicules).

La taille de la zone urbaine où se déplacent les véhicules est dimensionnée à 2 000 m x 1 500 m, elle est extraite de la carte du centre-ville de Montréal à l'aide d'OpenStreetMap. La carte comporte des informations réelles sur le trafic et la réglementation fixée par la ville de Montréal, par exemple la vitesse maximale d'un véhicule fixée à 50 km/h, les directions des routes, le nombre de lignes sur chaque route, etc. Cette carte de Montréal est introduite au simulateur SUMO pour produire des scénarios réalistes de mobilité. Le fonctionnement du protocole proposé est programmé dans le simulateur de réseau NS3 version 26 et il exploite les différents protocoles de communication des couches inférieures, physique et MAC, le protocole MAC 802.11P est utilisé pour l'échange de données entre les véhicules.

En outre, pour modéliser les obstacles existants dans la zone urbaine et l'effet de la distance entre les véhicules, les modèles de propagation Nakagami et TowRayGround ont été utilisés. Les communications entre les véhicules sont établies par la transmission de 50 paquets de taille 512 octets sur des rayons de 250m et 500m. Enfin, pour chaque taille du réseau, une simulation de durée 500 s est exécutée puis répétée 40 fois avec un intervalle de confiance de 95 %.

3.2.3.2 Métriques de performance

Les critères de performance calculés dans la simulation pour évaluer l'efficacité du protocole de routage suggéré pour les environnements intelligents sont décrits ci-dessous :

- Le taux de livraison de paquets (PDR) : est le nombre total de paquets reçus par la destination sur le nombre total de paquets envoyés par les nœuds ;
- Le délai moyen de bout en bout (E2ED) : est le temps moyen nécessaire pour livrer les paquets de la source vers la destination ;
- La charge de routage (RO : *Routing Overhead*) : est le nombre de paquets de routage utilisés lors de la simulation ;
- Le débit (T : *Throughput*) : est le nombre de bits reçus avec succès par la destination par unité de temps ;

- La consommation d'énergie (CE) : est le rapport de la différence entre l'énergie finale et initiale sur l'énergie totale ;
- La gigue (J : *Jitter*) : identifie la différence de délai entre le paquet courant et le paquet suivant ;

3.2.3.3 Comparaison avec les protocoles de la littérature

Cette sous-section présente l'analyse des résultats obtenus et établis durant les différentes expériences conduites dans l'évaluation de performance.

◇ PDR :

La solution proposée présente un meilleur PDR par rapport aux autres protocoles de la littérature. Elle exploite la vue d'ensemble de l'état de tout le réseau. En revanche, les protocoles de comparaison utilisent des vues restreintes, aux informations de voisinage locales impactées par la taille de la portée de transmission de chaque nœud, ce qui limite leur connaissance du réseau. En outre, nous notons que la sensibilité aux obstacles de la technologie utilisée par les protocoles comparatifs a eu un effet négatif sur le PDR. Tandis que, LGRP bénéficie de l'avantage fourni par LoRaWAN pour surmonter les obstacles dans un environnement urbain, ce qui a permis plus de fiabilité et moins de perte de paquets.

◇ E2ED :

Comme conséquence aux résultats obtenus dans la métrique de performance PDR, une faible perte de paquets est enregistrée, d'où moins de retransmission de paquets, ce qui influence sur le délai de bout en bout. Par ailleurs, LGRP fonctionne mieux que AODV, CLWPR et GPSR pour atteindre plus de 39 % de gain, car il utilise une métrique de routage basée sur la réduction de la distance, du délai, et de la perte de paquets dans la sélection de routes. Le protocole Centralized présente un délai croissant ce qui donne une meilleur performance à notre solution.

◇ Débit :

Les résultats correspondants au débit varient selon la dimension de la plage de transmission, soit 250 m ou 500 m. Pour LGRP, une amélioration de débit allant jusqu'à 69 %, 56 % et 11 % par rapport à celles de AODV, CLWPR et GPSR respectivement est observée, lorsque la portée de transmission est configurée à 250 m. D'autre part, dans le cas de paramétrer cette dernière à 500 m, les valeurs du débit diminuent par rap-

port aux résultats précédents, mais le débit de LGRP reste mieux que ceux de AODV, CLWPR, Centralized et GPSR. Ces performances sont liées au fait que la réduction du délai de bout en bout du LGRP contribue à augmenter le débit.

◇ RO :

Entre autres, la consommation de bande passante par les paquets de routage donne une idée sur la charge du réseau et plus spécifiquement, en ce qui concerne la charge de routage RO. Le protocole utilise une multitude de paquets de routage, où chaque type de paquet a un rôle à part, ce qui augmente les valeurs de RO durant la construction des chemins de routage. Par conséquent, les résultats obtenus par LGRP surpassent ceux de AODV et du Centralized avec un gain en hausse de 42 % et de 74 % dans les scénarios ayant la portée de transmission de 500m et 250m. Néanmoins, il ne présente pas davantage d'amélioration par rapport aux deux autres protocoles comparatifs.

◇ EC :

En termes de consommation d'énergie, LGRP bénéficie grandement des avantages de la technologie LoRaWAN. Une économie d'énergie allant jusqu'à 5 % est conservée par LGRP durant tout le temps de simulation en comparaison aux autres protocoles. Ce gain est garanti par l'utilisation de la technologie LoRaWAN dans la transmission de paquets de contrôle afin de construire les chemins de routage.

◇ J :

Les résultats de la gigue démontrent que LGRP présente moins de variation que AODV, GPSR et Centralized, dans les deux scénarios 250 m et 500m. Cependant, LGRP produit des résultats semblables à CLWRP. En outre, LGRP illustrent moins de variation de la gigue ce qui démontre qu'il maintient des routes stables en choisissant des nœuds passerelles avec moins de délai.

3.2.3.4 Synthèse de la comparaison des protocoles

Suite aux comparaisons effectuées dans la partie précédente, il est primordial de souligner les différentes causes qui sont derrière ces variations de résultats. Finalement, CLWPR a besoin d'informations supplémentaires sur la position des obstacles et des bâtiments fournis par la carte géographique pour construire les chemins de routage. L'absence de ces données entraîne la création de chemins de routage instables, ce qui dégrade les performances du CLWPR. D'autre part, AODV est un protocole de routage réactif; son fonctionnement consiste à

envoyer des paquets de demande de route aux nœuds voisins puis aux voisins des voisins, jusqu'à atteindre la destination, qui sélectionne la route avec le moins de sauts et répond à l'émetteur par un paquet réponse de route.

Lorsque les véhicules relais changent de position ou quittent la route, AODV doit maintenir et reconstruire un nouveau chemin, ce qui augmente la surcharge, la perte de paquets et le retard de bout en bout. En ce qui concerne GPSR, son fonctionnement dépend des informations de proximité des nœuds lors de la transmission des paquets et de la connaissance de la position de destination, ce qui limite le processus de routage en cas de manque de ces informations. Par conséquent, le protocole ignore les autres possibilités de routes. De plus, le choix des nœuds les plus proches de la destination génère davantage de déconnexions lorsque les nœuds passerelles quittent la plage de transmission des autres nœuds. Le problème ne se pose pas pour LGRP, car il utilise une connaissance globale de l'état du réseau. Il ne nécessite pas d'informations supplémentaires, mais plutôt, il utilise les données des nœuds dans les messages de contrôle locaux et globaux pour établir des routes stables et robustes avec une faible perte de paquets et un délai de bout en bout réduit.

Malgré que le protocole Centralized utilise la même approche que la solution proposée pour construire les chemins de routage, sauf qu'il présente un délai de transmission de bout en bout élevé et il emploie un grand nombre de paquets de signalisation pour accomplir ces opérations. La cause de ses inconvénients est justifiée par la présence d'un seul composant qui monopolise tous les paquets de contrôle du réseau, et par conséquent il devient surchargé et ne peut répondre adéquatement aux requêtes qu'il reçoit. Alors que LGRP présente un faible délai de bout en bout et moins de paquet de contrôle par rapport au Centralized, ce qui nous permet de dire que LGRP répond bien mieux aux exigences des applications temps réel dans les environnements intelligents.

3.3 Volet 3 : Conception d'un protocole de routage basé sur SDN et l'apprentissage machine

Dans l'optique de réduire le délai et la perte de données, les deux volets précédents ont mis l'accent sur la modélisation de métriques et la conception de protocole en tirant profit des avantages offerts par les technologies IoT dans les villes intelligentes. Toutefois, l'hétérogénéité de cet écosystème se fait de plus en plus limitante et attire plus l'attention aux solutions assurant l'interopérabilité. Cependant, les tendances récentes des villes intelligentes révèlent que le SDN utilisé dans les réseaux filaires, peut être adapté pour prendre en charge la nature sans fil des systèmes d'environnements intelligents. Sans doute, la complexité de l'environnement intelligent et la gestion centralisée de SDN rendent cette possibilité encore

plus difficile en particulier si elle est envisagée pour les solutions de routage sous diverses exigences des applications temps réel.

Néanmoins, les algorithmes d'apprentissage automatique (ML) offrent une possible ouverture pour résoudre de tels problèmes. Dans cette perspective, nous explorons l'utilisation d'un algorithme ML et des technologies SDN pour proposer un nouveau protocole de routage pour réduire les délais de bout en bout. Nous utilisons la technique d'apprentissage machine pour découvrir et extraire des connaissances utiles à la prédiction du calcul des chemins de routage. Le développement d'un framework basé sur l'algorithme Naive Bayes aidera à étendre les fonctionnalités de SDN par l'ajout d'un protocole de routage, tel est le sujet de l'objectif 3 de la thèse.

Dans cette visée, il est question de proposer et d'évaluer une nouvelle solution de routage basée sur l'apprentissage machine supervisée Naive Bayes et le SDN pour optimiser le délai de bout en bout et la perte de données et réduire la charge du réseau. Cet objectif est atteint dans le chapitre 6 composé de l'article intitulé « *A new SDN-based routing protocol for improving delay in smart city environments* ».

3.3.1 Approches de résolution

Notre application de routage a tendance à réduire les délais de transmission et la charge du réseau « *overhead* » dans un environnement de transport intelligent en utilisant SDN pour gérer efficacement les communications de systèmes hétérogènes. L'approche supervisée donnée par le Naive Bayes classifier est intégrée dans la solution de routage. Cette technique de ML est caractérisée par sa mise en œuvre simple avec une faible complexité de calcul et un processus de prédiction en temps réel. L'algorithme prédit la localisation d'un véhicule dans une zone spécifique du réseau où est affectée une RSU particulière qui assume le rôle d'un commutateur SDN virtuel. Par conséquent, le contrôleur ne diffusera pas de paquets sortants pour découvrir l'emplacement d'un véhicule, ce qui réduira les paquets de contrôle échangés entre le contrôleur et les différents commutateurs / RSU du réseau. La localisation du nœud permet d'établir une route candidate entre une paire de nœuds, en fonction du délai le plus bas.

La solution tire parti du paradigme SDN et du procédé ML pour offrir une communication efficace et une aide pour apporter plus de flexibilité et d'agilité au système. Le réseau est composé de trois types d'équipements : le contrôleur, les véhicules et les RSU. Les RSU et les véhicules constituent le plan de données, tandis que le contrôleur représente le plan de contrôle. Les éléments du plan de données communiquent avec le contrôleur selon les balises du protocole OpenFlow.

Le protocole est conçu pour un système hétérogène dans lequel l'infrastructure de transmission utilise des technologies sans fil et filaires ; le WiFi 802.11P pour connecter un véhicule à l'infrastructure RSU (V2I) ou à un autre véhicule V2V et la technologie optique pour connecter le RSU au contrôleur. D'autre part, le contrôleur effectue des statistiques périodiquement en fonction d'un temps de fréquence. Les statistiques offrent des informations sur le délai le plus récent de chaque nœud et une vue d'ensemble du réseau et de ces composantes.

3.3.2 Génération et traitement de l'ensemble de données pour l'algorithme ML

Les algorithmes d'apprentissage machine supervisés fonctionnent avec un ensemble de données pour pouvoir prédire un futur résultat ou décision. La disponibilité de ce type d'ensemble, où les données décrivent adéquatement le problème à résoudre et répondent aux besoins du contexte auquel la solution a été conçue, est une chose incertaine. De ce fait, il fallait créer un nouvel ensemble pour pouvoir l'intégrer dans la partie prédiction de la solution proposée dans ce volet. La création de cet ensemble de données est accomplie par le biais des outils de gestion de mobilité offerts par le simulateur SUMO : les calibreurs « *Calibrator* » et l'application Traci.

À priori, les premières informations de base, utilisées pour débiter la création du nouvel ensemble de données, sont les données statistiques collectées sur le trafic et l'état du réseau routier de la ville de Montréal. Ces données ouvertes sont rendues accessibles par les autorités de la ville dans leur portail sur leur site Internet. Un banc d'essai a été construit virtuellement à l'aide du simulateur SUMO et d'une carte réelle du centre-ville de Montréal extraite via l'outil OpenStreetMap. Ce dernier a permis d'extraire toute l'information considérée comme le noyau sur lequel repose la génération de la configuration du réseau routier dans les scénarios de simulation. Ces informations comportent l'identification des routes et des segments, l'infrastructure de la circulation, telle que les feux de circulation, le nombre de lignes de chaque route, la vitesse limite, etc. Les données statistiques de la ville de Montréal ont fourni le nombre de véhicules présents à chaque intersection du réseau routier, à chaque période de temps.

Une fois les configurations élaborées, les simulations de trafic sont lancées pour compter le nombre de véhicules traversant un segment de route où un calibreur est implémenté pour restreindre l'excès et se limiter au nombre dévoilé par les données statistiques. En d'autres termes, le calibreur contrôle et calcule les véhicules qui traversent à la jonction. Si la valeur calculée atteint une valeur spécifiée par le portail openData de la ville de Montréal, le calibreur supprime le véhicule dépassant le niveau cible spécifié. Par contre, si la demande de trafic ne correspond pas à la valeur spécifiée, le calibreur insère de nouveaux véhicules. Durant le

déroulement de la simulation, les informations liées au temps, la position, la direction, la vitesse, les coordonnées du segment de routes, les véhicules voisins, etc., sont enregistrées dans un fichier CSV pour un traitement ultérieur. Les simulations sont exécutées une dizaine de fois puis une moyenne des valeurs obtenues est considérée dans l'ensemble de données.

Un nettoyage et un traitement de l'ensemble de données sont réalisés pour extraire les fonctionnalités nécessaires à la solution proposée. Un étiquetage de chaque colonne du fichier CSV est établi et une suppression de toutes les valeurs non valides et inutiles est effectuée. L'étiquetage a permis d'identifier les fonctionnalités destinées à l'usage de l'algorithme Naive Bayes, par : `node_id` : `Vehicle_id` ; `TT` : `travel_time` ; `RSTh` : historique du trajet du segment de route ; `CT` : heure actuelle ; `RT` : temps de trajectoire sur le segment de route ; `TD` : direction de la trajectoire ; `ST` : vitesse de déplacement ; `XP` : position de l'axe X ; `YP` : position de l'axe Y ; `AN` : numéro de zone et `RSUAddr` : adresse de l'unité routière.

Il convient de noter que l'algorithme Naive Bayes est basé sur des hypothèses d'indépendance forte, dite naive, entre les différentes fonctionnalités. À cet égard, un examen et une évaluation de cette contrainte sont réalisés par une matrice de corrélation pour chaque paire de fonctionnalités, ainsi que les coefficients de corrélation de Pearson.

3.3.3 Évaluation de performance

Au stade expérimental, les performances du protocole proposé ont été évaluées, selon les métriques suivantes : PDR, débit, gigue (jitter), taux de perte, délai de bout en bout.

3.3.3.1 Paramétrage et scénarios de simulation

Pour évaluer les performances du protocole de routage basé sur SDN-Naive Bayes, un banc d'essai de simulation a été développé en créant un réseau virtuel par le biais de machines virtuelles. Ces machines sont construites par VMware 14.1 et configurées avec le système d'exploitation ubuntu 18.10, un émulateur SDN sans fil Mininet-WiFi 2.7, et le protocole de communication OpenFlow 1.3. La mobilité des nœuds est générée par le simulateur SUMO 1.4.0. La dimension de la zone urbaine sur laquelle les nœuds se déplacent est de 1 500 x 2 000 m², extraite par OpenStreetMap au centre-ville de Montréal. La topologie représente un réseau maillé où tous les nœuds sont interconnectés.

De plus, la génération de trafic de données de type UDP est accomplie par les applications *Iperf* et *ping*, et la taille des paquets transmis est fixée à 512 octets. Chaque simulation dure 500 s et elle est répétée 10 fois avec un intervalle de confiance de 95 %. Pour analyser les résultats de performance du protocole proposé, une comparaison à la littérature est conduite.

Le choix de comparaison est composé de : deux protocoles de routage basé sur SDN, soit le protocole multipath, et le protocole Q-learning, et du protocole OLSR qui est un protocole traditionnel destiné aux réseaux MANET. Le réseau est composé de 130 nœuds, 10 RSU et un contrôleur.

3.3.3.2 Synthèse des résultats d'évaluation de performance

L'aspect général des résultats de simulation démontre une meilleure performance de la solution dressée dans ce volet par rapport à celles de la littérature. Elle présente un haut PDR par rapport aux protocoles OLSR, multipath et Q-learning, dans les scénarios denses et raréfiés. Alors que les valeurs obtenues enregistrent une dégradation lorsque le réseau devient dense. Cette situation est le résultat de l'utilisation d'un seul contrôleur pour traiter toutes les demandes du réseau, entraînant une surcharge du contrôleur.

Néanmoins, la solution proposée atteint son objectif de réduire la perte de données et apporte une amélioration par rapport aux autres solutions comparatives. Le protocole basé sur SDN et Naive Bayes fonctionne mieux que les autres avec moins de perte de paquets. Les résultats relatifs à la perte de données sont améliorés car l'approche utilisée pour la prédiction de la zone de positionnement de la destination, fournit une couverture de l'ensemble du réseau. Cela est suffisant pour chercher un chemin de routage entre la paire source-destination.

De plus, l'efficacité d'un protocole de routage réside dans la stabilité du réseau en termes de communication avec le moins d'interruption possible. La gigue est la métrique de performance qui nous permet de distinguer les solutions de routage les plus fiables produisant des routes plus stables. Ceci dit, le protocole proposé démontre de bonnes performances en particulier dans les faibles densités.

Un autre point amélioré par la solution de routage suggérée est le E2ED, car elle présente principalement le délai de bout en bout le plus court, que ce soit pour une portée de transmission de 250 m ou 500 m. Également, lorsque la taille des paquets transmis est variée, le protocole présente toujours le meilleur délai de bout en bout par rapport aux protocoles Q-learning, multipath et OLSR. Toutefois, lorsque l'apprentissage supervisé analyse une quantité massive de données pour former un système et produit une formule généralisée de prédiction, des anomalies peuvent surgir entraînant certaines erreurs de calcul. Donc, ce genre d'approche supervisée est influencé par la qualité des données d'entraînement, ce qui engendre des erreurs dans le calcul des résultats attendus par la solution. Dans ce cas, une répercussion sur le E2ED est constatée. Dans le scénario où la portée de transmission est mise à 500m, le E2ED du protocole suggéré est légèrement détérioré par rapport à la solution Q-learning, mais il reste meilleur que celui des protocoles multipath et OLSR.

Pour comprendre le résultat E2ED obtenu par la solution Q-learning, il revient à expliquer son modèle d'apprentissage par renforcement. Le modèle d'apprentissage par renforcement est défini dans le processus de décision de Markov. Il est formé d'un agent d'apprentissage qui fonctionne avec un système de récompenses et d'actions. Le système d'apprentissage lui-même crée des données en interagissant avec l'environnement pour observer son comportement de base par étapes discrètes. L'approche examine à chaque fois l'arrière-plan et reçoit une récompense pour chaque observation. Enfin, le but est de collecter autant de bonus que possible pour faire plus d'observations.

De plus, ce type d'apprentissage utilise le processus de décision de Markov qui fournit un cadre mathématique pour la modélisation, ce qui garantit une précision. La prise de décision séquentielle se produit et l'entrée suivante dépend de la décision de l'apprenant ou du système. Basé sur la formulation mathématique, le modèle d'apprentissage par renforcement génère un résultat exact disponible à partir de l'état initial. De plus, dans ce scénario, la taille de notre système est relativement petite, ce qui permet à Q-learning de faire plusieurs observations en peu de temps, ainsi il améliore ses performances. En revanche, si le réseau devient suffisamment grand et complexe, le temps de réponse de Q-learning deviendra fastidieux, influençant et détériorant le délai de bout en bout.

3.4 Volet 4 : Proposition d'une nouvelle architecture

Subséquentement à la conception du protocole de routage dans le troisième volet, nous avons remarqué certaines parties qui peuvent être mises à jour au niveau de l'architecture SDN afin de mieux répondre aux exigences des environnements intelligents. En particulier, l'aspect étendu de l'écosystème, qui présente un réseau à grande échelle, une éventualité de non-efficacité du fonctionnement du contrôleur peut surgir lorsque le nombre de périphériques augmente causant une surcharge de gestion du système.

SDN garantit une flexibilité, une interopérabilité et une facilité programmable des équipements hétérogènes des environnements intelligents. Lorsque le nombre d'appareils utilisés augmente avec le temps, cela transforme ces environnements en systèmes à grande échelle. Les conséquences de cette évolutivité entraînent une dégradation de temps de calcul et une surcharge de la consommation des ressources du réseau. Par contre, dans les zones où une diminution de ces appareils est signalée, cette situation provoque une faible connectivité et nécessite de renforcer la coopération entre les réseaux hétérogènes existants.

C'est dans le but de résoudre cette situation, la conception d'une nouvelle architecture utilisant SDN, l'apprentissage machine et la nouvelle technologie IoT LoRaWAN est proposée

dans cette partie du travail. Cela correspond à l'objectif 5 de cette thèse qui est présenté au chapitre 7 composé de l'article intitulé « *A new architecture based on sdn and machine-learning : paving the way for future smart environments* ».

3.4.1 Description de l'architecture proposée

L'architecture SDN conventionnelle se compose des trois couches suivantes : le plan de données, le plan d'applications et le plan de contrôle. Le plan de données comprend tous les appareils IoT et commutateurs qui transfèrent les données. En revanche, le plan d'applications fournit les applications associées au fonctionnement de l'environnement intelligent, telles que l'équilibrage de la charge des ressources, le routage de données, etc.

La couche principale qui relie les deux couches précédentes est le plan de contrôle. Elle contient un composant SDN principal appelé contrôleur. Il représente le centre de commande du système, il est chargé de contrôler l'ensemble du réseau. Le contrôleur gère et maintient la communication entre les éléments du plan de données par le biais des protocoles partie sud « Southbound », et assure le fonctionnement des applications et des services au niveau du plan d'applications via des protocoles partie nord « Northbound ».

Le contrôleur étant un élément clé de la solution SDN, il peut communiquer avec tous les appareils de l'environnement intelligent. Il a une connaissance instantanée de l'état de l'ensemble du système par la fonction de découverte de tout nouvel équipement entrant ou sortant du système, et il détecte l'état de transmission des flux de données. Par ailleurs, un environnement intelligent est en perpétuelle évolution et se développe en ajoutant de nouveaux équipements. Par conséquent, les tâches assignées au contrôleur deviennent de plus en plus difficiles et complexes, d'où la nécessité d'alléger le rôle du contrôleur au sein de l'écosystème en lui attribuant seulement les tâches suivantes :

- Configurations de l'infrastructure par le paramétrage des fonctions du matériel.
- Équilibrage de la charge du système en considérant la répartition équitable des ressources entre les différents composants tout en évitant la sous-utilisation de ces dernières.
- Distribution égale du trafic de données sur l'ensemble des appareils déployées dans l'écosystème avec une optique d'atténuer une congestion du réseau.
- Prise de décision de routage en sélectionnant un chemin optimal basé sur les exigences en QoS des applications de l'environnement intelligent.
- Allocation des ressources réseau telles que le spectre, la bande passante, la puissance de transmission, etc. pour garantir un fonctionnement optimal de l'écosystème.

Cependant, les fonctions suivantes :

- La découverte de la topologie du système en observant les périphériques du plan de données ajoutés ou supprimés.
- La gestion des flux de données par l'identification de l'état de transmission et des équipements qui transfèrent ces flux de données.

Elles seront attribuées à d'autres éléments de l'architecture SDN. De ce fait, nous proposons une nouvelle vision qui présente une nouvelle architecture, en disjoignant le plan de contrôle en deux parties : une première partie appelée « usine de règles de commandement » et une deuxième partie nommée « générateur d'actions et de prédictions ». Le rôle de chaque nouvelle composante est comme suit :

1. Usine de règles de commandement :

Cette unité est chargée d'établir et de soumettre les règles de fonctionnement aux différents appareils du plan de données. Elle contrôle la transmission et le traitement des données et la gestion des ressources. La section envoie des commandes sous forme de règles de fonctionnement qui forment un protocole de communication utilisé par les appareils pour transmettre les données. Ce nouveau composant s'appuie dans son fonctionnement sur les informations reçues du « générateur d'actions et de prédictions ».

2. Générateur d'actions et de prédictions :

Dans cette section, les algorithmes d'apprentissage machine sont au cœur de son fonctionnement. Ce générateur utilise l'algorithme Naive Bayes pour prédire l'état du système en fonction des données collectées des échanges de messages de contrôle avec les différents appareils de l'environnement intelligent. Cet échange de paquets de contrôle fournit une vue d'ensemble du réseau et permet des actions et des décisions en temps réel qui sont transférées à la section « usine de règles de commandement » qui les traduira sous forme de règles.

3.4.2 Le fonctionnement de l'architecture proposée

Étant donnée les contraintes et les spécifications des environnements intelligents, l'utilisation des algorithmes d'apprentissage machine doit assurer le moins de complexité de calcul et garantir des prédictions en temps réel. Par conséquent, l'algorithme Naive Bayes présente un candidat puissant qui est idéal pour la résolution de problèmes en temps réel avec la simplicité de mise en œuvre. L'architecture proposée comprend les éléments suivants :

- Le plan de données contient les périphériques d'extrémité et les passerelles ;

- Le plan de contrôle comprend l'unité « usine de règles de commandement » et l'unité « générateur d'actions et de prédictions » ;
- Le plan d'application comprend les applications de routage, l'équilibrage de la charge des ressources et les services fournis aux utilisateurs.

En ce qui concerne le plan de données, chaque périphérique et passerelle est doté de deux interfaces. Le premier est dédié pour la transmission des paquets de contrôle utilisant la technologie LoRaWAN. Cette interface achemine les paquets vers une passerelle, puis vers l'unité « générateur d'actions et de prédictions » où les actions de traitement et les prédictions sont générées. Un protocole de communication LGRP léger définit la structure des paquets et effectue leur transmission entre les interfaces LoRaWAN. La deuxième interface est adoptée pour les règles de gestion et de transfert de données entre les appareils du plan de données. Cette interface transmet les règles établies par l'unité « usine de règles de commandement » vers les équipements du plan de données.

Dans l'architecture conçue, les passerelles agissent comme des commutateurs et les périphériques finaux servent d'hôtes. Au niveau du plan de contrôle, l'unité « générateur d'actions et de prédictions » construit un ensemble de données qui représente l'état global du système. Cette partie produit les actions et décisions nécessaires à l'unité « usine de règles de commandement » pour garantir les activités recommandées pour la bonne gestion du système.

Un serveur LoRaWAN comprend l'unité « générateur d'actions et de prédictions », cette dernière reçoit des paquets de contrôle qui transportent des informations sur l'état du système et les statistiques de consommation de ressources. L'information alimente l'ensemble de données de l'algorithme Naive Bayes pour les étapes d'entraînement, de validation et de prédiction. Les résultats obtenus sont traduits sous forme d'actions ou de décisions à l'unité « usine de règles de commandement ». Ce dernier composant génère des règles de fonctionnement et les envoie aux périphériques du plan de données. L'unité « usine de règles de commandement » définie par le contrôleur SDN Ryu gère les tables de flux et les règles d'acheminement des données entre les équipements du plan de données. Pour la transmission de règles et de paquets de données, les technologies Wi-Fi ou cellulaire sont utilisées.

3.5 Conclusion

En somme, l'ensemble des objectifs présentés dans cette thèse à la section 1.3 ont été atteints dans les trois chapitres subséquents. La modélisation de la métrique multicritère et les différentes résolutions suggérées permettront de fournir une ébauche pour promouvoir une solution de routage répondant aux exigences des applications temps réel dans les environne-

ments intelligents. L'extension de cette métrique permettra de faire face à d'autres aspects de la mobilité qui représente un besoin de tous les objets au sein de l'écosystème, vu l'étendue de l'ubiquité des applications fournies par les environnements intelligents. Néanmoins, l'intégration d'une technologie IoT pour détourner les limitations des scénarios urbains offre une issue favorisant l'hybridation de communication LoRaWAN et WiFi pour une couverture globale de tout le réseau et une garantie de chemins de routage stable et fiable.

De plus, l'ère de l'intelligence artificielle a conquis toutes les sphères des villes futures, introduisant des algorithmes d'apprentissage pour acquérir l'expertise nécessaire qui aidera dans la prise de décision, telle que proposée dans la solution de routage conçue. Une optique de surmonter le problème d'interopérabilité et l'hétérogénéité des systèmes existants par le biais des solutions SDN permettra une scalabilité et évolutivité des solutions proposées.

Tableau 3.1 Identification des volets de recherche

	Objectifs de recherche	Méthodes de recherche	Articles scientifiques
Volet 1	1- Concevoir un modèle mathématique de métrique de routage de données dans un contexte de mobilité dans le souci de réduire le délai, la perte de données et à répondre aux exigences des applications de temps réel, en évitant l'impact des obstacles physiques dans les zones urbaines ;	<ul style="list-style-type: none"> - Revue de littérature sur le routage dans les villes intelligentes. - Définir un ensemble d'équations mathématiques sous la forme d'un modèle de programmation non linéaire. - Programmer la résolution de l'ensemble d'équations en utilisant un langage mathématique, puis un algorithme. - Évaluer la performance des approches utilisées. 	A NEW ROUTING METRIC FOR REAL-TIME APPLICATIONS IN SMART CITIES
Volet 2	2- Étendre le modèle mathématique de la métrique afin d'intégrer la vitesse de mobilité des nœuds et le temps d'expiration de liens constituant les chemins de routage construits, puis proposer une méthode de pondération des critères employés dans la nouvelle métrique de routage, ainsi que de concevoir un nouveau protocole de routage en utilisant la métrique étendue et en intégrant la technologie IoT LoRaWAN dédiée aux applications des villes intelligentes et la technologie WiFi dans le modèle de communication ;	<ul style="list-style-type: none"> - Revue de littérature sur LoRaWAN. - Définir un nouvel ensemble d'équations mathématiques pour modéliser le problème de routage. - Présenter l'approche de résolution en considérant la technologie LoRaWAN et WiFi dans les transmissions de paquets de contrôle et de données. - Concevoir et développer le protocole LGRP dans NS3. - Présenter l'évaluation de performance du protocole conçu, notamment en calculant le délai, le taux de livraison, la charge du réseau, le débit et l'énergie consommée. - Générer des scénarios de test réels par le biais de SUMO et OpenStreetMap. - Comparer les performances de LGRP, AODV, GPSR et CLWPR. 	NEW ROUTING PROTOCOL FOR MORE RELIABILITY TO INTELLIGENT TRANSPORTATION COMMUNICATION
Volet 3	3- Proposer une nouvelle solution de routage basée sur l'apprentissage machine supervisé et le SDN pour optimiser le délai de bout en bout et la perte de données et réduire la charge du réseau ; 4- Évaluer les performances des solutions conçues dans des scénarios réels denses et raréfiés;	<ul style="list-style-type: none"> - Revue de littérature sur SDN et apprentissage machine Naïve Bayes - Créer un ensemble de données (dataset) réaliste par le biais de SUMO, Calibrator et l'information site web Ville de Montréal. - Traiter et libeller les données. - Développer un algorithme de prédiction en utilisant Naïve Bayes. - Concevoir le protocole de routage et l'implémenter dans Mininet-wifi. - Évaluer les performances et comparer aux protocoles de la littérature. 	A NEW SDN-BASED ROUTING PROTOCOL FOR IMPROVING DELAY IN SMART CITY ENVIRONMENTS
Volet 4	5- Proposer une nouvelle architecture basée sur SDN, ML et la technologie IoT LoRaWAN, dans le but de renforcer la coopération entre les réseaux hétérogènes dans les zones urbaines à faible connectivité.	<ul style="list-style-type: none"> - Revue de littérature sur les projets IoT dans les environnements intelligents, SDN et l'apprentissage machine. - Conception de l'architecture proposée - La description du fonctionnement de la nouvelle architecture. 	A NEW ARCHITECTURE BASED ON SDN AND MACHINE-LEARNING: PAVING THE WAY FOR FUTURE SMART ENVIRONMENTS

CHAPITRE 4 ARTICLE 1 : A NEW ROUTING METRIC FOR REAL-TIME APPLICATIONS IN SMART CITIES

Auteurs : Lamia ELGAROU, Steven CHAMBERLAND, Samuel PIERRE

Publié à la conférence : IEEE Sustainability ICT, Juin 2019

Abstract

Many interconnected smart devices manage and control different areas in cities using information and communication technologies. Such networked devices, exchanging information through real-time applications, are characterized by their high mobility, which require developing optimized routing metrics. In the literature, several solutions are proposed to solve such an information routing problem. Most of them use many network parameters in routing metrics calculation, such as the node position, the node speed, the link quality and the network density. However, the existing routing solutions may require combining simultaneously the end to end delay, the packet loss and the distance. This adds more efficiency in data transmission since the real-time applications require no packet loss and less delay. In this paper, we consider these parameters to propose a mathematical modeling of new multicriteria routing metric. Subsequently, we solve it with three different methods : exact method, A star method and A star with obstacles method. The simulation results show the efficiency of the A star method in terms of response time and iteration number.

4.1 Introduction

Nowadays, several towns around the world are known as smart cities [87]. The innovation in their systems integrates information and communication technologies (ICT) solutions into the urbanization, to efficiently manage the infrastructure and to provide better services and living conditions to the citizens. These solutions use several smart devices, such as mobile equipment, vehicles and sensors. They gather and transmit data, that sustain the fundamental functions and services needed in health care, governance, economic and transportation systems. These apparatuses are interconnected through wired and wireless networks using different technologies to exchange information by a routing protocol. The protocol builds the route between nodes of the network based on routing metrics as path length, path capacity, interference and energy.

Mostly, in smart cities, the design of new routing metric and robust protocol must consider functional and temporal constraints required by real-time applications and granting efficient communication. The primary and critical constraint is a transmission delay which must be

below a threshold fixed by real-time applications. In the case where this constraint is not respected, the result can have dangerous consequences on the lives and significant economic losses. On the other hand, the packet loss cause retransmission of data which increase the transmission delay. The mobility of devices in smart cities adds another challenge to consider in designing of routing metric. This induces to consider the distance between devices as an important parameter in the high mobility environment like indicated in the literature [88] [89].

To understand this challenge, we quote as the first example, the case of applications related to autonomous vehicles as intelligent transportation. This kind of car operates based on awareness of context in their environment, so any missed information following lost or long delay transmission will have consequences on their operations. The second example shows another context, where the electric vehicles need to supply with the electricity to run. This supplying is allowed in the case of the consumption level of the electricity not exceed the maximum functioning capacity of smart grid. The equipment of smart grid ought to report this situation to the vehicles indeed of supplying by transmitting the information.

In the case of losing this information or reaching late will cause the breakdown of grid and puts the city on the dark. So, throughout this work, we propose multicriteria routing metric to reduce delay and packet loss by combining only three parameters : delay, packet loss and distance in computing routing path between two nodes. According to our knowledge, the combination of these parameters is not considered in any work for smart cities before. Our main contribution consists of : Establishing a mathematical model of a new multicriteria metric using end to end delay, packet loss and distance ; Developing method for solving the mathematical model proposed. The remainder of this paper is organized as follows. Section II summarizes related works. Section III presents the mathematical model of our metric in detail. Section IV exposes the resolution methods and evaluates their performance by simulation. Section V concludes.

4.2 Related works

Routing is a mechanism for building a path between the source and destination nodes to transmit packets through intermediate nodes acting as a gateway. This mechanism can work in reactive, proactive or hybrid manners and as centralized or distributed. Mostly, routing performance depends on the quality of the built paths that must guarantee the best throughput, delay and the least data loss. Routing protocol calculates a metric for each node and selects the bests. Here we present related works on multicriteria routing metrics.

In [60], Mezher and Igartua have proposed a new routing protocol for smart transportation

in smart cities, they have considered safety applications by using multimedia tools to report accidents. They have calculated the routing metric based on the distance to the destination, the density, the trajectory, the available bandwidth estimation and the packet loss. The transmitted video of accident identifies the level of the situation's seriousness to help the authorities in making a good decision as soon as possible. This routing protocol requires the use of the city map. In the same kind of networks, Qureshi *et al.* [53] have used other parameters in their routing metric depending of presence of nodes between or at intersections. They have focused on road features using direction, distance, and traffic density. The distance and the direction allow to select the gateway based on its location at the intersection or between intersections. At intersection, they have estimated the density to identify which road chooses and to select the intermediate node leading to the destination.

With the similar idea, other researchers [62] have designed a routing protocol for aeronautical networks. They have defined multicriteria metric by combining path availability, residual path load capacity and path latency. In [90], Han *et al.* have introduced a routing metric to improve route stability in mobile wireless sensor networks, they have considered link remaining lifetime and link lengths. In [91], Rafsanjani *et al.* have described a mathematical model of multi-hop routing mechanism based on two factors : packet delivery and energy consumption. The orchestration of this routing metric aims to provide energy efficiency in mobile ad hoc networks.

Another work in [58] has proposed a new routing strategy considering the time-sensitive packets generated by real-time applications. They have introduced a dynamic delay threshold. So, in case that the delay of the shortest path is slightly worse, the opportunity of using another path having a delay close to this dynamic threshold is selected. They calculate the dynamic threshold as periodic function using the transmission rate and transmission delay as parameters. Analogously, Attia *et al.* present a new solution in [92]. They have combined delay, bandwidth, packet lost and distance to optimize dynamic QoS-based data streams in a smart community network. They have used a software-defined network (SDN) in their solution to select a short path between nodes in wired and wireless networks.

4.3 Motivation and problem modeling

In this section, we expose the challenge to define a new multicriteria routing metric. Then, we present the mathematical model in detail.

4.3.1 Motivation

The previous solutions are mostly designed for a special kind of application and networks. They calculate the routing metrics using more than three parameters which cost in the routing time response. On the other hand, they add requirements to have information about networks which need special equipment to apply their solution in the smart cities. In contrast, we propose a new routing metric that support real time and non-real-time applications. So, to model our metric, we note that several parameters influence on the selection of intermediate nodes constituting the routing path, such as the variation of the link capacity, the queue length of the node, the neighbor nodes and their positions. To respond to smart city requirements, we define our metric based on distance between the nodes, the end-to-end delay and the packet loss. The aim of our metric explicitly is to reduce the packet loss and the delay, and implicitly is to improve the reliability and the energy consumption in the network.

4.3.2 Problem modeling

Modeling a routing metric for smart cities' networks is not an easy task, especially in a case where we must consider the nodes mobility and the requirements of real-time applications. In this section we describe the mathematical formulation of the proposed metric and we summarize the used notation in Table 4.1.

— Distance

In an environment where nodes are characterized by their high mobility, the routing protocols adopted are geographic routing protocols. The node position information is paramount to build paths between source and destination nodes. The constructed routes will be multi-hop paths with length calculated by the sum of Euclidean distance. In literature, several routing protocols based on geographical node position look at the closest nodes to the destination as relay nodes. They aim to reduce the number of hops between the source and the destination, and to reduce the transmission delay. But if several other nodes request this node as relay node, this will cause overloading of the node and thus will cause packets loss. Therefore, we have modified the formula used in [60] to avoid this choice by the distance calculation in formula (4.1) as follows :

$$d_{ij}^{mor} = \begin{cases} \frac{d_{ij}}{d_{SD}-R} & \text{if } d_{iD} \geq R \\ 1 & \text{if } d_{iD} < R \end{cases} \quad (4.1)$$

The fact that the nodes on the shortest paths between source and destination are likely to have more risk of packet collisions and retransmissions, thus increasing the end-to-end delay. Hence, the importance of considering other parameters is necessary such as packet loss and

transmission delay of nodes. In this way, we will be able to bypass the bottleneck node and ensure an optimal routing path.

Tableau 4.1 The used notation

Notation	Meaning
N	Set of nodes
E	Set of links
S	Source node
D	Destination node
(i, j)	Link between node i and node j
d_{ij}	Distance between node i and node j
d_{ij}^{nor}	Normalized distance between node i and node j
d_{SD}	Distance between node S and node D
R	Transmission range
P_{ij}^{succ}	Probability of successful transmission between i and j
P_{ij}^{col}	Probability of packet collision between i and j
P_{ij}^{err}	Probability of medium transmission error between i and j
t_{ij}^{trans}	Transmission time between node i and node j
t_{ij}^{idle}	Idle time of node i and node j
t_{ij}^{succ}	Successful transmission time between node i and node j
L_{ij}	Packet loss between node i and node j
T_{ij}	Delay between node i and node j
T_{ij}^a	Attempt time between node i and node j
T_{ij}^w	Waiting time between node i and j
T_{ij}^t	Transmission time between node i and node j
X_{ij}	Binary variable
α_1	Weight of distance parameter
α_2	Weight of delay parameter
α_3	Weight of packet loss parameter

— Packet Loss

Transmission is successful only if there are no packets collision and no error on the transmission medium. However, when a node is in communication, it will be in one of the following states :

- It transmits packets and receives acknowledgments, which represents a successful transmission time ;
- It is waiting since the transmission medium is occupied by another node, which represents a waiting time ;
- It transmits packets and does not receive acknowledgments, which represents an unsuccessful transmission time.

Therefore, the probability that a transmission is successful between two nodes i and j in the formula (4.2) is the product of inverse probability on collision and medium transmission error.

$$P_{ij}^{succ} = (1 - P_{ij}^{col}) \times (1 - P_{ij}^{err}) \quad (4.2)$$

In [93], Mirza and Almustafa have proposed a new method to estimate channel error and collision probabilities through a mechanism at the MAC layer. The method calculates them based on direct measurements taken on the channel. That amounts to the formulation of channel error probability in formula (4.3) as :

$$P_{ij}^{err} = 1 - \frac{P_{ij}^{succ}}{1 - P_{ij}^{col}} \quad (4.3)$$

Where P_{succ} is probability of successful transmission. The definition of collision probability is shown in formula (4.4)

$$P_{ij}^{col} = \frac{t_{ij}^{trans} - t_{ij}^{idle}}{t_{ij}^{trans}} \quad (4.4)$$

The successful transmission probability is calculated by the estimation of the transmission time and successful transmission time as in (4.5) :

$$P_{ij}^{succ} = 1 - \frac{t_{ij}^{trans} - t_{ij}^{succ}}{t_{ij}^{trans}} \quad (4.5)$$

The transmission time minus successful transmission time represents the failed transmission time. So, by substituting of (4.5) in (4.3), we can calculate the channel error as :

$$P_{ij}^{err} = 1 - \frac{1 - \frac{t_{ij}^{trans} - t_{ij}^{succ}}{t_{ij}^{trans}}}{1 - P_{ij}^{col}} \quad (4.6)$$

From previous calculation, we define the packet loss on a link connecting a node i to a node j in (7) as a product of collision and error of the channel probabilities :

$$L_{ij} = P_{ij}^{col} \times P_{ij}^{err} \quad (4.7)$$

The channel error produced on a link or the congestion and collision on a node are the main causes of the packet lost. So, distinguishing these causes will allow us to identify and to avoid the nodes presenting the congestion and collision. The first reason to avoid these nodes is their high solicitation as node relay, seen their position close to the destination node, resulting their load. So, circumventing these nodes through using other adjacent nodes will provide a

favorable solution for efficient and reliable routing paths between a source and a destination. The second cause is : nodes with more active neighbors may get more collisions due to the neighbors' transmission. The consequence of the packet lost will be the retransmission of packet and so will increase the delay.

— End to End Delay

Based on what we have said previously, we conduct to consider the delay of transmission as a third computational parameter of proposed metric. We select nodes forming links with reduced delay to guarantee a decreased end-to-end delay. The end-to-end delay is the time between two moments ; the moment a packet reaches the head of the queue and the moment when the sender receives an acknowledgment indicating the successful packet receiving. We obtained this delay at the MAC layer by calculating the average service time of a packet consisted of :

- The duration to transmit the packet successfully once ;
- The total time that packet spends in the queue by node ;
- The total time used to retransmit the packet.

So, the end-to-end delay between a source node and a destination node is the sum of the link delay belonging to this routing path. The delay on each link between two nodes i and j include the transmission attempt time, the time waiting for transmission and the transmission time. Then we define the delay on a link between nodes i and j as :

$$T_{ij} = T_{ij}^a + T_{ij}^w + T_{ij}^t \quad (4.8)$$

In summary, our problem is to find the paths between a source node and a destination node that have minimal end-to-end delay, packets loss and distance. We will use the previously mentioned parameters in our mathematical model which consist to minimizing an objective function F expressed in the formula (9) as follows :

$$\begin{aligned} \min F = \alpha_1 \sum_{(i,j) \in E} d_{ij} X_{ij} + \alpha_2 \sum_{(i,j) \in E} T_{ij} X_{ij} \\ + \alpha_3 \prod_{(i,j) \in E} L_{ij} X_{ij} \end{aligned} \quad (4.9)$$

Subject to :

$$\prod_{(i,j) \in E} L_{ij} X_{ij} \leq 1 \quad (4.10)$$

$$\sum_{(i,j) \in E} T_{ij} X_{ij} \leq T_{max} \quad (4.11)$$

$$\sum_{(i,j) \in E} d_{ij} X_{ij} \geq R \quad (4.12)$$

$$\sum_{(i,j)} X_{ij} - \sum_{(j,i)} X_{ji} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = S \\ -1 & \text{if } i = D \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (4.13)$$

$$\sum_{p=1}^3 \alpha_p = 1 \quad (4.14)$$

$$X_{ij} \in \{0, 1\} \quad (4.15)$$

$$0 \leq d_{ij} \leq R \quad (4.16)$$

$$0 \leq T_{ij} \quad (4.17)$$

$$0 \leq L_{ij} \leq 1 \quad (4.18)$$

$$\alpha_p \geq 0 \quad p=1..3 \quad (4.19)$$

The explanation of the constraints in our mathematical modeling is : constraint (4.10) checks that the packet loss of the routing path must not exceed 1. Also, regard to real-time applications in smart cities, we put the constraint (4.11) to guarantee end to end delay less than a maximum delay Tmax fixed by the requirements of applications. The constraint (4.12) defines the distance of the built path. The calculated distance must be longer than the transmission range R to select intermediate node, otherwise the source and destination can communicate to each other without passing by gateways.

In the constraint (4.13), we express the flow conservation, which means the incoming flow must be equal to the outgoing flow in the intermediate nodes. The exception of flow conservation is for the source node where the flow must be out of the node and for the destination node where the flow enters to the node. Constraint (4.14) shows the sum of factors equal to 1, each factor presents the weight of the parameter used in the objective function.

The X_{ij} are decision variables which take value 1 if we select the link in building routing path, 0 otherwise as expressed in constraint (4.15). Also, two nodes can communicate together if the distance between them is less than the transmission range R as defined in constraint (4.16). The constraints (4.17) (4.18) and (4.19) verify that the values of T_{ij} , L_{ij} and α_p must be greater than 0.



Figure 4.1 Montreal Downtown Extracted by Openstreetmap

4.4 Performance evaluation

4.4.1 Methods of resolution

In this section, we provide the details of the metric resolution and evaluation. Firstly, we have used analytic hierarchy process (AHP) method to determine the values of α_1 , α_2 and α_3 [94]. To solve our mathematical model and to obtain a solution with exact method, we have used A Mathematical Programming language (AMPL) [95]. Our objective function and

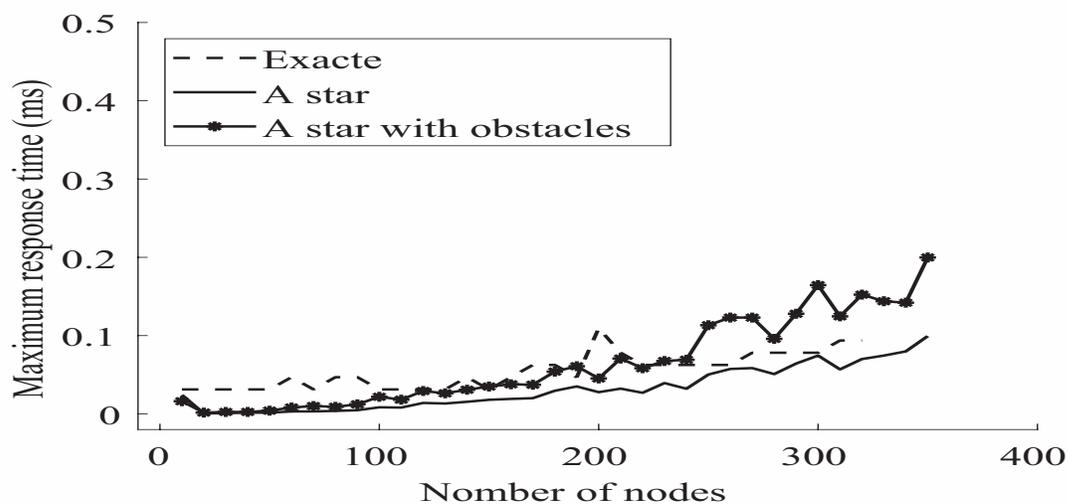


Figure 4.2 Variation of maximum response time by the number of nodes

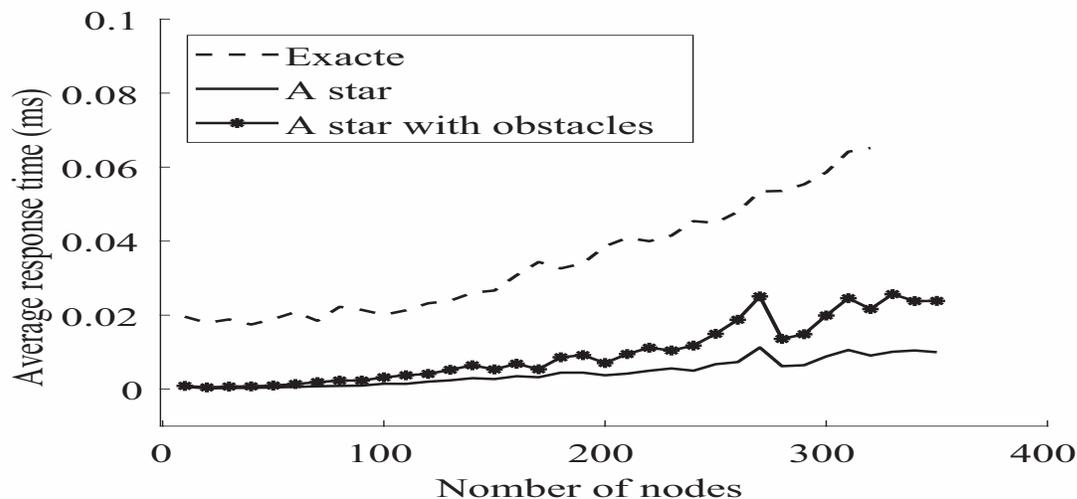


Figure 4.3 Variation of average response time by the number of nodes

constraint equations represent a nonlinear optimization problem. Hence, we choose the Minos solver provided by AMPL. This programming language uses two files to solve the model. The first is a code file containing the instructions corresponding to our mathematical model. The second file contains data related to the nodes as the position, the delay values and the packet loss. We generate these values randomly with MATLAB. As for the distance values between nodes, we have positioned the nodes in a geographic area of downtown Montreal extracted from the OpenStreetMap website like shown in Figure 4.1. Nodes showed with different geometric shapes act out as obstacle nodes in our simulation. With using the Montreal map, we approach a real scenario in smart city for the evaluation of our metric.

In the literature, several algorithms are suggested to solve the routing problem, for example Dijkstra algorithm [96], the A star algorithm, noted (A*) [97] and the Bellman-Ford algorithm [98].

For the evaluation of proposed metric, we choose the A* algorithm which is a variant of the Dijkstra algorithm. The advantage of this algorithm is to have a reduced response time compared to the Dijkstra algorithm in discovering path between two nodes. The operating principle of the A* algorithm is to visit once the nodes and to select his neighbor node with the best metric value. This algorithm puts the selected nodes in an open list in order to not process them a second time. Also, the A* algorithm uses a black list to deposit the nodes considered as obstacles that can deteriorate the solution obtained. We have adapted the operation of this algorithm to our problem to build a routing path using our metric. We extract the coordinates of all building that represents obstacles from the OpenStreetMap,

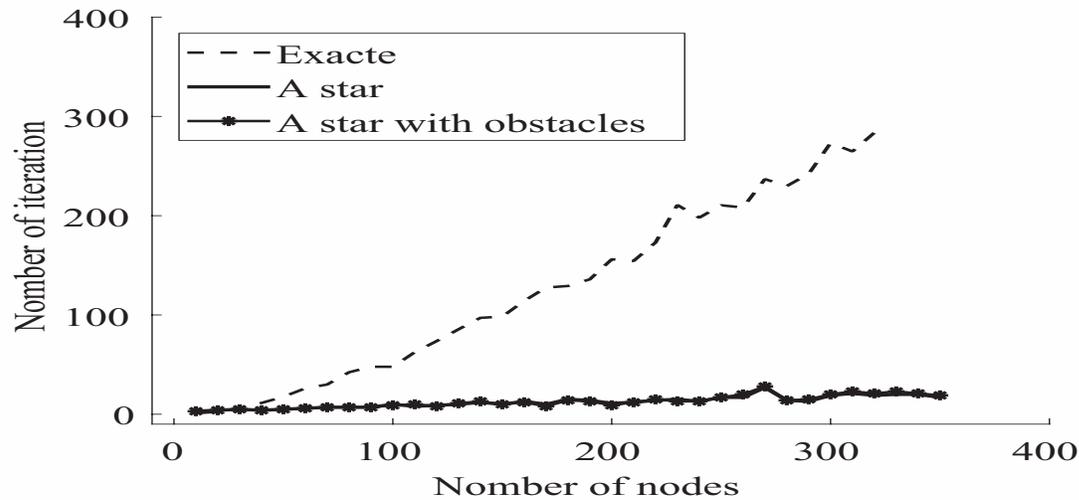


Figure 4.4 Variation of the iteration number by the number of nodes

and we put them in the black list of the A* algorithm.

In our evaluation, we have varied the size of the networks from 10 to 350 nodes, each generated network is a half-mesh network. We have positioned the nodes randomly on $2000 \text{ m} \times 1500 \text{ m}$ area. Each node can communicate with the nodes inside its range transmission fixed to 250 m. Also, each resolution method has run 100 times for each size of network, and we have calculated the average value of the results to reduce the error rate in our simulation. We evaluate the performance of the resolution methods based on the maximum response time, the average response time, the number of iterations and the value of the objective function obtained during the resolution. In our resolution, the number of iterations corresponds to the number of links crossed to find the path with the minimum value of the metric between source and destination nodes.

The performance evaluation results are presented in the figures below. In Figure 4.2, we plotted the variation of the maximum response time obtained between the 100 values of simulations done for each network size. The curve with a discontinuous line represents the results of the exact method obtained with the Minos solver of AMPL. The curve with a continuous line presents the results obtained with the A* algorithm without considering the presence of obstacles. On other hand, the curve with a star line shows the results produced by A* considering obstacles. As in previous, in Figure 4.3, we have calculated the average value of response time and have plotted the result for each method with same line definitions. Figure 4.4 and Figure 4.5 show the variation of iteration number and objective function respectively.

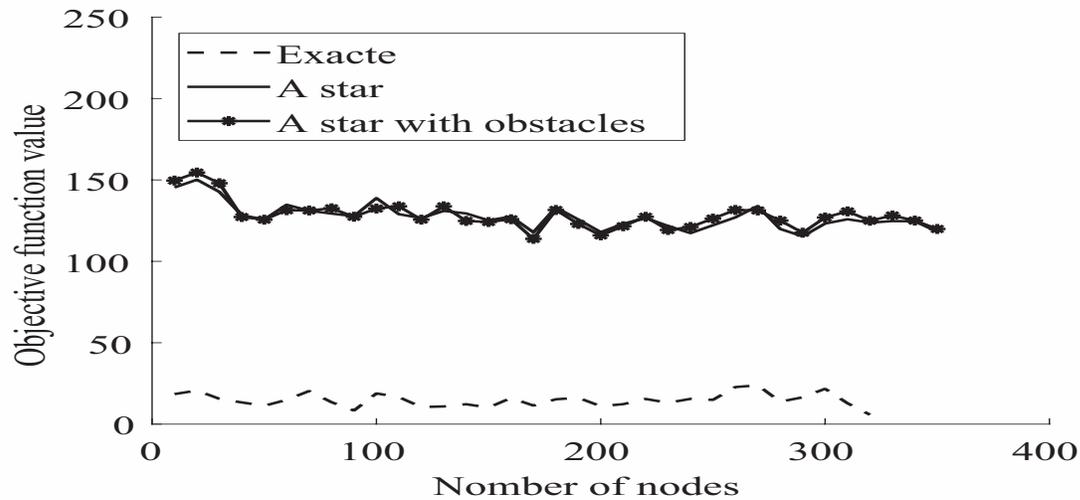


Figure 4.5 Variation of objective function value by the number of nodes

4.4.2 Discussion

In Figure 4.2 and Figure 4.3, we observe that all the curves are rising. So, the response time value increases proportionally with the nodes number progression. This is quite expected because the time to browse and evaluate the metric for a larger size network is greater than a smaller size network. In the other hand, we notice the difference between the curves which represent the exact method, A* method and A* with obstacles method. The both curves A* are lower than the exact method curve in the interval [10,250]. This result is due to the exact method evaluates the metric on all the network nodes to find the optimal solution. Whereas, the A* algorithm and the A* algorithm with obstacles have processed only a part of the network nodes. This partial crossing of network is due to A* algorithm that greatly reduces the response time. However, we find a difference in the response time, between the two A* algorithms, this is due to the use of the black list in the A* algorithm with obstacles method. The algorithm checks the black list for each node traversed to avoid the obstacle nodes.

Similarly, the Figure 4.4 shows the same pace of curves for the three used methods in finding the best solution. We find a proportionality between the increasing of nodes numbers and iterations number. For the case of a number of nodes between 10 and 30, we notice the same number of iterations used by the three methods to find an optimal solution. Unlike for the values higher than 40 nodes, the methods A* and A* with obstacles have shown a reduced number of iterations to come across the optimal solution, inversely to the exact method.

However, when we rely on Figure 4.5, we notice that the exact method has a better solution than the other two methods. This justifies the fact that although the size of network widens

during the simulation, this modification does not influence the solution found by the exact method. Whereas, the A* methods have given a solution with higher value than the exact method. This difference in value amounts is due to the use of an additional weight in the methods A* to construct the path by converging quickly to the optimal solution.

So, at the end of this discussion, we deduced that we can adapt the A* algorithm with obstacles using the proposed metric to design a new routing protocol. The main aim of this routing protocol is ensuring the requirements of real-time applications in smart cities. The chosen method makes possible to examine and avoid the nodes that deteriorate the communication by causing packet loss and increasing the end to end delay due to additional retransmission delay.

4.5 Conclusion and future work

In this work, we have introduced new routing metric for real-time applications in smart cities. We have defined the mathematical model of the proposed metric and solved it with three different methods. the first method is an exact method using Minos solver as first method. the second method uses the A* algorithm without considering the presence of obstacles, and a third one uses the A* algorithm considering the obstacles. We have evaluated the performance of each method in terms of response time, iteration number and quality of solution. In our future work, we will develop a routing protocol based the designed metric and the A* algorithm and implementing it in network simulator NS3.

CHAPITRE 5 ARTICLE 2 : NEW ROUTING PROTOCOL FOR RELIABILITY TO INTELLIGENT TRANSPORTATION COMMUNICATION

Auteurs : Lamia ELGAROUÏ, Samuel PIERRE et Steven CHAMBERLAND

Soumis à la revue : IEEE Transactions on Mobile Computing, Février 2021

Abstract

The Internet of Things (IoT) paradigm brought several new communication technologies, allowing more ubiquity and real-time applications. This innovation sped up the concretization of intelligent transportation systems in smart cities. However, the issue with these technologies is the need of original routing protocols. The latter must meet real-time application requirements, including reduced transmission delay, minimal packet loss, and less power consumption. This paper comes up with a novel solution named LoRaWAN-based Geographic Routing Protocol (LGRP) using multi-criteria metric by considering delay, packet loss, distance, and relative velocity. The hybridization of LoRaWAN with 802.11p technologies is introduced to overcome the urban scenarios' challenges in the achievement of our protocol. We implement the routing protocol using the Network Simulator 3 (NS-3). Then, we assess its effectiveness by comparing it to the greedy perimeter stateless routing (GPSR), the Ad hoc On-Demand Distance Vector (AODV), the Cross-Layer Weighted Position-based Routing (CLWPR), and the blended OpenFlow-Optimized Link State Routing (Centralized). Simulation results show that the proposed routing protocol outmatches the comparative ones in packet delivery and end-to-end delay.

5.1 Introduction

In the last decade, IoT acted as the backbone for alternative solutions in urban areas [99] [100]. It made infrastructures and services more accessible and efficient and boosted the sustainable smart cities' development, which solves urbanization and global climate change problems. These solutions improved several sectors, such as health, education, and transportation [101] [102] [103]. This improvement introduced the autonomous vehicles that exchange knowledge using communication technologies and ease ubiquitous connectivity by interacting with their environment. They detect and transfer the data needed by different applications such as real-time maintenance of infrastructure and services, traffic management, parking discovery, air quality monitoring, and electric energy supplying [104].

Vehicular communication faces different issues, including the geographical obstacles in urban zones, the mobility patterns, the topology changes, and the real-time application requirements. However, real-time data exchange is fundamental to the applications running in intelligent transportation systems (ITS) and has an essential role in smart cities. These applications need data transmission achieved in real-time constraints. Therefore, High delay can cause critical consequences affecting the system's reliability and putting human in danger. Notably, safety-critical applications require unfailing information availability to avoid collapse or accidents issues. Then, data loss plays a crucial role in ITS applications working. However, the research community should develop new protocols to overcome these challenges at the network layer [105]. In the literature, a wide variety of proposed routing protocols is topology-based or position-based. Topology-based routing protocols construct routing paths by discovering the nodes' vicinity; they flood the network with a request to find adjacent nodes and collect links information. They save the built routes in routing tables for transferring data packets. The high mobility and topology variations induce the route obsolete and an alternative route requirement. As a result, the routing protocols generate excessive control traffic and take time in path construction. Position-based protocols use nodes' position to select the relay vehicles that allow more robustness and scalability. Position information does not guarantee an adequate data transmission; thus, the consideration of other parameters include traffic information, transmission delay, data loss, and geographical maps [106]. Most ITS routing protocols are distributed using routing decisions based on the network's partial visibility. However, centralized routing protocols use central processing to interact with all network nodes, collect information, and calculate the routing table for the next routing decisions.

From the perspective of achieving more efficient real-time application requirements in such a system, we suggest a new routing metric based on multi-criteria quality of service parameters [107]. The proposed metric is extended by adding link expiration time and the relative velocity to increase the connectivity and reliability. Our routing protocol uses this new metric to overcome ITS challenges, the scalability and reliability issues. Our protocol builds a neighbor table and one-hop routes to vicinity nodes in the distributed approach. It calculates the multi-hop route reactively in the centralized node that kept the network's global view. As well, the solution sends the updated routing information only to nodes included in the constructed route. The key contributions of this work are :

- We design a new multi-criteria routing metric, representing gateway vehicles' selection cost between sources and destinations by combining position, relative velocity, delay, and packet loss of vehicles. The proposed metric aims at minimizing end-to-end delay

- and packet loss and guaranteeing the real-time applications' requirements ;
- We introduce a new network architecture in the routing process by hybridizing vehicular and IoT LoRaWAN technologies. Such a hybridization allows us to take full advantage of the sustainability and scalability provided by LoRaWAN. The latter avoids the communication fading caused by buildings and obstacles in urban areas ;
 - We assess the proposed routing protocol's performance using realistic scenarios generated by OpenStreetMap and SUMO and simulated in network simulator NS-3. Then, the efficiency of our routing protocol is evaluated by comparing it with the literature routing protocols AODV [108], CLWPR [109], GPSR [110] and Centralized [111]. The performance metrics calculated are packet delivery ratio, average end-to-end delay, routing overhead, throughput, jitter, and energy consumption.

The proposed protocol stands out with efficient use of limited resources and improves the delay and packet loss required by intelligent transport applications. It provides a centralized route construction using the full real-time visibility of the network and obstacle avoidance through LoRaWAN communications. The protocol does not resort to additional tools or information such as maps or the destination's location knowledge. It allows distributed data transmission between vehicles via V2V communications.

LGRP considers the link expiration time as routes' validity, representing fluctuations in the routing path's duration. Therefore, the protocol starts the route construction process just in time before their distortion. This procedure expects the routing path-breaking, reduces route maintenance and raises reliability.

The rest of the paper is organized as follows : Section 2 points out the routing solutions proposed in the literature. Section 3 presents the hybrid network model by offering scope IoT technology usage in smart transportation communication. Section 4 describes the conception and implementation of the routing mechanism. Section 5 outlines the suggested mathematical modeling of the proposed routing metric and the metric's weights calculation description. Performance evaluation and numerical results are presented in Section 6. Finally, the conclusion and future works are highlighted in Section 7.

5.2 Motivation and Related Work

A fundamental key in vehicular communication for intelligent transportation is the routing mechanism that selects the best vehicle sequence as relays through which the information flows. However, vehicle networks' unpredicted and dynamic nature and various obstacles in urban areas engender frequent transmission failures. These issues make efficient routing protocols designing harder [106]. The literature presents several routing protocols to overcome

these challenges. For this purpose, we introduce the following analysis that focuses on reviewing the most relevant new routing protocols for our research study. Our work solves two claims. First one is to meet real-time application requirements in a high-mobility environment. A second is to overcome obstacles in urban environments. The related work includes routing mechanisms and LoRaWAN IoT technology. In the discussion part, we describe our motivation to fulfill this research and highlight our proposed solution's innovation.

5.2.1 Routing Mechanisms

Darwish *et al.* [52] proposed the Lightweight Intersection-Based Routing protocol (LITAR). They used vehicles' directional density, road network connectivity (RNC), and distance as routing cost to transmit data at intersections. In the same context, the Road Aware Geographical Routing protocol (RAGR) intended to improve the packet delivery mechanism. RAGR considered direction, traffic density, and node's distance at segments between intersections and at intersections [53]. For the same purpose, researchers dealt with network connectivity degree at the junctions and street segments [54] [55].

In [56], the routing solution used a self-organizing architecture based on mobile zones led by a captain. The vehicle grouping according to their travel habits stored in indexes aims to collaborate and disseminate information. Vehicle updates their direction and their speed in the indexes following each change.

However, to select the next hop, researchers suggested predicting each vehicle's future location based on the acceleration [57]. Also, in [58], an improvement of the generalized storage-sensitive routing protocol (GSTAR) tried to meet the requirements of real-time applications in smart cities. This protocol uses a threshold in storing and transmitting packets to guarantee a reduced delay. Abdellaoui *et al.* improved the OLSR protocol and adapted it to the smart city's environment [59]. They used the Estimated Spatial Mobility schema (ESRMPR) for multi-point relays (MPR) selection and routing decision.

Mezher *et al.* [60] proposed routing protocol to manage a system prevention, control accident response time, and send short videos in smart cities. The distance, the vehicles' density, the trajectory, the bandwidth, and the packet loss compose the suggested multi-criteria metric. The protocol leaned on map information to avoid the failure connection between vehicles because of the building's presence.

Besides, the researchers [61] presented a routing strategy to get around the obstacles by deploying stationary UAVs and constructing reliable paths. In the same perspective, Luo and Wang [62] introduced a QoS Parameter-Based Routing Protocol (MQSPR). They considered

the path-availability period, the path-load capacity, and the path latency in the routing path construction. Its goal is to select stable paths and balance traffic by avoiding congested routes and reducing end-to-end delay and packet loss rate. Furthermore, Katsaros *et al.* [63] put forward a new mechanism to improve location-based routing in a hybrid vehicle network architecture. They joined cellular networks and vehicle ad hoc networks to separate the data from the signaling traffic.

5.2.2 LoRaWAN IoT Technology

In recent years, LoRaWAN is an emerging IoT technology that attracted researchers by elaborating several works. They have invoked the use of this technology in future cities, simultaneously with 5G networks [112] [113]. In this context, Haxhibeqiri *et al.* emphasized the LoRaWAN technology advantage about energy consumption and security [114]. They covered its functioning at the physical and MAC layers and classified the communication mode under A, B, and C types. Every LoRaWAN equipment managed several keys and identifiers to guarantee secure communication and avoid intrusion risks.

In [115] [116], a comparison between LoRaWAN and other IoT technologies showed LoRaWAN is the least expensive solution. It offers high coverage, very long battery life with ease of deployment, and reliable communications even when the mobility of devices is high. Considering the delay importance in wireless communications, Sorensen *et al.* [117] investigated the LoRaWAN performance. They assessed latency, collision, and rate metrics under the constraints of the regulatory duty cycling. They showed that the combination and the sub-band selection substantially affected the QoS requirements. Likewise, in [118] [119], the performance evaluation and the LoRaWAN sustainability in real scenarios showed this solution's workability in a large-scale network in smart cities.

The LoRaWAN use extended to other horizons in [120] [121] [122]. The transmission efficiency of LoRaWAN equipment is well adapted in distributed measurement systems such as smart metering, smart building, process industry, and device-to-device communications. Implementing intelligent building scenarios as testbed is another use case investigated in [123]. The latter provided the efficiency assessment of LoRaWAN technology in the urban area. In [124] [125], researchers proposed integrating LoRaWAN with vehicular technology to offer new services such as indoor vehicles geolocalization, traffic light consistency, and parking.

5.2.3 Discussion

The presented solutions employed nodes' traffic and QoS information in selecting the gateways between the source and the destination. This choice handled local knowledge in the nodes' vicinity to build the routing paths step by step until reaching the destination. This approach did not guarantee a route to the destination. Furthermore, these solutions did not overcome obstacles in urban areas. For this reason, other solutions suggested using aerial devices such as drones, but the durability of the equipment's battery is limiting. Another solution proposed a hybridizing the cellular network with the 802.11P Wi-Fi network. This solution is as vulnerable as the first ones due to signal fading caused by the obstacles. New technologies released with IoT, such as LoRaWAN, offer long-range communications that reach 5 km in urban areas to overcome obstacles. As mentioned in the earlier subsection, this technology is dedicated to specific applications, such as intelligent building management or intelligent industry measurement. It was not employed in ITS data routing.

To our knowledge, the ad hoc 802.11p Wi-Fi network hybridization solution with LoRaWAN is an innovative ITS routing solution. In [126], researchers showed the hybridization feasibility by introducing an end-to-end monitoring platform for cars. The suggested solution transmits the data on the 802.11p Wi-Fi network and the control messages via the LoRaWAN network.

The applications defined in smart cities are different types. First, they are data-centric to ensure the efficient functioning of systems and to sustain timely decision-making to avoid a chaotic situation, such as safety or infrastructure maintenance applications. This type is a critical application with tight delay and packet delivery ratio requirements. Second, others are user-centric to provide the services or information necessary for users' well-being ; these applications have less strict quality of service needs. In this context, a video-conference medical help application on the road offers primary care to save lives in a precarious situation far from a medical center. This type of practice works in real-time and requires reduced data loss and delay, since all information is vital for the survival of the rescued person. Specifically, suppose the help is provided on the way by an ambulance heading towards the patient's vehicle position. In the case, communication established between the paramedic and the patient's vehicle must be reliable, which requires an efficient routing protocol. Therefore, smart city applications are real-time applications requiring minimal transmission time and reduced packet loss to ensure efficient operation of the present systems.

We suggest a new routing solution to ensure paths with the least delay and a higher delivery ratio. Our solution uses two quality service metrics : delay and packet loss, to calculate routing paths and to meet applications' requirements. We also consider the relative velocity between the vehicles as another criterion of gateways selection. Considering that speed influences

the connectivity time between vehicles, which can frequently trigger the interrupted routing path's maintenance process. The next sections describe the suggested solution details.

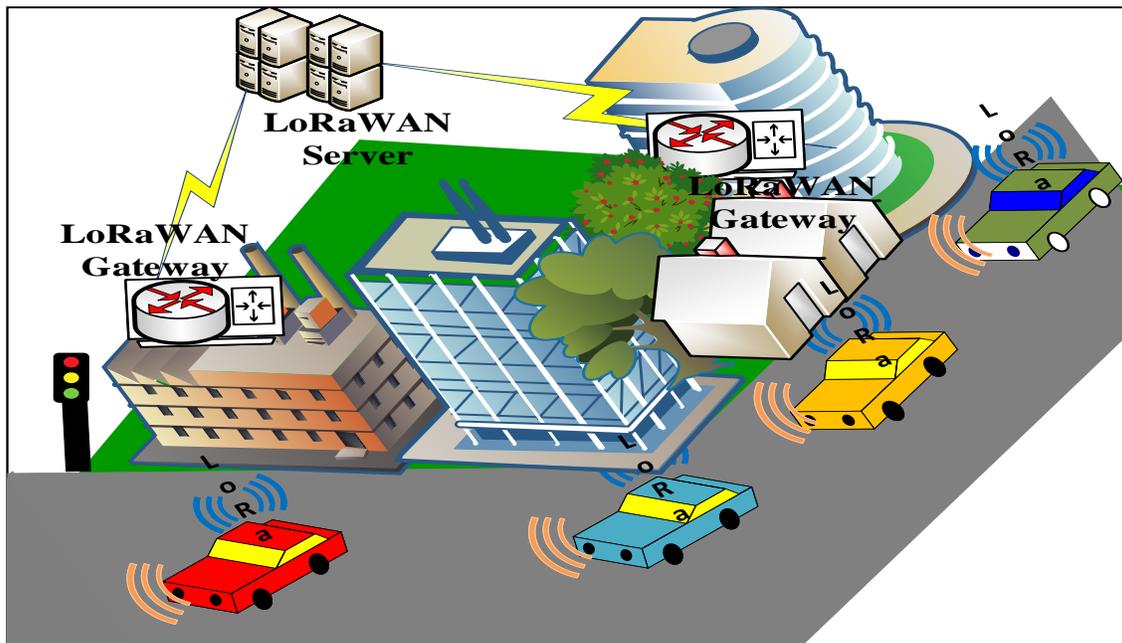


Figure 5.1 Network components of the hybrid networking architecture

5.3 Network Model

This part sets up the proposed hybrid architecture and describes the network model and assumptions. So, the net design includes automobiles, LoRaWAN gateways, LoRaWAN server, as shown in Fig. 5.1. We outfit each vehicle with two interfaces, one is IEEE802.11p-based interface, and the other is LoRaWAN end device interface. The first allows short-range transmission and the second access to the LoRaWAN gateway and LoRaWAN server. Every vehicle carries a localization system to give its position and velocity. They send "Hello" messages to build the local neighborhood table and transmit data via the 802.11p interface. The LoRaWAN interface is allotted to send specific "HelloS" packets to the LoRaWAN server that evolves a global neighbor table of the entire network. The cars still use this interface to forward route demands and receive route responses to/from the server.

The sequence diagram in Fig. 5.2 highlights communication between our system model's different apparatus. Vehicles periodically send "Hello" messages to identify the cars in their neighborhood through the 802.11P interface. They deliver their position, velocity, delay, and packet loss to each other. They keep them in neighbors' local table for a validity time equal to

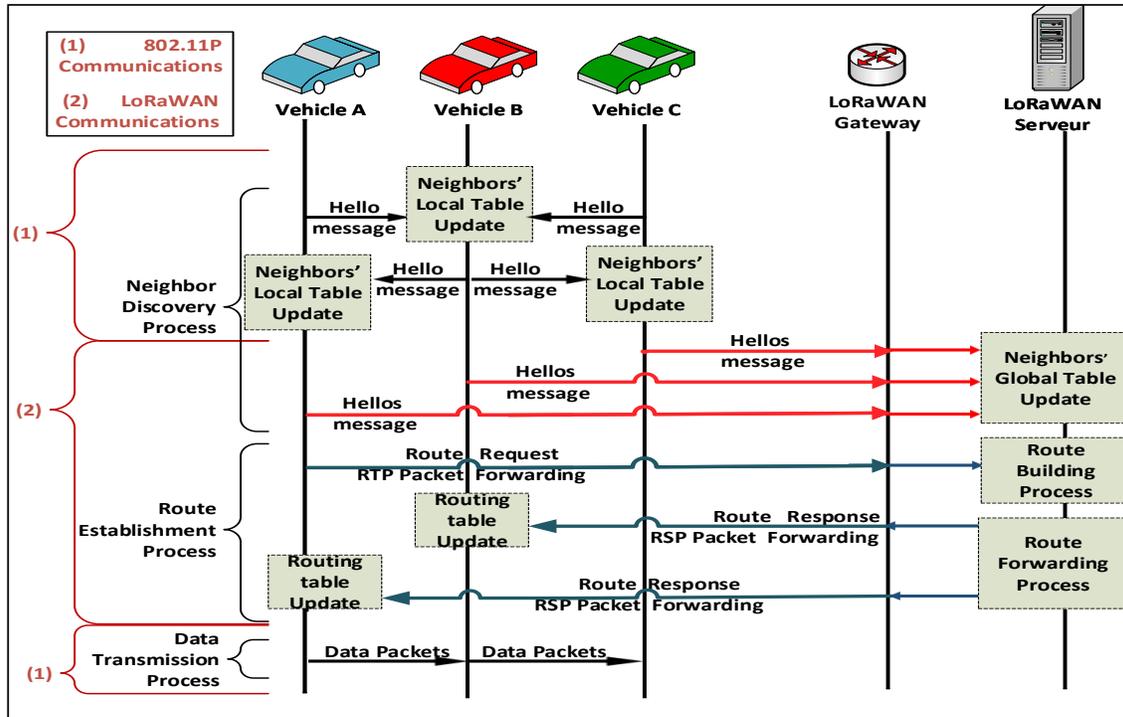


Figure 5.2 Communication Sequence Diagram of LGRP Protocol

the link expiration time between them. When the local table is updated, vehicles put the last adjusted and valid entries into "Hellos" messages, then forward them through the LoRaWAN gateway to the LoRaWAN server. The latter updates the neighbors' global table using the received "Hellos" messages. The neighbors' global table provides a full view of the state of the network.

However, cars transmit a route request packet (RTP) to the LoRaWAN server to build a routing path between source and destination nodes. The LoRaWAN server forwards the built routing path using a route response packet (RSP) to the source vehicle and the gateway vehicles included in this path. Upon receipt of the SRP packet, the node adds a new entry or updates the existing one in its routing table. The entry contains the destination, vehicle gateway, metric value, state validation flag, and duration of this route values. The duration corresponds to the expiration time of the link between nodes. The LoRaWan server owns the computing and storage resources that support routing requests of a large-scale vehicular network.

The mobiles transmit packets to the server via the gateways, posing a handover problem [127–129]. We meet this challenge by using MCDA multi-criteria decision analysis algorithms. The algorithms use nodes' data to select the next base station.

The Weighted Sum Model (WSM) is one of the MCDA algorithms. We adopted it for its robustness, straightforward operation, and scalability [130]. The WSM method employed three criteria : the received signal strength indication (RSSI), the euclidian distance, and the crossing time. The measurement of the RSSI is allowed at each reception of the acknowledgment packet from the LoRaWan gateway. Next, we calculated the euclidian distance between nodes and the LoRaWan gateway exploiting their position provided by the localization system. Finally, we determined the time spent by the node to cross the range covered by the LoRaWan gateway based on the formula defined in the article [131].

The routing packets' size between cars and the LoRaWAN server is small and does not exceed 64 bytes. The signaling packets ensure a low load of the LoRaWAN server and reduced bandwidth consumption. So, the transmission rate of the LoRaWAN technology responds well to the suggested protocol expectations. Also, we assume that the extensive coverage of the LoRaWAN network is across the entire urban zone seen its transmission radius exceeding 5 km. The next section describes the LGRP's functioning.

5.4 LoRaWAN-based Geographic Routing Protocol LGRP Functioning

LGRP is a reactive protocol, which means it constructs the route between nodes only on-demand. The transmitting data from the emitter to the receiver nodes using the LGRP protocol passes by two mechanisms. The first mechanism creates a neighbors' local table by broadcasting periodic messages in each node's vicinity. It chooses the neighbors likely to be candidates to send to the LoRaWAN server to build a neighbors' global table. The second mechanism establishes the path routing using the neighbors' global table and the multi-criteria routing metric at the LoRaWAN server.

5.4.1 Neighbors discovery Process

The neighbors' discovery mechanism depends on the periodic "Hello" packet. The payload message carries the position, velocity, delay, and packet loss information of a node. Each packet includes a timestamp used to validate the entries in the neighbors' local table. The composition of the cyclic message is illustrated in Table 5.1.a. Each field content is :

- Id_pkt is the unique identifier of the packet to avoid duplication in the network ;
- Id_node is the address of the vehicle sending the Hello message ;
- pos is a vector $[x,y]$ of the current position of the sender vehicle ;
- V is a vector $[V_x,V_y]$ of the current velocity of the sender vehicle ;

Tableau 5.1 LGRP packets structure

Id_pkt	Id_node	Pos	V	T	L	Timestamp
--------	---------	-----	---	---	---	-----------

a. Hello Packet

Id_pkt	<i>Id_node_S</i>	<i>Id_node_D</i>	Timestamp
--------	----------------------------	----------------------------	-----------

b. Route request Packet RTP

Id_pkt	<i>Id_node_S</i>	<i>Id_node_D</i>	Route	Timestamp
--------	----------------------------	----------------------------	-------	-----------

c. Route response Packet RSP

Id_pkt	<i>Id_node_S</i>	<i>Id_node_D</i>	Type_Error	Timestamp
--------	----------------------------	----------------------------	------------	-----------

d. Route Error Packet REP

Id_pkt	Id_node	Pos	V	T	L	neighbors	Timestamp
--------	---------	-----	---	---	---	-----------	-----------

e. HelloS packet

- T is a delay from the transmission to the acknowledgment of the last sending packet calculated at the MAC layer ;
- L is the packet loss calculated at the MAC layer using MAC frame error rate divided by packets size ;
- Timestamp fits the generation time of the packet.

A node receives a "Hello" packet on the 802.11p interface at each regular time interval, as given in Algorithm 1. The receiver extracts the Id node information then searches for it in its neighbors' local table. In the case found, the node updates its neighbors' local table either by modifying the information related to this neighbor or by making a new item to store its information. This operation provides local knowledge of the network at each node. Once the table is updated, the recipient determines the link expiration time between itself and the packet's sender using equation (4) and adopts this value as the validated time of that neighbor in the table. However, the receiver compares this time with those appearing in its local table. If this new value conforms to the maximum of the link expiration times displayed in its neighbors' local table, it sets up a "HelloS" message. The "HelloS" message contains Id node, pos, V, L, and T information of the node and its best neighbors, as displayed in Table 5.1.e. The "HelloS" message allows updating the LoRaWAN server of a new collection of neighbors with a higher connectivity time. As soon as the server holds the "HelloS" packet, it prompts an investigation process analogous to the Forwarding node's Id node in the neighbors' global table. This table has information about the nodes of the entire net and maintains overall

Algorithm 1 : Build neighbors table

Require : Hello_packet, $node_i_neighbors_table$,
 Id_node_j , Pos_j , V_j , T_j , L_j ,
HelloS_packet, neighbors_global_table

node :

1 : Receive_N(Hello_packet , 802.11p_interface);
2 : Id_node_j =Extract(Hello_packet);
3 : N_find=LookFor(Id_node_j , $node_i_neighbors_table$);
4 : if N_find== True then
5 : Update_N($node_i_neighbors_table$, Id_node_j , Pos_j , V_j , T_j , L_j);
6 : else
7 : Create_N($node_i_neighbors_table$, Id_node_j , Pos_j , V_j , T_j , L_j);
8 : Purge_N($node_i_neighbors_table$);
9 : τ_{ij} =Calculate(Pos_j , V_j);
10 : if $\tau_{ij} \geq \max_Exp_Link_T$ ($node_i_neighbors_table$) then
11 : Generate_N(HelloS_packet, $node_i_neighbors_table$);
12 : Send_N(HelloS_packet , LoRaWAN_interface);

LoRaWAN server :

13 : Receive_S(HelloS_packet , LoRaWAN_interface);
14 : Id_node_i =Extract_Hello(HelloS_packet);
15 : S_find=LookFor_S(Id_node_i , neighbors_global_table);
16 : if S_find==True then
17 : Purge_S(neighbors_global_table);
18 : Update_S(neighbors_global_table, Id_node_i);
19 : else
20 : Create_S(neighbors_global_table, Id_node_i);
21 : for k=1 ; k<=Size(neighbors_global_table);k++ do
22 : τ_{ik} =Calculate(Pos_k , V_k);
23 : $time_valide_entry_k$ = τ_{ik} ;

network knowledge. If the search process encounters an entry comparable to the obtained message, the server updates the existing item ; otherwise, it establishes a new one.

5.4.2 Route Establishment Process

If a source node has to send a data packet to a target node, it executes Algorithm 2. The source checks whether a route to that node exists in its routing table. If not found, the origin node puts the packet in its queue and starts the route establishment process. The root node creates a new entry in its routing table with its Id, Id destination, and a flag with "search" value. The transmitter makes the RTP packet, comprising the source, the destination Id, and the packet creation time, as depicted in Table 5.1.b. This timestamp attends to reject the packet after the time expires. The origin node sends The RTP packet via the LoRaWan end device interface to the nearby LoRaWan gateway and the LoRaWAN server. Each node can get through the LoRaWAN end device interface two response cases. The recipient can receive the RSP packet containing the route or a REP packet, pointing out the route's impossibility. If the node receives the RSP packet, it searches the origin-destination corresponding item in its routing table. If found, the node updates the field route and adjusts the flag value from "search" to "valid." Once the route is completed, the source addresses the data packets via the 802.11p interface to the destination. Otherwise, the node gets a REP packet, shifts the flag value from "search" to "invalid" for elimination. Every entry in the routing table bears a lifetime corresponding to the link expiration time between nodes and their next-hop ones.

The LoRaWAN server executes Algorithm 3 for replying to the routing path demand. When the server gets the RTP packet, it performs the algorithm A star (A^*) applying the neighbors' global table. We adopt the A^* procedure for pathfinding in a real-time approach [132]. The A^* method tails the least cost path running a sorted priority list, which saves the route segments dragged from the neighbors' global table to assess them along with the routing path construction proceeding. The cost used in the path segments evaluation and choice is proportionate to the routing metric determined by equation (6).

The A^* algorithm implements a best-first search to detect the least cost path. So, if the route portion crossed has a greater cost than another met, it forgoes the higher-cost path part and occurs through the reduced-cost one. It repeats this process until attaining the destination. Therefore, this method commences with the segments beginning at the origin node ; it computes all its neighbors' routing metrics. Then it chooses the one with the best metric value and incorporates it into the routing path. The algorithm will examine the processed node's neighbors by inspecting its neighbors to count the routing metric in the later step. In the same way, it includes the elected neighbor link to the routing path. The

Algorithm 2 : Routing packets between source and destination nodes

```

Require :  $Id\_node_S$ ,  $Id\_node_D$ , RSP_packet, RTP_packet,
REP_packet, Routing_table_nodeS
node :
1 : if size(queue) != 0 then
2 :   for k=1; k<= size(queue); k++ do
3 :     if queue[k].TimeLife== 0 then
4 :       drop(queue[k]);
5 :     else
6 :       v_pkt=Dequeue();
7 :       v_header=Extract(v_pkt);
8 :       v_find=LookFor(Routing_table_nodeS, v_header.Id_node_S,
v_header.Id_node_D);
9 :       if v_find==True and v_header.Time!=0 then
10 :         send(v_pkt, wifi_interface);
11 :       else
12 :         Create_route(v_header.Id_node_D, v_header.Id_node_S,
Null, Flag=search; Routing_table_nodeS);
13 :         Generate(RTP_packet, v_header.Id_node_D,
v_header.Id_node_S);
14 :         Send(RTP_packet, LoRaWAN_interface);
15 :         enqueue(v_pkt);
16 : Receive_N(packet , LoRaWAN_interface);
17 : v_header=Extract(packet);
18 : if v_header.type==RSP then
19 :   Entry=LookFor(Routing_table_node_i, v_header.Id_node_S,
v_header.Id_node_D);
20 :   if Entry != Null and Entry.flag==search then
21 :     Entry.flag='valide';
22 :     Update_Route(v_header.route, Routing_table_node_i);
23 :     Entry.Time=  $\tau_{ij}$ ; * j is next hop noden*
24 :   else
25 :     Create_route(v_header.Id_node_D, v_header.Id_node_S,
v_header.route, flag='valide; Routing_table_node_i);
26 :   else
27 :     if v_header.type==REP then
28 :       Entry=LookFor(Routing_table_node_i, v_header.Id_node_S,
v_header.Id_node_D);
29 :       if Entry != Null and Entry.flag==search then
30 :         Entry.flag=invalid;

```

Algorithm 3 : Construct routing paths

Require : Id_node_S , Id_node_D , RSP_packet, RTP_packet,
 REP_packet, neighbors_global_table, $W[w_1, w_2, w_3, w_4]$

server :

- 1 : Receive_S(RTP_packet , LoRaWAN_interface);
- 2 : v_header = Extract_S(RTP_packet);
- 3 : $W = \text{Calcul_AHP}()$;
- 4 : Route_S = A_Star(v_header.Id_node_S, v_header.Id_node_D,
 neighbors_global_table, W);
- 5 : if Route_S != Null then
- 6 : for $k=1$; $k < \text{size}(\text{Route_S})$; $k++$ do
- 7 : Generate(RSP_packet, v_header.Id_node_S, v_header.Id_node_D,
 Route_S);
- 8 : Send_S(RSP_packet, LoRaWAN_interface);
- 9 : else
- 10 : Generate(REP_packet, type=No_route);
- 11 : Send_S(REP_packet, LoRaWAN_interface);

process will progress until arriving at the destination node. As soon as the route is formed, the server generates the RSP packet and unicasts it to every node included in this routing path. The target or the intermediate node receives the RSP packet enclosing the information route shown in Table 5.1.c. They revise their routing table by making a new entry and reporting the information. In this matter, the source carries the data packet in its queue and launches a second attempt as soon as a new node joins its neighborhood table. Otherwise, the node drops the packet after time expiration calculated based on the queue occupancy and the number of pending instances. In the event of a routing path break, the source vehicle restarts the route establishment process.

5.5 Multicriteria routing metric

Routing protocols based on topology are not adequate for the vehicular networks because of their high mobility, frequent disconnection, and route repair cost. Therefore, routing protocols based on geographical location information are used for their performance [106]. However, employing only position information is not sufficient for real-time environments. This section brings in new multi-criteria routing metric using the distance, relative velocity, delay, and packet loss to satisfy real-time applications' needs to surmount those issues. Such claims involve high reliability in information detection, decision-making, and communication. In the

Tableau 5.2 The used notation

Notation	Meaning
N	Set of nodes
E	Set of links
S	Source node
D	Destination node
(i, j)	Link between node i and node j
Distance	
d_{ij}^{nor}	Normalized Euclidean distance between nodes i and j
d_{SD}	Distance between nodes S and D
d_{iD}	Distance between nodes i and D
R	Transmission range
Relative velocity	
v_i, v_j	The velocity of node i, node j
θ_i, θ_j	The direction of node i, node j
v_{x_i}, v_{y_i}	The velocity abscissa and coordinate of the node i
V_{ij}	Relative velocity between nodes i and j
α_{ij}	The difference of the velocity abscissas between nodes i and j
γ_{ij}	The difference of the velocity coordinates between nodes i and j
τ_{ij}	The link expiration time between nodes i and j
β_{ij}	The difference of the position abscissas between nodes i and j
σ_{ij}	The difference of the position coordinates between nodes i and j
Packet loss	
P_{ij}^{col}	Probability of packet collision between nodes i and j
P_{ij}^{err}	Probability of medium transmission error between nodes i and j
L_{ij}	Packet loss between nodes i and j
end-to-end delay	
T_{ij}	Delay between nodes i and j
T_{ij}^a	Attempt time between nodes i and j
T_{ij}^w	Waiting time between nodes i and j
T_{ij}^t	Transmission time between nodes i and j
Weight calculation	
X_{ij}	Binary variable set to 1 if link between nodes i and j is added to routing path ; 0 otherwise
w_1	Weight of distance parameter
w_2	Weight of delay parameter
w_3	Weight of packet loss parameter
w_4	Weight of relative velocity parameter
P^{dT}	The priority of distance vs. delay
P^{dL}	The priority of distance vs. packet loss
P^{dV}	The priority of distance vs. relative velocity
P^{TL}	The priority of delay vs. packet loss
P^{TV}	The priority of delay vs. relative velocity
P^{LV}	The priority of packet loss vs. relative velocity
M	The pairwise comparison matrix
M^{nor}	The normalized pairwise matrix

following, we describe each criterion exploited to define the proposed routing metric. We summarize all the notation applied in our mathematical modeling in Table 5.2.

5.5.1 Distance

In a geographic routing protocol, the information referred to the node position is fundamental in selecting the intermediate nodes that forward the data. Accordingly, the designed routing ways are multi-hop routes whose length is the sum of the Euclidean distance between the nodes. The choice of these neighbor nodes deals with the distance to the destination. However, this decision is costly in terms of energy and less secure because all the network nodes must recognize the target node's position.

Moreover, if several emitters require the same closest node to the destination, this will overload this relay node and cause packet loss. Besides, the nearest neighbor to the destination is also adjacent to the border of the transmission range. Thus, the node has a higher probability of quitting the sender's communication area. The wireless link between the transmitter and the nearest neighbor to the destination can be damaged and brings up a neighboring wireless link break question (NWLB) [133]. To bypass the NWLB question, we do not deal with the closest node to the destination as a broadcast node. Instead, we figure a node near the closest node to the target that warrants the shortest routing path. So, equation (1) figures out the distance criterion adopted in our metric [107], describing the normalized Euclidean distance between nodes i and j , defined :

$$d_{ij}^{nor} = \begin{cases} \frac{d_{ij}}{d_{SD}-R} & \text{if } d_{iD} \geq R \\ 1 & \text{if } d_{iD} < R \end{cases} \quad (5.1)$$

5.5.2 Relative velocity

The relative velocity is a mobility metric that reflects the mobility information relationship between the nodes. If two vehicles travel at the same speed and in the same direction, their distance will remain the same. If this distance is less than the transmission range, they can exchange the information as they are moving. Thus, the two vehicles keep a more extended connection and form a robust routing path, as in the case of vehicles A and B in Fig. 5.3.

On the other hand, if a vehicle connected to another one decides to exit from the current route, the communication between them will be disrupted. The consequence will be the need for a route repair process to fix this routing path, as the case of vehicles A and C in Fig. 5.3.

Hence, if v_i , v_j are respectively the velocities of vehicles i and j , θ_i , θ_j the directions of

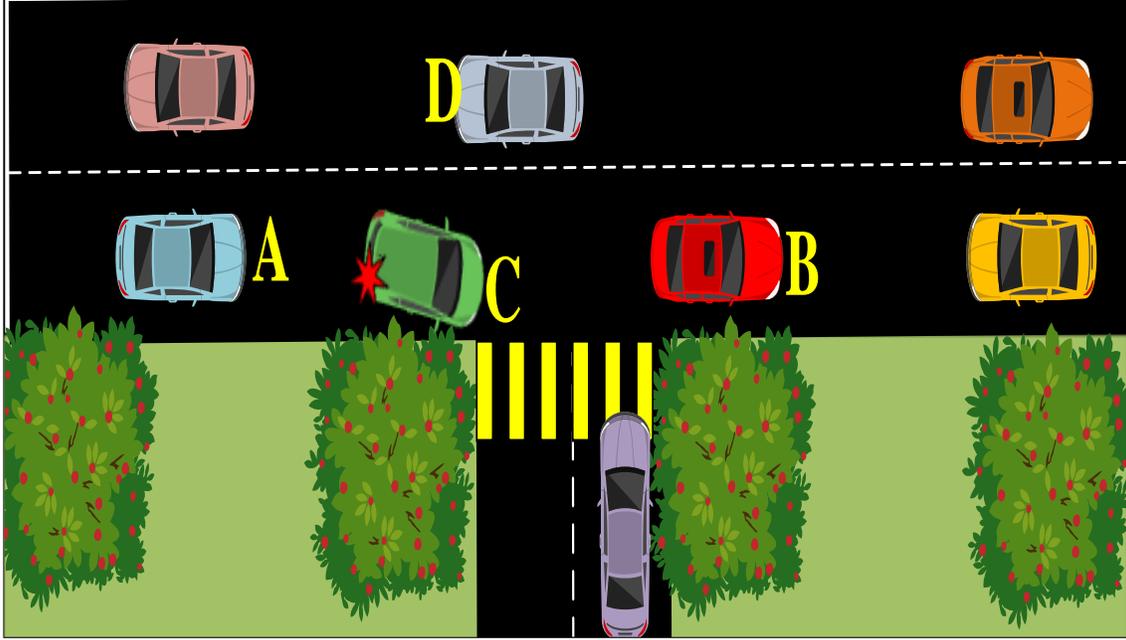


Figure 5.3 Selection of vehicles based on relative velocity

vehicles i and j , then, the relative velocity between the two cars is the difference in their speed, calculated in equation (2) [134] as follows :

$$V_{ij} = \sqrt{\alpha_{ij}^2 + \gamma_{ij}^2} \quad (5.2)$$

Where : $\alpha_{ij} = v_i \cos \theta_i - v_j \cos \theta_j$ and $\gamma_{ij} = v_i \sin \theta_i - v_j \sin \theta_j$. In the localization system included in vehicles, the speed of a node i is represented as a couple of abscissa v_{x_i} and coordinate v_{y_i} . The direction θ_i of the node i is calculated in equation (3) [135] as :

$$\theta_i = \tan^{-1}\left(\frac{v_{x_i}}{v_{y_i}}\right) \quad (5.3)$$

Moreover, if the relative velocity tends to 0, the duration of the link between vehicles i and j will last longer. Such candidate vehicles are a favorable gateway to provide robust routes. The duration of the link between vehicles i and j is regarded as the link expiration time τ_{ij} , expressed as follows in equation (4) [134] :

$$\tau_{ij} = \frac{-(\alpha_{ij}\beta_{ij} - \gamma_{ij}\sigma_{ij})}{\alpha_{ij}^2 + \gamma_{ij}^2} + \frac{\sqrt{(\alpha_{ij}^2 + \gamma_{ij}^2)R^2 - (\alpha_{ij}\sigma_{ij} - \beta_{ij}\gamma_{ij})^2}}{\alpha_{ij}^2 + \gamma_{ij}^2} \quad (5.4)$$

Where : $\beta_{ij} = x_i - x_j$ and $\sigma_{ij} = y_i - y_j$. The nodes in the neighborhood with the highest value of link expiration time will guarantee the stable routing paths. To normalize the relative velocity used in our metric, we divide the calculated value by the maximum speed imposed by traffic regulations in urban areas.

5.5.3 Delay

We deal with the transmission delay as the third criterion of the designed metric. The selection of nodes making links with a lower delay will reduce the end-to-end delay. This delay regards the time between a packet arriving at the queue's head and the sender getting an acknowledgment determined at the MAC layer [107]. Accordingly, the delay on each link between two nodes i and j consists of : the transmission attempt time, the transmission wait time, and the transmission time, as represented in equation (5) :

$$T_{ij} = T_{ij}^a + T_{ij}^w + T_{ij}^t \quad (5.5)$$

However, the MAC protocol influences the transmission delay ; we consider in our work the use of the standard 802.11p MAC protocol [136]. We assume that the link transmission capacity is C bps, and the packet length is L bits. So, the delay taken to transmit packets is L/C , supposing a dedicated link between vehicles. The constructed routing path must provide less delay than the maximum response time required by real-time applications.

5.5.4 Packet loss

The packet loss is considered at the MAC layer by a node's wireless card to have instant information that shows the local knowledge in the neighborhood. Based on this information, we can adjust the decision of the best forwarding node. Besides, if we identify that the packet loss is very high, we will seek other nodes with a neighborhood allowing reduced packet loss, and this will cut down retransmission [107]. The packet loss L_{ij} is defined as follows : $L_{ij} = P_{ij}^{col} \times P_{ij}^{err}$. The criteria mentioned above are exchanged between nodes by Hello messages, as shown in Table 5.1.a.

5.5.5 Weighting Function

The protocol LGRP establishes the route between source and destination by selecting the nodes that contribute to forming a stable path. So, every link between two nodes, i and j is assigned a cost that indicates its ability to join the list of gateways that transmit information. The Routing Protocol LGRP allows the use of an objective function to construct routes that

optimize a routing metric on the paths. The generalized formula of this objective function is defined in equation (6) ; it minimizes the proposed routing metric. The routing path computation results in minimum cost paths, i.e., routes that minimize distance, velocity, delay, and packet loss from nodes in the network to the target nodes. These constructed paths will be the most stable and will guarantee the requirements of real-time applications.

$$\begin{aligned} \min F = & w_1 \sum_{(i,j) \in E} d_{ij} X_{ij} + w_2 \sum_{(i,j) \in E} T_{ij} X_{ij} \\ & + w_3 \prod_{(i,j) \in E} L_{ij} X_{ij} + w_4 \sum_{(i,j) \in E} V_{ij} X_{ij} \end{aligned} \quad (5.6)$$

5.5.6 Weight Calculation

The values of w_1 , w_2 , w_3 and w_4 lay between 0 and 1 satisfying the condition $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$. We figure out the amounts of these weight factors using the analytic hierarchy process AHP method [94]. It accords priority to any of the parameters based on the type of real-time applications. For example, the safety application type is more affected by packet loss and delay than alternatives like infotainment applications. As our metric is multi-criteria, we require a reliable weighing system based on the priority consensus assigned to them by holding the used applications' requirements. The AHP method is the most appropriate technique employed to aggregate the scores of several dimensions into a single quantity. This structured method organizes and analyzes complex decision criteria by setting priorities depending on weighting problem goals.

The goal of the proposed multi-criteria metric is to select the most suitable route that responds to the real-time applications' requirements in high mobility urban scenarios. The route selection depends on the four jointed criterion : distance, delay, packet loss, and relative velocity. These four parameters are at the same level and compared using 1-to-9 scale [94]. We set the priority of each criterion. P^{dT} , P^{dL} , P^{dV} , P^{TL} , P^{TV} , P^{LV} are respectively the priority of distance to delay ; distance to packet loss ; distance to relative velocity ; delay to packet loss ; delay to relative velocity and packet loss to relative velocity. Then, the pairwise comparison matrix M of size 4×4 is defined as follows :

$$M = \begin{bmatrix} 1 & P_{dT} & P_{dL} & P_{dV} \\ \frac{1}{P_{dT}} & 1 & P_{TL} & P_{TV} \\ \frac{1}{P_{dL}} & \frac{1}{P_{TL}} & 1 & P_{LV} \\ \frac{1}{P_{dV}} & \frac{1}{P_{TV}} & \frac{1}{P_{LV}} & 1 \end{bmatrix}$$

The sum of each column of the matrix M returns a total vector $V[S_1 S_2 S_3 S_4]$ in such a way :

$$\begin{aligned}
S_1 &= 1 + \frac{1}{P_{dT}} + \frac{1}{P_{dL}} + \frac{1}{P_{dV}} \\
S_2 &= P_{dT} + 1 + \frac{1}{P_{TL}} + \frac{1}{P_{TV}} \\
S_3 &= P_{dL} + P_{TL} + 1 + \frac{1}{P_{LV}} \\
S_4 &= P_{dV} + P_{TV} + P_{LV} + 1
\end{aligned}$$

The division of each element in the column by the corresponding sum generates a normalized pairwise matrix M^{nor} , defined like so :

$$M^{nor} = \begin{bmatrix} \frac{1}{S_1} & \frac{P_{dT}}{S_2} & \frac{P_{dL}}{S_3} & \frac{P_{dV}}{S_4} \\ \frac{1}{P_{dT} \times S_1} & \frac{1}{S_2} & \frac{P_{TL}}{S_3} & \frac{P_{TV}}{S_4} \\ \frac{1}{P_{dL} \times S_1} & \frac{1}{P_{TL} \times S_2} & \frac{1}{S_3} & \frac{P_{LV}}{S_4} \\ \frac{1}{P_{dV} \times S_1} & \frac{1}{P_{TV} \times S_2} & \frac{1}{P_{LV} \times S_3} & \frac{1}{S_4} \end{bmatrix}$$

To get the weights of the multi-criteria metric, we divide the sum of each line of M^{nor} by the number of criteria. The computation of w_1 , w_2 , w_3 and w_4 is respectively : $\frac{\frac{1}{S_1} + \frac{P_{dT}}{S_2} + \frac{P_{dL}}{S_3} + \frac{P_{dV}}{S_4}}{4}$, $\frac{\frac{1}{P_{dT} \times S_1} + \frac{1}{S_2} + \frac{P_{TL}}{S_3} + \frac{P_{TV}}{S_4}}{4}$, $\frac{\frac{1}{P_{dL} \times S_1} + \frac{1}{P_{TL} \times S_2} + \frac{1}{S_3} + \frac{P_{LV}}{S_4}}{4}$, $\frac{\frac{1}{P_{dV} \times S_1} + \frac{1}{P_{TV} \times S_2} + \frac{1}{P_{LV} \times S_3} + \frac{1}{S_4}}{4}$.

5.6 Performance Evaluation

To assess the proposed protocol's performance, we designed and carried it out in the network simulator NS-3 version 26 [137]. The comparisons were handled between AODV, Centralized, CLWPR, GPSR, and LGRP routing protocols. AODV and GPSR are the most commonly compared protocols to the new suggestions. AODV establishes end-to-end routes similarly to our suggested solution, and it uses less hop count as a metric to reduce delay. Therefore, our solution's geographic routing aspect prompts us to match it to GPSR, a non-tolerant delay protocol. GPSR sends packets hop-by-hop based on the closest node to the destination, i.e., considering a low distance.

On the other hand, our solution manages a multi-criteria metric to figure out the routes between vehicles, which encourages us to compare it to CLWPR. The latter builds the next-hop, applying a multi-criteria weighting function. Since our routing protocol builds routes centrally, we compare it to OpenFlow-OLSR Centralized routing. This protocol divides the routing functionality into two parts. The first supports routing using the OpenFlow protocol for developing routing rules, the second employs OLSR routing protocol between nodes wireless.

The OpenFlow-OLSR Centralized protocol divides its functionality into two-part to hold

efficient and scalable routing in wireless routers managed by a central controller. The former achieves routing algorithms to select the best path and configure the mesh routers by generating OpenFlow rules. Also, it recaptures the network states. According to OLSR routing tables, the second transmits the packets. The central controller fulfills the routing tables with the instruction through OpenFlow. Each wireless node maintains a list of its neighbors periodically to refresh the routing table and select the new shortest path to all destinations.

Tableau 5.3 Simulation setup

Parameters	Values
Simulation time	500 s
Simulation area	2000mx1500m
Number of Vehicles	10 30 50 100 150 200 250 300 350 400
Maximum vehicle speed	50km/h
Transmission range	250m500m
Transmission rate	27 Mbps
Data packet size	512 bytes
Mac protocol	802.11p - LoRaWAN
Beacon interval	100 ms
Traffic type	CBR
Propagation model	TowRayGround/Nakagami (m=3)
Interface Queue Type	Queue/DropTail Priqueue
Interface Queue size	50 packets

The Simulation of Urban Mobility (SUMO) framework [85] and OpenStreetMap website [86] were employed to develop the simulation scenarios and vehicular mobility patterns. The simulation scenario size was 2000 m \times 1500 m obtained from the Montreal downtown map using OpenStreetMap. Based on the Montreal map as input information, the SUMO produced the mobility schemes. The obtained scenes contained real traffic regulations, such as the number of lanes, the traffic direction, traffic lights, and speed limits. The NS-3 used the mobility scenarios and the setup parameters identified in Table 5.3 to complete the simulation. We consider high density (300-400 vehicles), average density (150-250cars), and low density (10-100 vehicles) scenarios. The range of transmission is fixed to 250 m and 500 m. The maximum vehicle speed was fixed to 50 km/h, as stated in the real conditions on the Montreal midtown. Vehicles' velocity variation is random and managed by SUMO based on the OpenStreetMap's scenarios definition. Finally, to model the obstacles and the effect of the distance between the vehicles, the Nakagami and TowRayGround propagation models were employed.

For evaluating the performance of AODV, CLWPR, GPSR, LGRP, and Centralized routing protocols, six performance metrics are measured :

- The packet delivery ratio (PDR) : is the total number of packets received by the destination over the total number of packets sent by nodes ;
- The average end-to-end delay (E2ED) : is the average time required to deliver packets from senders to receivers ;
- The jitter (J) : is the difference between the delay of the current packet and the next one ;
- The routing overhead (RO) : is the number of the routing packets used during the simulation ;
- The throughput (T) : is the number of bits received successfully by the destination per time unit ;
- The energy consumption (EC) : is the ratio of the difference between final and initial energy over the total energy.

We carried a set of simulations out to evaluate the impact of the number of vehicles and transmission range (R) on the protocols' performance. We repeated each simulation scenario 40 occurrences and plotted the average results with a 95% confidence interval.

5.6.1 Packet Delivery Ratio PDR

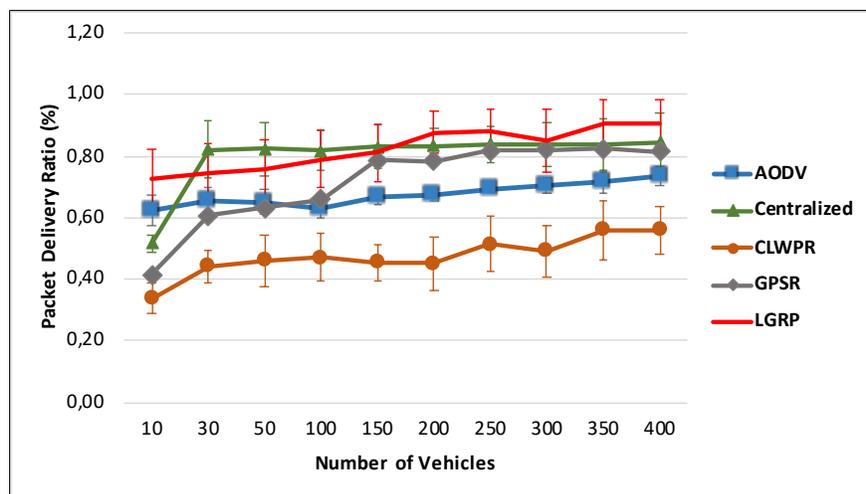


Figure 5.4 Packet Delivery Ratio Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)

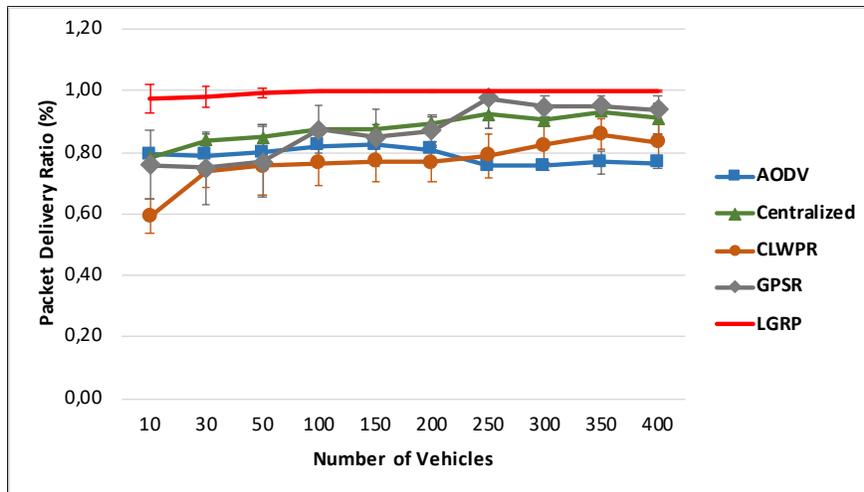


Figure 5.5 Packet Delivery Ratio Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)

The Fig. 5.4 and Fig. 5.5 plot the variation of PDR versus the number of vehicles. The figures illustrate that the packet delivery ratio of the three protocols is less than LGRP. For the 250 m transmission range, the LGRP protocol had over 70% of PDR compared to AODV, CLWPR, and GPSR, but the Centralized protocol's PDR is close to LGRP. On the other hand, AODV and CLWPR do not exceed 70% and 60%, respectively. However, when the transmission radius was 500 m, the five protocols' PDR exceeded 60%. The PDR of LGRP was close to reaching 99%. In contrast, AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR's PDR did not reach 85% in low and average density scenarios. This increase mostly resulted from the extension of the transmission range, allowing to have more vehicles neighbors. Accordingly, it raised the probability of establishing routing paths between vehicles. Thereby, the proposed protocol outperforms the others because it benefited the network's global knowledge in routing path building.

5.6.2 Average End-to-End Delay

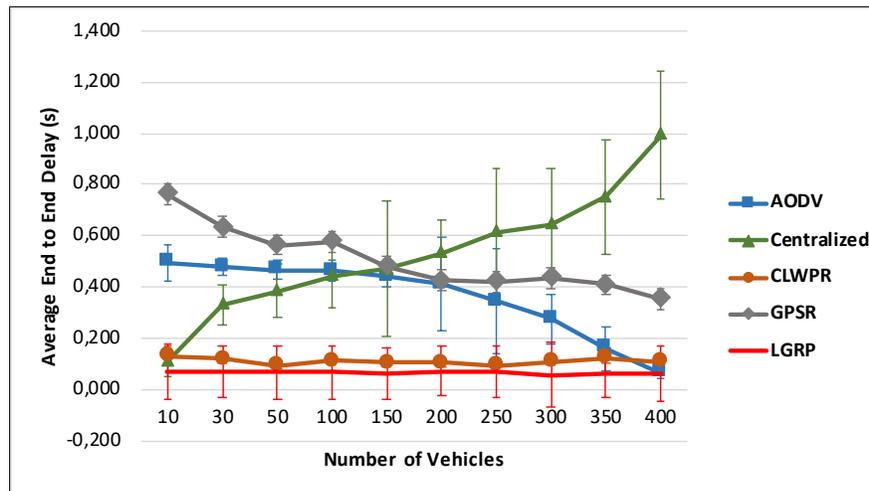


Figure 5.6 Average end-to-end Delay Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)

Fig. 5.6 depicts the average end-to-end delay got by different routing protocols in the 250 m transmission range. As shown, by increasing the number of vehicles from 10 to 400, the average end-to-end delay decreased for all routing protocols, except for Centralized routing. The LGRP's average end-to-end delay did not attain 0.1 s, unlike AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR. As observed, LGRP outperformed the comparative protocols in low, medium, or high densities with less end-to-end delay. However, the relation between PDR and the end-to-end delay is as the number of dropped packets affects the end-to-end delay because of their retransmission. The reduced values of the LGRP's average end-to-end delay resulted from its high PDR.

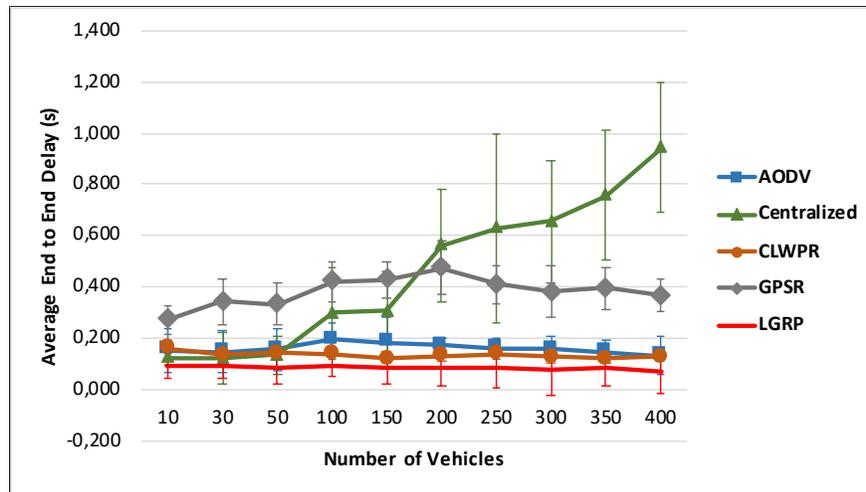


Figure 5.7 Average end-to-end Delay Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)

Fig. 5.7 illustrates the decrease of end-to-end delay for various routing protocols, which did not outreach 0.5 s, except for the Centralized. However, the LGRP's end-to-end delay stayed better than AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR. Indeed, the number of neighbors increased for the 500 m transmission range, which increased the number of intermediate nodes. Therefore, the routing protocols constructed stable routing paths.

However, the GPSR's end-to-end delay increased in the scenarios 10 to 200 vehicle density. Unlike from 250 to 400 the delay decreased. The variation justification is : for low and medium density, GPSR does not often find routing paths to send the data because the vehicles are geographically far apart from each other, which slows down transmission, while for high density, the cars are quite close, which allows GPSR to build routing paths in less time and the data transmission takes less delay.

The LGRP's end-to-end delay is less than other protocols because it considers the gateway vehicles with less delay and less packet loss. AODV, GPSR, and CLWPR look at the cars closest to the destination forming less hop.

5.6.3 Jitter

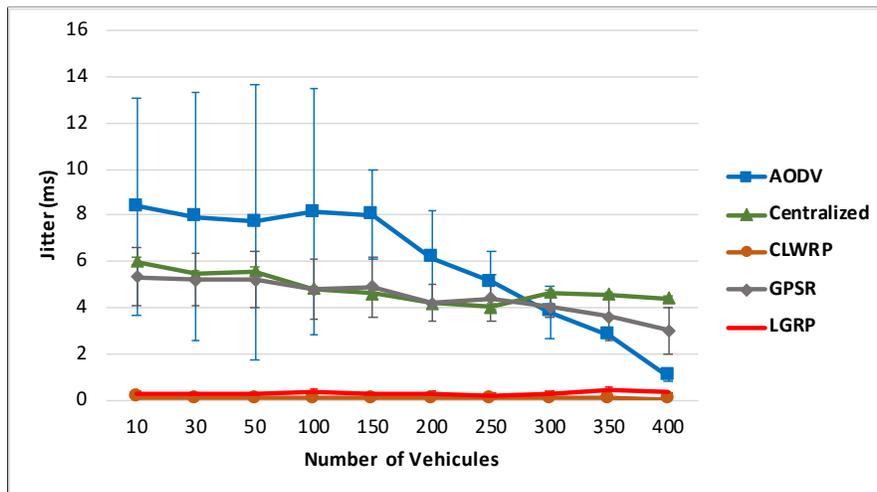


Figure 5.8 Jitter Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)

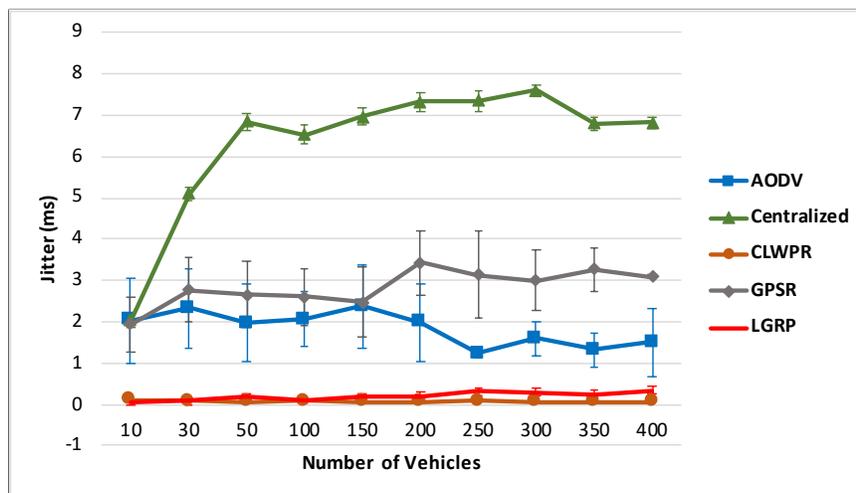


Figure 5.9 Jitter Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)

We show the jitter results in Fig. 5.8 and Fig. 5.9 for different numbers of vehicles and routing protocols. In Fig. 5.8, we can observe the jitter diminished with the rising number of cars. Unlike Fig. 5.9 illustrates the jitter variation in different network density for the AODV, Centralized, and GPSR protocols. Besides, the CLWPR and LGRP protocols show less variation in both scenarios. It is also interesting to notice that the CLWPR and LGRP protocols maintain less jitter than the alternative protocols. CLWPR and LGRP build stable routes by choosing gateway nodes with less delay.

5.6.4 Overhead

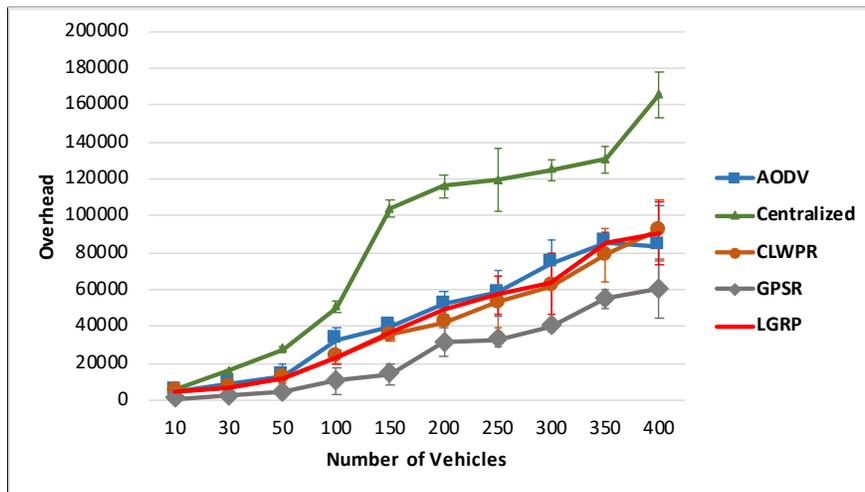


Figure 5.10 Overhead Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)

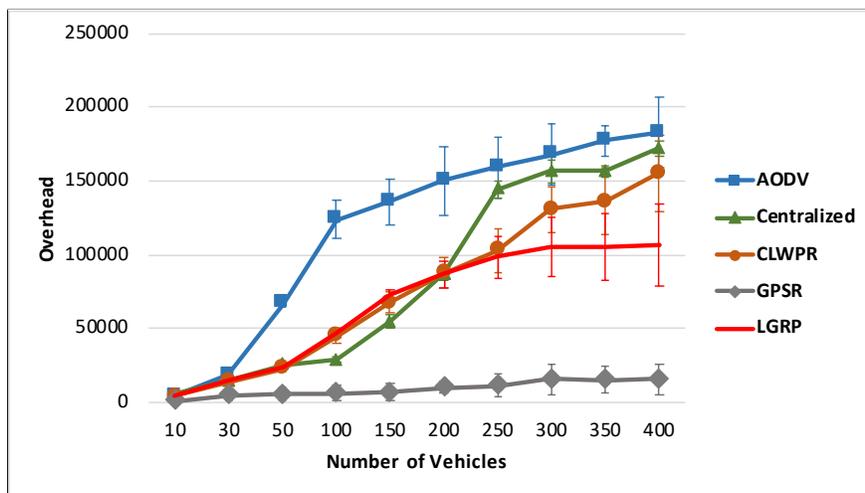


Figure 5.11 Overhead Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)

As depicted in Fig. 5.10 and Fig. 5.11, the overhead increased proportionally to the number of vehicles for the five protocols. AODV and Centralized protocols generated more routing packets than CLWPR, LGRP, and GPSR for the 250 m and 500 m transmission range. The graphs shows that LGRP's overhead was higher than GPSR's and CLWPR's overhead. LGRP's overhead grew because of the many routing packets exchanged between vehicles and the LoRaWAN server. However, CLWPR and GPSR used only one type of routing packet transmitted just between cars.

5.6.5 Throughput

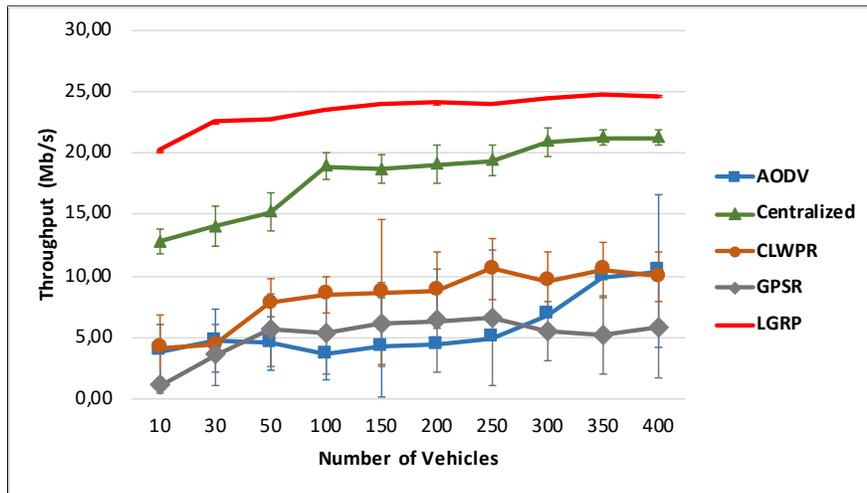


Figure 5.12 Throughput Vs. Number of Vehicles (R= 250 m)

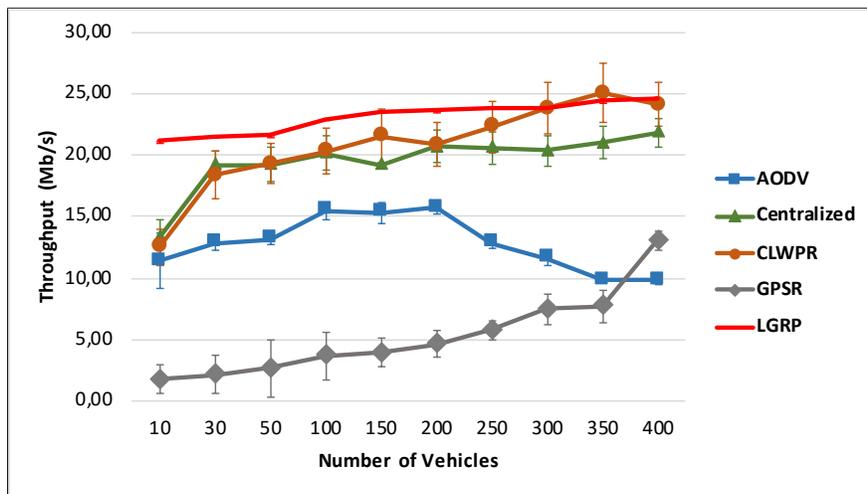


Figure 5.13 Throughput Vs. Number of Vehicles (R= 500 m)

Given the throughput definition indicates the volume of packet transfer per second throughout the simulation. This will allow determining the efficiency of the bandwidth consumption for the assessed routing protocols. Fig. 5.12 and Fig. 5.13 graph the throughput variation versus the number of vehicles. In Fig. 5.12, we note that the suggested and the Centralized protocols outperform the comparative protocols by increasing the capacity usage up to 80%. Unlike AODV, CLWPR and GPSR indicate less than 50% of the capacity usage, indicating less efficiency in bandwidth consumption. Contrastingly, in Fig. 5.13, the AODV, Centra-

lized, CLWPR, LGRP, and GPSR demonstrated an improvement in throughput. LGRP's throughput stands better than AODV and GPSR but adjacent to Centralized and CLWPR, and passes 85% of the capacity usage. On the other side, when the number of vehicles increased as in high-density scenarios, the throughput of AODV decreased. The figures highlight LGRP allows higher throughput because it transferred data packets with a reduced loss and less delay despite a substantial overhead. In a general way, the LGRP protocol was more appropriate to achieve the greatest throughput for both transmission range.

5.6.6 Energy consumption

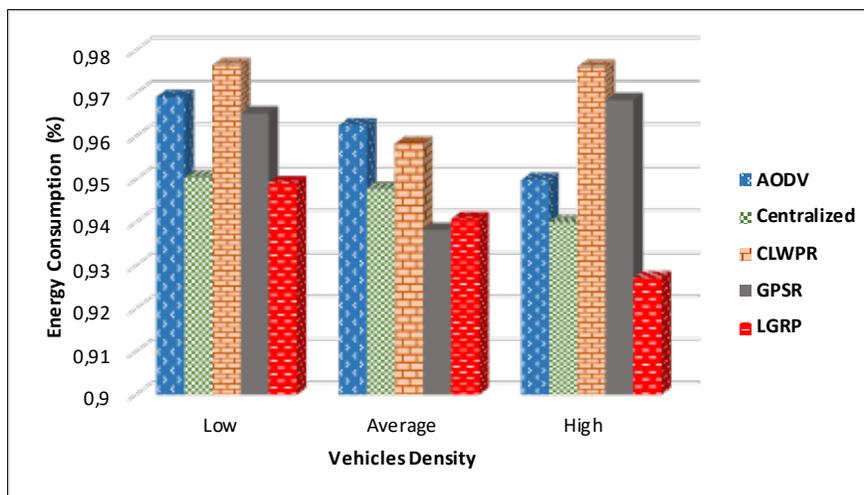


Figure 5.14 Energy consumption Vs. Vehicle Density (R= 250 m)

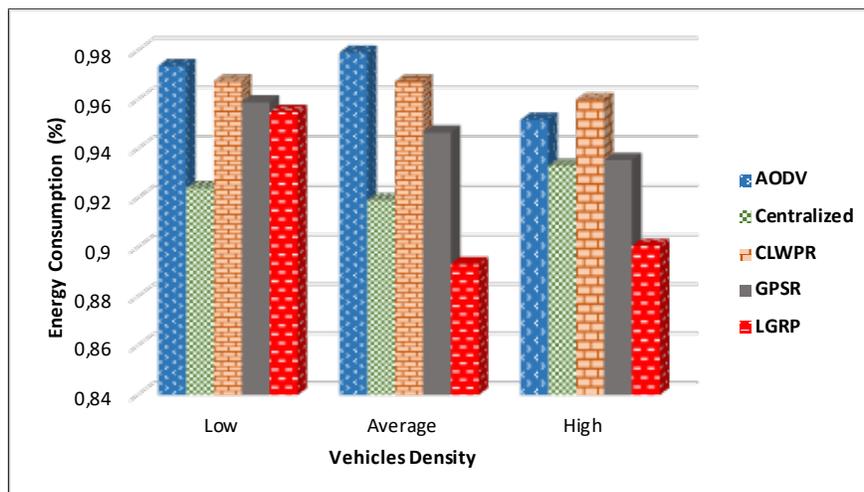


Figure 5.15 Energy consumption Vs. Vehicle Density (R= 500 m)

Climate change issues have made researchers and industrialists aware of the value of promising solutions in terms of ecology, energy efficiency, and sustainability. Therefore, Fig. 5.14 and Fig. 5.15 present the energy consumption of the proposed routing solution and the comparative protocols. In the 250 m and 500 m transmission range, the protocol LGRP surpassed AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR in energy efficiency. LGRP consumed, on average, 2%, 1%, 5%, 3% of energy less than AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR.

5.6.7 Discussion

This subsection presents the synthesis of the results obtained and established previously, and we summarize the LGRP's gain in Table 5.4. The PDR of LGRP is better than AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR protocols for all the simulation scenarios. LGRP constructs the routes based on the overview of all vehicles' status in the network, stored in the neighbors' global table. In contrast, AODV, CLWPR, and GPSR use restricted views of local neighborhood information. They depend on the transmission range size at every node, limiting their knowledge of the network. Also, we note that the obstacle sensitivity of the used technology for comparative protocols affected the delivery packets ratio. Meanwhile, LGRP benefits from the advantage of LoRaWAN in overcoming obstacles in an urban environment allowed more reliability and less packet loss. Whereas the PDR is high, the packet loss is low; thus, fewer packets retransmission diminishes the end-to-end delay. In terms of end-to-end delay, we note the LGRP performs better than AODV, CLWPR, and GPSR to reach over 40% of the gain. Indeed, LGRP employs routing metrics based on reducing distance, delay, packet loss, which enabled to build routes with less end-to-end delay. The LGRP's throughput is 76%, 65%, 23% and 11% better than AODV, CLWPR, Centralized and GPSR, respectively, for the 250 m transmission range scenarios. In the 500 m transmission range, LGRP's throughput declines compared to earlier results, but it rests better than AODV, CLWPR, and GPSR. This performance relates to the fact that the reduced LGRP's end-to-end delay helps to increase the throughput. Amongst others, the consumption of bandwidth by the routing packets affects the throughput. Therefore, we notice LGRP's overhead outmatches Centralized protocol and AODV with 50% and 41% in the 250 m and 500 m scenarios. Nevertheless, it does not show an advantage over the comparative protocols because of several types of control packets exchanged.

For energy consumption, LGRP benefits from the LoRaWAN feature with energy savings of up to 5% contrasted to other protocols. This gain represented the use of LoRaWAN technology in building routing paths.

In summary, CLWPR needs additional information about the obstacles and buildings' posi-

tion provided by the geographic map to build the routing paths. The lack of this data causes unstable routing path creation, which degrades CLWPR performance. On the other hand, AODV is a reactive routing protocol; its functioning involves sending request route packets to the neighbor nodes and neighbors' neighbors until reaching the destination. It selects the route with fewer hops and responds to the emitter by response route packet. When the relay vehicles change the position or exit the road, AODV must maintain and rebuild an alternative path which increases overhead, packet loss, and end-to-end delay.

Regarding GPSR, its working depends on nodes' vicinity information in transmitting packets and the knowledge of destination position, limiting routing in case of lack of this information. Therefore, the protocol ignores other route possibilities. Also, the closest nodes' choice of the destination generates more failure of routing ways when the gateways leave the nodes' transmission range. The issue does not arise for LGRP because this protocol uses a global knowledge of the state of the network and Centralized protocol. Besides, Centralized protocol presents a disadvantage in the end-to-end delay and does not maintain stable routes. However, LGRP does not require supplementary information; it uses the data provided by nodes in Hello and hellos messages to establish stable and robust routes with low packet loss, end-to-end delay. LGRP meets the requirements of real-time applications because it is less sensitive to surroundings and more sustainable.

5.7 Conclusion

In this paper, the issue of the applications of intelligent transport in smart cities is addressed. A new routing protocol named LoRaWAN-based Geographic Routing Protocol is introduced to meet the requirements of the real-time applications in such an environment. The LGRP selects the most robust routing paths needed to achieve a high packet delivery ratio, a minimum end-to-end delay, and reduced power consumption. It takes advantage of the LoRaWAN and 802.11p hybridization. A new multi-criteria metric is introduced in LGRP by considering the distance, delay, packet loss, and relative velocity as the cost for selecting gateway nodes. The proposed routing metric aims to ensure reliable and low-maintenance routing paths. It considers the constraint of choosing links with the lowest expiration time. The LGRP protocol is implemented in the NS-3 simulator, and the performance evaluation is achieved in realistic simulation scenarios developed using OpenStreetMap and SUMO. Simulation results show that the LGRP protocol outperforms the literature routing protocols : AODV, Centralized, CLWPR, and GPSR. The packet delivery ratio is improved by 41%, the average end-to-end delay is enhanced by 98%, and the energy consumption is reduced by 5%. In future work, we will use prediction algorithms and the software-defined network to reduce the LGRP's

end-to-end delay and overhead.

Tableau 5.4 The gains (%) of LGRP Vs. AODV, Centralized, CLWPR and GPSR

		Metrics																							
		PDR				E2E D				T				R O				E C				J			
		AODV	Centralized	CLWPR	GPSR	AODV	Centralized	CLWPR	GPSR	AODV	Centralized	CLWPR	GPSR	AODV	Centralized	CLWPR	GPSR	AODV	Centralized	CLWPR	GPSR	AODV	Centralized	CLWPR	GPSR
Trans.	500 250	15	0	39	12	75	80	19	82	69	2	56	11	-1	47	-10	-46	2	1	3	2	98	98	-33	97
Range	500 250	21	11	22	12	50	70	45	80	40	10	6	47	42	22	17	-86	2	1	5	3	88	96	-65	92

CHAPITRE 6 ARTICLE 3 : A NEW SDN-BASED ROUTING PROTOCOL FOR IMPROVING DELAY IN SMART CITY ENVIRONMENTS

Auteurs : Lamia ELGAROU, Samuel PIERRE et Steven CHAMBERLAND

Publié à la revue : International journal of smart cities, Septembre 2020

Abstract

The smart city is an ecosystem that interconnects various devices like sensors, actuators, mobiles, and vehicles. The intelligent and connected transportation system (ICTS) is an essential part of this ecosystem that provides new real-time applications. The emerging applications are based on Internet of Things (IoT) technologies, which bring out new challenges, such as heterogeneity and scalability, and they require innovative communication solutions. The existing routing protocols cannot achieve these requirements due to the surrounding knowledge supported by individual nodes and their neighbors, displaying partial visibility of the network. However, the issue grew ever more arduous to conceive routing protocols to satisfy the ever-changing network requirements due to its dynamic topology and its heterogeneity. The Software-Defined Networking (SDN) offers the latest view of the entire network and the control of the network based on the application's specifications. Nonetheless, one of the main problems that arise when using SDN is minimizing the transmission delay between ubiquitous nodes. In order to meet this constraint, a well-attended and realistic alternative is to adopt the Machine Learning (ML) algorithms as prediction solutions. In this paper, we propose a new routing protocol based on SDN and Naive Bayes solution to improve the delay. Simulation results show that our routing scheme outperforms the comparative ones in terms of end-to-end delay and packet delivery ratio.

6.1 Introduction

5G and IoT technologies promise a massively improved scalable and reliable connectivity. These technologies bring various innovative applications that offer high-quality services and efficient management of infrastructure in urban areas. The development of these technologies turns expectations of smart cities into reality. Their vision is to provide a better life quality for citizens and to enhance city management to react quickly to events and emergencies [138].

A smart city uses different devices, such as sensors, actuators, vehicles, and cameras for its various operations. The devices' deployment and operating compose a diversity of access networks that process automating data collection, provide necessary information used to ma-

nage infrastructures and resources efficiently, and meet applications' advanced requirements. This collection is analyzed and exploited in various systems, such as transportation, energy, education, and health systems [139]. With a common goal of enabling these systems to be intelligent, many applications have stringent real-time requirements in exchanging information between apparatus and everything around them.

The smart transportation system is mainly based on delay-sensitive applications. However, the high mobility and dynamic topology of the vehicle networks diminish data dissemination and bring more challenges in implementing communication protocols that guarantee efficient and reliable transmission [140], and resource management systems [141]. Moreover, the vehicle networks' heterogeneity and scalability increase the complexity in designing new communication solutions and managing multifaceted technologies. This elevates the demand of create new communication initiatives, more specifically in developing routing protocols. Despite the significant number of existing routing protocols in the literature, we note that current routing protocols are relatively limited and cannot resolve a smart environment's new issues. Furthermore, the existing routing protocols are inherently distributed, since each node communicates with others by broadcasting information in its vicinity. They reflect partial visibility of the network, and they cannot know the real network conditions. There are still needs for novel approaches taken by the researchers in conceiving the original solving and considering significant heterogeneity challenges, scalability and new application requirements.

A programmable and dynamic solution named Software-Defined Networking (SDN) was proposed to reverse this situation, where new protocols can be implemented by software without needing any hardware modification on networks. The SDN separates the control and data planes to guarantee flexibility. The data plane includes the devices that forward the information. The control plane comprises a controller that generates and maintains a database containing network-wide knowledge such as network topology. The main aim of SDN is to improve rapid packet delivery, low latency, and overhead communication, best bandwidth utilization and selection of best routes, as well as to facilitate network programming.

Recent trends in smart cities reveal that SDN has been used in wired networks [142] [143], making it unusable in the general case of an intelligent environment where the devices are ubiquitous and distributed. Therefore, SDN must be adapted to support the wireless nature of smart environment systems [144] [145]. The intelligent environment complexity and SDN centralized management make the computation of routing solutions under various requirements of real-time applications even more difficult. However, Machine Learning (ML) algorithms afford a new possibility in solving such problems, which keeps computation more reasonable and manageable [146]. In this perspective, we explore using a ML algorithm and

SDN technologies in proposing a new routing protocol to reduce end to end delay. We use the useful and practical machine learning technique to discover and extract knowledge for predicting the routing paths calculation. The main contribution of this paper is as follows :

- Develop a framework that uses the Naive Bayes algorithm. This supervised ML algorithm expects a dataset as input and delivers an output result, which is useful information in routing path construction.
- Create a large dataset based on the Montreal city open data website and using the Simulation of Urban MObility (SUMO) simulator and the calibrator framework. Then, process the transformation and label of the different features used in the Naive Bayes framework to predict nodes' information.
- Design and develop a routing protocol as an application in the SDN controller 'RYU' with integrating ML framework.
- Implement and evaluate the performance of our solution, then compare it to the literature routing solutions, Optimized Link State Routing Protocol (OSLR), SDN multipath routing and SDN Q-learning routing.

The remainder of the paper is organized as follows. Section 2 introduces the background knowledge of SDN and an overview of the related work. Section 3 gives a brief explanation of ML techniques and describes the generation and processing of the created dataset. Sections 4 and 5 present our network model and operation of our Naive Bayes based routing protocol. Performance evaluation is carried out in Section 6. The last section concludes.



Figure 6.1 SDN architecture in Smart City Environment

6.2 Background and related work

In this section, we first introduce a brief background knowledge of SDN; secondly, we investigate recent work done about routing on SDN; and thirdly, we expose the Machine Learning-based routing solutions.

6.2.1 Background knowledge of SDN

Despite the new technological progress achieved during the last decade, the SDN paradigm is still flourishing. It attracts more and more attention from the academic community to promote innovation works and improve the network communication protocols. We give a brief explanation of this emerged concept below. Mainly, SDN's idea is to decouple network control functions from forwarding data functions, which corresponds to the new network architecture [147] [148]. The SDN architecture consists of three planes: the application plane, the control plane, and the data plane [149], as shown in Figure 6.1. There are SDN control protocols between every two planes, i.e., ones between application plane and control plane named Northbound protocols and others between data plane and control plane called Southbound protocols. The northbound side provides a program that manages the network from the application plane. Besides the northbound protocols, the southbound interfaces enable communication from the control plane to the data plane, which of these we cite the popular ones, including OpenFlow, OVSDB, NETCONF, etc.

Nevertheless, the control plane is based on its operation on central equipment called a controller representing the brain of the network [150]. The controller enables the dynamically programming of the net to ensure efficient and flexible service of the physical and virtual hardware in the data plan. Moreover, the controller addresses the essential functionalities of the network used by data plane components. It provides rules from the application plane, such as routing, load balance of resources usage, network topology monitoring, and device configuration [151]. Several types of controllers are developed in the industry to ensure better network management with more flexibility and agile. We quote as an example Ryu controller, Onos controller, Opendaylight controller, etc. [150].

6.2.2 SDN-based routing algorithms

Since routing is the fundamental key in any communication network, several prior works have been designed for a wide selection of systems and applications with various challenges, such as minimizing delay transmission, maximizing packets delivery, enhancing reliability, etc. According to the listed works below, the structure of SDN provides a global view of the

network, which eases computing optimal routing paths and guarantee efficient transmission. Besides, this section highlights the new routing contributions using the SDN paradigm.

Venkatraman *et al.* [67] proposed an SDN-enabled connectivity-aware geographic-aware routing protocol (SCGRP), in which the SDN controller calculates routing measurements in real-time using cellular networks. SCGRP performance scores an enhancement in link deterioration, transmission delay, and packet delivery ratio. Moreover, SCGRP optimizes the transmission of data packets using an extended SDN architecture to vehicular networks in urban areas. The proposed solution aims to take advantage of a global view of the network topology and heterogeneous traffic conditions maintained by SDN.

Sudheera *et al.* [68] suggested a new routing protocol for Software-Defined Vehicular Networking (SDVN) that optimizes the routing scheme with a source routing based flow instantiation (FI) operation. The routing protocol analyzes the link quality fluctuations due to dynamic topology that causes short lifetime links and then packet losses. Based on an incremental packet allocation scheme, the solution solves the routing problem in a less time complexity by finding multiple shortest paths. The built routes are collectively stable, which guarantees delivery of packets without any loss.

Singh *et al.* [69] designed a new approach by combining the SDN with the small-cell deployments. They implemented the Multipath TCP connections to establish link reliability between vehicles, increase throughput, and reduce packet loss. Similarly, Zhu *et al.* [70] considered using SDN in a Vehicular Ad hoc NETWORK (VANET) setting as the best key to ensure a routing solution's efficiency. The SDN controller builds better paths based on a global view over the network. They used a new metric named "minimum optimistic time" to switch between multi-hop forwarding and carry-and-forward models according to the network density. The routing protocol aims to decrease delivery delay time and overhead.

Other work introduced a new approach to resolve the routing problem [71]. Abbas *et al.* [71] put forward the routing solution that used a road-aware approach by selecting paths using road segment id to ensure path durable. The SDN controller computes path estimation model using speed, position, and road id information for finding the shortest routes. The data is gathered by a dedicated controller, i.e., the edge controller, which processes the real-time data coming from the vehicles. The usage of this controller aims to reduce the response time and packet overhead. The cellular network is employed to transmit packets between the SDN controller and vehicles with less bandwidth and low latency.

Abugabah *et al.* [72] proposed a new method to build multiple paths and to simplify the traffic construction procedure. The protocol used a new criterion based on average path channel load, channel loading, path length, and channel length to select a path from the available

routes. The solution employs a modified channel state wave algorithm in path selection that allows a more uniform capacity of information transmission. The protocol manages the shortest paths between the intermediate and final nodes to weed out the recalculation of new routes in the transmission process.

Consequently, the solutions presented in this section are based on the broadcasting approach to discover the destination if the controller did not know it beforehand. This target discovery will generate an additional delay in building routes and data transmission. As well, The roads' construction uses information collected by dedicated equipment, which presents extra processing time to accomplish the routing task. Besides, the suggested protocols used the cellular network in exchanging the packets between the data plane and the control plane, which represents a limited option given the exponential growth of the equipment deployed in future cities, particularly with the scope of the IoT.

The wireless devices spread will lead to a scarcity of resources in terms of medium allocation. As well, the arrival of 5G will overthrow the current cellular networks, with the deployment of innovative decentralized architectures based on hybrid clouds and supporting IoT applications. Such advancement will revolutionize existing solutions by requiring their update to provide a high quality of service (QoS) for users, and high quality of experience (QoE) [152]. In contrast, our protocol anticipates the destination discovery step and avoid it by using a prediction mechanism to reduce the transmission delay. Besides, we are adopting the WiFi 802.11P technology in network communication, as this type of technology is most suitable in high mobility communications.

6.2.3 Machine Learning-based routing algorithms

Currently, Machine Learning is a widely used Artificial Intelligence (AI) method for a broad assortment of tasks, like classification, in a variety of application spheres such as computer vision, security and network communications. In this section, we present the relevant research works designed for routing strategies using ML algorithms.

Tang *et al.* [76] proposed a mobility prediction-based routing scheme to ensure reliable and timely data dissemination in VANETs. The SDN controller predicts the vehicle arrivals and connections using the artificial neural network. Road Side Unit (RSU)/Base Station (BS) uses the prediction to integrate a stochastic urban traffic model for estimating the successful transmission and average delay. Depending on the location of the source vehicle and destination vehicle, the controller or the RSU/BS built routing paths with minimum delay. Vehicle to Infrastructure (V2I), as well as Vehicle to Vehicle (V2V) channels, can transmit simultaneously via different spectrum access technologies. On the other hand, Azzouni *et*

al. [77] suggested a new routing solution called neural network-based routing (NeuRoute). The routing protocol uses Deep Feed Forward Neural Network (DFFNN) to learn and build routes. It inputs collected path decisions history, the network state, and the predicted traffic matrix to train step of neural routing network. The network state consists of all links costs and their available capacities. After training the model, the protocol can route new arriving flows based on the traffic matrix and the network state as an input.

Chen and Zheng [78] suggested a new routing solution entitled A Machine Learning-based routing preplan for SDN. This solution works on three phases : flow feature extraction, user requirement prediction, and route selection. As indicated in the solution's name, the process considers planning routing based on relevant features extracted from users' history data and clustered using a semisupervised clustering algorithm. The core idea is to predict the user's requirements, then plan frontwards routing policies that ensure reducing delay. The solution employs the extreme learning method to optimize the network structure and discards old data post the training.

Li *et al.* [79] incorporated a Naive Bayes classifier in the Least Loaded (LL) routing algorithm. The ML algorithm provides extra information obtained from record historical network state information and the link traffic load information to LL routing that decides the best candidate route. Another usage case was proposed by Baz [80], which integrated the Bayesian Machine Learning algorithm in Flow Prediction in SDN Switches. The algorithm allows switches to predict the traffic to reduce unnecessary communications between switches and the controller. Therefore, the switches determine processes generating flows and use them to assign a packet with the unknown flow to match it with the appropriate one.

To resolve the Routing and Wavelength Assignment (RWA) problem in the context of optical Wavelength-Division Multiplexing (WDM) networks, Martin *et al.* [81] transformed this issue into an ML-based classification problem where ML classifier provides RWA solution based on an input traffic matrix. Moreover, Sun *et al.* [82] introduced the TIme-relevant DEep reinforcement learning (TIDE) protocol as an optimized routing strategy on SDN modified architecture that contained three logic planes : data plane, control plane, and AI plane. In the AI plane, an RNN-based deep reinforcement learning method operates to output a near-optimal routing strategy according to the varying traffic distribution. However, a smart agent can output a near-optimal routing solution for the underlying network without any prior knowledge. Yao *et al.* [83] proposed a load balancing routing scheme boosted by ML. The protocol uses network state information (NSI) in the form of queue length to train the neural network and to make route predictions. In another type of networks, Liu *et al.* [84] introduced a Q-learning based multi-objective Unmanned Aerial Vehicles (UAV) routing

algorithm to reduce energy consumption and delay. Moreover, Zhang *et al.* [153] presented a range of Deep Learning algorithms used in routing solutions.

However, the "No Free Lunch" theorem [154] states that there is not just one ML algorithm that can solve any problem, and that always performs better than all other algorithms because it depended on many factors. Furthermore, several factors are involved in choosing the ML algorithm that provides a given situation's proper learning model. We mention the main ones which are the dataset dimension and structure, the type and complexity of the problems, the prediction speed, the precision of the forecasts, the duration of the training step, the size of trained data, the straightforward implementation, and the storage space of training data. Indeed, the works presented in this section opt for various ML solutions, except that these solutions do not meet the real-time requirements of the routing problem in the intelligent environment. Because they take a long time to compute the prediction, and they require massive storage resources due to the network's dynamic scalability. Whereas The Naive Bayes algorithm provides fast training and prediction speed, which meets real-time operating, it performs well with small and big instances; it can handle lots of features and easy to implement. Moreover, it can provide high accuracy predictions using different types of datasets [155] [156]. Thus, this candidate algorithm is a suitable approach that fulfills our expectations to resolve the smart cities' routing issue.

6.3 Machine Learning Algorithms

The scalability of the network and the heterogeneity of equipment and the full range applications deployed in smart cities make the SDN controller tasks complicated and tedious. Therefore, network management and data routing mechanisms produce a large number of overhead packets and long transmission delays, thus disrupting the systems' functionalities based on real-time applications.

ML algorithms are introduced in SDN to overcome these challenges [157]. This provides robust computation and optimized processing to predict essential information in the routing paths construction or the network topology discovery either in the allocation resources. Mainly, the advantage of using Machine Learning techniques consists of reducing transmission delay and control packets significantly in routing applications. ML algorithms rely on real-time and historical network data to operate. They analyze them and then estimate and predict a future situation or outcome that can bring intelligence to the SDN controller. The controller will be able to optimize network configuration and automatically deliver new network services in real-time.

ML techniques are divided into four approaches : supervised, unsupervised, semi-supervised, and reinforcement learning. Supervised learning is based on pairs of input-output observations to learn a function explaining the relationship between them by looking for patterns in the value labels assigned to the data points [158]. This algorithm predicts an outcome variable given a set of input variables, and it creates a system model that matches inputs to target outputs. Once the training process has reached the level of precision, the model can be used to achieve the desired result. There are various models of supervised learning, such as neural networks, regression, decision tree, nearest k-neighbor, logistic regression, support vector machine, and Naive Bayes, etc. However, our work focuses on the Naive Bayes supervised learning approach that we investigate in this section.

The concept of Bayesian machine learning depends on the conditional probability of calculating the probability that an instance will occur given a particular set of attributes corresponding to previous knowledge, which might be related to it. This learning method classifies a new event or incident into a set of possible outcomes provided by previous training data. The classifier Naive Bayes tries to find the most likely value for a current instance given its known attributes. Bayesian learning uses the most probable result, often called the maximum a posteriori to classify the hypothesis. It is based on the Bayesian theorem defined in equation (1) as follows [159] :

$$P(C|X) = \frac{P(X|C)P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

Where $P(C)$ is the prior probability of hypothesis C , $P(X)$ is the prior probability of training data X , $P(X|C)$ probability of X given C , and $P(C|X)$ probability of C given X .

In the next section, we explain the creation and transformation of the dataset used in our ML framework, and we introduce the proposed model and formulation problem.

6.3.1 Problem formulation and proposed modeling

Our routing application tends to reduce transmission delay and overhead packets in an intelligent transport environment using SDN to manage vehicle communication in smart cities efficiently. We integrate the supervised approach given by the Naive Bayes classifier in the routing solution. We use the Naive Bayes classifier giving consideration to its simple implementation with low computational complexity and a real-time prediction process. This ML algorithm predicts locating a vehicle in a specific area of the road network assigned to a particular RSU assuming the role of a virtual switch in SDN. Therefore, the controller will not broadcast packets-out to discover the vehicle's location, which will reduce the control packets

exchanged between the controller and the various switches/RSU in the network. Localization of the node allows establishing a particular candidate route between a pair of nodes, depending on the current link delay. Based on the least current delay on each candidate route, we select the one with the best value, i.e., the lowest delay.

$\mathbf{X} [x_1, \dots, x_n]$ vector indicates a problem instance where x_1, \dots, x_n are n characteristics related to the vehicle information defined and discussed in the next section. We assume that there is k class, C_1, \dots, C_k corresponding to areas including RSU/ Switch S_j with $j = 1..k$. Applying the Naive Bayes theorem defined in equation(1) to our problem, allows us to define the conditional probability of our model, represented by $P (C_k | \mathbf{X})$, which denotes the instance probability of C_k given \mathbf{X} , in the equation (2) as follows :

$$P (C_k | \mathbf{X}) = P (C_k | x_1, \dots, x_n) = \frac{P (C_k) \cdot P (x_1, \dots, x_n | C_k)}{P (x_1, \dots, x_n)} \quad (2)$$

According to the conditional independence hypothesis of the theorem, i.e., the features are mutually conditionally independent, then the posterior probability for each class becomes :

$$P (C_k | \mathbf{X}) = \frac{P (C_k) \cdot \prod_{j=1}^n P (x_j | C_k)}{\prod_{j=1}^n P (x_j)} \quad (3)$$

Before executing the proposed approach in a real-time process, it should perform a training step in an offline manner by examining the set of data in the learning stage. In the first step, the model claims a dataset to learn the function that maps the future events with past knowledge occurrences. The creation and implementation of such a dataset are developed in the following section.

6.3.2 DataSet Generation and Processing

To collect the vehicle data, we simulate the traffic in a real-life scenario on a testbed built using the SUMO simulator and a real map of downtown Montreal extracted via the OpenStreetMap framework [85, 86, 160].

The most important information that helps us in the creation of the dataset is the configuration of the road network with the identification of roads and trails, traffic infrastructure (e.g., traffic lights) and traffic demand discussed in [161], which provides the number of vehicles present at each intersection of the road network, as shown in Figure 6.2. We simulate



Figure 6.2 Montreal Real Scenario Testbed built using Sumo and OpenStreetMap

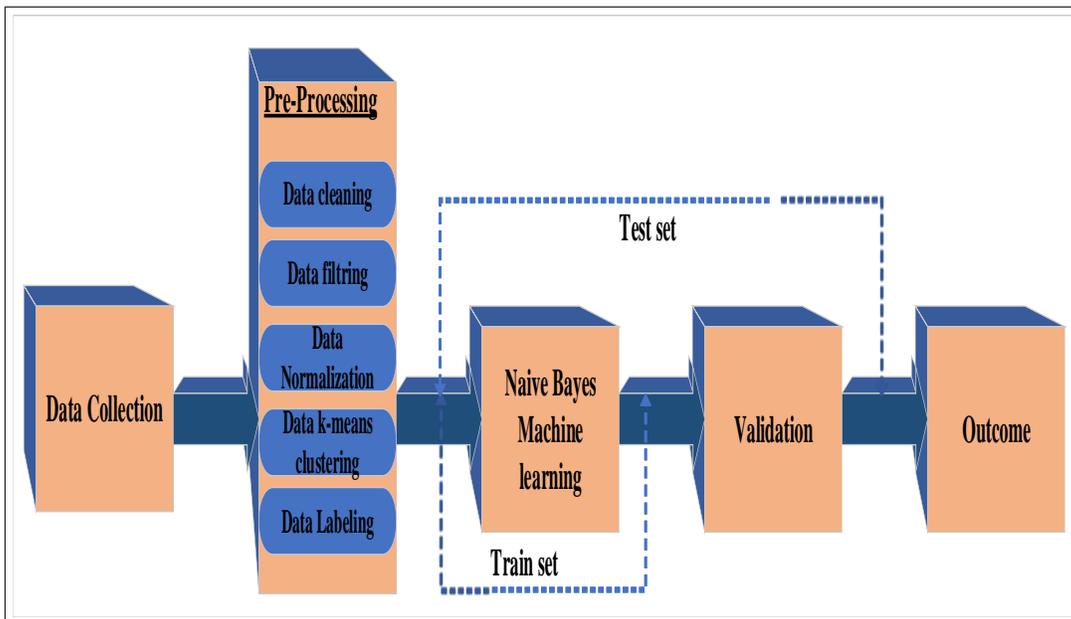


Figure 6.3 Dataset processing and Model testing stages

the scenario several times and calculate the statistical data using the Traci and Calibrator package provided by SUMO [85].

As indicated in [85], we count the number of vehicles passed over a road segment by implementing a calibrator object at each intersection. The calibrator controls and calculates

crossing vehicles at the junction. If the computed value reaches a specified amount by Montreal's openData portal, the calibrator framework removes the fleet exceeding the specified target level. Besides, if the traffic request does not match the specified value, the calibrator inserts new vehicles.

We save the data simulation in CSV file to clean and process the dataset, as shown in Figure 6.3, then we extract the necessary features used in our solution. We label each column of the CSV file, and we remove non-valid values, then we erase columns to reduce unnecessary data. We label the columns to identify the features by : node_id : Vehicle_id, TT : travel_time, RSTh : historical road segment travel, CT : current time, RT : trajectory time on the segment of road, TD : trajectory direction, ST : speed travel, XP : X-axis position, YP : Y-axis position, AN : Area number and RSU-Addr : roadside unit address. It should be noted that the Naive Bayes algorithm is based on strong (naive) independence assumptions among the various features. For this reason, we review and assess each feature pair's correlation matrix, including Pearson's correlation coefficients, as illustrated in Figure 6.4. The matrix correlation

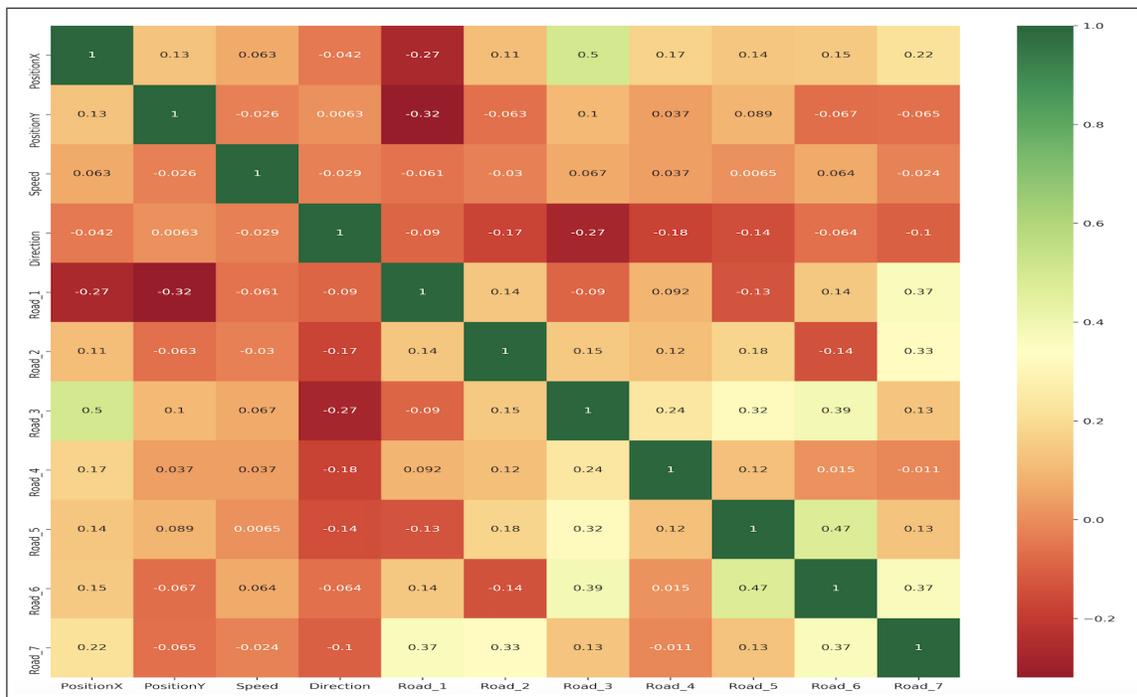


Figure 6.4 Matrix correlation reporting Pearson's correlation coefficients of each pairs of Features Dataset

shows the level of dependency between the attributes to keep only the most independent.

Pearson's correlation coefficients show mainly that the features are closer to zero, which means that no linear relationship is present in the data. Besides, the negative values indicate that one

variable tends to decrease as the other increases. On the other hand, the positive coefficients highlight that as one feature value increases, the other tends to increase. By the end of dataset processing that contains more than 1 000 000 instances, we test the ML model to evaluate its accuracy by varying the number of occurrences fed to the train part and validation part. The obtained results in table 1 help us choosing the percentage of splitting the dataset. We observe that the accuracy of the model is advantageous and is over 90% for all dataset size variation. The efficiency for 70%-30% splitting and 80%-20% are close, but the third column is suitable for the choice of dividing the dataset while it shows the best accuracy results. The ML algorithm works in a very dynamic environment, which induces a high variance of the data, and hereby, after some time, the model's performance may deteriorate. Therefore, the ML algorithm must be retrained. Still, excessive retraining generates more computation time and adds complexity to the model implementation by including new modules such as that monitors the performance of the system. While, at each time a new routing request is received, the controller retrained the Naive Bayes method to maintain its efficiency; thus, it must use fewer resources.

6.4 Network model

This section describes the proposed network model used to design the SDN-Naive Bayes-based routing protocol in a smart city environment. Mainly, our work focuses on intelligent transportation systems that represent the lifeblood of smart cities. The network and their operation components take advantage of the SDN paradigm and ML to offer efficient communication and aid to bring more flexibility and agile to the system. Our network is composed of three types of equipment. The following components are required for deploying the system.

- Controller. It plays a central role in the network as the heart and concretize the control plane. The controller has the global intelligence provided by the overview of the whole

Tableau 6.1 Accuracy evaluation and splitting dataset ratio selection

Dataset Size	50% Train stage 50% Validation stage	60% Train stage 40% Validation stage	70% Train stage 30% Validation stage	80% Train stage 20% Validation stage
10 000	0.9164	0.9102	0.9056	0.901
50 000	0.9077	0.9083	0.9092	0.9078
150 000	0.9142	0.9147	0.9164	0.9179
250 000	0.9162	0.9171	0.9181	0.9170
500 000	0.9147	0.9137	0.9136	0.9128
1 000 000	0.9298	0.9296	0.9301	0.9303

system and knowledge of all devices in the network. This equipment controls all the network devices. In this paper, we choose the Ryu controller for its suitability to integrate a large selection of applications. Ryu controller development matches very well with ML programming API, since they use the same language, i.e., Python.

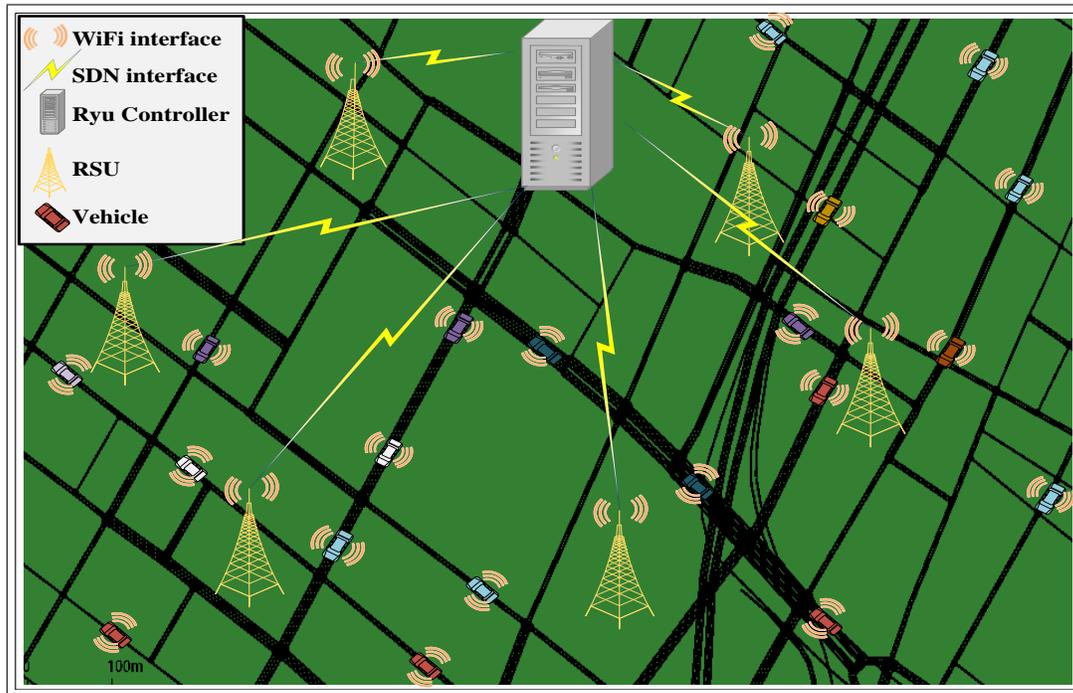


Figure 6.5 Network Model

- Roadside units (RSU) considered virtual switches. This material is the relay between the controller and the host nodes. They transmit all the rules and modifications in the network.
- Vehicles. They are the fundamental part of the network and represent SDN Wireless Nodes. The cars communicate actively with their neighbourhood and act as the end-users and forwarding element. They are the first source of data in smart transportation systems. The big challenge with these devices is their high mobility, frequent arrival and departure in the network.

The RSU and vehicles constitute the data plane. They operate with the OpenFlow protocol to communicate with the controller. The proposed network model works in a heterogeneous network environment in which the forwarding infrastructure uses wireless and wired technologies to deliver information; the WiFi 802.11P to connect a vehicle to RSU infrastructure (V2I), and the optical technology to connect the RSU to the controller. Figure 6.5 highlights the network components and used communication technologies. As displayed, the commu-

nication V2V and V2I employ wireless connection. Each vehicle is equipped with the WiFi 802.11P interface to exchange messages with RSU in mesh connection. However, the RSU is equipped with two interfaces, one dedicated to wireless communication to transmit information to vehicles. The second interface used to communicate with the controller to forward the rules to the hosts. In the next section, we describe the suggested routing algorithm assisted by the supervised Naive Bayes classifier to reduce delay transmission and network overhead.

6.5 SDN-Naive Bayes-based routing protocol working

Considering the previously depicted network model, in this section, we elaborate on the evoked solution's operation steps. The controller performs all the work, from discovering the elements and their needs in the network until the control and maintenance of the communication, to ensure the system's optimized operation. To understand the working of the new routing protocol, we explain how to achieve a communication attempt between two vehicles, as shown in Figure 6.6.

Let's assume that the car noted Source Host wants to send a data to the vehicle named Destination Host. Therefore, the Source Host looks for the Destination Host in its flow table. If the node did not find the wanted entry, it sends a request, represented by arrow 1 in Figure 6.6, to the RSU relied on the area of node's location. In our case, the vehicle asks RSU1 that covered the Area_1. Since there is no previously installed rule for this flow, the RSU1 forwards the request to the controller by sending a packet-in (arrow 2) using OpenFlow protocol. Once the packet arrived at the Ryu controller, the controller identifies the origin of the message by extracting source address and check, if there is a previous request of this node, which means its presence in the table of flows. Next, RYU responds by packet modification to update the node's flow table (arrow 3).

Otherwise, the controller discovers that it does not have any previous knowledge of the source. Then, it adds it to its flow table and launches the process for finding the destination host attachment points. Nevertheless, if the destination is known, the controller sends a packet-out (arrow3) to the source host with the routing path as rules for including them in the source's flow table. That is an optimistic assumption that the controller recognizes the destination. Generally, that is not the case, thus in other routing solutions, the controller floods the network with a request packet until reaching the target. However, our solution avoids this practice because it costs in packet overhead and increases the transmission delay.

Our protocol uses the Naive Bayes model to predict the area where the destination node rests. The RYU furnishes the feature's value needed in the working of the ML algorithm that

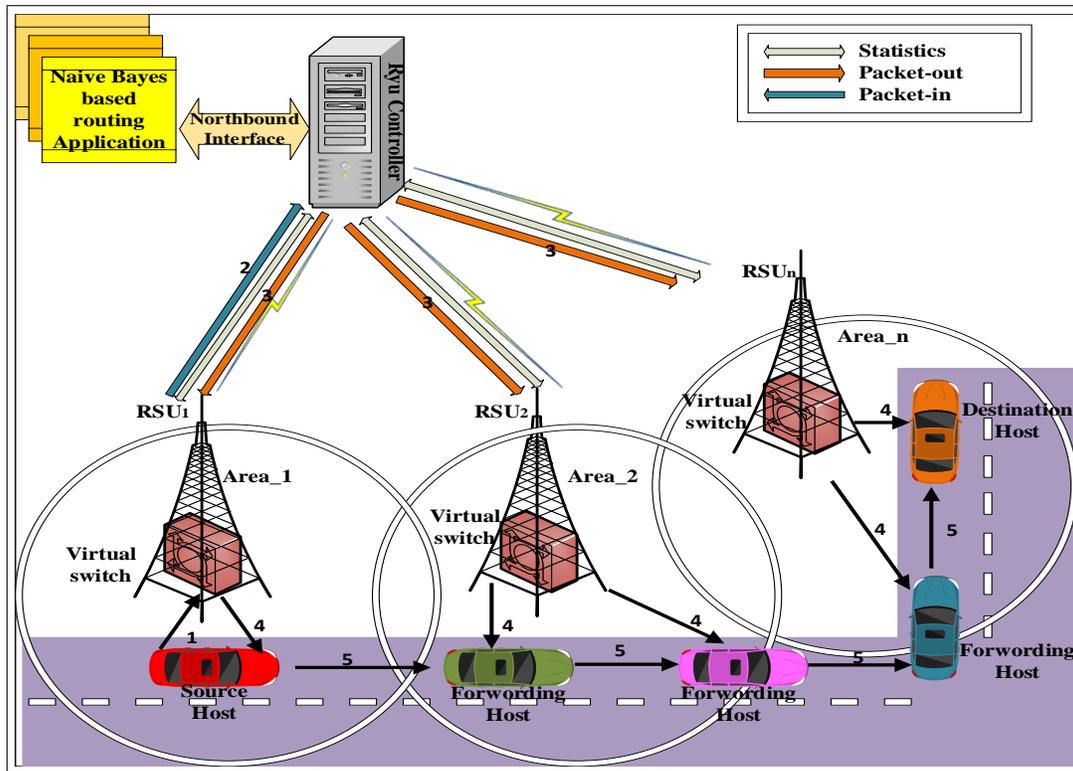


Figure 6.6 SDN-Naive Bayes-based Routing Protocol Operation

computes the corresponding RSU associated with the destination node online. When it identifies the corresponded RSU of the destination location zone, the prediction model provides the outcome to the controller. The controller sends a packet-out comprising the routing rules between the source and destination to nodes for installing the appropriate controls. However, the controller constructs the routing paths based on the delay cost of links that constitute constructed routing paths. The controller applies the shortest path routing algorithm to select the best route. As the delay is the primary information upon which our suggested solution depends, our protocol retrieves the network's statistics to provide link delay in real-time for the system's whole links. The controller performs statistics periodically based on frequency time, offering newer delay values and a detailed network overview. Immediately the routing paths constructed and sent to the RSUs, which in turn transmit them to the vehicles included in this routing (arrow 4). Each vehicle establishes a connection with the gateway vehicle to initiate the transfer of packets between a source and destination cars (arrow 5).

Tableau 6.2 Emulation Parameters

Parameter	Value
Network size	10-130 vehicles, 10 RSU and one controller
Simulation area	1500x2000 m^2
Propagation loss	Two-Rays Ground
Mobility	SUMO real scenario
Simulation time	500s
Packet size	512 bytes
transmission range	250 m, 500 m
Transport protocol	UDP
Mac protocol	802.11p

6.6 Performance Evaluation

To assess the performance of the SDN-Naive Bayes-based routing protocol, we developed a simulation testbed, a virtual network created through virtual machines configured with ubuntu 18.10 Operating system, Mininet-WiFi 2.7 a wireless SDN emulator [162], SUMO 1.4.0 mobility simulator and OpenFlow 1.3 SDN protocol. The vehicles move on road net-

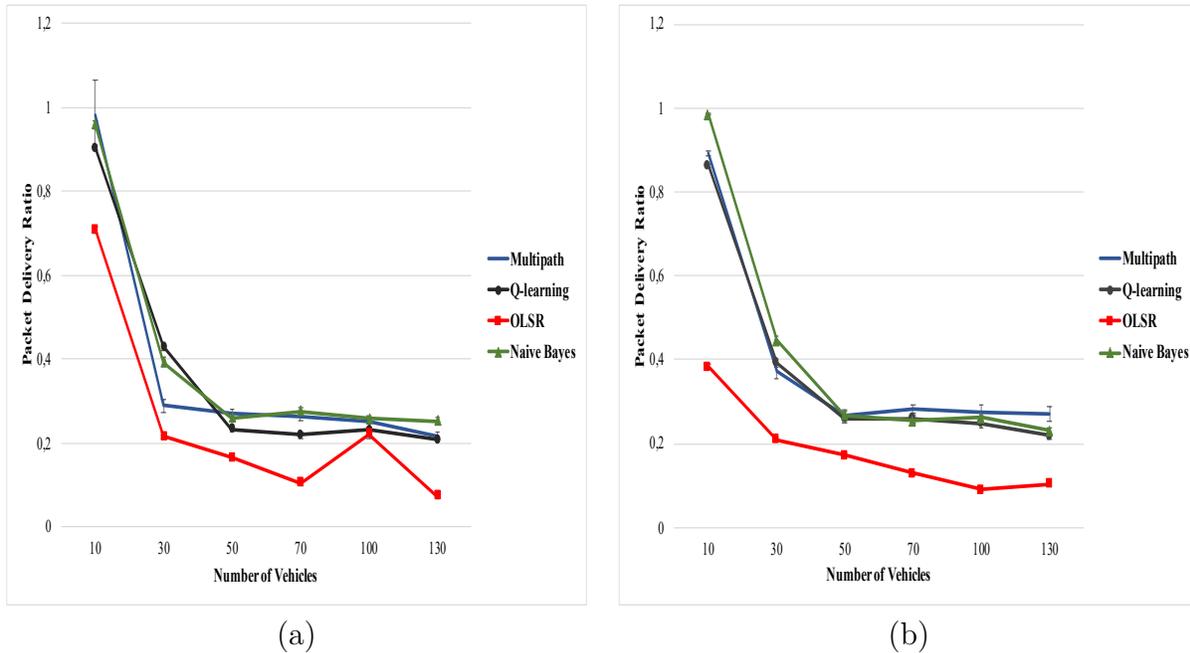


Figure 6.7 Packet Delivery Ratio vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m

work size 1500x2000 m^2 of Montreal downtown. In such topology, we consider all the nodes connected constitute a mesh network. Moreover, to generate traffic, we install the Iperf and

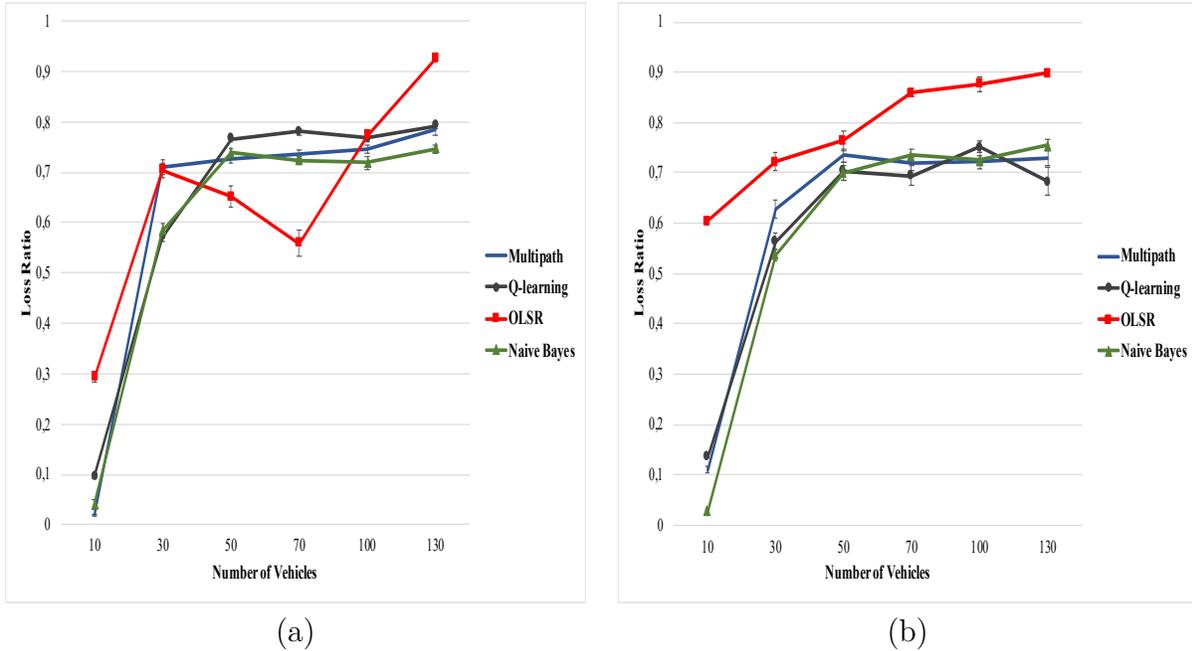


Figure 6.8 Loss Ratio vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m

ping applications to carry out the data transmission between vehicles. Table 6.2 summarizes the remaining emulation parameters of our experimentation ; we repeat the evaluation of the performance ten times with a confidence interval of 95%.

To analyze the performance of the proposed routing protocol, we compare it to three routing protocols of the literature, multipath routing protocol [163], Q-learning protocol [164], and OLSR protocol [165]. The multipath routing protocol and Q-learning protocol are SDN routing protocols, except that OLSR is a Mobile Ad-Hoc Network (MANET) routing protocol. We decide to consider OLSR as comparative routing, since the main operation of this MANET routing is close to SDN working paradigm. OLSR apply centralized routing management executed on multipoint relays nodes that are the responsible nodes in control packet transmission. The following performance metrics measure the efficiency of the evaluated protocols [166] :

- PDR (Packet Delivery Ratio) : the rate of data packets successfully delivered to data packets sent ;
- Throughput describes an amount of data transfer by time unit. The compute is the ratio of packets size to the time difference between its sent and its reception ;
- Packet Jitter Derivation (Jitter) : is a variation in delay between packets. It defines the consistency and stability of the proposed wireless network. Components in the communication path introduce jitter in the system ;

- Loss Ratio is the number of packets lost divided by the packets sent during simulation time;
- End to end delay : average time is taken by a data packet to reach the destination.

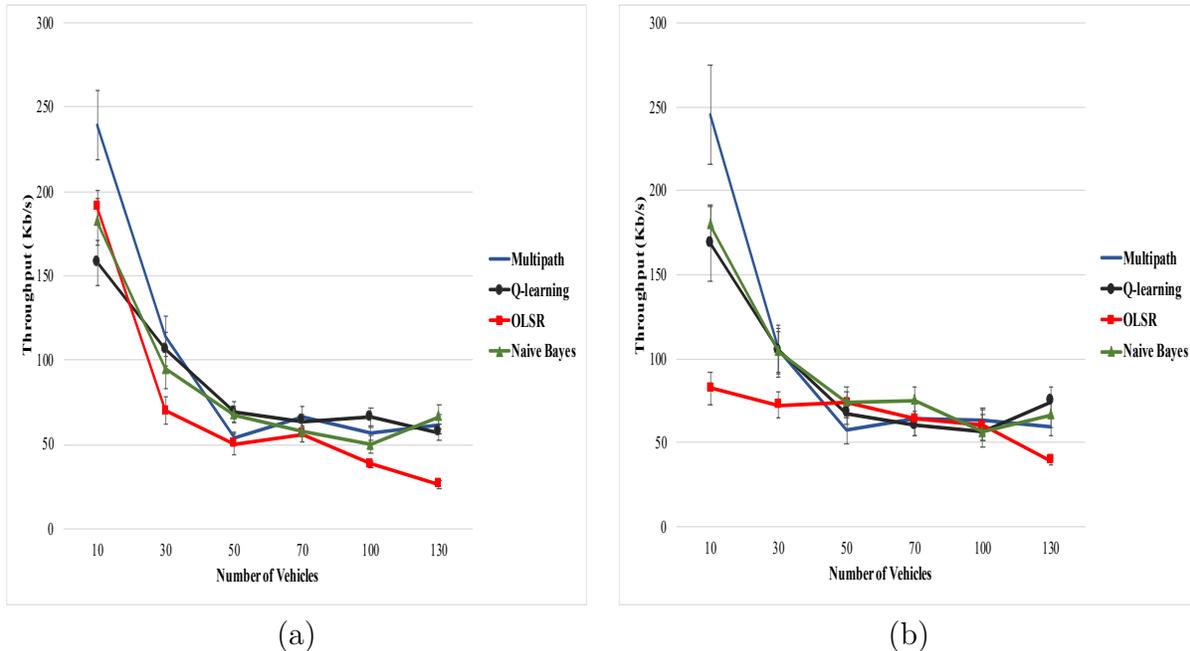


Figure 6.9 Throughput vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m

The Figure 6.7 illustrates the packet delivery ratio transmitted by vehicles to a destination. The overall appearance of curves (a) or (b) shows a decrement in the delivery rate. Therefore, the more the number of vehicles in the network increases, the more the delivery rate decreases. This situation is the result of using a single controller to handle all network requests, leading to controller overload.

Overall, the Naive Bayes-based protocol shows better results than OLSR, multipath and Q-learning protocols. The following figures confirm the degradation of communication in the presence of a dense network. However, Figure 6.8 shows a loss ratio of more than 50% of the packets sent when the number of nodes exceeds 50 vehicles. Nevertheless, beware of our solution's objective, which brings an improvement compared to other comparative solutions. Our protocol performs better than others with less packet loss, because it uses prediction based on the area where the destination is located, which provides enough coverage to ensure a routing path between the source-destination pair. On the other hand, the Multipath, Q-learning, and Naive Bayes protocol's throughput are very similar and better than OLSR. This result proves the efficiency of SDN solutions, except that the consumption of the bandwidth is not optimal and does not even arrive at half level, as shown in Figure 6.9. The efficiency of

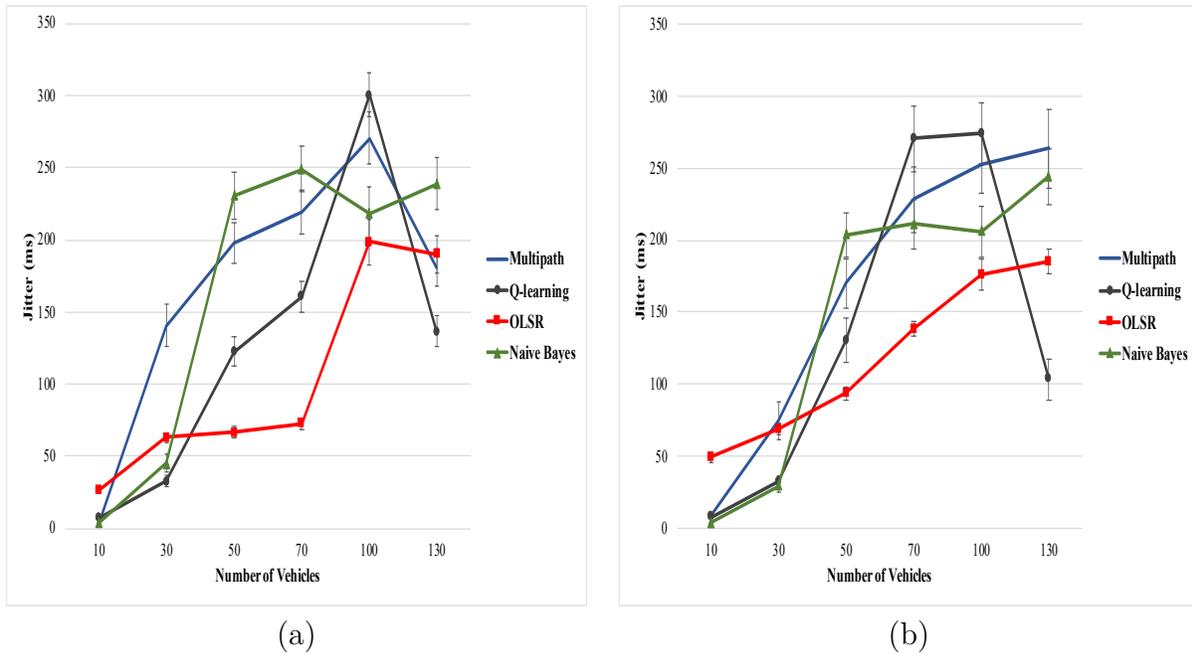


Figure 6.10 Packet Jitter Derivation (Jitter) vs. number of vehicles (a) range 250m, (b) range 500m

a routing protocol lies in the network's stability in terms of communications with the least possible interruption. Jitter is the performance metric that allows us to distinguish the most reliable routing solutions with the most stable routes. In Figure 6.10, the protocols using ML algorithms, i.e., Q-learning and Naive Bayes, show good results compared to OLSR and multipath, especially in low densities.

Figures 6.11 and 6.12 show the end-to-end delay of the four protocols. Mainly our solution presents the shortest end-to-end delay, whether for 250m or 500m transmission range. Moreover, when we vary the size of the transmitted packets, we notice that always our protocol presents the best end-to-end delay compared to Q-learning, multipath, and OLSR protocols.

Except that for the case of 500m transmission range, the Q-learning learning solution shows the best performance in term of the end to end delay. We explain this to the fact that the supervised learning analyzes a massive amount of data to form a system and produces a generalized formula. The quality of the training data influences this ML method's prediction results, so the results obtained are approximated. Whereas in Q-learning solution which uses reinforcement learning model, the reinforcement core is defined in the Markov model decision process. Reinforcement learning is trained as a learning agent where it functions as a reward and action system. The learning system itself creates data by interacting with the environment to observe its basic behaviour in discrete steps. The approach investigates every

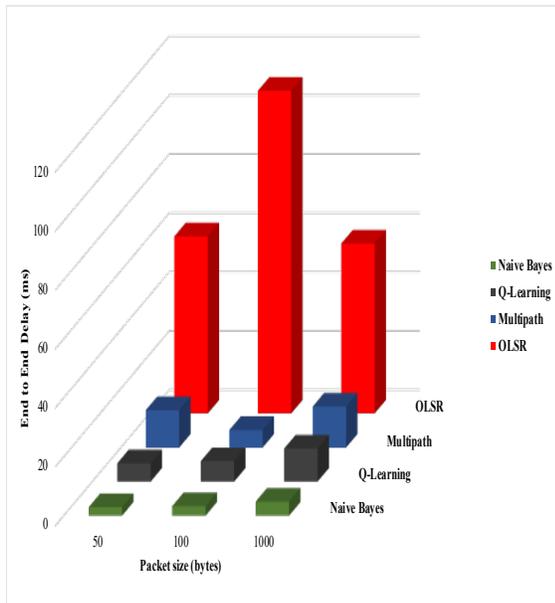


Figure 6.11 End to End delay vs. Packet size

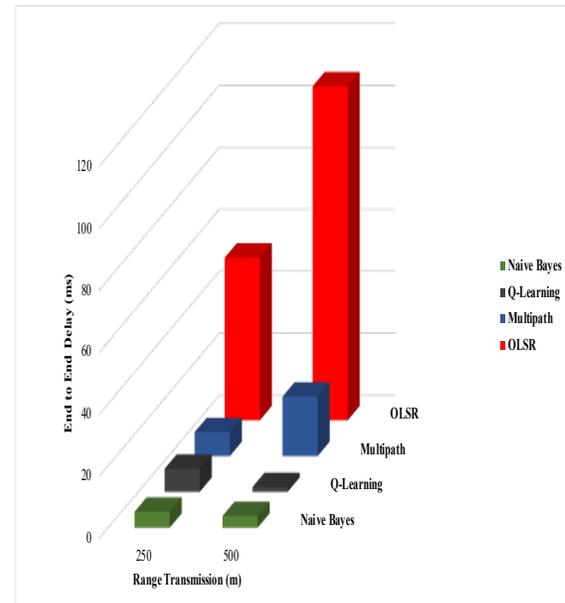


Figure 6.12 End to End delay vs. Range transmission

time the background and receives a reward for each observation. Finally, the goal is to collect as many bonuses as possible for doing more observations.

Furthermore, this type of learning machine uses the Markov decision process that provides a mathematical framework for modeling. Sequential decision-making occurs, and the next entry depends on the learner's decision or the system. Based on the mathematical formulation, the reinforcement learning model generates an exact result available from the initial state. Moreover, in this scenario, our system's size is relatively small, which allows Q-learning to make several observations in a short time, which improves its performance. In contrast, if the network becomes large enough and complex, the Q-learning response time will become tedious, influencing, and deteriorating the end to end delay.

6.7 Conclusion

In this article, we proposed a new routing protocol based on the SDN and Naive Bayes solution to improve the delay. Combining the SDN's flexibility with Naive Bayes prediction makes this routing protocol more reliable and optimal. The controller executes the Naive Bayes framework to predict the destination node location, avoiding the flooding process to discover the destination in the network. For building routing paths, our solution collects statistics of each node in the network periodically. It retrieves the links' delay information to

use it as a routing metric to choose intermediate nodes included in the constructed route. The controller is responsible for providing a stable path with low delay by minimizing the path duration between the source and destination. The Naive Bayes framework uses a realistic dataset that we created based on Montreal traffic information using the SUMO simulator. Simulation results show the enhanced performance of Naive Bayes-based routing protocol in end-to-end delay, packet delivery ratio than the Q-learning, Multipath, and OLSR routing protocols. As part of future work, we intend to address the issue of using a single controller by proposing a new architecture based on cooperation between multi-controllers and LoraWan IoT technology.

CHAPITRE 7 ARTICLE 4 : A NEW ARCHITECTURE BASED ON SDN AND MACHINE-LEARNING : PAVING THE WAY FOR FUTURE SMART ENVIRONMENTS

Auteurs : Lamia ELGAROU, Samuel PIERRE et Steven CHAMBERLAND

Soumis à : IEEE Internet of Things Magazine, Février 2021

Abstract

In this decade, Information and Communications Technology (ICT) solutions are introduced in many sectors of life. They have become a daily requirement in the management and maintenance processes of infrastructure and services. To this end, the different sectors, such as health care, transport, and manufacturing, have been modernized and transformed with innovative technologies that foster sustainability, enhance safety, and improve people's experience. This latter includes various Internet of Things (IoT) devices, such as sensors, actuators, mobiles, and vehicles, working according to different manufacturers' requirements and using multiple technologies. However, this heterogeneity poses a growing challenge in the process of inter-operating these apparatuses in the ecosystem. This article proposes a new architecture based on Software Defined Network (SDN) and Machine Learning (ML) for solving the operability and scalability problem and enabling future communications in smart environments.

7.1 Introduction

In later years, the swift advance of communications and information technology solutions facilitated the extensive usage of ubiquitous interconnected devices making up the Internet of Things (IoT) network. This new paradigm embedded different systems attached to several business sectors such as economy, energy, education, health, and transport. IoT devices provide vast data to monitor the infrastructure, manage services, and control the systems. They transfer data to different components in smart environments for enhancing their operation [167].

The IoT offers an unprecedented opportunity to address existing issues and urban challenges by blending the physical and digital environments to create an intelligent ecosystem. However, apparatus' capacity to handle and provide data has prompted scientists and industrial developers to create innovative applications meeting users' advanced needs in smart environments. These systems work mostly in real-time, with high-quality service requirements in terms of delay and data loss.

Unlike conventional systems, the new environments allow individuals and objects to contact anytime, anywhere, with any technology and accessing any service or application. It is noteworthy that the construction phase of smart environments remains complex despite their great profit. It requires multiple equipment types, such as sensors, actuators, cameras, and vehicles running with many communication technologies. The techniques and protocols used by each category of objects differ in the manner they communicate with the environment; the network resources operating procedures; their locations' information; and addressing applications' needs through the gathered data. In this article, we have carried an overview of varied projects in smart environments.

Considering SDN and Machine Learning, a new architecture aims to enable future communications in smart environments through the 6G network. For this goal, we expressed the essential position of ICT in transforming traditional systems into intelligent environments. We describe and discuss the proposed architecture and its design, and then we outline its implementation elements.

7.2 Future smart environments and IoT communication technologies

The IoT has gained a lot of ground in realizing many projects and applications to innovate existing systems and transform them into smart environments. This paradigm utilizes many platforms to deploy smart systems across different economic activities such as transport, education, health and industry.

In metropolitan and rural areas, the IoT has also fostered the expansion of made-to-measure solutions. It has responded to citizens' and authorities' demands for real-time applications. These applications include smart road and infrastructure management, transport monitoring, data collection of air quality, health care for vulnerable people. These smart solutions integrated into agricultural systems enable intelligent tracking and animal husbandry and crop irrigation management [168].

The NHS Healthy New Town demonstrator in Darlington, UK, is a project sample highlighting the importance of bringing IoT solutions into the health care system. It promotes the growing importance of technology in the challenges facing long-term care. The project aims to upgrade health, welfare, and care services for the elderly and people with disabilities [169].

From another viewpoint, the solution advocated by IoT, the Smart Point project, influences people's actions. The latter turned into successful persons focused on their physical and mental well-being [170]. Besides, another IoT solution model realized in Galway, Ireland, is Amicitia [171]. This project implements a technological solution that supports and facilitates

autonomy for economically marginalized people of society. Similarly, the IoT represents a robust technological advancement capable of rising efficiency through the automation of production processes, as seen in agricultural scenarios. It helps communities to respond to food demands.

The various IoT solutions are introduced and built-in current environments through cameras, sensors, actuators, mobile devices, smart vehicles, and communication protocols, increasing the IoT's strong potential. However, the expansion of diversified IoT solutions has been built up by different technology firms and professionals. New networking systems with varying data rates, energy usages, and costs have been suggested in smart environments, as shown in Table 1.

To this end, several low-power wide-area network (LPWAN) technologies have emerged to meet the connectivity needs of many smart, autonomous, and heterogeneous materials in IoT. The new technologies considered in smart environments are SIGFOX, LoRa, and NB-IoT, along with wired and wireless technologies such as satellite, cellular, short-range, and optical fiber. IoT solutions deliver services customized to users' requirements and grant applications running with diverse priorities and goals. They also promote economic and environmental benefits and speed up smart environments' deployment.

On the other side, a meaningful challenge related to interoperability and heterogeneity has been formed by various IoT devices used in solutions. However, software-defined networking (SDN) is advisable to adopt for facing these issues. The SDN enables decoupling the data plane from the control and application planes to expect the IoT solutions' issues. SDN aims to ensure the shared functioning within the ecosystem of different intelligent peripherals.

Tableau 7.1 Communication Technologies used in Smart Environment

	Rate	Coverage	Energy	Cost
Satellite	High	High	High	High
Cellular	High	High	High	High
Short-range	High	Low	High	Low
LPWAN	Low	High	Low	Low

7.3 IoT communications driven by SDN and Machine Learning approaches

Because of numerous IoT devices and their specific operation conditions, existing IoT solutions still face critical interoperability issues. As a result, a new architecture based on SDN has emerged to overcome these questions. Therefore, SDN represents an innovative solution

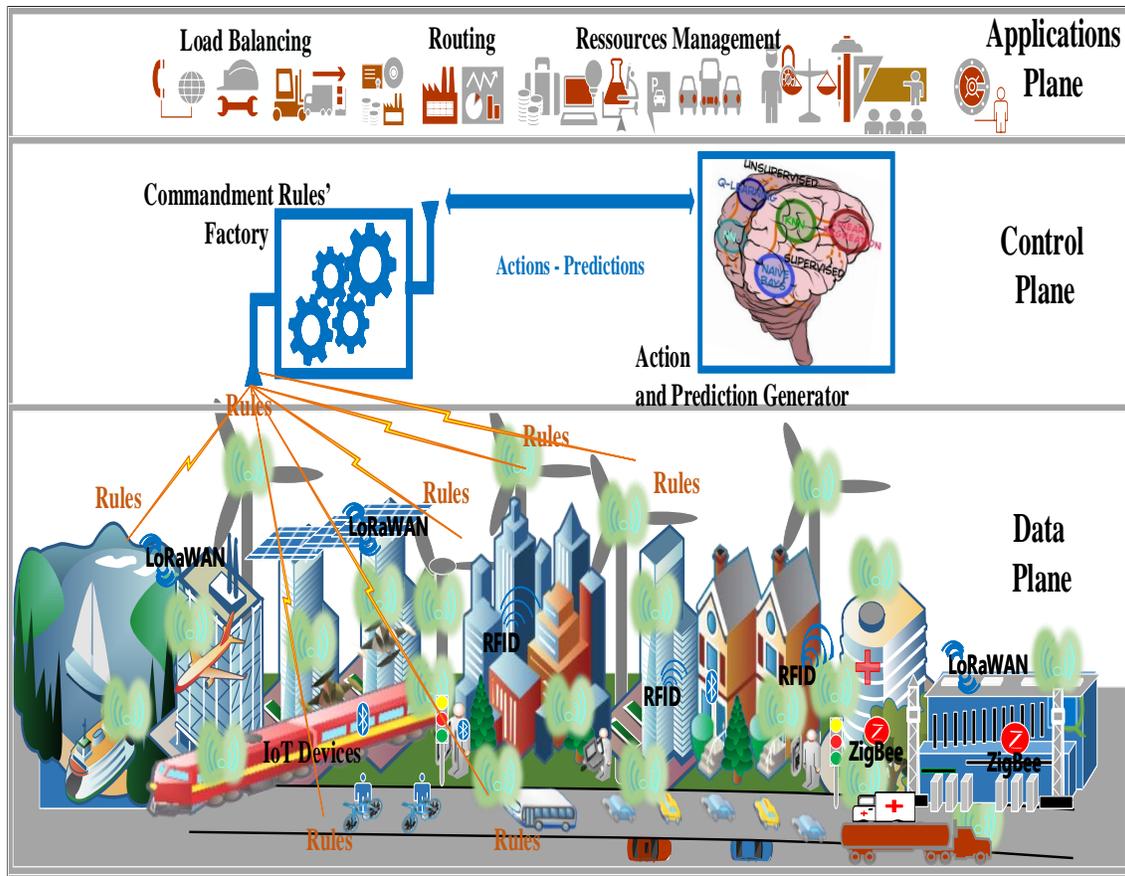


Figure 7.1 New architecture based on SDN and ML for smart environments

that has revolutionized the telecommunication field by offering more flexibility and scalability [172]. This emerging approach promises more innovation in services and applications delivered in smart environments, and it provides more technical agility in IoT network resources' advanced management [173]. In SDN, the control plane handles network resources management, and the data plane ensures the transmission between devices. SDN separates the two planes to manage the entire IoT network.

It provides centralized control based on an overall view of the network's state and resources. The control plane manages all hardware components and network protocols at the data level. Regardless of the technology design and the protocol used by the IoT devices deployed in the smart environments, apparatuses have only data forwarding functionality. However, the IoT infrastructure does not need to recognize different protocols but only execute the SDN controller commands and rules.

The consequence is simplifying the operation of heterogeneous equipment deployed in smart environments. SDN facilitates the installation and configuration of the low-level infrastruc-

tures, regardless of their characteristics and transmission technology. In IoT solutions designed for smart environments, the SDN produces great flexibility, interoperability, and programmability.

However, heterogeneity is a part of the problems encountered in the smart environments that SDN has overcome. Though on the other side, the number of IoT devices used in this environment grows over time, it allows the system to become increasingly scalable. It creates other difficulties related to scalability, resulting in the degradation of time computation and network resources' consumption.

Therefore, other suggested solutions have deployed additional SDN controllers to boost the control level's efficiency as an alternative option [174]. This procedure poses another challenge to organizing controllers. Since controllers have to function together, they share the received system's instantaneous status. Nevertheless, they must ensure coherent management of all IoT devices, especially when the latter are ubiquitous [175].

Other propositions have also included artificial intelligence techniques to overcome large-scale IoT systems. In particular, machine learning (ML) algorithms bring further advantages in optimizing and simplifying the systems' tasks. The ML algorithms use historical data of early system states and expect the following state [176]. For this purpose, some ML approaches, known as supervised methods such as Linear Regression and Naive Bayes, use datasets generated by the system's historical data gathered during their operation. The ML solutions perform their tasks in two steps : training and validation, then they predict future results. The dataset's features supervise these techniques because its design and dimension reflect the system's functioning. Besides, there is a shortage of datasets representing smart environments, so this field subject has to investigate. Thus, attention is turned over other machine learning methods, known as unsupervised, such as neural networks and Q-learning algorithms. They do not require a dataset to achieve their functioning ; instead, they use the system's previous state to forecast the future [176].

Introducing machine learning algorithms in SDN- based IoT solutions would identify communication anomalies and avoid system dysfunction [177]. The novel approach provides better operation of smart environments, even in the information's lack of the system status. The solutions could predict data flows and forwarding devices, discover updated topology, follow traffic delivery, avoid resource congestion and under-use, select the optimal route with the best QoS specifications, and manage network resources.

7.4 A new architecture to evolve smart communications

Three layers constitute the conventional SDN architecture : the data plane, the application plane, and the control plane. The data plane includes all the IoT devices and switches that forward data. In contrast, the application plane provides the applications associated with the intelligent environment’s operation, such as resource load balancing, data routing.

The core layer that connects data and application levels is the control plane. It comprises the primary SDN component known as a controller. It represents the system’s management center liable for administering the entire network. The controller manages and maintains communications between the data plane elements through southbound protocols. On the other side, the controller ensures the applications and services’ operation at the application plane via northbound protocols. It is a key element in the SDN solution ; it communicates with all devices in the smart environments. It has instantaneous state awareness of the full system by discovering any new material entering or quitting and detecting end-to-end device flow transmission.

The ecosystem expands by adding new IoT equipment into large-scale system. As a result, the tasks assigned to the controller become more challenging and complex. It would be practical to lighten the controller’s task and integrate a new unit that works with the latter to ensure the system’s better functioning. To this goal, we propose to split the control plane into two parts : a commandment rules’ factory and actions and a prediction generator, as stated in Figure 1.

- Commandment Rules’ Factory : this unit establishes and submits the operating rules to the different devices at the data plane and controls the transmission and processing of data. The unit sends commands and rules to achieve communication protocol operation used by the devices to transmit data. This new component works based on the action

Tableau 7.2 Comparison of LPWAN IoT Technologies [172]

	Sigfox	LoRaWAN	NB-IoT
Frequency	Unlicensed ISM bands	Unlicensed ISM bands	Licensed LTE
Bandwidth	100 Hz	250 kHz and 125 kHz	200 kHz
Rate	100 bps	50 Kbps	200 Kbps
Range (Urban)	10 Km	5 Km	1 Km
Range (Rural)	40 Km	20 Km	10 Km
Interference immunity	Very high	Very high	Low
Security	Not supported	Yes (AES 128b)	Yes (LTE encryption)
Location	Yes (RSSI)	Yes (TDOA)	No (under specification)

and prediction generator unit's information.

- Action and Prediction Generator : in this unit, machine learning algorithms predict the system's state according to the data gathered by exchanging control packets with smart environments' devices. The exchanged information provides a global network overview and allow to send real-time actions and decisions to the previous unit.

In the next section, we highlight the new architecture design.

7.5 The proposed architecture model design

It is necessary to define the adopted IoT communication technologies and machine learning algorithms to develop and implement the proposed new architecture for future communications in smart environments. In the literature, scientists and industrial firms have invented several IoT communication technologies. Each technology has its characteristics distinguishing it from others. A review of the features, shown in Table 2, facilitates the relevance of IoT technology's choice to consider in the transmission of control packets between the system's equipment [178].

The selection factors considered in the choice decision are adaptation, operational efficiency, and the costs needed to implement the proposed solution. LoRaWAN technology is chosen because it offers broad network coverage, measured at 5 km in urban areas and 20 km in rural areas. This technology overcomes physical barriers, causing signal attenuations. It keeps the integrity and security of the data through encryption keys. Also, it is sustainable and ecological because it consumes less energy. We design the proposed architecture using the artificial intelligence (AI) part. The AI provides machine learning predictions based on collecting real-time data describing the system's overall state and generates actions accordingly. In this fact, we can use several algorithms in the proposed solution. Still, smart environments' constraints and specifications determine the use of those with the least computational complexity and guarantee real-time forecasts. Therefore, the Naive Bayes algorithm presents a powerful candidate that is ideal for real-time problem solving with the simplicity of implementation.

The architecture's design presented in Figure 2 involves the following components :

- The data plane contains the end devices and the gateways ;
- The control plane includes the commandment rules' factory unit and the action and prediction generator unit ;
- The application plane comprises routing applications, load balancing, and services provided to users.

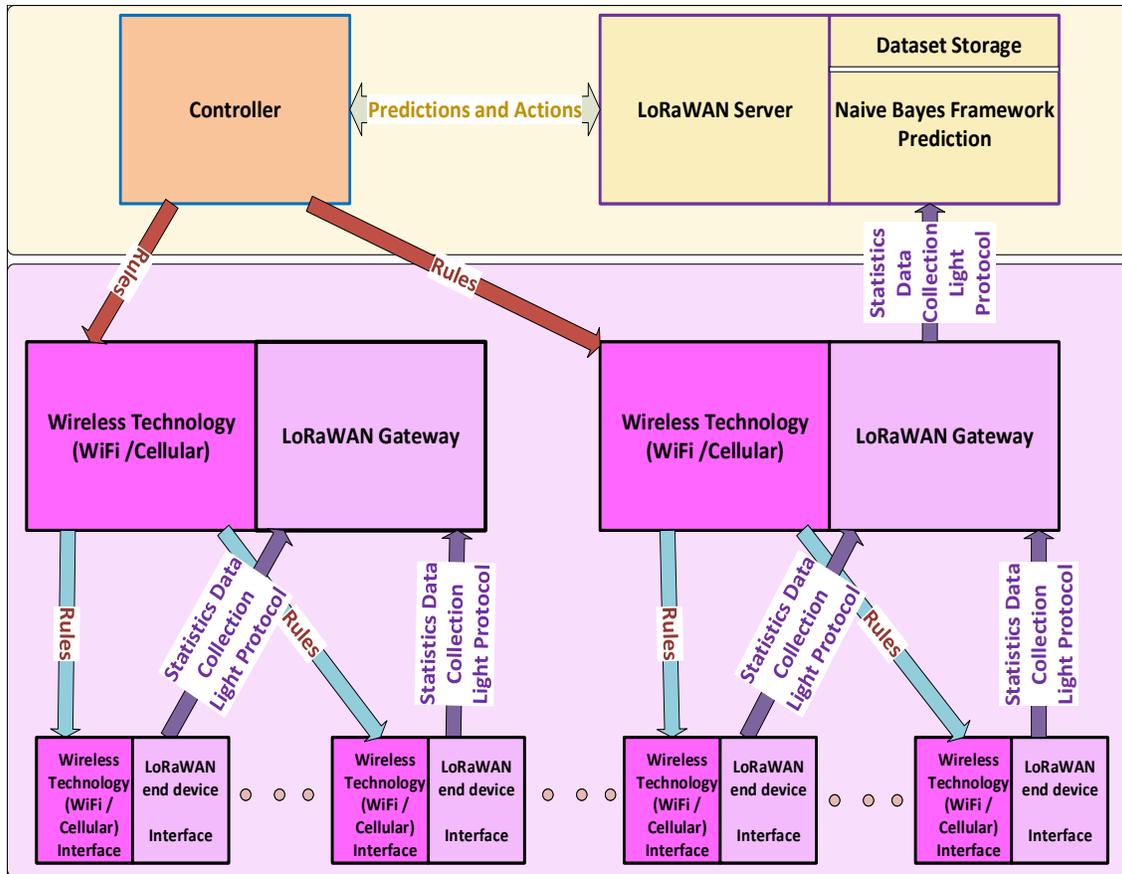


Figure 7.2 The design of the architecture model based on SDN and ML

Regarding the data plane, there are two interfaces for each end device and gateway. We intend the first one for the control packets transmission using LoRaWAN technology. This interface forwards the packets to a gateway, then to the action and prediction generator unit where a processing action and prediction is executed. A lightweight communication protocol defines the packet structure and performs its transmission between LoRaWAN interfaces.

The second interface purchases the rules for data forwarding between the data plane's apparatus. This interface transmits the rules made by the commandment rules' factory unit to the data plane equipment. In the designed architecture, gateways act as switches, and the end devices serve as the hosts as in the classic SDN architecture.

At the control plane, the action and prediction generator unit constructs dataset that represents the system's global state. The prediction framework part expects the actions and decisions required to the commandment rules' factory unit to guarantee the recommended system management practices.

A LoRaWAN server comprises the action and prediction generator unit, which held control

packets that carried information of the system status and resource consumption statistics. Information supplies the Naive Bayes algorithm's dataset for training, validation, and predicting steps. It provides results of the actions or decisions to the commandment rules' factory unit. The latter generates operating rules and sends them to the data plane's material. The commandment rules' factory unit outlined by the SDN Ryu controller manages flow tables and rules for routing data between equipment. For rules and data packets transmission, Wi-Fi or cellular technology will be used. With an intelligent transport environment, we applied 802.11P to the introduced solution.

7.6 Limitations, Challenges, and Future Work

Smart Environments based on IoT have advanced rapidly. However, IoT perceived benefits, but those projects have not reached maturity and remain in perpetual development. So many challenges remain in the sense of their implementation [179]. Some limitations that hamper smart environments to be enumerated in the following. The first one is the trade-off between the device's efficient operation and the IoT technology adaptation to meet the new architecture needs with the best configuration. So, as IoT technology features enhance, it will involve updating the architecture's design.

Therefore, it is necessary to assess the proposed solution's performance evaluation in various contexts. The measurement achieved using a simulator and tested tools in static and mobile scenarios with high and low device density will improve the proposed solutions. A comparison with other IoT technologies can highlight the proposed solution's optimality and feasibility and validate the results.

Besides, using a single learning machine algorithm in the solution could limit the exploitation of these approaches' full potential. To this goal, integrating supervised and unsupervised algorithms in the proposed solution would be more beneficial. The performance test assessment improves metrics, such as the predictions' accuracy, the model's training time, and complexity. They will help to select better algorithms in implementing the proposed architecture.

On the other part, we must identify the training frequency to ensure the system's better prediction operation. Furthermore, the advancement of applications and scalability of intelligent environments requires more demands on service quality. Therefore, bandwidth availability on downlink and uplink transmission links must be adequate to satisfy the new needs. For this purpose, LoRaWAN technology must evolve to support such applications and services.

Future work must consider a study related to the SDN architecture's configuration and imple-

mentation to balance network efficiency and deployment costs. In particular, the controller's choice, based on some characteristics such as bandwidth, processing power, and reliability, is the fundamental step in realizing the proposed solution.

In daily life, any system can fail. Therefore, we must consider the fast and less costly troubleshooting solution in terms of time and cost. The maintenance strategy will include a repair mechanism and address a system recovery plan by moving the broken component's function to another neighbor element. The virtualization of the principal components' tasks would create dynamic mechanisms to operate the solution's devices.

7.7 Conclusions

This article proposes a new SDN architecture that uses machine learning to smartly and flexibly handle heterogeneity and scalability issues in smart environments. This suggested SDN architecture allows for lightening the SDN controller tasks by creating two new components at the control plane.

The division of duties and new elements' development in the control plane eases the management, upgrading, and configuration of equipment and infrastructure at the data plane. SDN architecture's design focus on LoRaWAN IoT technology, which relates the control plane elements and the data plane devices. The ML algorithm defined the control plane's functionalities and actions. It helps to create the rules for the monitoring carried out at the data plane. We described the design of the new architecture and outlined some implementation considerations. Finally, we pointed out some challenges, issues and future research steps.

CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE

Dans ce chapitre, nous effectuerons une analyse critique de l'ensemble des travaux réalisés dans le cadre de cette thèse. En premier lieu, il sera question de discuter les aspects méthodologiques suivis en vue d'aboutir aux objectifs fixés. Ultérieurement, une seconde étape visera à analyser les résultats tirés des travaux réalisés afin d'illustrer la portée de ces derniers à travers les contributions de cette thèse.

8.1 Analyse de la méthodologie

L'objectif principal de ce travail de recherche vise principalement à concevoir de nouvelles solutions de routage pour des environnements intelligents avec une optique d'optimiser le délai et la perte de données. La première étape de cette thèse a consisté à présenter une revue de littérature. Celle-ci a aidé à faire l'état des solutions et approches proposées dans les travaux de recherche présentés par la communauté académique, puis d'en tirer les lacunes. Sur la base de ces dernières, nos travaux ont mené à des propositions organisées en trois volets qui ont été présentées dans trois articles scientifiques.

Dans le premier volet, nous avons développé un modèle mathématique d'une métrique de routage multicritère. Pour que le modèle proposé puisse répondre aux exigences des applications temps réel en termes de délai et perte de données, un ensemble d'équations mathématiques représentant des contraintes a été introduit. Par la suite, le modèle a été résolu à l'aide de l'outil de programmation mathématique AMPL et du solveur MINOS. En ce qui concerne l'aspect des zones urbaines se rapportant à la présence d'obstacles physiques, le développement d'une solution basée sur l'algorithme A *star* avec deux variantes a été considéré. Subséquemment, afin d'évaluer la métrique proposée, plusieurs simulations ont permis de comparer les performances des résolutions proposées.

Ensuite, dans l'optique de garantir des chemins de routage stables et de croître la fiabilité dans un contexte de mobilité des composants d'environnement intelligent, dans le deuxième volet, une nouvelle métrique de routage a été proposée en rajoutant de nouveaux critères. Également, une hybridation des technologies IoT et WiFi a été mise en place pour pallier le problème lié à la présence d'obstacles géographiques. Sur cette base, un nouveau protocole de routage nommé LGRP a été conçu. D'une manière générale, la technologie LoRaWAN a été consacrée aux échanges de paquets de contrôle de routage de façon centralisée, ce qui a permis de couvrir une vue globale du réseau et de garantir une construction d'itinéraires

de routage stables et optimaux. Cependant, les transmissions de données ont été dédiées à la technologie WiFi et implémentées de façon distribuée. Pour démontrer la satisfaction de cette solution aux exigences des applications de temps réel dans le contexte d'un environnement intelligent, caractérisé par sa haute mobilité et la complexité de son fonctionnement, un ensemble d'expérimentations a été conduit. Ces expériences sont réalisées par le biais du simulateur de réseau NS3 et des scénarios réalistes créés par les outils SUMO et OpenStreet-Map. Également, une évaluation de performance de la solution proposée est mise en œuvre puis comparée à d'autres protocoles de la littérature.

Dans le troisième volet de la thèse, nous avons conçu un protocole de routage basé sur les approches d'apprentissage machine et de SDN. Notre but est de minimiser le délai, et la perte de données, ainsi que de réduire la charge de routage causée par les paquets de contrôle échangés entre les différents composants du système. Également, ce nouveau protocole a pris en compte l'hétérogénéité de l'écosystème et a offert des solutions de routage optimales tel que démontré par les résultats d'évaluation de performance.

Au quatrième volet, nous nous sommes basés sur les travaux du volet deux et trois pour proposer une architecture destinée aux environnements intelligents. Cette solution proposée repose sur SDN, l'apprentissage machine et la technologie LoRaWAN. Nous avons conçu deux nouveaux composants au niveau du plan de contrôle. Chaque composant exécute des tâches spécifiques à lui, dans le but d'alléger le fonctionnement du contrôleur.

À cette phase, il est important d'analyser la méthodologie mise en place pour accomplir les différents travaux de cette thèse, ainsi que de discuter des divers choix effectués en regard de d'autres alternatives possibles. De ce fait, cette analyse couvrira en première partie les différentes résolutions proposées pour élucider le problème dans leur globalité, puis dans une seconde partie l'environnement et les outils de simulation utilisés pour l'évaluation de performance des solutions conçues.

8.1.1 Modélisation et conception des résolutions

Bien que plusieurs travaux aient porté sur le routage de données pour divers types de réseaux et de systèmes, les solutions développées antérieurement restent incomplètes. Elles ne considèrent pas tous les aspects des environnements intelligents en termes de caractéristiques et besoins de fonctionnement des villes intelligentes, plus précisément en ce qui concerne la mobilité, l'interopérabilité et les exigences des applications temps réel. Ainsi, l'objectif principal de cette thèse était de proposer de nouvelles solutions de routage qui soulèvent tous les facteurs clés des transmissions de données dans les milieux urbains et qui permettent également de garantir les exigences des applications de temps réel.

Dans l'optique de mettre en évidence une telle solution, nous avons débuté par la définition d'une métrique de routage simple et l'étude des approches de résolution qui sont efficaces en termes de temps de réponse et qualité des résultats. Afin de rendre la métrique de routage plus adéquate aux besoins des systèmes des futures métropoles, nous l'avons étendue en rajoutant deux critères reliés à la mobilité : la vitesse relative et le temps d'expiration de liens. Nous avons également eu à effectuer des choix se rapportant à la technologie de communication la plus appropriée à de tels environnements et qui apportera un ajout à la solution conçue. En considérant la technologie IoT, LoRaWAN, nous avons identifié une possibilité de construire des itinéraires de routage en ayant une information globale de l'état de réseau entier, ce qui a été bénéfique pour garantir des chemins stable et fiable. Toutefois, il reste à trouver un moyen de surmonter la question d'interopérabilité et l'hétérogénéité des systèmes intelligents. À cette fin, nous avons opté pour l'adoption de l'approche SDN pour faciliter les communications entre les différentes composantes de l'écosystème. Aussi nous avons tiré avantage des algorithmes d'apprentissage machine afin de réduire la complexité de la solution et éliminer certains paquets de signalisations utilisées par la solution de routage.

8.1.2 Contexte et outils de simulations

Pour l'évaluation de performance, aussi bien pour la stratégie d'apprentissage machine, que pour les scénarios de simulation, nous ne détenons pas de base de données réaliste qui décrit le contexte que nous traitons. Les bases de données offertes par la littérature ne représentent qu'une partie de nos besoins de recherche. Donc, nous avons dû concevoir notre propre ensemble de données en nous basant sur les informations du portail de données ouvertes de la ville de Montréal. Sur cette base, nous avons généré les scénarios de simulations qui ont été intégrés dans les simulateurs de réseaux utilisés pour effectuer l'étude de performance.

Par ailleurs, le développement de la solution de routages LGRP nous a obligé à adapter les modules du simulateur NS3 dans le but d'incorporer le module de la solution avec les autres modules de l'environnement de simulation. Cette étape a été cruciale pour garantir l'exécution des simulations effectuées. Cependant, la technologie LoRaWAN étant une technologie IoT récemment ajoutée au simulateur NS3, nous avons dû harmoniser son fonctionnement selon les besoins de notre travail et l'adapter afin qu'elle travaille avec notre module en complémentarité. Un autre point analysé concerne l'adaptation de l'outil Mininet-WiFi au scénario supportant les données que nous avons générées de la ville de Montréal. D'ailleurs, nous avons rajouté des composantes afin d'étendre le fonctionnement de cet environnement de simulation SDN sans fil pour qu'il s'ajuste à nos besoins d'évaluation de performance.

8.2 Analyse des résultats

L'analyse de l'ensemble des résultats obtenus démontre que ces derniers illustrent des gains de performance plus que satisfaisants. La première contribution réside dans la modélisation de la métrique multicritère et des approches de résolution utilisées. Étant donné que les environnements intelligents disposent majoritairement d'applications basées sur les transmissions en temps réel, le modèle mathématique proposé de la métrique de routage multicritère et les approches de résolution conduites ont projeté les fondements des protocoles de routage développés. Ces derniers ont promu un fonctionnement hybride, centralisé pour les paquets de contrôle et distribué pour les paquets de données, qui peut concorder et s'adapter facilement à de futures technologies de communication tel que le 5G. De ce fait, nous pouvons avancer que nos solutions de routage sont un réel projet incitatif qui contribuera dans le déploiement des villes intelligentes.

Quant aux résultats de simulation, comme présentés dans les chapitres précédents, les solutions réalisées ont permis de nettement d'améliorer la performance de routage, tel que reflété par les gains en PDR de plus de 12 % et en E2ED de plus de 19 %. La mise en œuvre d'une hybridation des technologies IoT et WiFi combinant un fonctionnement centralisé et distribué a offert plusieurs avantages. D'une part, le fonctionnement centralisé géré par LoRaWAN a permis de surmonter la présence d'obstacles et fournir une vue globale du système. Cela a soutenu la construction de chemins de routage fiables et stables, réduisant ainsi la perte de données et le délai, et diminuant les déconnexions fréquentes.

L'introduction d'une approche de prédiction basée sur l'apprentissage machine et SDN a favorisé la réduction de la signalisation dans le système et a facilité l'intégration de la solution présentée au chapitre 5. D'un point de vue économique, le choix de la technologie LoRaWAN permet de sauver le coût de déploiement de nouveaux équipements onéreux. Également, tel que prouvé par les résultats réduits de consommation d'énergie a permis de mettre en évidence l'aspect écologique de la solution LGRP et par conséquent conserver l'idée de la durabilité des villes intelligentes.

En conclusion, durant tout ce travail de recherche, nous avons effectué des choix méthodologiques dans le but d'aboutir aux objectifs établis à la section 1.3. Un ensemble de ces choix a été motivé par diverses raisons, et un autre découle des travaux antérieurs non présentés dans ce manuscrit. Malgré que les résultats obtenus laissent savoir que les choix méthodologiques rejoignent bien les objectifs fixés, il reste qu'ils ne sont pas entièrement parfaits. De ce fait, dans le chapitre suivant, nous exposerons les limites des méthodologies utilisées et les potentiels travaux de recherche futurs.

CHAPITRE 9 CONCLUSION

Nous présenterons dans ce chapitre un récapitulatif des différents travaux réalisés. Dans un premier temps, nous soulignerons les principales contributions de la thèse. Ensuite, nous exposerons les limitations de nos travaux, et avant de clore, nous suggérerons des recommandations pouvant aboutir à d'éventuelles ouvertures pour de futurs travaux de recherche.

9.1 Synthèse des travaux

Notre objectif principal visait à concevoir de nouvelles solutions de routage pour des systèmes formant les villes intelligentes. Notre perspective est de minimiser le délai et la perte de données, ainsi que de garantir une meilleure connectivité et interopérabilité, tout en tenant compte du contexte complexe et du caractère dynamique de ces environnements et sous la contrainte des exigences des applications de temps réel. Dans cette optique, cette thèse a pu donner lieu aux principales contributions que nous résumons comme suit :

1. Nous avons développé un modèle mathématique d'une métrique de routage multicritère en combinant les paramètres de qualité de service : le délai de bout en bout et la perte de données, conjointement avec la distance entre les nœuds. Ce modèle nous a permis de considérer la mobilité des nœuds en nous basant sur leur position, et nous référons à l'information donnée dans la littérature par la mise en évidence de l'efficacité des protocoles de routage géographiques. En plus, pour répondre aux exigences des applications temps réel dans les environnements intelligents, nous avons opté à introduire les critères du délai de bout en bout et de la perte de données dans la définition de notre métrique. Cela nous a permis de prendre en compte que les nœuds qui présentent les valeurs minimales dans le processus de routage. Nous avons élaboré trois approches de résolutions, une exacte et deux approchés pour évaluer cette métrique. La méthode de résolution A *star* a résolu le problème de présences d'obstacles dans les scénarios urbains en évitant tous les nœuds qui leur sont proches. Nous avons généré des scénarios en nous basant sur des données réelles dans l'étape d'évaluation de performance ;
2. Nous avons étendu notre métrique de routage en considérant deux nouveaux critères liés à la mobilité : la vitesse relative et le temps d'expiration du lien. Nous avons visé par cet ajout de construire des chemins stables et de réduire leurs brisures causées par les fréquentes déconnexions entre la source et la destination. Nous avons modélisé mathématiquement cette nouvelle métrique multicritère et nous avons présenté l'ap-

proche AHP conduite pour pondérer les paramètres composant cette dernière. Nous avons élaboré la méthode de calcul des différents facteurs employés comme des poids de la formule générale de la métrique de routage ;

3. Nous avons proposé une nouvelle architecture par l'hybridation des technologies WiFi et IoT Lo-RaWAN. Sur cette base, nous avons tiré profit pleinement de la durabilité et de l'évolutivité fournies par la technologie LoRaWAN, ainsi que d'éviter la dégradation des transmissions causée par la présence des bâtiments et des obstacles dans les zones urbaines. Cette considération est aussi importante, car elle nous a permis d'utiliser efficacement les ressources limitées dans ces environnements et d'améliorer la qualité de service, en termes de retard et de perte de données, nécessaire au fonctionnement fiable des applications temps réel. Nous avons proposé un échange centralisé de signalisation de routage par le biais de la technologie LoRaWAN. Le long du processus de construction d'itinéraires de routage, cette dernière a offert une visibilité complète en temps réel de l'état global du réseau. Elle a permis d'éviter les obstacles sans avoir recourt à des outils ou informations supplémentaires tels que des cartes géographiques ou la connaissance de l'emplacement de la destination par les autres nœuds. D'autre part, nous avons opté pour une transmission distribuée de données entre les nœuds via des communications WiFi ;
4. Nous avons proposé le protocole de routage LGRP qui gère la mobilité et les contraintes des applications temps réel dans le contexte d'un système intelligent représenté par le transport intelligent. Le protocole est réactif, donc le déclenchement du processus de création de routes se fait suite à la requête du nœud source. Cette décision est prise en compte par le serveur LoRaWAN qui dispose de l'information globale du réseau et construit les chemins en considérant les nœuds ayant de faibles taux de perte de paquets et de délai. Ce protocole a garanti une meilleure performance par rapport aux protocoles de la littérature ;
5. Nous avons proposé aussi un protocole de routage basé sur l'approche d'apprentissage machine et de SDN dans l'optique de surmonter l'hétérogénéité des systèmes dans les villes intelligentes. Également, la solution vise à réduire le coût de signalisation produit durant le mécanisme de routage, en plus de minimiser le délai et la perte de données. Nous avons choisi d'utiliser l'algorithme supervisé Naive Bayes vu sa simplicité et sa large utilisation dans les contextes temps réel tel qu'indiqué dans la littérature. Cet algorithme prend en considération des bases de données de grande taille et réalise des prédictions avec des temps de réponse réduits. Par contre, nous avons utilisé une approche avec SDN en considérant le contrôleur RYU pour pallier le problème de l'hétérogénéité des systèmes dans les futures métropoles composées d'objets et d'applications

diversifiées. Par ailleurs, l'algorithme Naive Bayes requiert un ensemble de données que nous avons créé à partir des données ouvertes situées sur le site Web de la ville de Montréal. Nous avons généré des données en nous servant du simulateur SUMO et de calibreurs, puis nous les avons sauvegardées dans des fichiers CSV pour être traitées et transformées afin de les adopter dans notre protocole ;

6. Les modules du protocole LGRP ont été implémentés dans le simulateur de réseau NS3 afin d'évaluer son efficacité par des simulations dans des scénarios réels que nous avons développés par les outils OpenStreetMap et SUMO. Les métriques de performance évaluées ont illustré de meilleurs résultats en comparaison aux solutions existantes dans la littérature. Cependant, pour notre deuxième solution basée sur l'approche SDN et Naive Bayes, nous avons implémenté nos algorithmes de routages dans l'émulateur Mininet-WiFi qui a fourni un environnement SDN sans fil. D'ailleurs, par souci d'intégrité des résultats, nous avons utilisé les scénarios développés pour LGRP pour évaluer les performances du second protocole ;
7. Nous avons proposé une nouvelle architecture SDN qui exploite l'apprentissage Machine pour gérer de manière intelligente et flexible les problèmes d'hétérogénéité et d'évolutivité d'un environnement intelligent. Cette architecture SDN suggérée permet d'alléger les tâches du contrôleur SDN en créant deux nouveaux composants au niveau du plan de contrôle. En raison de cette division des tâches et du développement de nouveaux éléments dans le plan de contrôle, la mise à niveau et la configuration des équipements de l'infrastructure du plan de données deviennent beaucoup plus faciles à gérer. La conception et la mise en œuvre de l'architecture SDN proposée se concentrent sur l'exploitation de la technologie LoRaWAN. Cette nouvelle technologie IoT établit des liens de transmission entre les éléments du plan de contrôle et les dispositifs du plan de données, et elle permet le transfert des paquets de contrôle. L'échange de données doit être fait selon une version mise à jour et réduite du protocole de communication LGRP. L'algorithme d'apprentissage machine Naive Bayes permet également de définir les décisions du plan de contrôle et les actions à entreprendre pour créer les règles de gestion et de surveillance de l'infrastructure du plan de données.

9.2 Limitations des solutions proposées

En dépit des nombreuses contributions que nous avons mentionnées à la section précédente, il reste que les travaux accomplis dans cette thèse révèlent certaines limitations :

1. Pour la solution LGRP, nous n'avons pas considéré le temps de relèvement épuisé par le passage des véhicules d'un *Gateway* LoRaWAN à un autre, alors que cette opération

influe sur le délai de communication entre les véhicules et le serveur LoRaWAN. De plus, du fait que nous utilisons un seul serveur, nous augmentons la vulnérabilité de notre système qui peut être la cible d'intrusions et d'attaques, ce qui peut menacer la sécurité et la confidentialité des données au niveau du serveur ;

2. Dans la solution LGRP proposée, le calcul du délai et de la perte de données au niveau de chaque nœud est effectué à la couche MAC. Cette méthode de calcul sollicite des communications fréquentes afin d'assurer l'exactitude et les mises à jour récentes de données, sauf que cela peut engendrer un coût de signalisation supplémentaire. L'approche de prédiction par des algorithmes d'apprentissage peut apporter une différence dans la réduction du nombre de communications effectuées pour cette fin ;
3. La mise en œuvre de l'approche de prédiction basée sur l'algorithme Naive Bayes dépend étroitement de la base de données qu'il détient pour fonctionner. Dans notre proposition, nous nous sommes contentés de notre propre ensemble de données sans considérer d'autres ensembles quoiqu'ils ne représentent pas exactement notre contexte, mais cette étape renforcera la validation de nos résultats et rendra notre travail plus objectif. Nous avons choisi la fréquence de répéter la partie d'entraînement du modèle de prédiction à chaque requête de routage. Par contre ce choix peut être couteux en temps de réponse et par conséquent le délai de la solution peut augmenter considérablement si plusieurs requêtes simultanées sont lancées par un nombre important de sources. Un compromis de fréquences entre un nombre de requêtes maximal ou à chaque période de temps peut être une autre possibilité de lancer l'étape d'apprentissage du modèle de prédiction développé ;
4. L'algorithme Q-learning a présenté un meilleur résultat de délai dans les faibles densités. Cette observation nous a incité à penser que l'utilisation d'une approche de solution unique peut être faillible. Donc, analyser l'idée d'une approche hybride entre Naive Bayes et Q-learning peut être une meilleure résolution qui peut améliorer davantage les performances de notre protocole. De plus l'utilisation des RSU dans la résolution en les affectant à des zones, nous met devant un problème de planification complexe où la disposition des différents équipements RSU doit être bien étudiée pour maximiser la couverture des zones urbaines qu'elles desservent ;
5. Par contraintes matérielles, le testbed réalisé pour évaluer les performances du protocole basé sur l'approche Naive Bayes et SDN a été limité à un maximum de 130 véhicules, alors que dans notre zone de simulation une haute densité peut arriver à 400 véhicules. Donc pour généraliser les résultats de performance obtenus de nos deux solutions proposées, il est préférable de garder exactement les mêmes scénarios de simulation avec les mêmes densités ;

6. Le protocole proposé a été essentiellement limité à l'utilisation de la technologie WiFi pour les communications sans fil, alors que le réseau 5G est en plein déploiement et l'orientation vers un réseau 6G qui présente un grand potentiel en termes de réduction de délai et d'augmentation de bande passante. Cette considération nous aurait apporté plus de gains en termes de délai et de débit ;
7. Malgré que notre travail considère l'aspect lié à la consommation énergétique tel que fait avec le protocole proposé LGRP, il reste indispensable d'approfondir cette vision en proposant des alternatives de communication les moins coûteuses en énergie pour la seconde solution suggérée ;
8. L'évaluation de performance de l'architecture proposée est une étape primordiale de validation que nous n'avons pas élaborée. La réalisation de cette étape nécessite un simulateur qui permet d'évaluer l'aspect fonctionnel de SDN et du protocole de transmission de données exploitant LoRaWAN, ou un testbed qui permettra la mise en œuvre de l'architecture basée sur SDN et Naive Bayes. Or, dans la littérature, un tel simulateur n'existe pas. Par conséquent, nous devons développer notre propre simulateur et valider son efficacité, ensuite nous pourrons réaliser l'évaluation de performance de notre solution architecturale ;
9. L'évaluation de performances de la solution proposée et réalisée dans divers contextes représentés par des scénarios statiques et mobiles, une densité d'appareils élevée et faible doit être comparée avec d'autres technologies IoT, puis mettre en évidence l'optimalité et la faisabilité de la solution proposée et valider les résultats.

9.3 Indications de recherches futures

Pour conclure cette thèse, il est important de proposer des voies de recherche pouvant faire l'objet de travaux futurs. Parmi ces dernières se trouvent quelques-unes qui résultent directement des limitations formulées dans la section antérieure.

1. La fusion des protocoles de routage proposés afin d'apporter plus de flexibilité dans la gestion du réseau. Du fait de la séparation du plan de signalisation et du plan de données, l'architecture proposée dans LGRP est tout à fait compatible avec l'idée de SDN. Cette intégration nécessitera probablement la modification des deux nouveaux protocoles et d'une adaptation du simulateur NS3 et de l'émulateur Mininet-WiFi pour créer un nouvel outil de simulation et faciliter l'évaluation des solutions hybrides.
2. La construction d'un ensemble de données réaliste couvrant toute l'information de mobilité et de connexion des citoyens montréalais en sollicitant la collaboration avec la

ville de Montréal est un projet d'envergure. Il aidera les scientifiques dans leurs futures recherches et permettra à la ville de Montréal d'acquérir des résultats pour améliorer sa gestion. Un niveau élevé d'abstraction des données privées de celles qui peuvent être employées dans les projets de recherche doit être assuré.

3. La mise à jour du protocole basé Naive Bayes et SDN par l'introduire du réseau 5G dans l'environnement intelligent. Cette introduction permettra une optimisation du délai et de garantir plus de couvertures réseau pour les applications et les services au sein des systèmes de transports intelligents particulièrement, et les villes intelligentes de manière générale. De plus, cette introduction soutiendra également notre première solution en présentant une coopération entre LoRaWAN et 5G afin d'assurer des communications n'importe où, n'importe quand, avec moins de perte et moins de délai.
4. L'étude de la configuration et la mise en œuvre de l'architecture SDN proposée pour trouver un équilibre entre l'efficacité du système et les coûts de déploiement. En particulier, le choix du contrôleur, en se basant sur les caractéristiques telles que la bande passante, la puissance de traitement et la fiabilité, est l'étape fondamentale dans la réalisation de la solution.
5. La proposition d'une stratégie de maintenance de la nouvelle architecture proposée de manière à envisager un dépannage rapide et moins dispendieux en termes de temps et de coût. Ainsi, il sera intéressant de concevoir un mécanisme de réparation en déplaçant la fonction du composant défectueux vers un autre élément voisin. Ce qui favorisera la virtualisation des tâches des principaux composants et la création de mécanismes dynamiques de fonctionnement des appareils exploités dans la solution.
6. Enfin, il serait intéressant de prévoir l'intégration de l'ensemble de nos travaux dans un banc d'essai réel construit sur le campus de l'école Polytechnique. Ainsi, une possibilité de considérer tous les aspects réels d'un environnement intelligent et de valider de manière plus correcte la faisabilité des solutions proposées est mise en place.

RÉFÉRENCES

- [1] U.N. (2019) United nation development news. [En ligne]. Disponible : <https://www.un.org/development/desa/fr/news/population/world-urbanization-prospects.html>
- [2] M. Sookhak, H. Tang, Y. He et F. R. Yu, “Security and privacy of smart cities : a survey, research issues and challenges,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 21, n^o. 2, p. 1718–1743, 2018.
- [3] F. Cirillo, Gòmez, I. Diez, D. L. Elicegui Maestro, T. B. J. Gilbert et R. Akhavan, “Smart city iot services creation through large-scale collaboration,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 7, n^o. 6, p. 5267–5275, 2020.
- [4] C. F. Calvillo, A. SànchezMiralles et J. Villar, “Synergies of electric urban transport systems and distributed energy resources in smart cities,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, n^o. 8, p. 2445–2453, 2018.
- [5] C. Xu, H. Lin, Y. Wu, X. Guo et W. Lin, “An sdnfv-based ddos defense technology for smart cities,” *IEEE Access*, vol. 7, p. 137 856–137 874, 2019.
- [6] M. Gascò-Hernandez, “Building a smart city : Lessons from barcelona,” *Communications of the ACM*, vol. 61, n^o. 4, p. 50–57, 2018.
- [7] A. Kirimatat, O. Krejcar, A. Kertesz et M. F. Tasgetiren, “Future trends and current state of smart city concepts : A survey,” *IEEE Access*, vol. 8, p. 86 448–86 467, 2020.
- [8] S. Verma, Y. Kawamoto, Z. M. Fadlullah, H. Nishiyama et N. Kato, “A survey on network methodologies for real-time analytics of massive iot data and open research issues,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 19, n^o. 3, p. 1457–1477, 2017.
- [9] J. Ding, M. Nemati, C. Ranaweera et J. Choi, “Iot connectivity technologies and applications : A survey,” *IEEE Access*, vol. 8, p. 67 646–67 673, 2020.
- [10] D. Naboulsi, M. Fiore, S. Ribot et R. Stanica, “Large-scale mobile traffic analysis : A survey,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 18, n^o. 1, p. 124–161, 2016.
- [11] S. Sedighian Kashi et M. Sharifi, “Connectivity weakness impacts on coordination in wireless sensor and actor networks,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 15, n^o. 1, p. 145–166, 2013.
- [12] J. H. Lee, M. Park et S. C. Shah, “Wi-fi direct based mobile ad hoc network,” I2nd International Conference on Computer and Communication Systems (ICCS), Krakow, Poland, Juillet 2017, p. 116–120.

- [13] D. Jia, K. Lu, J. Wang, X. Zhang et X. Shen, "A survey on platoon-based vehicular cyber-physical systems," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 18, n^o. 1, p. 263–284, 2016.
- [14] F. Bannour, S. Souihi et A. Mellouk, "Distributed sdn control : Survey, taxonomy, and challenges," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 20, n^o. 1, p. 333–354, 2018.
- [15] S. K. Sharma et X. Wang, "Toward massive machine type communications in ultra-dense cellular iot networks : Current issues and machine learning-assisted solutions," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 22, n^o. 1, p. 426–471, 2020.
- [16] H. Cheng et J. Cao, "A design framework and taxonomy for hybrid routing protocols in mobile ad hoc networks," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 10, n^o. 3, p. 62–73, 2008.
- [17] M. A. Ahad, S. Paiva, G. Tripathi et N. Feroz, "Enabling technologies and sustainable smart cities," *Elsevier Sustainable Cities and Society*, vol. 61, p. 102301, 2020.
- [18] B. N. Silva, M. Khan et K. Han, "Towards sustainable smart cities : A review of trends, architectures, components, and open challenges in smart cities," *Elsevier Sustainable Cities and Society*, vol. 38, p. 697–713, 2018.
- [19] M. J. Kaur et P. Maheshwari, "Building smart cities applications using iot and cloud-based architectures," *IEEE International Conference on Industrial Informatics and Computer Systems (CIICS)*, Sharjah, United Arab Emirates, Mai 2016, p. 1–5.
- [20] A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista et M. Zorzi, "Internet of things for smart cities," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 1, p. 22–32, 2014.
- [21] M. A. Razzaque, M. Milojevic-Jevric, A. Palade et S. Clarke, "Middleware for internet of things : A survey," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 3, p. 70–95, 2016.
- [22] J. V. Sobral, J. J. P. Rodrigues, R. A. Rabêlo, K. Saleem et S. A. Kozlov, "Improving the performance of loadng routing protocol in mobile iot scenarios," *IEEE Access*, vol. 7, p. 107 032–107 046, 2019.
- [23] Y. Liu, S. Zhang, H. Zhu, P. J. Wan, L. Gao, Y. Zhang et Z. Tian, "A novel routing verification approach based on blockchain for inter-domain routing in smart metropolitan area networks," *Elsevier Journal of Parallel and Distributed Computing*, vol. 142, p. 77–89, 2020.
- [24] C. T. Barba, M. A. Mateos, P. R. Soto, A. M. Mezher et M. A. Igartua, "Smart city for vanets using warning messages, traffic statistics and intelligent traffic lights," *IEEE intelligent vehicles symposium ()*, Alcala de Henares, Spain, Juin 2012, p. 902–907.

- [25] Y. E. Hawas, G. Thandavarayan, B. Basheerudeen et M. Sherif, “Testbed evaluation of real-time route guidance in inter-vehicular communication urban networks,” *IEEE Access*, vol. 7, p. 1470–1485, 2018.
- [26] M. Srotyr, Z. Lokaj et T. Zelinka, “Advanced vanet routing design,” IEEE Smart Cities Symposium Prague (SCSP), Prague, Czech Republic, Juin 2015, p. 1–5.
- [27] Y. Huo, W. Tu, Z. Sheng et V. C. Leung, “A survey of in-vehicle communications : Requirements, solutions and opportunities in iot,” IEEE 2nd World Forum on Internet of Things (WF-IoT), Milan, Italy, Décembre 2015, p. 132–137.
- [28] A. Pressas, Z. Sheng, P. Fussey et D. Lund, “Connected vehicles in smart cities : Interworking from inside vehicles to outside,” 13th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON), London, UK, Juin 2016, p. 1–3.
- [29] S. K. Datta, R. P. F. Da Costa, J. Harri et C. Bonnet, “Integrating connected vehicles in internet of things ecosystems : Challenges and solutions,” 17th International Symposium on A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), Coimbra, Portugal, Juin 2016, p. 1–6.
- [30] F. Yang, S. Wang, J. Li, Z. Liu et Q. Sun, “An overview of internet of vehicles,” *IEEE China Communications*, vol. 11, p. 1–15, 2014.
- [31] O. Kaiwartya, A. H. Abdullah, Y. Cao, A. Altameem, M. Prasad, C. T. Lin et X. Liu, “Internet of vehicles : Motivation, layered architecture, network model, challenges, and future aspects,” *IEEE Access*, vol. 4, p. 5356–5373, 2016.
- [32] H. Peng, L. Liang, X. Shen et G. Y. Li, “Vehicular communications : A network layer perspective,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, n^o. 2, p. 1064–1078, 2018.
- [33] F. Al-Turjman et J. P. Lemayian, “Intelligence, security, and vehicular sensor networks in internet of things (iot)-enabled smart-cities : An overview,” *Elsevier Computers and Electrical Engineering*, vol. 87, p. 106776, 2020.
- [34] L. A. Maglaras, A. H. Al-Bayatti, Y. He, I. Wagner et H. Janicke, “Social internet of vehicles for smart cities,” *MDPI Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 5, n^o. 1, p. 3, 2016.
- [35] J. Cheng, J. Cheng, M. Zhou, F. Liu, S. Gao et C. Liu, “Routing in internet of vehicles : A review,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 16, n^o. 5, p. 2339–2352, 2015.
- [36] J. Wan, J. Liu, Z. Shao, A. V. Vasilakos, M. Imran et K. Zhou, “Mobile crowd sensing for traffic prediction in internet of vehicles,” *MDPI Sensors*, vol. 16, n^o. 1, p. 88, 2016.

- [37] H. A. Omar, W. Zhuang et L. Li, "Gateway placement and packet routing for multi-hop in-vehicle internet access," *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, vol. 3, n^o. 3, p. 335–351, 2015.
- [38] K. Zheng, Q. Zheng, P. Chatzimisios, W. Xiang et Y. Zhou, "Heterogeneous vehicular networking : A survey on architecture, challenges, and solutions," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 17, n^o. 4, p. 2377–2396, 2015.
- [39] S. Bitam, A. Mellouk et S. Zeadally, "Bio-inspired routing algorithms survey for vehicular ad hoc networks," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 17, n^o. 2, p. 843–867, 2015.
- [40] F. Goudarzi, H. Asgari et H. S. Al-Raweshidy, "Traffic-aware vanet routing for city environments a protocol based on ant colony optimization," *IEEE Systems Journal*, vol. 31, n^o. 1, p. 571–581, 2018.
- [41] M. A. Togou, A. Hafid et L. Khoukhi, "Scrp : Stable cds-based routing protocol for urban vehicular ad hoc networks," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, n^o. 5, p. 1298–1307, 2016.
- [42] Y. Bi, H. Shan, X. S. Shen, N. Wang et H. Zhao, "A multi-hop broadcast protocol for emergency message dissemination in urban vehicular ad hoc networks," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, n^o. 3, p. 736–750, 2015.
- [43] S. K. Bhoi et P. M. Khilar, "Sir : a secure and intelligent routing protocol for vehicular ad hoc network," *IET networks*, vol. 4, n^o. 3, p. 185–194, 2014.
- [44] Z. Khan, P. Fan et S. Fang, "On the connectivity of vehicular ad hoc network under various mobility scenarios," *IEEE Access*, vol. 5, p. 22 559–22 565, 2017.
- [45] A. Joshi et R. Kaur, "A novel multi-cast routing protocol for vanet," IEEE International Advance Computing Conference (IACC), Bangalore, India, Juin 2015, p. 41–45.
- [46] O. S. Oubbati, A. Lakas, N. Lagraa et M. B. Yagoubi, "Uvar : An intersection uav-assisted vanet routing protocol," IEEE Wireless Communication and Networking Conference (), Doha, Qatar, Avril 2016, p. 1–6.
- [47] N. Chaib, O. S. Oubbati, M. L. Bensaad, A. Lakas, P. Lorenz et A. Jamalipour, "Brt : Bus-based routing technique in urban vehicular networks," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019.
- [48] M. Khudayer, B. H. ans Anbar, S. M. Hanshi et T. C. Wan, "Efficient route discovery and link failure detection mechanisms for source routing protocol in mobile ad-hoc networks," *IEEE Access*, vol. 8, p. 24 019–24 032, 2020.

- [49] C. Ghorai, S. Shakhari et I. Banerjee, “A spea-based multimetric routing protocol for intelligent transportation systems,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020.
- [50] H. Gao, C. Liu, Y. Li et X. Yang, “V2vr : Reliable hybrid-network-oriented v2v data transmission and routing considering rsus and connectivity probability,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020.
- [51] G. Sun, L. Song, H. Yu, V. Chang, X. Du et M. Guizani, “V2v routing in a vanet based on the autoregressive integrated moving average model,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, n^o. 1, p. 908–922, 2018.
- [52] T. S. Darwish, K. A. Bakar et K. Haseeb, “Reliable intersection-based traffic aware routing protocol for urban areas vehicular ad hoc networks,” *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 10, n^o. 1, p. 60–73, 2018.
- [53] K. N. Qureshi, A. H. Abdullah et A. Altameem, “Road aware geographical routing protocol coupled with distance, direction and traffic density metrics for urban vehicular ad hoc networks,” *Wireless Personal Communications*, vol. 92, n^o. 3, p. 1251–1270, 2017.
- [54] F. Goudarzi, H. Asgari et H. S. Al-Raweshidy, “Traffic-aware vanet routing for city environments-a protocol based on ant colony optimization,” *IEEE Systems Journal*, vol. 13, n^o. 1, p. 571–581, 2018.
- [55] S. Khan, M. Alam, M. Franzle, N. Mullner et Y. Chen, “A traffic aware segment-based routing protocol for vanets in urban scenarios,” *Computers and Electrical Engineering*, vol. 68, p. 447–462, 2018.
- [56] D. Lin, J. Kang, A. Squicciarini, Y. Wu, S. Gurung et O. Tonguz, “Mozo : A moving zone based routing protocol using pure v2v communication in vanets,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 16, n^o. 5, p. 1357–1370, 2016.
- [57] R. Karimi et S. Shokrollahi, “Pgrp : Predictive geographic routing protocol for vanets,” *Computer Networks*, vol. 141, p. 67–81, 2018.
- [58] Y. Xia, J. Su, R. Chen, Y. Liu et S. Chen, “A real-time aware routing strategy in smart city environments,” *IEEE International Conference on Sensing, Communication and Networking (SECON Workshops)*, Juin 2018, p. 1–6.
- [59] A. Abdellaoui, J. Elmhamdi et H. Berradi, “Multipoint relay selection through estimated spatial relation in smart city environments,” *IEEE International Conference on Advanced Communication Technologies and Networking (CommNet)*, Avril 2018, p. 1–10.

- [60] A. M. Mezher et M. A. Igartua, "Multimedia multimetric map-aware routing protocol to send video-reporting messages over vanets in smart cities," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 66, n^o. 12, p. 10 611–10 625, 2017.
- [61] O. S. Oubbati, A. Lakas, F. Zhou, M. Gune, N. Lagraa et M. B. Yagoubi, "Intelligent uav-assisted routing protocol for urban vanets," *Computer communications*, vol. 107, p. 93–111, 2017.
- [62] Q. Luo et J. Wang, "Multiple qos parameters-based routing for civil aeronautical ad hoc networks," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 4, n^o. 3, p. 804–814, 2017.
- [63] K. Katsaros, M. Dianati, R. Tafazolli et X. Guo, "End-to-end delay bound analysis for location-based routing in hybrid vehicular networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, n^o. 9, p. 7462–7475, 2016.
- [64] Q. Meng, J. Wei, X. Wang et H. Guo, "Intelligent routing orchestration for ultra-low latency transport networks," *IEEE Access*, vol. 8, p. 128 324–128 336, 2020.
- [65] M. M. Raikar, S. M. Meena et M. M. Mulla, "Software defined internet of things using lightweight protocol," Third International Conference on Computing and Network Communications (CoCoNet), Puducherry, India, Mars 2020, p. 1409–1418.
- [66] C. Tamizhselvan et V. Vijayalakshmi, "Sdn-mcho : Software define network based multi-criterion hysteresis optimization based for reliable device routing in internet of things for the smart surveillance application," *Elsevier Computer Communications*, vol. 153, n^o. 1, p. 632–640, 2020.
- [67] D. K. N. Venkatramana, S. B. Srikantaiah et J. Moodabidri, "Scgrp : Sdn-enabled connectivity-aware geographical routing protocol of vanets for urban environment," *IET Networks*, vol. 6, p. 102–111, 2017.
- [68] K. L. K. Sudheera, M. Ma et P. H. J. Chong, "Link stability based optimized routing framework for software defined vehicular networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, p. 2934–2945, 2019.
- [69] P. K. Singh, S. Sharma, N. S. K. et S. Nandi, "Multipath tcp for v2i communication in sdn controlled small cell deployment of smart city," *Elsevier Vehicular communications*, vol. 15, p. 1–15, 2019.
- [70] M. Zhu, J. Cao, D. Pang, Z. He et M. Xu, "Sdn-based routing for efficient message propagation in vanet," International Conference on Wireless Algorithms, Systems, and Applications (WASA), Août 2015, p. 788–797.
- [71] M. T. Abbas, A. Muhammad et W. C. Song, "Sd-ioV : Sdn enabled routing for internet of vehicles in road-aware approach," *Springer Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 11, n^o. 3, p. 1265–1280, 2020.

- [72] A. Abugabah, A. A. Alzubi, O. Alfarraj, M. Al-Maitah et W. S. Alnumay, "Intelligent traffic engineering in software-defined vehicular networking based on multi-path routing," *IEEE Access*, vol. 8, p. 62 334–62 342, 2020.
- [73] Y. Su, R. Fan, X. Fu et Z. Jin, "Dqelr : An adaptive deep q-network-based energy-and latency-aware routing protocol design for underwater acoustic sensor networks," *IEEE Access*, vol. 7, p. 9091–9104, 2019.
- [74] R. Kulandaivel, M. Balasubramaniam, F. Al-Turjman, L. Mostarda, M. Ramachandran et R. Patan, "Intelligent data delivery approach for smart cities using road side units," *IEEE Access*, vol. 7, p. 139 462–139 474, 2019.
- [75] C. Wu, S. Ohzahata et T. Kato, "Flexible, portable, and practicable solution for routing in vanets : A fuzzy constraint q-learning approach," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, n^o. 9, p. 4251–4263, 2013.
- [76] Y. Tang, N. Cheng, W. Wu, M. Wang, Y. Dai et X. Shen, "Delay-minimization routing for heterogeneous vanets with machine learning based mobility prediction," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, p. 3967–3979, 2019.
- [77] A. Azzouni, R. Boutaba et G. Pujolle, "Neuroute : Predictive dynamic routing for software-defined networks," IEEE 13th International Conference on Network and Service Management (CNSM), Tokyo, Japan, Novembre 2017, p. 1–6.
- [78] F. Chen et X. Zheng, "Machine-learning based routing preplan for sdn," International Workshop on Multi-disciplinary Trends in Artificial Intelligence, Springer (), Novembre 2015, p. 149–159.
- [79] L. Li, Y. Zhang, W. Chen, S. K. Bose, M. Zukerman et G. Shen, "Naive bayes classifier assisted least loaded routing for circuits witched networks," *IEEE Access*, vol. 7, p. 11 854–11 867, 2019.
- [80] A. Baz, "Bayesian machine learning algorithm for flow prediction in sdn switches," IEEE 1st International Conference on Computer Applications and Information Security (ICCAIS), Riyadh, Saudi Arabia, Avril 2018, p. 1–7.
- [81] I. Martin, S. Troia, J. A. Hernandez, A. Rodriguez, F. Musumeci, G. Maier, R. Alvizu et O. G. de Dios, "Machine learning-based routing and wavelength assignment in software-defined optical networks," *IEEE Transactions on Network and Service Management*, vol. 16, p. 871–883, 2019.
- [82] P. Sun, Y. Hu, J. Lan, L. Tian et M. Chen, "Tide : Time-relevant deep reinforcement learning for routing optimization," *Elsevier Future Generation Computer Systems*, vol. 99, p. 401–409, 2019.

- [83] H. Yao, X. Yuan, P. Zhang, J. Wang, C. Jiang et M. Guizani, “Machine learning aided load balance routing scheme considering queue utilization,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, n^o. 8, p. 7987–7999, 2019.
- [84] J. Liu, Q. Wang, C. He, K. Jaffres-Runser, Y. Xu, Z. Li et Y. Xu, “Qmr : Q-learning based multi-objective optimization routing protocol for flying ad hoc networks,” *IEEE Computer Communications*, vol. 150, p. 304–316, 2020.
- [85] . (2019) The simulator of urban mobility. [En ligne]. Disponible : <http://sumo.sourceforge.net>
- [86] ——. (2019) Openstreetmap. [En ligne]. Disponible : <https://www.openstreetmap.org>
- [87] M. Angelidou, “Smart city policies : A spatial approach,” *Elsevier Cities*, vol. 41, p. S3–S11, 2014.
- [88] F. Cunha, L. Villas, A. Boukerche, G. Maia, A. Viana, R. A. Mini et A. A. Loureiro, “Data communication in vanets : Protocols, applications and challenges,” *Elsevier Ad Hoc Networks*, vol. 44, p. 90–103, 2016.
- [89] H. Kaur, H. Singh et A. Sharma, “Geographic routing protocol : A review,” *International Journal of Grid and Distributed Computing*, vol. 9, n^o. 2, p. 245–254, 2016.
- [90] Y. H. Xu, Y. Wu et J. Song, “Routing metric to improve route stability in mobile wireless sensor networks,” *TIIS*, vol. 10, n^o. 5, p. 2245–2266, 2016.
- [91] M. K. Rafsanjani, H. Fatemidokht et V. E. Balas, “Modeling and optimization of quality of service routing in mobile ad hoc networks,” *Open Physics*, vol. 14, n^o. 1, p. 498–507, 2016.
- [92] M. B. Attia, K. K. Nguyen et M. Cheriet, “Qos-aware software-defined routing in smart community network,” *Elsevier Computer Networks*, vol. 147, p. 221–235, 2018.
- [93] S. S. Mirza et K. M. Almustafa, “Estimation of packet loss on mac layer in ieee 802.11 wireless local area networks,” *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, vol. 8, n^o. 2, p. 115–124, 2015.
- [94] T. Saaty et M. Sodenkamp, “Making decision in hierarchic and network systems,” *International Journal of Applied Decision Sciences*, vol. 1, n^o. 1, p. 24–79, 2008.
- [95] R. Fourer, D. Gay et B. Kernighan. (2019) Ampl : A modeling language for mathematical programming.
- [96] D. Johnson., “A note on dijkstra’s shortest path algorithm,” *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 20, n^o. 3, p. 385–388, 1973.

- [97] W. Zeng et R. Church, “Finding shortest paths on real road networks : the case for a,” *International journal of geographical information science*, vol. 23, n^o. 4, p. 531–543, 1973.
- [98] J. Yen, “An algorithm for finding shortest routes from all source nodes to a given destination in general networks,” *Quarterly of Applied Mathematics*, vol. 27, n^o. 4, p. 526–530, 1970.
- [99] Y. Qian, D. Wu, W. Bao et P. Lorenz, “The internet of things for smart cities : Technologies and applications,” *IEEE Network*, vol. 33, n^o. 2, p. 4–5, 2019.
- [100] A. Gharaibeh, M. Salahuddin, S. J. Hussini, A. Khreishah, I. Khalil, M. Guizani et A. Al-Fuqaha, “Smart cities : A survey on data management, security, and enabling technologies,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 19, n^o. 4, p. 2456–2501, 2017.
- [101] W. Ji, J. Xu, H. Qiao, M. Zhou et B. Liang, “Visual iot : Enabling internet of things visualization in smart cities,” *IEEE Network*, vol. 33, n^o. 2, p. 102–110, 2019.
- [102] E. Ahmed, I. Yaqoob, A. Gani, M. Imran et M. Guizani, “Internet-of-things-based smart environments : state of the art, taxonomy, and open research challenges,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 38, n^o. 5, p. 10–16, 2016.
- [103] B. N. Silva, M. Khan et K. Han, “Towards sustainable smart cities : A review of trends, architectures, components, and open challenges in smart cities,” *Sustainable Cities and Society*, vol. 38, p. 697–713, 2018.
- [104] I. Jawhar, N. Mohamed et J. Al-Jaroodi, “Networking architectures and protocols for smart city systems,” *Journal of Internet Services and Applications*, vol. 9, n^o. 1, p. 26, 2018.
- [105] E. Ahmed et H. Gharavi, “Cooperative vehicular networking : A survey,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, n^o. 3, p. 996–1014, 2018.
- [106] S. Boussoufa-Lahlah, F. Semchedine et L. Bouallouche-Medjkoune, “Geographic routing protocols for vehicular ad hoc networks (vanets) : A survey,” *Vehicular Communications*, vol. 11, p. 20–31, 2018.
- [107] L. Elgaroui, S. Chamberland et S. Pierre, “A new routing metric for real-time applications in smart cities,” *IEEE Sustainability through ICT Summit (StICT)*, Montréal, Canada, Juin 2019, p. 1–6.
- [108] C. Perkins, E. Belding-Royer et S. Das, “Rfc 3561 : Ad hoc on- demand distance vector (aodv) routing,” *tech. rep.*, 2003.

- [109] K. Katsaros, M. Dianati, R. Tafazolli et R. Kernchen, “Clwpr-a novel cross-layer optimized position based routing protocol for vanets,” *IEEE vehicular networking conference (VNC)*, Novembre 2011, p. 139–146.
- [110] B. Karp et H. T. Kung, “Gpsr : Greedy perimeter stateless routing for wireless networks,” *ACM Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking (MCN)*, Août 2000, p. 243–254.
- [111] A. Hakiri, A. Gokhale et P. Berthou, “Software-defined wireless mesh networking for reliable and real-time smart city cyber physical applications,” *Proc. 27th Int. Conf. Real-Time Networks and System (RTNS)*, November 2019, p. 165–175.
- [112] I. Yaqoob, I. A. T. Hashem, Y. Mehmood, A. Gani, S. Mokhtar et S. Guizani, “Enabling communication technologies for smart cities,” *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, n^o. 1, p. 112–120, 2017.
- [113] R. Yasmin, J. Petajajarvi, K. Mikhaylov et A. Pouttu, “On the integration of lorawan with the 5g test network,” *IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2017, p. 1–6.
- [114] J. Haxhibeqiri, E. De Poorter, I. Moerman et J. Hoebeke, “A survey of lorawan for iot : From technology to application,” *Sensors*, vol. 18, n^o. 11, p. 3995, 2018.
- [115] K. Mekki, E. Bajic, F. Chaxel et F. Meyer, “A comparative study of lpwan technologies for large-scale iot deployment,” *ICT express*, vol. 5, n^o. 1, p. 1–7, 2019.
- [116] P. San Cheong, J. Bergs, J. C. Hawinkel et J. Famaey, “Comparison of lorawan classes and their power consumption,” *IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology (SCVT)*, Novembre 2017, p. 1–6.
- [117] R. Sorensen, D. M. Kim, D. M. J. J. Nielsen et P. Popovski, “Analysis of latency and mac-layer performance for class a lorawan,” *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 6, n^o. 5, p. 566–569, 2017.
- [118] P. San Cheong, J. Bergs, J. C. Hawinkel et J. Famaey, “Lorawan communication protocol : The new era of iot,” *IEEE International Conference on Development and Application Systems (DAS)*, Mai 2018, p. 74–77.
- [119] M. Lorient, A. Aljer et I. Shahrour, “Analysis of the use of lorawan technology in a large-scale smart city demonstrator,” *IEEE Sensors Networks Smart and Emerging Technologies (SENSET)*, Septembre 2017, p. 1–4.
- [120] J. Kim et J. Song, “A secure device-to-device link establishment scheme for lorawan,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 18, n^o. 5, p. 2153–2160, 2018.

- [121] M. Rizzi, P. Ferrari, A. Flammini et E. Sisinni, "Evaluation of the iot lorawan solution for distributed measurement applications," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 66, n^o. 12, p. 3340–3349, 2017.
- [122] J. Navarro-Ortiz, S. Sendra, P. Ameigeiras et J. M. Lopez-Soler, "Integration of lorawan and 4g/5g for the industrial internet of things," *IEEE Communications Magazine*, vol. 56, n^o. 2, p. 60–67, 2018.
- [123] G. Pasolini, C. Buratti, L. Feltrin, F. Zabini, C. De Castro, R. Verdone et O. Andrisano, "Smart city pilot projects using lora and ieee802.15.4 technologies," *Sensors*, vol. 18, n^o. 4, p. 1118, 2018.
- [124] H. A. Khattak, H. Farman, B. Jan et I. U. Din, "Toward integrating vehicular clouds with iot for smart city services," *IEEE Network*, vol. 33, n^o. 2, p. 65–71, 2019.
- [125] P. Manzoni, C. T. Calafate, J. C. Cano et E. Hernandez-Orallo, "Indoor vehicles geolocalization using lorawan," *Future Internet*, vol. 11, n^o. 6, p. 124, 2019.
- [126] J. Santa, R. Sanchez-Iborra, P. Rodriguez-Rey, L. Bernal-Escobedo et A. F. Skarmeta, "Lpwan-based vehicular monitoring platform with a generic ip network interface," *Sensors*, vol. 19, n^o. 2, p. 264, 2019.
- [127] M. M. M. Zabidi, M. T. A. Rahman, A. Rahman, H. A. Munir, A. H. Adom et A. F. A. Hamid, "Moving cell array prediction for lorawan-handover based on received signal strength indicator (rssi) algorithm," In IOP Conference Series : Materials Science and Engineering, 5th international Conference on Man Machine Systems (MMS), August 2019, p. 012015, 2019.
- [128] K. Zhu, D. Niyato, P. Wang, E. Hossain et D. In Kim, "Mobility and handoff management in vehicular networks : a survey," *Wireless communications and mobile computing*, vol. 11, n^o. 4, p. 459–476, 2011.
- [129] R. M. Abdullah et Z. A. Zukarnain, "Enhanced handover decision algorithm in heterogeneous wireless network," *Sensors*, vol. 17, n^o. 7, p. 1626, 2017.
- [130] R. Bismukhamedov, Y. Yeryomin et J. Seitz, "Evaluation of mcda-based handover algorithms for mobile networks," IEEE Eighth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), August 2016, p. 810–815.
- [131] A. M. Vegni, F. Esposito et I. B. Roma, "A speed-based vertical handover algorithm for vanet," 7th Int. Workshop on Intelligent Transportation (WIT), March 2010.
- [132] W. Zeng et R. Church, "Finding shortest paths on real road networks : the case for a," *Sensors*, vol. 23, n^o. 4, p. 531–543, 2009.

- [133] R. A. Alsaqour, M. S. Abdelhaq et O. A. Alsukour, “Effect of network parameters on neighbor wireless link breaks in gprs protocol and enhancement using mobility prediction model,” *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, vol. 2012, n^o. 1, p. 171, 2012.
- [134] J. Tsumochi, K. Masayama, H. Uehara et M. Yokoyama, “Impact of mobility metric on routing protocols for mobile ad hoc networks,” *IEEE Pacific Rim Conference on Communications Computers and Signal Processing (PACRIM)*, Août 2003, p. 322–325.
- [135] M. Al-Hattab et J. Agbinya, “Trajectory estimation for wireless mobile networks using polynomial regression,” *International Journal of Electronics and Telecommunications*, vol. 56, n^o. 4, p. 451–456, 2010.
- [136] V. Nguyen, O. T. T. Kim, C. Pham, T. Z. Oo, N. H. Tran, C. S. Hong et E. N. Huh, “A survey on adaptive multi-channel mac protocols in vanets using markov models,” *IEEE Access*, vol. 6, p. 16 493–16 514, 2018.
- [137] . (2019) The ns-3 network simulator. [En ligne]. Disponible : <http://www.nsnam.org>
- [138] H. Kumar, M. K. Singh, M. P. Gupta et J. Madaan, “Moving towards smart cities : solutions that lead to the smart city transformation framework,” *Elsevier Technological forecasting and social change*, vol. 153, p. 119281, 2020.
- [139] F. Chiariotti, M. Condoluci, T. Mahmoodi et A. Zanella, “Symbiocity : Smart cities for smarter networks,” *Wiley Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, vol. 29, p. e3206, 2018.
- [140] H. Ding, X. Li, Y. Cai, B. Lorenzo et Y. Fang, “Intelligent data transportation in smart cities : A spectrum-aware approach,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 26, n^o. 6, p. 2598–2611, 2018.
- [141] N. Cordeschi, D. Amendola, M. Shojafar, P. Naranjo et E. Baccarelli, “Memory and memoryless optimal time-window controllers for secondary users in vehicular networks,” *Proceedings of the International Symposium on Performance Evaluation of Computer and Telecommunication Systems (SPECT)*, Chicago, IL, USA, Juillet 2015, p. 1–7.
- [142] A. Hakiri, P. Berthou, A. Gokhale et S. Abdellatif, “Publish/subscribe-enabled software-defined networking for efficient and scalable iot communications,” *IEEE communications magazine*, vol. 53, n^o. 9, p. 48–54, 2015.
- [143] M. H. Rehmani, A. Davy, B. Jennings et C. Assi, “Software-defined networks-based smart grid communication : A comprehensive survey,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 21, n^o. 3, p. 2637–2670, 2019.

- [144] A. Hakiri et A. Gokhale, “Work-in-progress : Towards real-time smart city communications using software defined wireless mesh networking,” *IEEE Real-Time Systems Symposium (RTSS)*, Nashville, TN, USA, Décembre 2018, p. 177–180.
- [145] P. Patil, A. Hakiri, Y. Barve et A. Gokhale, “Enabling software-defined networking for wireless mesh networks in smart environments,” *IEEE 15th International Symposium on Network Computing and Applications (RTSS)*, Cambridge, MA, USA, Octobre 2016, p. 153–157.
- [146] Y. Wang, M. Martonosi et L. S. Peh, “A supervised learning approach for routing optimizations in wireless sensor networks,” In *Proceedings of the 2nd international workshop on Multi-hop ad hoc networks : from theory to reality ()*, Mai 2006, p. 79–86.
- [147] W. Xia, Y. Wen, C. H. Foh, D. Niyato et H. Xie, “A survey on software-defined networking,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 17, n°. 1, p. 27–51, 2014.
- [148] I. T. Haque et N. Abu-Ghazaleh, “Wireless software-defined networking : A survey and taxonomy,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 18, n°. 4, p. 2713–2737, 2016.
- [149] P. Prabakaran, D. P. Isravel et S. A. Silas, “Review of sdn-based next-generation smart networks,” *IEEE 3rd International Conference on Computing and Communications Technologies (ICCCT)*, Chennai, India, India, Février 2019, p. 80–85.
- [150] F. Bannour, S. Souihi et A. Mellouk, “Distributed sdn control : Survey, taxonomy, and challenges,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 20, n°. 1, p. 333–354, 2018.
- [151] F. Y. Okay et S. Ozdemir, “Routing in fog-enabled iot platforms : A survey and an sdn-based solution,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 5, n°. 6, p. 4871–4889, 2018.
- [152] P. Trakadas, N. Nomikos, E. T. Michailidis, T. Zahariadis, F. M. Facca, D. Breitgand et P. Gkonis, “Hybrid clouds for data-intensive, 5g-enabled iot applications : an overview, key issues and relevant architecture,” *Sensors*, vol. 19, p. 3591, 2019.
- [153] C. Zhang, P. Patras et H. Haddadi, “Deep learning in mobile and wireless networking : A survey,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 21, n°. 3, p. 2224–2287, 2019.
- [154] D. Wolpert et W. Macready, “No free lunch theorems for optimization,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, n°. 1, p. 67–82, 1997.
- [155] J. Liangxiao, Z. Lungan, L. Chaoqun et W. Jia, “A correlation-based feature weighting filter for naive bayes,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 31, n°. 2, p. 201–213, 2019.

- [156] F. Y. Osisanwo, J. E. T. Akinsola, O. Awodele, J. O. Hinmikaiye, O. Olakanmi et J. Akinjobi, “Supervised machine learning algorithms : classification and comparison,” *International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT)*, vol. 48, p. 128–138, 2017.
- [157] J. Xie, F. R. Yu, T. Huang, R. Xie, J. Liu, C. Wang et Y. Liu, “A survey of machine learning techniques applied to software-defined networking (sdn) : Research issues and challenges,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 21, n^o. 1, p. 393–430, 2018.
- [158] G. Zhu, J. Zan, Y. Yang et X. Qi, “A supervised learning-based qos assurance architecture for 5g networks,” *IEEE Access*, vol. 7, p. 43 598–43 606, 2019.
- [159] T. M. Mitchell, “Machine learning,” *McGraw-Hill Higher Education*, 1997.
- [160] P. A. Lopez, M. Behrisch, L. Bieker-Walz, J. Erdmann, Y. P. Flotterod, R. Hilbrich et E. WieBner, “Microscopic traffic simulation using sumo,” IEEE 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Maui, HI, USA, Novembre 2018, p. 2575–2582.
- [161] . (2019) Open data portal montreal city website. [En ligne]. Disponible : <http://donnees.ville.montreal.qc.ca/dataset/comptage-vehicules-pietons>
- [162] R. D. R. Fontes, M. Mahfoudi, W. Dabbous, T. Turletti et C. Rothenberg, “How far can we go towards realistic software-defined wireless networking experiments,” *The Computer Journal*, vol. 60, p. 1458–1471, 2017.
- [163] Wildan M. S. (2019) Multipath routing with load balancing using ryu openflow controller. [En ligne]. Disponible : <https://github.com/wildan2711/multipath>
- [164] Zuo X. . (2019) A holistic testbed/emulator for the book : Computing in communication networks : From theory to practice. [En ligne]. Disponible : <https://git.comnets.net/public-repo/comnetsemu>
- [165] T. Clausen, P. Jacquet, C. Adjih, A. Laouiti, P. Minet, P. Muhlethaler et L. Viennot, “Optimized link state routing protocol (olsr),” IEEE International Multi-Topic Conference (), 2001.
- [166] M. H. R. Jany, N. Islam, R. Khondoker et M. A. Habib, “Performance analysis of openflow based software-defined wired and wireless network,” IEEE 20th International Conference of Computer and Information Technology (ICCIT), Dhaka, Bangladesh, Décembre 2017, p. 1–6.
- [167] A. Brincat, F. Pacifici et F. Mazzola, “Iot as a service for smart cities and nations,” *IEEE Internet of Things Magazine*, vol. 2, n^o. 1, p. 28–31, 2019.

- [168] B. Citoni, F. Fioranelli, M. A. Imran et Q. H. Abbasi, “Internet of things and lorawan-enabled future smart farming,” *IEEE Internet of Things Magazine*, vol. 2, n^o. 4, p. 14–19, 2019.
- [169] H. Norman et D. McDonnell, “The nhs healthy new towns programme,” *Perspectives in Public Health*, vol. 137, n^o. 1, p. 29, 2017.
- [170] Y. Kume, “Let’s enjoy walking for the benefits of better health – smart wellness point project,” *JFS Newsletter*, vol. 178, 2017.
- [171] P. Mulvihill, J. O’Flynn et D. Pesch, “The internet of things for lifetime communities,” *IEEE Internet of Things Magazine*, vol. 2, n^o. 2, p. 15–19, 2019.
- [172] Y. Shi, Y. Cao, J. Liu et N. Kato, “A cross-domain sdn architecture for multi-layered space-terrestrial integrated networks,” *IEEE Network*, vol. 33, n^o. 1, p. 29–35, 2019.
- [173] T. G. Nguyen, T. V. Phan, B. T. Nguyen, C. So-In, Z. A. Baig et S. Sanguanpong, “Search : A collaborative and intelligent nids architecture for sdn-based cloud iot networks,” *IEEE access*, vol. 7, p. 107 678–107 694, 2019.
- [174] X. Hou, W. Muqing, L. Bo et L. Yifeng, “Multi-controller deployment algorithm in hierarchical architecture for sdwan,” *IEEE Access*, vol. 7, p. 65 839–65 851, 2019.
- [175] H. Peng, Q. Ye et X. S. Shen, “Sdn-based resource management for autonomous vehicular networks : A multi-access edge computing approach,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 26, n^o. 4, p. 156–162, 2019.
- [176] F. Hussain, S. A. Hassan, R. Hussain et E. Hossain, “Machine learning for resource management in cellular and iot networks : Potentials, current solutions, and open challenges,” *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 22, n^o. 2, p. 1251–1275, 2020.
- [177] J. Bhatia, R. Dave, H. Bhayani, S. Tanwar et A. Nayyar, “Sdn-based real-time urban traffic analysis in vanet environment,” *Computer Communications*, vol. 149, p. 162–175, 2020.
- [178] K. Mekki, E. Bajic, F. Chaxel et F. Meyer, “A comparative study of lpwan technologies for large-scale iot deployment,” *ICT express*, vol. 5, n^o. 1, p. 1–7, 2019.
- [179] J. Ploennigs, J. Cohn et A. Stanford-Clark, “The future of iot,” *IEEE Internet of Things Magazine*, vol. 1, n^o. 1, p. 28–33, 2018.