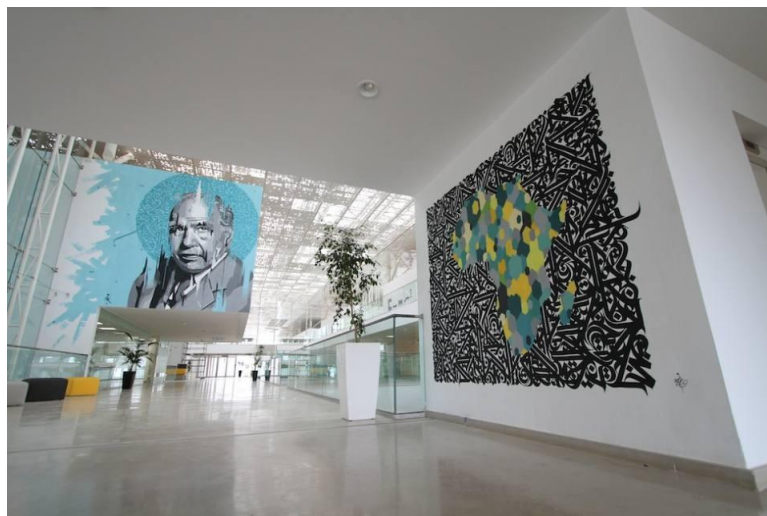




ÉCOLE CENTRALE CasaBLanca

PROJET LEARNING BY DOING

SMART TRAFFIC SYSTEM



Réalisé par :

Jaafar sellakh
Saadioui Badreddine
Landry sebeogo yves joel
Tabli Lamyae
Ibrahim Yeo Chigata

Encadrant

AIT LABYAD Nadia

Juillet 2022

Table des matières

1	Remerciements	3
2	Résumé	4
3	Introduction	5
4	Développement du projet (Chapitres)	6
4.1	Planification	6
4.2	Le contexte et problématique	8
4.3	État de l'art	11
4.4	Mise en place de la solution	13
4.5	Réalisation et tests	17
4.6	Les résultats obtenus suivis des commentaires et d'analyses	24
5	Conclusion générale	25
6	Références	26

1 Remerciements

Nous tenons à exprimer notre sincère gratitude à toutes les personnes qui ont apporté leur aide tout au long de notre projet. Tout d'abord, nous souhaitons remercier chaleureusement notre encadrante, Madame Nadia AIT LABYAD, pour son encadrement et tous les précieux conseils dont nous avons pu bénéficier au cours de l'année.

Nous souhaitons également exprimer notre profonde reconnaissance envers les personnes suivantes, qui ont contribué à rendre notre expérience enrichissante et pleine d'intérêt au sein de l'école : Monsieur Khalid DAHI et l'équipe du FABLAB ; Le corps professoral, notamment les membres des différents jurys, qui nous ont prodigué des remarques pertinentes et enrichissantes, sans oublier de remercier notre coach ADPL Monsieur Imad BENLAMLIH pour son précieux soutien et son encadrement tout au long de notre projet. Sa présence et ses conseils ont été d'une grande importance pour notre équipe, nous permettant de progresser et de surmonter les défis rencontrés. Nous sommes reconnaissants d'avoir pu bénéficier de son expertise et de sa disponibilité, qui ont contribué à la réussite de notre projet.

Ainsi, nous remercions toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réussite de ce projet. Votre soutien et votre engagement ont été d'une valeur inestimable, et nous vous en sommes profondément reconnaissants.

Enfin, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos chers parents qui ont été un soutien constant tout au long de notre projet et de notre vie. Leurs encouragements infaillibles et leur soutien indéfectible ont été des piliers essentiels dans notre parcours. Nous leur sommes infiniment reconnaissants pour leur amour inconditionnel et leur confiance en nous.

2 Résumé

Au Maroc, les embouteillages sont un problème fréquent qui entraîne d'importants retards, une consommation accrue de carburant et des émissions de gaz à effet de serre. Malheureusement, les solutions actuelles, telles que la coordination des feux de signalisation, se révèlent souvent insuffisantes pour résoudre ce problème complexe. C'est pourquoi notre projet, baptisé "**Smart Traffic system**", propose une approche novatrice pour remédier à cette situation.

Notre solution consiste à créer un système avancé au niveau des feux tricolores afin d'optimiser leur synchronisation et d'améliorer la fluidité du trafic. En utilisant des technologies intelligentes, telles que la collecte de données en temps réel et l'intelligence artificielle, notre système sera capable d'analyser le flux de circulation et d'ajuster automatiquement les feux en fonction de la demande.

Nous avons choisi d'améliorer la coordination des feux tricolores afin de faciliter le flux des véhicules. Pour ajouter de la valeur à cette solution, nous envisageons de remplacer le système de surveillance par un système plus économique, à savoir des caméras Raspberry Pi V2. Ces caméras seront utilisées pour détecter les véhicules et transmettre l'information à une unité d'analyse, telle qu'une carte Raspberry Pi ou une carte Arduino. Cette unité sera chargée de prendre des décisions efficaces en fonction des données recueillies. Cette approche permettra une meilleure gestion du trafic en temps réel, en optimisant les temps d'attente aux feux tricolores et par suite réduire les embouteillages.

Notre proposition consiste à améliorer la coordination des feux tricolores en utilisant des capteurs ultrasons pour détecter les véhicules. Cette solution "**Smart Traffic system**" plus économique permettra une gestion plus efficace du trafic, en réduisant les temps d'attente et en contribuant à diminuer les embouteillages au Maroc.

3 Introduction :

Les embouteillages constituent un problème omniprésent sur les routes que nous empruntons quotidiennement. Les conséquences de ces encombrements sont considérables, engendrant des retards importants, une augmentation de la consommation de carburant et des émissions de gaz à effet de serre. Au Maroc, ce phénomène constitue un défi majeur qui nécessite une approche globale pour être résolu efficacement. Dans le cadre du projet "Learning By Doing" initié par l'École Centrale Casablanca, notre équipe s'engage à apporter sa contribution à la résolution de ce problème en développant une solution innovante : le projet "Smart Traffic".

Notre objectif principal est de réduire l'attente des véhicules aux feux tricolores en améliorant leur coordination. Pour cela, nous avons étudié les différentes solutions existantes et avons décidé de renforcer la solution de coordination en introduisant des innovations technologiques. Dans ce contexte, nous envisageons d'utiliser des caméras Raspberry Pi 2 pour détecter la présence de véhicules et transmettre ces informations à une unité d'analyse.

Ces caméras Raspberry Pi 2, grâce à leurs capacités de vision et de traitement d'image avancées, permettront une détection précise des véhicules. Les données collectées seront ensuite analysées par une unité d'analyse, telle qu'un Raspberry Pi ou une carte Arduino, qui prendra des décisions en temps réel pour optimiser la synchronisation des feux tricolores.

Le projet "Smart Traffic" s'inscrit dans le cadre du projet "Learning By Doing" de l'École Centrale Casablanca et vise à résoudre le problème des embouteillages au Maroc en améliorant la coordination des feux tricolores. Grâce à l'utilisation de caméras Raspberry Pi 2 et à une gestion intelligente des données, nous espérons réduire les temps d'attente, fluidifier le trafic routier et contribuer à une mobilité plus efficace et durable dans les zones urbaines.

Le rapport suivant présente en détail le développement du projet "Smart Traffic" en plusieurs parties. Tout d'abord, la planification du projet sera abordée, suivie de l'explication du contexte et de la problématique rencontrée. Ensuite, l'état de l'art des solutions existantes sera présenté. Nous détaillerons ensuite la mise en place de notre solution, sa réalisation et les tests effectués. Les résultats obtenus seront ensuite analysés et commentés. Enfin, le rapport se conclura par une conclusion générale.

4 Développement du projet (Chapitres)

a. Planification

Dans ce chapitre, nous faisons part de comment nous nous sommes organisés tout au long de l'année.

Notre équipe s'est promis un travail en groupe structuré, organisé et équitable pour faciliter l'échange, gérer la diversité et pour permettre à chacun des membres une contribution effective dans l'ensemble du projet. Nous avons donc suivi le planning ci-dessous :



Figure – diagramme de Gantt

b. Le contexte et problématique

L'Afrique connaît une croissance rapide de ses villes, accompagnée d'une augmentation significative du nombre de véhicules sur les routes. Cette urbanisation accélérée met à rude épreuve les infrastructures routières existantes, qui sont souvent mal entretenues et insuffisamment adaptées à ce volume croissant de véhicules. Les routes peuvent être étroites, dégradées et présentent des problèmes de conception, ce qui entraîne des difficultés majeures en termes de circulation et de gestion du trafic.

Cette situation pose de nombreux défis, notamment en ce qui concerne la congestion routière, l'inefficacité du trafic et les répercussions sur différents aspects de la société. Les feux tricolores, qui sont censés réguler la circulation aux intersections, deviennent souvent des points de congestion importants et inefficaces. Les temps d'attente prolongés aux feux tricolores entraînent une perte de temps considérable pour les usagers de la route et ont un impact négatif sur la qualité de vie, l'économie, l'environnement et la sécurité routière.

Les infrastructures routières mal entretenues et inadaptées agissent comme des obstacles supplémentaires à une circulation fluide et efficace. Les routes étroites et en mauvais état peuvent entraîner des ralentissements, des accidents et une congestion accrue, rendant le problème des feux tricolores encore plus préoccupant.

Face à ces défis, l'introduction d'un système de gestion des feux tricolores basé sur l'intelligence artificielle en Afrique offre une perspective prometteuse. En utilisant des technologies avancées de détection des véhicules, d'analyse des données et de régulation dynamique du trafic, ce système pourrait contribuer à résoudre les problèmes de congestion, d'inefficacité du trafic et à atténuer leurs impacts néfastes sur la société.

Comment fluidifier donc la circulation routière en mettant en place un système de gestion des feux tricolores basé sur l'intelligence artificielle en Afrique pour résoudre les problèmes de congestion, d'inefficacité du trafic routier et leurs impacts sur la qualité de vie, l'économie, l'environnement et la sécurité routière ?

c. État de l'art

SOLUTIONS EXISTANTES :

La question de la congestion routière est un problème qui touche plus d'un pays. Dans l'optique de fluidifier la circulation et réduire les embouteillages plusieurs solutions sont proposées, et adoptées à travers les différentes localités.

1. Incitations à l'utilisation du covoiturage et du partage de véhicules :

Une autre solution pour minimiser le temps d'attente au niveau des feux tricolores serait de réduire le flux du trafic routier, car la longue file d'attente est due à la quantité importante d'automobilistes ou d'usagers de la route en générale durant les heures de pointes. D'où le Covoiturage.



Le covoiturage est un système de transport où plusieurs personnes se partagent les frais d'un voyage en utilisant une seule voiture. Il se fait au travers d'une application web, indiquant l'état de la circulation sur chaque artère de la ville et proposant des partenaires de routes. Il peut s'agir d'un trajet quotidien pour se rendre au travail ou à l'école, ou d'un trajet occasionnel pour un déplacement ponctuel. Le covoiturage a pour but de réduire, les coûts de transports, de réduire la congestion routière aux heures de pointes ou de descentes et de réduire l'empreinte carbone.

Les avantages du covoiturage en Afrique sont nombreux. Tout d'abord, il permet de réduire les coûts de transport pour les personnes qui y participent. Cela peut être particulièrement utile pour les personnes ayant un faible revenu ou vivant dans des régions éloignées des centres urbains. En outre, le covoiturage contribue également à réduire les embouteillages en répartissant les conducteurs sur plusieurs véhicules tout en contribuant à la réduction de la pollution de l'air.

Quant aux inconvénients du covoiturage en Afrique sont principalement liés à la sécurité et à la fiabilité. Les conducteurs qui proposent des trajets de covoiturage ne sont pas toujours fiables et peuvent ne pas arriver à l'heure ou annuler leur voyage à la dernière minute. Pour une bonne marche de cette solution, Il est important de prendre des précautions pour assurer la sécurité des passagers et des conducteurs, ainsi que vérifier les antécédents des conducteurs et établir des règles de conduite claires.

2. La tarification de la congestion routière

La tarification routière peut contribuer à réduire le temps d'attente et aussi la réduction de l'embouteillage en influençant la densité de véhicules sur les axes. Cela rend les gens plus susceptibles de choisir des itinéraires moins encombrés, ce qui réduit le temps que les gens passent à conduire dans la circulation. Les avantages tirés de la tarification de la congestion sont considérables. Cette politique utilisée par la ville Stockholm a immédiatement eu pour effet de réduire la congestion au centre de la ville après quinze années d'utilisation du réseau routier à pleine capacité. Durant cette d'essai, le nombre de véhicules franchissant le cordon de la zone centrale a chuté de 20% à 30%, soit le double de l'objectif initial de 10% à 15%.

Cependant, Il y a potentiellement des facteurs qui peuvent affecter la viabilité et l'efficacité de la

tarification de la congestion en Afrique. Il est important de considérer ces limites lors de la planification et de la mise en place de tels systèmes, afin de maximiser les avantages et minimiser les inconvénients pour les populations

Les inconvénients sont entre autres :

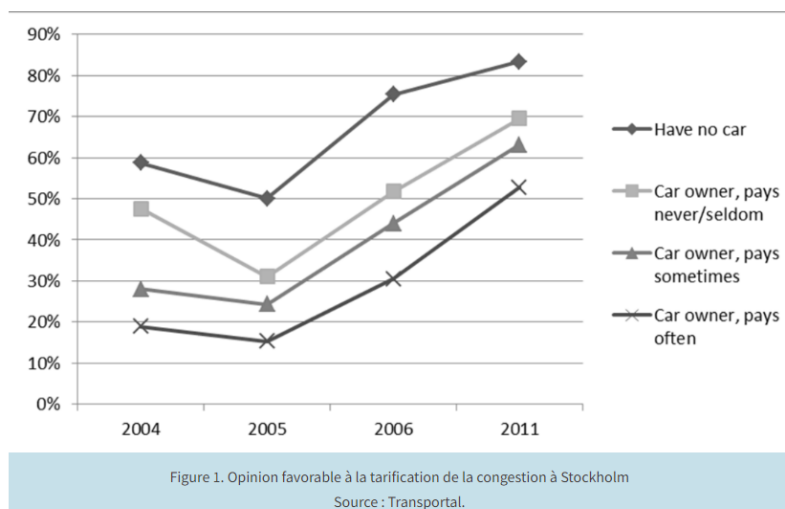
L'état des routes en Afrique varie considérablement, Certaines routes sont en excellent état et bien entretenues, tandis que d'autres sont en mauvais état et nécessitent des réparations importantes. Cela peut rendre la mise en place de la tarification de la congestion difficile dans certaines régions, car cela nécessite des infrastructures de transports modernes et fiables pour fonctionner efficacement.

Manque de capacités techniques : La mise en place d'un système de tarification de la congestion nécessite des technologies avancées notamment des systèmes de détection de véhicules et de péage électronique. Ces technologies peuvent être coûteuses et nécessitent un entretien permanent.

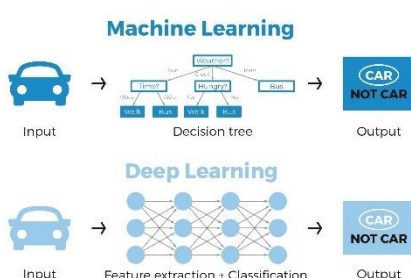
Manque de fonds : La mise en place d'un système de tarification de la congestion peut également nécessiter des investissements importants, tels que l'installation de matériel de péage et la formation du personnel. Dans les pays où les budgets publics sont limités, il peut être difficile de financer ce genre de projet

Impact sur les personnes les plus défavorisées : Les coûts liés à la tarification de la congestion peuvent être plus élevés pour les personnes à faible revenu qui dépendent fortement de leur véhicule pour se déplacer. Il est important de prendre cet impact en considération lors de la mise en place de systèmes de tarification de la congestion, et de proposer des mesures d'accompagnement pour les personnes les plus défavorisées.

Manque de confiance envers les autorités : Il peut y avoir un manque de confiance des populations vis-à-vis des autorités, cela peut rendre difficile pour les autorités de mettre en place des systèmes de tarification de la congestion car ils peuvent rencontrer de la résistance ou des contestations. Comme le présente l'opinion des habitants de Stockholm pour l'adoption d'une telle stratégie, et cela pourrait varier en fonction des locations.



3. Prédiction et contrôle du trafic urbain à l'aide des réseaux de neurones artificiels



Dans cette solution le concept clé est le Deep Learning. Le Deep Learning représente un sous-ensemble de l'apprentissage automatique, il incorpore des modèles de calcul et des algorithmes qui utilisent le même concept des réseaux de neurones biologiques dans le cerveau. Deep Learning fonctionne exceptionnellement bien sur les données non structurées et a une précision plus élevée que l'apprentissage automatique, mais il nécessite un énorme volume de données d'entraînement, ainsi que du matériel et des logiciels coûteux.

L'utilisation des réseaux de neurones comme outil pour la prédiction et le contrôle du trafic urbain présente de nombreux avantages en termes de précision et d'adaptabilité. Dans le cas de la prédiction et du contrôle du trafic urbain, les Réseaux de Neurones Récurrents (RNN en anglais) sont particulièrement appropriés en raison de leur capacité à traiter des séquences temporelles. [A] Les RNN sont des types de réseaux de neurones qui ont des connexions récurrentes entre les neurones, leur permettant de conserver des informations sur les états précédents. Cela en fait un choix naturel pour modéliser les données de trafic qui sont intrinsèquement séquentielles et dépendantes du temps. Le réseau de neurones le plus adapté dans ce contexte de Trafic routier est le Long Short-Term Memory (LSTM), une variante de RNN spécifiquement conçue pour capturer les dépendances à long terme dans les séquences temporelles.

Ce modèle est doté d'un mécanisme qui décide de la mise à jour des données. Une cellule LSTM comporte 3 portes (gate) élémentaires ; Celle de l'entrée (Input gate), celle de sortie (Output gate) et une autre d'oubli (forget gate). Ces trois composantes déterminent les informations à sauvegarder (Input gate), à supprimer de la mémoire (forget gate) ou à utiliser pour générer une sortie (Output gate). C'est cette architecture qui permet d'identifier d'une manière plus flexible la dépendance temporelle des données relatives à la dynamique du trafic.

Quelle sont les avantages d'un tels system Neuronal ?

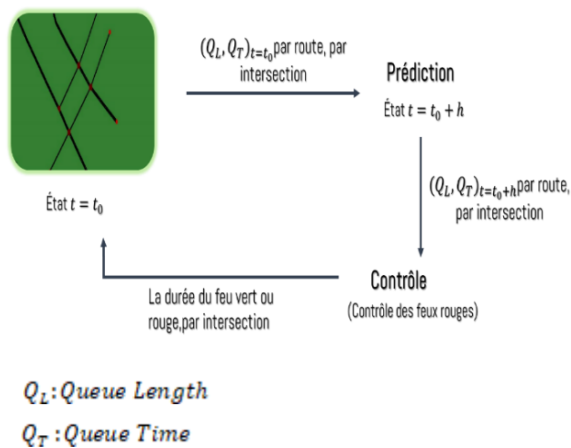


Figure 2 : Schéma de l'approche adoptée

D'une part dans le cadre de la prédiction du trafic urbain : Le réseau de neurones LSTM peut être entraîné sur des données historiques de trafic, telles que les mesures de volume de trafic, de vitesse moyenne, de densité, etc. En utilisant ces données en entrée, le réseau peut apprendre les motifs et les tendances temporelles du trafic. Une fois entraîné, il peut être utilisé pour prédire les futurs états de trafic en se basant sur les données actuelles et les informations passées. Ces prédictions peuvent ensuite être utilisées pour ajuster les durées des feux verts aux intersections et optimiser la circulation dans le réseau routier.

D'autre part, dans le cadre du Contrôle du trafic urbain : Le réseau de neurones LSTM peut également être utilisé pour contrôler la durée des feux verts aux intersections de manière adaptative. En utilisant des capteurs de trafic en temps réel, les données de trafic actuelles peuvent être recueillies et fournies en entrée au réseau. Le réseau peut ensuite générer des recommandations pour ajuster les durées des feux verts afin de minimiser les temps d'attente et d'optimiser le flux de circulation à chaque intersection. Ces ajustements peuvent être effectués en temps réel, permettant ainsi une adaptation dynamique aux variations du trafic. Cette approche permettra ainsi donc d'optimiser la circulation, de réduire les temps d'attente et de contribuer à la fluidification du trafic urbain.

4. Feux Tricolores Intelligent basé sur l'Internet des objets et le traitement d'images

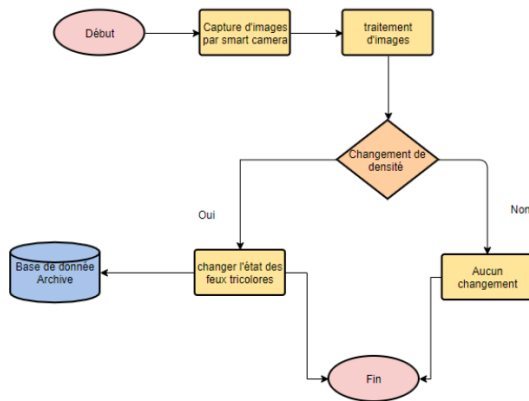


fig 3 : Diagramme de flux de processus

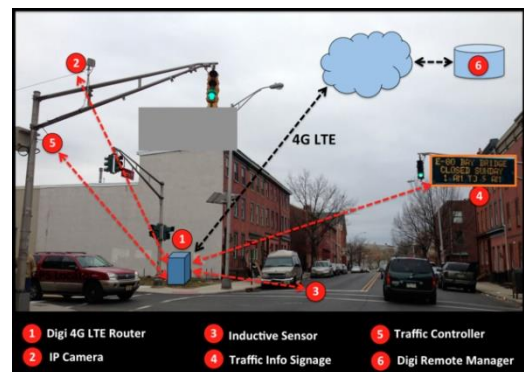
Une solution en vogue à ce 21^{ème} siècle est la création de feux tricolores qui a un fonctionnement dépendant du flux de la circulation sur les artères de la ville. C'est en ce sens que le géant Américain, à décider de confier la gestion des feux tricolores à une intelligence artificielle dans le but de fluidifier la circulation, voici le futur qu'espère concrétiser Google. Concrètement, l'IA se basera sur les images fournies permettant de juger de la densité de la circulation afin de paramétrer la durée d'attente des automobilistes et des conducteurs de deux-roues. [B] Google n'a pas précisé les données qu'elle avait utilisées pour réaliser ce nouveau système mais elle s'est certainement appuyée sur le procédé de prédiction de circulation. Les premiers essais ont eu lieu dans quatre villes israéliennes et ont permis une réduction de 10 à 20 % du temps d'attente et de la quantité de carburant utilisée.

L'idée de ce travail est de développer une solution basée sur l'internet des objets et les techniques de traitement d'images, qui permet de rendre les systèmes de gestion de trafic (Feu tricolore) "intelligent". Il s'agit d'un système qui permet une gestion en temps réel des carrefours à feux selon la densité. L'objectif principal est d'offrir un aide dans les cas d'urgence, l'ouverture et la fermeture des feux de circulation sont contrôlées, le temps de chaque voie est contrôlé, ce qui signifie une réduction de la congestion routière.

Ce système passe par quelques concepts tels que :

Internet des objets :

L'Internet des objets (Internet of Things , IoT) est défini par CERP-IoT (Cluster of European Internet of Things Research Projects): "une infrastructure dynamique d'un réseau mondial. Ce réseau mondial dispose de capacités d'auto-configuration basées sur des normes et des protocoles de communication interopérables. Dans ce réseau, les objets physiques et virtuels ont des identités, des attributs physiques, des personnalités virtuelles et des interfaces intelligentes, et ils sont parfaitement intégrés dans le réseau. "



IoT présente une révolution technologique basée sur un ensemble de technologies car le développement d'un système où les objets sont identifiables d'une manière unique, communiquant entre eux et capable de collecter des données sans aucune intervention humaine n'est possible qu'en intégrant différentes technologies [6]

Enfin, YOLO supprime toutes les boîtes superflues à l'aide de la méthode Non Maxima Suppression. Et c'est également ce même procédé qu'utilise YOLO pour la détection d'objet ou de véhicule avec pour objectif de faire le décompte.

5. Optimisation du flux trafic basé sur les données :

L'utilisation des données de trafic en temps réel permet une gestion plus proactive du réseau routier. [C]

Les capteurs de trafic, les caméras de surveillance et les équipements collectent en permanence des informations sur la densité de vitesse des véhicules et les conditions routières

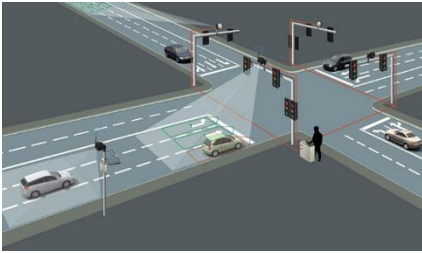


Figure 1: camera de détections de flux

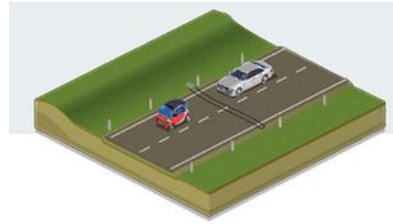


Figure 2: capteur de trafic routier

Ces données sont ensuite utilisées pour alimenter des modèles qui peuvent estimer les futures zones de congestion et de problèmes. Grâce à ces modèles prédictifs, les algorithmes d'optimisation peuvent être utilisés pour trouver les itinéraires les plus efficaces en temps réel. Et ce, afin d'informer les conducteurs des conditions de trafic actuelles et des alternatives d'itinéraires afin d'éviter les zones congestionnées. Cela réduit le temps de trajet en permettant aux passagers d'éviter les embouteillages

Ce modèle de gestion de trafic offre une multiplicité d'avantages

L'un des principaux avantages de cette approche est la réduction des temps de trajet. Les conducteurs peuvent éviter les embouteillages en choisissant des itinéraires alternatifs basés sur les prédictions en temps réel. Cela permet également d'améliorer la prévisibilité du temps de trajet, ce qui est essentiel pour les usagers de la route qui cherchent à planifier leurs déplacements de manière plus efficace. En répartissant de manière optimale le flux de circulation, les systèmes de gestion du trafic peuvent aider à réduire la congestion aux points critiques tels que les intersections et les entrées/sorties d'autoroutes. Cela permet d'optimiser l'efficacité du réseau routier sans nécessiter de coûteuses expansions ou constructions d'infrastructures supplémentaires.

Cependant, il convient de noter quelques contraintes à l'implémentation de cette méthode :

Tout d'abord, la collecte et le traitement de grandes quantités de données en temps réel peuvent être complexes et nécessiter une infrastructure robuste.

En effet, il est nécessaire de collecter et de traiter de grandes quantités de données provenant de capteurs de trafic, de caméras de surveillance, de véhicules connectés, etc. c'est pourquoi cela nécessite une infrastructure de collecte et de traitement des données robuste et efficace. Ce qui peut être vu comme une contrainte à son implantation dans certaines villes. Il est de plus essentielles de disposer de systèmes fiables pour collecter, transmettre et analyser les données de trafic en temps réel afin de garantir des informations précises.

De surcroît, les systèmes de gestion du trafic basés sur les données en temps réel sont sensibles aux imprévus tels que les accidents, les travaux routiers ou les conditions météorologiques. Ces événements peuvent perturber les prédictions et rendre les itinéraires proposés moins efficaces. Une surveillance continue et une adaptation rapide aux changements de conditions sont nécessaires pour atténuer ces

problèmes.

Malgré ces inconvénients, l'utilisation de données de trafic en temps réel et d'algorithmes d'optimisation reste une approche prometteuse pour améliorer la gestion des flux de trafic. Les progrès technologiques continus dans la collecte et le traitement des données ainsi que dans les modèles prédictifs permettent d'optimiser davantage les itinéraires et de fournir une expérience de conduite plus fluide et efficace pour les usagers de la route.

d. Mise en place de la solution

Vous présentez les différentes technologies utilisées pour l'implémentation de la solution afin de clarifier et justifier les choix adoptés dans le chapitre suivant en se basant sur le chapitre état de l'art.

Partie prototype :



Figure 3: prototype réalisé

Notre parcours de conception a atteint son aboutissement, déposant notre embarcation sur les quais de la réalisation. Ainsi se dévoilent les lignes de notre innovation, qui s'épanchent sur les pages concrètes de notre projet. Tout au long de cette quête, nous avons franchi diverses étapes, accompagnés de notre équipement composé de différentes pièces et matériaux. Dans les sections qui suivent, nous détaillerons avec précision ces éléments constitutifs qui ont contribué à la concrétisation de notre vision.

Les différentes composantes du Prototypes

Notre solution repose sur l'utilisation d'une planche en bois spécialement aménagée pour créer un carrefour routier fonctionnel. Au sein de ce carrefour, nous avons installé des poteaux servant de support pour fabriqués en fibre grâce à l'impression 3D et équipés de feux tricolores, qui jouent un rôle crucial dans la régulation du trafic. Ces poteaux en fibre offrent une résistance solide et une transparence optimale, permettant une meilleure visibilité des feux tricolores par les conducteurs et les piétons. Les feux tricolores sont connectés à travers des fils qui permettent leur fonctionnement synchronisé, assurant ainsi une coordination harmonieuse du trafic. Cette combinaison de la planche en bois et des poteaux en plexiglas donne à notre carrefour une apparence moderne et esthétiquement agréable tout en assurant une fonctionnalité optimale.



Figure 5: planche en bois + les poteaux via impression 3D



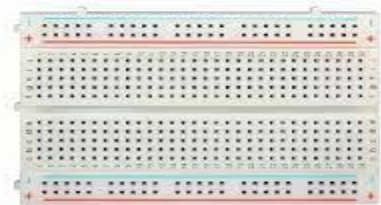
Figure 4: fils conducteur

Pour améliorer l'efficacité de la gestion du trafic, nous avons intégré une caméra Raspberry Pi V2 dotée d'un objectif spécifique. Cette caméra agit comme un système de surveillance avancé, capable de détecter les véhicules et de fournir des informations précieuses aux feux tricolores. Grâce à ses capacités de reconnaissance d'images, la caméra peut identifier les véhicules présents sur la route, déterminer leur position et évaluer leur vitesse. Ces données sont ensuite transmises à la carte Raspberry Pi, qui joue un rôle central dans le système.

La carte Raspberry Pi fonctionne comme le cerveau du dispositif de gestion du trafic. Elle reçoit les informations Fournies par la caméra et les traite à l'aide d'un code de détection de véhicules (YOLOV5) entrainer sur roboflow. Grâce à sa puissance de calcul et à sa capacité à prendre des décisions intelligentes, la carte Raspberry Pi peut analyser les données de détection des véhicules, évaluer la densité du trafic, anticiper les besoins de chaque direction et ajuster en conséquence les cycles de feux tricolores. Cela permet de minimiser les congestions et de réduire les temps d'attente, contribuant ainsi à une circulation plus fluide



Figure 6: Pi camera V2 + la carte Raspberry Pi 4



Dans le cadre de notre prototype, nous avons également intégré une breadboard, une plaque de connexion électronique, qui joue un rôle essentiel dans le circuit électrique. Sur cette breadboard, nous avons disposé les résistances en série, permettant ainsi de réguler efficacement le flux d'électricité à travers les différents composants du système.

Figure 7: Breadboard

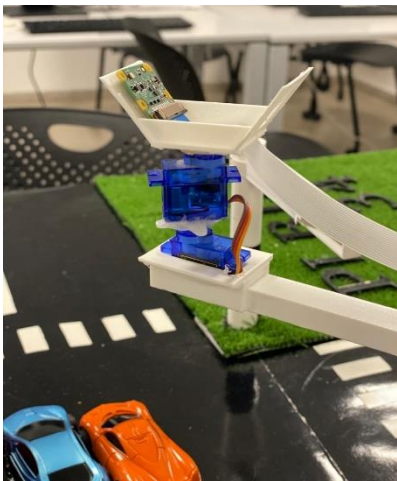


Figure 8: double servo moteur suivie de la camera

En plus des éléments mentionnés précédemment, nous utilisons deux servo-moteurs qui apportent une fonctionnalité supplémentaire importante à notre solution. Ces servo-moteurs sont responsables de la rotation rapide de la caméra Raspberry Pi et cela a (270°) afin de pouvoir parcourir toutes les quatre voies. Grâce à cette rotation rapide, la caméra peut balayer rapidement la zone environnante et détecter les véhicules dans différentes directions.

Les servo-moteurs sont connectés à la breadboard et contrôlés par la carte Raspberry Pi. Grâce à des signaux précis envoyés par la carte, les servo-moteurs peuvent pivoter la caméra avec une grande précision et rapidité. Cette fonctionnalité permet à la caméra de surveiller efficacement les différentes voies de circulation et de fournir des informations actualisées aux feux tricolores.

Ainsi, l'intégration de la breadboard pour les résistances en série et l'utilisation des deux servo-moteurs pour la rotation rapide de la caméra sont des éléments clés de notre prototype de gestion du trafic. Ces composants améliorent la précision de la détection des véhicules et permettent une réactivité accrue dans l'ajustement des cycles de feux tricolores, contribuant ainsi à une gestion plus efficace et fluide de la circulation routière. Grâce à cette combinaison intelligente de technologies, notre prototype offre une solution prometteuse pour améliorer la gestion du trafic urbain.

En conclusion, notre prototype de gestion du trafic routier se révèle prometteur dans l'optimisation de la circulation et la prévention des embouteillages. En utilisant des composants tels qu'une caméra Raspberry Pi, des feux tricolores contrôlés par une carte Raspberry Pi et un système intelligent de détection des véhicules, nous avons réussi à créer une solution efficace et innovante. Ce projet démontre les avantages de l'intégration de la technologie dans la gestion du trafic, offrant des possibilités d'amélioration significative de la fluidité des routes et de l'expérience des conducteurs. Grâce à cette approche novatrice, nous espérons contribuer à une meilleure gestion du trafic et à une réduction des problèmes de congestion, pour des déplacements plus rapides, plus sûrs et plus efficaces.

4.5 realisation et test

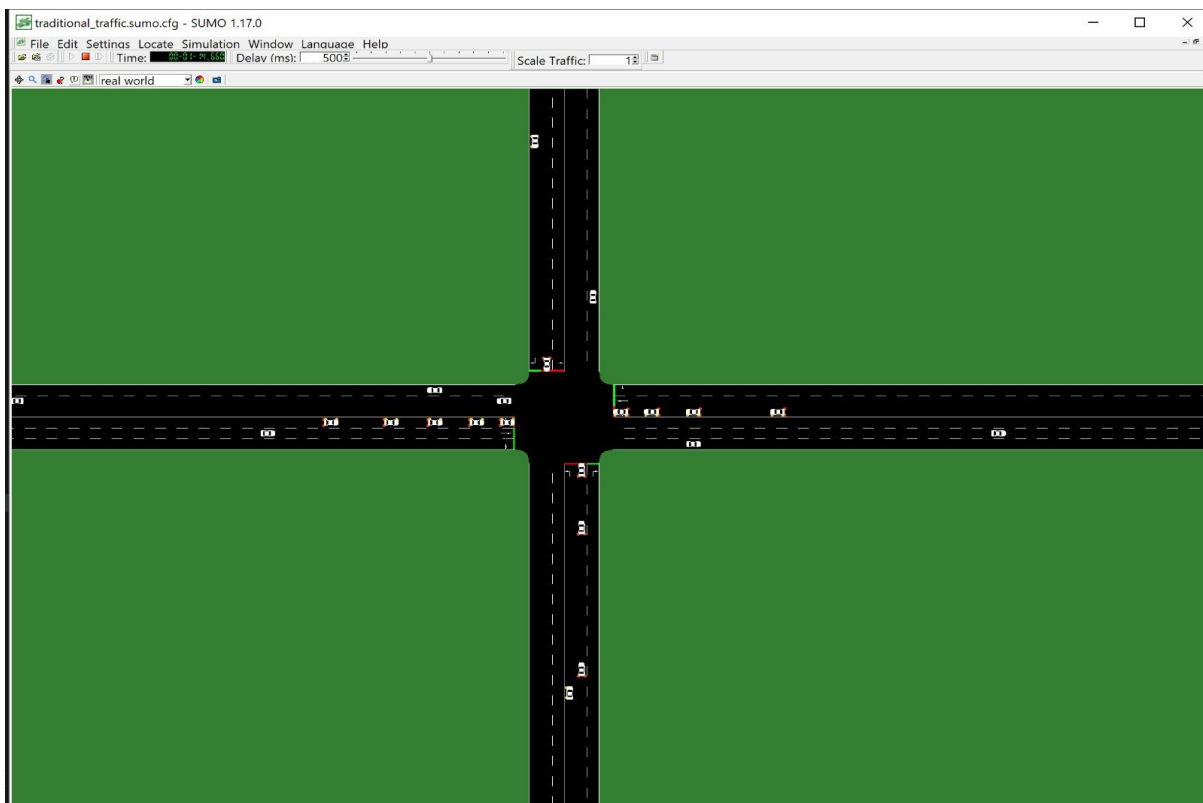
Partie simulation :

Pour la simulation, nous avons développé un code d'optimisation intelligent spécifiquement conçu pour optimiser le trafic. Ce code a été soigneusement conçu et mis en œuvre afin d'améliorer l'efficacité de la circulation routière.

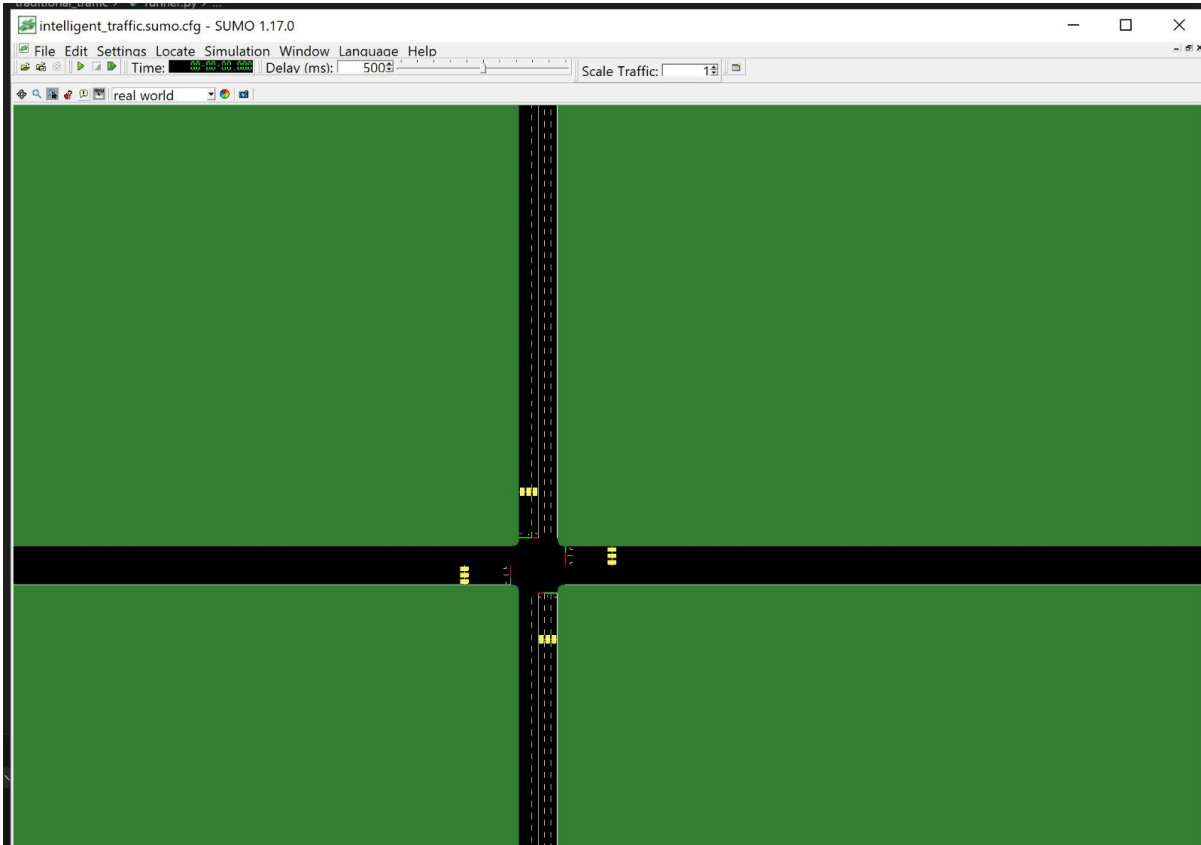
Nous avons utilisé SUMO, un outil de simulation de la mobilité urbaine, pour tester notre code d'optimisation intelligent. SUMO est un environnement de simulation largement utilisé dans le domaine de la recherche en transport et en mobilité. Il nous a permis de reproduire des scénarios de circulation réalistes et de comparer les performances de notre approche avec la circulation traditionnelle.

En comparant les résultats de notre code d'optimisation intelligent avec ceux de la circulation traditionnelle simulée par SUMO, nous avons pu évaluer l'impact de notre approche sur différents aspects du trafic, tels que le temps de trajet, la fluidité du trafic et les congestions. Ces comparaisons nous ont fourni des informations précieuses sur l'efficacité de notre code et nous ont aidés à identifier les avantages potentiels de notre approche d'optimisation intelligent dans la gestion du trafic.

Feu de signalisation traditionnel à phases fixes :



Feu de signalisation adaptatif :



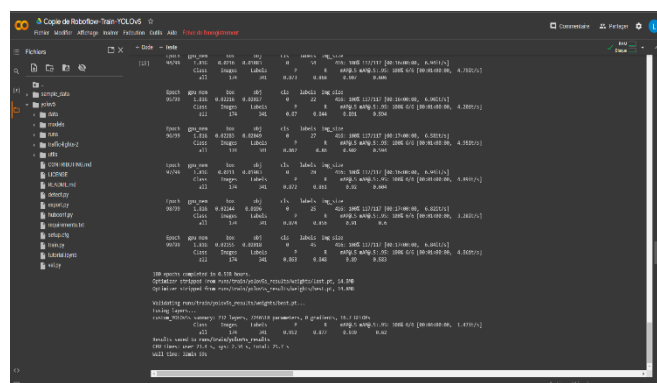
Test et resultat de la detections d'image

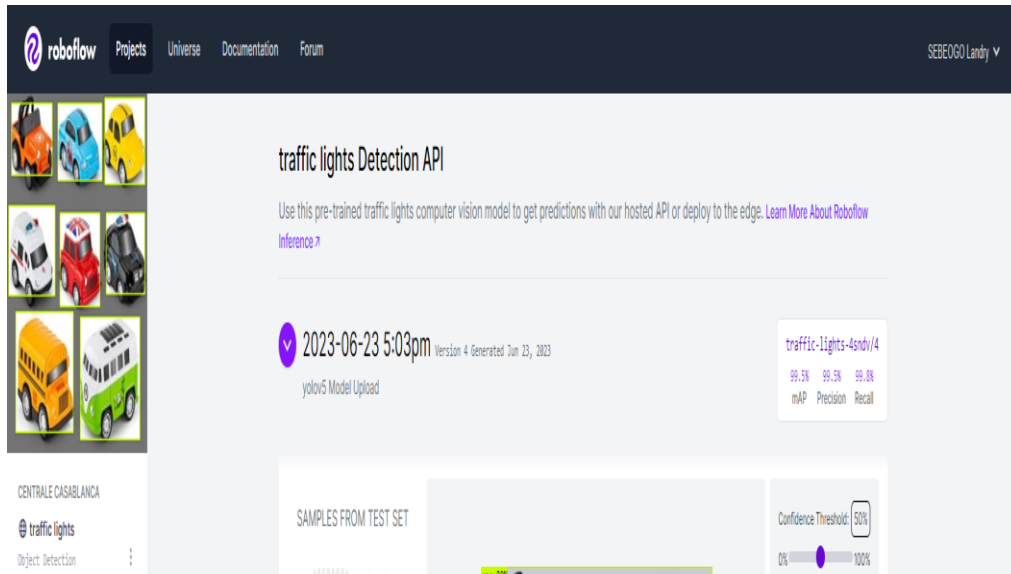
Pour implémenter la solution, nous avons utilisé le modèle YOLOv5 pour la détection d'objets. Nous avons choisi YOLOv5 car il est largement utilisé et performant pour la détection en temps réel d'objets dans des images et des vidéos.

Pour simplifier le processus d'entraînement du modèle, nous avons utilisé Roboflow. Cette plateforme en ligne nous a permis de gérer facilement les jeux de données, d'annoter les images et d'entraîner le modèle YOLOv5. En utilisant Roboflow sur Google Colab, nous avons téléchargé et prétraité nos jeux de données. Nous avons ensuite annoté les images en marquant les boîtes englobantes des objets à détecter. Ensuite, nous avons entraîné le modèle YOLOv5 en utilisant ces données annotées.

Une fois le modèle entraîné, nous l'avons utilisé pour détecter les objets dans de nouvelles images ou vidéos. Le modèle utilise les caractéristiques et les poids appris pendant l'entraînement pour identifier et localiser les objets

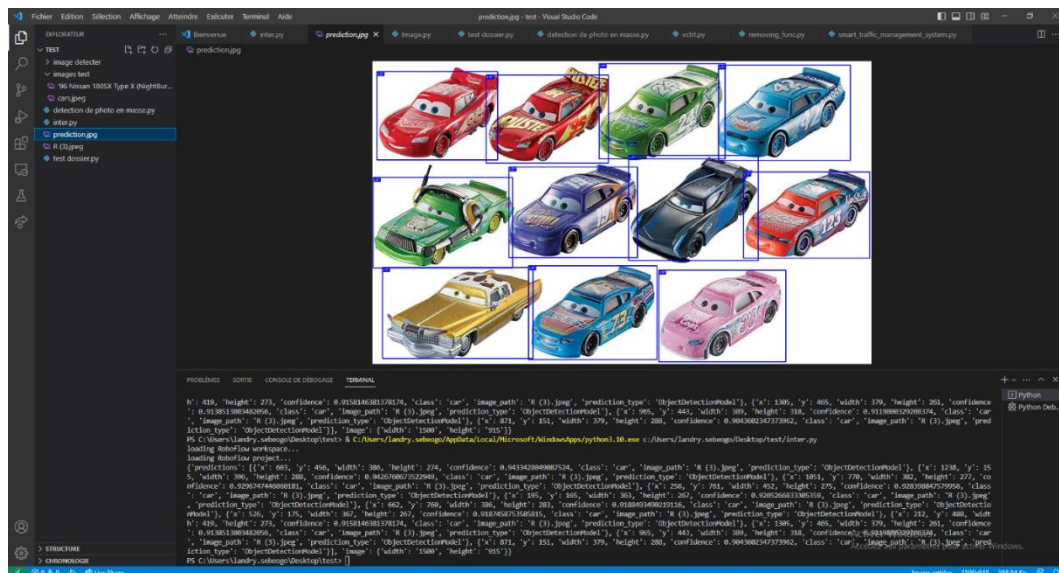
Suite à cette étapes d'entrainement nous avons obtenu un pourcentage de précisions de 0,99.





Test de la detection de vehicules

Après avoir entrainer notre modèle . ce qui nous restait a été de deployer le code de detection nous avons effectuer des test de detections qui ont donner les resultats suivant :



Partie simulation :

1. Introduction

Les améliorations considérables dans la circulation urbaine de nos jours entraînent une quantité massive de véhicules, ce qui se traduit par des embouteillages. La congestion routière entraînera de mauvaises conséquences telles que des dommages à l'environnement, car les émissions de CO₂ augmenteront, cela prendra du temps et augmentera les coûts de carburant dans le contexte de la crise énergétique actuelle.

Pendant ce temps, la plupart des feux de circulation sont encore contrôlés selon un plan préétabli sans tenir compte de la situation en temps réel. De toute évidence, le flux quotidien de véhicules peut varier de manière complexe ; il n'est donc pas facile à contrôler avec un plan fixe. Cela soulève un besoin crucial d'optimisation des feux de signalisation pour atténuer ces problèmes. Les statistiques sont basées sur le flux de trafic des véhicules, les besoins des citoyens qui voyagent sur la route et la densité de population, de sorte que les chercheurs puissent estimer le temps alloué à chaque signal lumineux.

Pour créer un système similaire à un humain, nous avons besoin d'un "cerveau" pour prendre des décisions. Les avancées récentes dans l'apprentissage automatique encouragent davantage d'applications concrètes, même dans le domaine du contrôle des feux de signalisation. La méthode la plus prometteuse pour résoudre ce type de problème est l'apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning). Résoudre un problème en utilisant le RL nécessite de se concentrer sur deux exigences :

- (1) comment représenter l'environnement ?
- (2) comment modéliser la corrélation entre l'environnement et la décision ?

Nous avons proposé de nombreuses méthodes pour automatiser les feux de signalisation, telles que le contrôle des feux de signalisation en utilisant des méthodes de gradient de politique et d'apprentissage par renforcement basé sur la fonction de valeur, la synchronisation des feux de signalisation via l'apprentissage par renforcement profond.

L'idée derrière le RL est d'interagir avec l'environnement, de recevoir des commentaires de l'environnement pour déterminer si une action est bonne ou non dans un état donné, et de modifier l'action afin de maximiser les résultats finaux. Néanmoins, les problèmes inspirés de la vie réelle nécessitent souvent un espace d'observation et d'action massif, ce qui rend les méthodes traditionnelles de RL, comme la programmation dynamique (DP) basée sur des approches telles que l'itération de la valeur, l'itération de la politique et les solutions habituelles utilisant une approximation de fonction combinée avec le RL traditionnel, connu sous le nom d'apprentissage par renforcement profond. Les méthodes de DRL les plus courantes sont les familles de réseaux neuronaux profonds Q (DQN).

Dans ce travail, nous réaliserons les tâches suivantes :

- Comparer les différences entre 5 algorithmes : Q-Learning, DQN, Double DQN, Dueling DQN, D3QN.
- Utiliser 6 métriques pour évaluer les performances des algorithmes.

2. Méthode

Q-Learning

Parmi les méthodes d'apprentissage par renforcement sans modèle, Q-Learning est la plus populaire en raison de sa facilité de mise en œuvre et de ses performances élevées.

L'algorithme Q-Learning tente de remplir autant de valeurs que possible dans la table Q pour aider ses agents à trouver la meilleure politique à suivre. Les valeurs Q sont mises à jour à l'aide de l'équation suivante :

$$Q_{new}(s, a) = (1 - \alpha) \underbrace{Q(s, a)}_{\text{old value}} + \alpha \overbrace{\left(R_{t+1} + \gamma \max_{a'} Q(s', a') \right)}^{\text{learned value}}$$

Dans laquelle : $Q(s, a)$ est la valeur Q lors de l'exécution de l'action à l'état s , s' et a représentent respectivement l'état suivant et l'action suivante.

Deep Q-Network

Étant donné que les problèmes contemporains de la vie réelle nécessitent trop de ressources de calcul et de mémoire pour être gérés par une table Q, le DQN a été proposé comme une version combinée du Q-learning traditionnel et d'un réseau neuronal. DQN permet de résoudre des problèmes plus complexes avec moins de mémoire et de matériel informatique, tout en maintenant une efficacité élevée. Dans le cas de DQN, nous utilisons un réseau neuronal profond pour approximer les valeurs Q au lieu de les mettre à jour manuellement via une table Q en utilisant l'équation suivante :

$$Q^\pi(s, a) = \mathcal{R} + \gamma \max_{a'} Q^\pi(s', a')$$

Malgré les avantages de DQN, il produit souvent des résultats trop optimistes qui peuvent aboutir à une convergence prématurée vers des optima locaux (mauvais). Les améliorations ultérieures apportées à DQN, telles que Double DQN, Dueling DQN et D3QN, accordent donc une grande attention à la stabilisation des résultats de DQN.

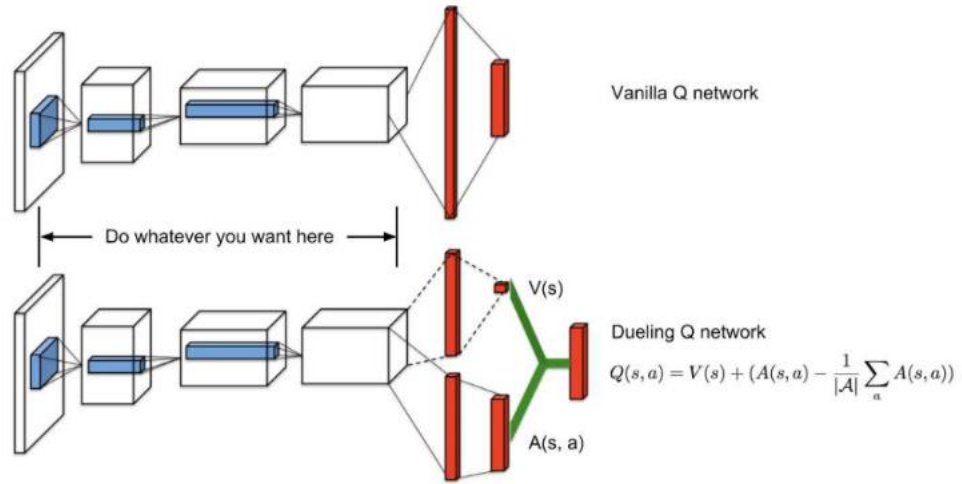
Double deep Q-learning

Double Deep Q-Network (Double DQN), qui est une amélioration basée sur l'apprentissage profond de l'algorithme DQN et du Q-Learning original, utilise un réseau supplémentaire appelé ϕ -Network pour réduire les surestimations et renforcer les performances sur de nombreux environnements différents. La formulation de Double DQN est démontrée par l'équation suivante :

$$\overbrace{Q^\pi(s, a)}^{\pi \text{ network}} = \mathcal{R} + \gamma \underbrace{Q^\phi \left(s', \max_{a'} Q^\pi(s', a') \right)}_{\phi \text{ network}}$$

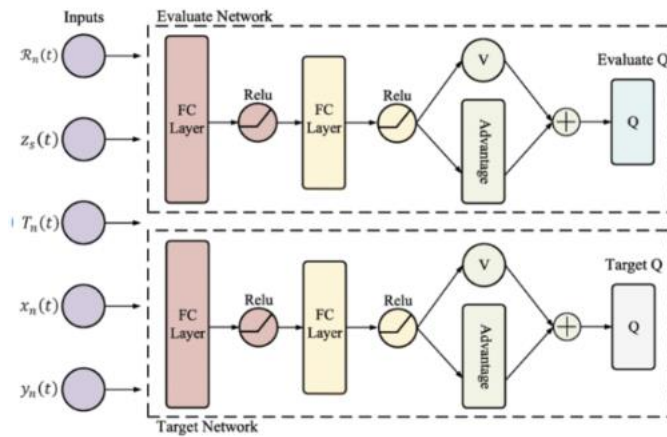
Dueling Deep Q-Network

Le Dueling Deep Q-Network (DuelingDQN) utilise une architecture duel qui sépare explicitement la représentation des valeurs d'état et des avantages des actions dépendant de l'état via deux flux distincts, comme démontré :



Le Dueling Double Deep Q-Network (D3QN)

C'est une combinaison des mécanismes de Double DQN et de Dueling DQN dans une seule architecture neuronale profonde appelée Dueling Double Deep Q-Network (D3QN).



3. Expérience

Avant de procéder aux résultats expérimentales, on introduira les termes suivants :

- *Longueur de file d'attente* :
Le nombre total de véhicules s'arrêtant aux intersections.
- *Temps d'attente* :
Temps d'attente total des véhicules arrêtés aux intersections.
- *Vitesse moyenne* :
La vitesse moyenne totale des véhicules approchant des intersections.

- *Densité des voies entrantes* :
Nombre total de véhicules dans les voies entrantes aux intersections.
- *Densité des voies sortantes* :
Nombre total de véhicules dans les voies sortantes aux intersections.
- *Pression* :
Différence totale entre la densité totale des voies entrantes et la densité totale des voies sortantes.
- *Fonction de récompense* :
 - La fonction récompense à l'instant t est définie comme suit :
$$R = D_{t+1} - D_t$$
dans laquelle D_t et D_{t+1} représentent respectivement le temps d'attente total des véhicules arrêtés aux intersections à l'instant t et à l'instant $t+1$.
 - En d'autres termes, la fonction de récompense est définie en fonction de la variation du retard total (somme des temps d'attente de tous les véhicules) par rapport à l'instant précédent. La valeur de récompense immédiate sera plus grande lorsque le temps d'attente total à l'étape suivante est plus court que celui de l'étape précédente. En fait, les bonnes politiques ont souvent une récompense immédiate qui fluctue autour de zéro, car cela signifie que le temps d'attente ne change pas. Cependant, qu'elle soit bonne ou non doit être confirmé en observant d'autres mesures telles que la vitesse moyenne, l'arrêt total, etc.

4. Résultats

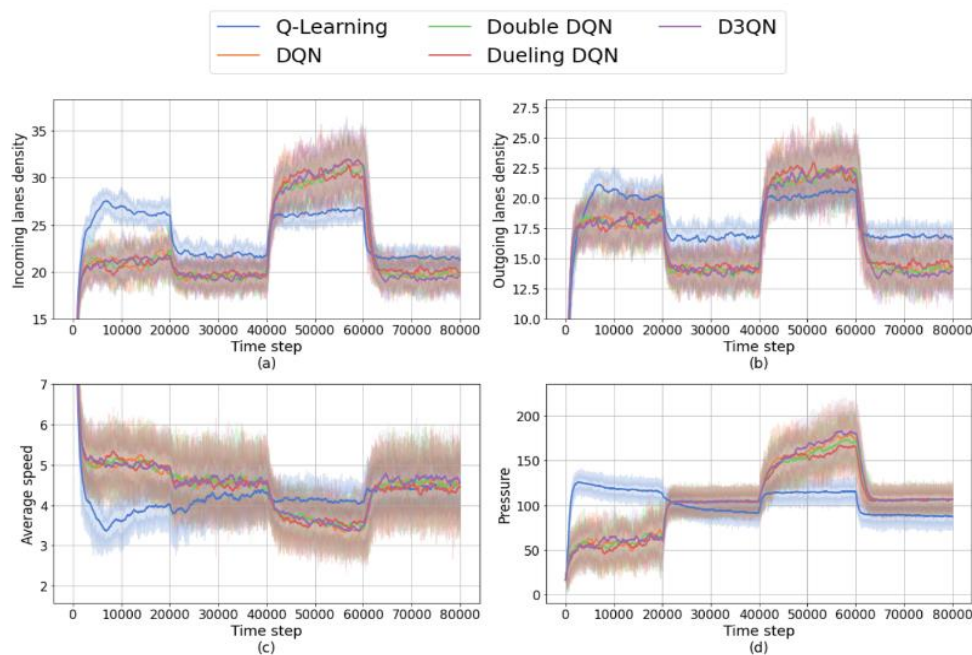


Figure – comparaison de performance entre *random policy*, *Q-learning (train policy)* et *Q-Learning (last policy)* dans 6 différents métriques : (a) Densité des voies entrantes, (b) densité des voies sortantes, (c) vitesse moyenne, (d) Pression

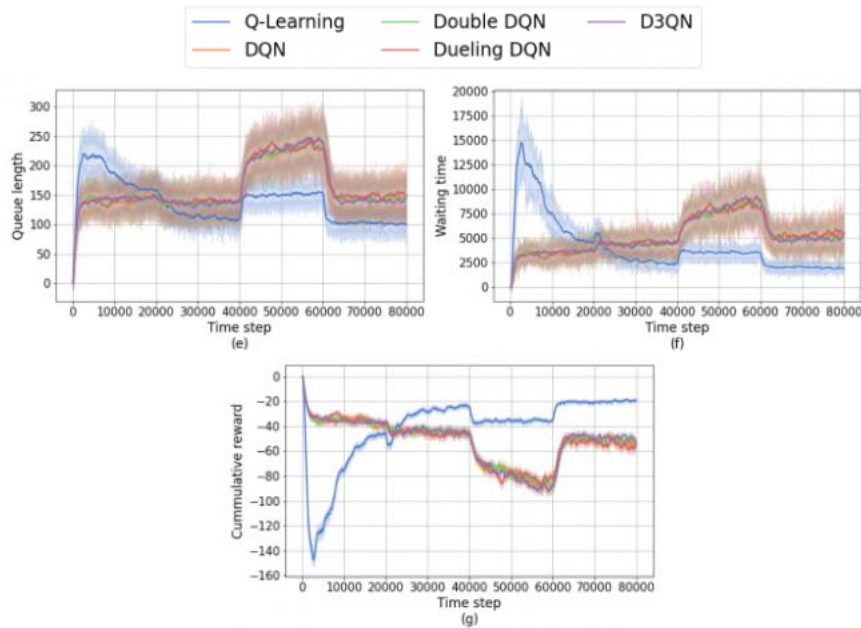


Figure – comparaison de performance entre *random policy*, *Q-learning (train policy)*, et *Q-learning (last policy)* dans 6 différents metriques : (e) longueur de file d'attente, (f) temps d'attente, (g) récompense cumulative

	Stopped	Average speed	Pressure	Incoming lanes density	Outgoing lanes density
DQN	163.0181	4.4330	107.9158	22.6672	17.0133
Double DQN	162.0373	4.4495	106.4341	22.5639	16.9857
Dueling DQN	163.6809	4.4132	104.8334	22.6847	17.1864
D3QN	162.5411	4.4651	108.6761	22.6345	16.9421
Q-Learning	138.3301	4.1597	104.1361	23.8609	18.3642

Figure – Tableau de comparaison des résultats des 5 algorithmes.

ANALYSE ET COMMENTAIRES SUR RESULTATS:

Dans le cadre de notre prototype, nous avons choisi de créer une démonstration qui illustre comment notre solution gère efficacement les feux tricolores. Étant donné la complexité de sa réalisation, nous nous sommes concentrés sur la gestion d'une seule intersection, bien que notre solution prenne en compte plusieurs feux et les synchronise après la détection et la prise de décision par l'intelligence artificielle.

Pour mettre en œuvre notre prototype, nous avons utilisé différents matériels, notamment une caméra Raspberry Pi pour la détection, ainsi qu'une intelligence artificielle pour effectuer des prédictions. Notre modèle d'intelligence artificielle a été entraîné à l'aide d'une base de données de 9000 images que nous avons préalablement collectées et préparées sur la plateforme Roboflow. Ces éléments combinés nous ont permis de créer une démonstration fonctionnelle de notre solution de gestion des feux tricolores basée sur l'intelligence artificielle. Bien que le prototype se limite à une seule intersection, il nous permet de mettre en évidence les capacités et le potentiel de notre solution pour améliorer la fluidité du trafic et réduire les problèmes de congestion.

Veillez noter que ce prototype n'est qu'une étape initiale dans le développement de notre solution complète, qui prendra en compte un plus grand nombre d'intersections et utilisera des méthodes de détection et de prédiction plus avancées.

Après avoir implémenté la solution en utilisant le modèle YOLOv5 avec Roboflow, nous avons pu obtenir des résultats prometteurs en termes de détection d'objets. L'approche YOLOv5 a montré une grande capacité à détecter divers objets dans les images et les vidéos en temps réel. Grâce à son architecture basée sur des réseaux de neurones convolutifs, YOLOv5 est capable de localiser précisément les objets et d'attribuer des étiquettes correspondantes. L'utilisation de Roboflow nous a permis de gérer efficacement les jeux de données et de faciliter le processus d'annotation des images. Cela a été essentiel pour entraîner le modèle avec des données de haute qualité et pour garantir des performances de détection précises.

- En ce qui concerne les résultats, le modèle YOLOv5 a démontré une bonne capacité à détecter une grande variété d'objets, qu'il s'agisse d'objets de petite taille ou d'objets plus grands. Il a également réussi à détecter des objets dans des scénarios complexes avec un arrière-plan encombré ou des objets partiellement visibles.
- Cependant, il est important de noter que la performance du modèle dépend étroitement de la qualité et de la diversité des données d'entraînement. Une bonne couverture des objets cibles dans les données d'entraînement est essentielle pour obtenir des résultats précis et généralisables. Nous en outre nous avons utilisé un dataset de 9000 images de voitures
- Bien que ces résultats de détections de véhicules soit satisfaisant il faudra tenir compte des différents facteurs qui peuvent interférer dans la détection des véhicules car elle est très cruciale dans notre programme principal qui traite les images recueillies par les caméras avant de faire le traitement d'images et localiser les positions des différentes voitures.

En conclusion, l'utilisation de YOLOv5 avec Roboflow a permis d'obtenir des résultats satisfaisants en termes de détection d'objets. Cependant, il y a toujours certains axes d'amélioration afin de rendre le système infailible avec un fonctionnement continu.

5. Conclusion

Dans cette partie, nous avons comparé 5 algorithmes sur 6 métriques et montré l'efficacité du processus d'apprentissage. Les graphiques montrent que les performances des algorithmes dépendent fortement du nombre de voitures à un moment donné, ou en d'autres termes, que l'environnement n'est pas stable. De plus, les résultats montrent également que bien que l'algorithme Q-Learning soit simple, il donne des résultats totalement supérieurs. L'avantage de l'algorithme Q-Learning est qu'il est simple, facile à comprendre, facile à implémenter, compact et adapté aux problèmes avec un petit nombre d'états. Ces points forts permettront à Q-Learning d'être facilement appliqué pour résoudre le problème de contrôle des feux de signalisation.

Références :

<https://github.com/mihir-m-gandhi/Adaptive-Traffic-Signal>

<https://github.com/mschrader15/reinforcement-learning/tree/main>

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042818300387>

https://www.researchgate.net/publication/324814393_Traffic_Lights_Management_Using_Optimization_Tool

<https://www.kaggle.com/code/pasithan/traffic-light-optimization>

