RENFORCEMENT DE LA SÉCURITÉ DES VÉHICULES À FAIBLE NIVEAU D'AUTOMATISATION ET OPTIMISATION DU TRAFIC ROUTIER

Par : Alexis Marie, David Marchès, Luca Bankofski, Martial Brostin, Théo Heller, Thomas Mabille

Introduction et contexte

En 2023, l'OMS faisait état de 1,19 million de morts par an dans le monde dus aux accidents de la circulation [1]. L'UE, de son côté, comptabilisait 20 640 morts en 2022 [2].
La sécurité est une préoccupation importante de l'OMS. Elle souhaite réduire le nombre de décès par deux d'ici 2030 et l'UE va plus loin avec un objectif de 0 morts en 2050. Pour cela, la réglementation (UE) 2019/2144 contraint tous les véhicules neufs à partir de 2024 à être équipés d'un certain nombre de systèmes d'aide à la conduite (**ADAS**) [3].
Cependant, l'âge moyen du parc automobile en UE était de 12 ans en 2021 et est en constante hausse [4]. Si on prend l'exemple de la France, c'est environ 10% des véhicules en circulation qui ont plus de 20 ans [5].
Depuis 2010, c'est environ 4 million de voitures supplémentaires chaque année qui circulent dans l'UE [4] dont 300 000 [5] en France, cela rend d'autant plus important l'**optimisation du trafic.**
La solution que nous avons choisi d'explorer pour répondre à ces besoins est celle d'une **caméra embarquée** utilisant de l'**intelligence artificielle** qui permettrait d'**augmenter la sécurité** des voitures faiblement équipés en systèmes d'aide à la conduite et d'**optimiser le trajet** par rapport à une application de navigation classique en s'appuyant sur l'observation de l'environnement direct du véhicule.

Notre solution

Sécurité

Objectifs :

Avoir un temps de réaction inférieur à 1 seconde.
Avoir une précision de 60% sur les deux algorithmes.

Approche

Résultats

Reconnaissance des personnes

Dans le champ global :
Détection : 21,3%
Certitude : 69,2%

Dans le champ proche :
Détection : 83,0%
Certitude : 84,1%

Test sur une vidéo non entraînée

Temps de traitement : 111ms
Taux de vision globale : 47,4%
Taux de certitude globale : 72,6%
Taux d'erreur : 2,6%

Test sur une vidéo non entraînée

Analyse menée sur 50 vidéos.

Reconnaissance des voitures

Dans le champ global :
Détection : 56,7%
Certitude : 73,2%

Dans le champ proche :
Détection : 92,1%
Certitude : 82,9%

Optimisation

Objectifs :

Pour chaque simulation : trajet de notre système =< trajet témoin.
En moyenne : S4 ≤ S3 ≤ S2 ≤ S1.

Approche

- Utilisation de programmes Python et de données OpenStreetMap pour générer des graphes
- Simulation des différentes situations sur les graphes générés
- Utilisation de l'algorithme Dijkstra pour déterminer le chemin le plus rapide
- Analyse des performances des chemins obtenus

S1 : Situation témoin, le conducteur s'engage même si un obstacle ralentit son trajet.

S2 : Situation avec notre système autonome qui détecte un obstacle avant de s'engager sur la voie obstruée.

S3 : Situation avec notre système coopératif qui reçoit les informations d'obstacles lorsqu'il en proche.

S4 : Situation avec notre système coopératif qui a connaissance des obstacles avant de partir.

Résultats

Carte d'un village

Données brutes récupérées d'OpenStreetMap

Simulation sur les données traitées

Résultat des 65 000 simulations sur un petit village en fixant les poids des perturbations à deux minutes. On représente le temps de trajet moyen en fonction du pourcentage de perturbations.

Résultats pour 6 000 simulations sur la ville de Bordeaux.
Le pourcentage de perturbation est fixé à 5%. Le temps de perturbation est compris entre 1 à 5 minutes de manière aléatoire pour plus de réalisme.

	S1	S2	S3	S4
Temps moyen	18 min 17s	10 min 31s	9 min 29s	9 min 18s

Temps moyen de trajet pour les différentes situations simulées sur Bordeaux

Conclusion

Sécurité

- On observe une différence de résultat entre le champ proche et le champ global. Pour notre problème le champ proche est pertinent pour la détection de danger et d'obstacle.
- Détection d'objet : concept validé, taux de reconnaissance des objets satisfaisant pour le champ proche.
- Détection d'objet : temps d'inférence pour la reconnaissance d'objet satisfaisant pour le champ proche.
- Anticipation d'accident : pas de résultat par manque de puissance de calcul.

Optimisation du trajet

- Ponctuellement S2 prend plus de temps que S1.
- La connaissance partielle visible sur S2 peut engendrer une erreur lors du choix de l'itinéraire par rapport à S1.
- La communication entre les différents systèmes (S3 et S4) permet de résoudre à tous les coups ce problème.
- En moyenne, S3 est compris entre S2 et S4 et dépend du rayon de communication.
- On remarque que S3 ne nécessite pas un rayon important pour tendre vers S4

Perspectives

Perspectives à court terme :

- Simulation sur de faux graphes de ville afin de faire varier plus de paramètres (densité, proportion de sens uniques, ...)
- Intégration des fonctionnalités sur CARLA pour simulations avancées.
- Confrontation et résolution de la limitation de puissance de calcul pour l'entraînement des IA

Perspectives à long terme :

- Amélioration de la sécurité routière et optimisation des trajets grâce à notre solution.
- Fourniture de données en temps réel sur le réseau routier et son environnement.
- Collaboration avec des acteurs clés : sécurité routière, sécurité civile, constructeurs automobiles, l'État, et l'Union européenne.
- Adressage et intégration des exigences du RGPD pour le traitement des données.

Sources

[1] Organisation Mondiale de la Santé, Rapport de situation sur la sécurité routière, 2023
[2] Commission européenne, Directorate-General for Mobility and Transport, 2023
[3] Journal officiel de l'Union européenne, Règlement (UE) 2019/2144 du parlement européen et du conseil
[4] ACEA, POCKET GUIDE 2023/2024, 2023
[5] Ministère de la transition écologique et de la Cohésion des territoires, Données sur le parc de véhicules en circulation au 1er janvier 2022, 2022