



# Génération d'un plan de navigation à partir d'une scène



#PFE23-R-198

1 Introduction 5 Roadmap
2 Problématique 6 Sécurité
3 Etat de l'art 7 Optimisation
4 Notre Solution 8 Conclusion

Roadmap Introduction Sécurité Problématique **Optimisation** Etat de l'art Conclusion **Notre Solution** 

3/58

# 1-1. L'équipe



Luca BANKOFSKI : Chef de projet, Développeur IA



David MARCHES: Développeur Graph



Alexis MARIE : Git master, Rédacteur, Chercheur



Thomas MABILLE : Rédacteur, Chercheur



Théo HELLER : Chef Développeur Graph, Graphiste



Martial BROSTIN : Graphiste, Rédacteur, Chercheur, Développeur Graph

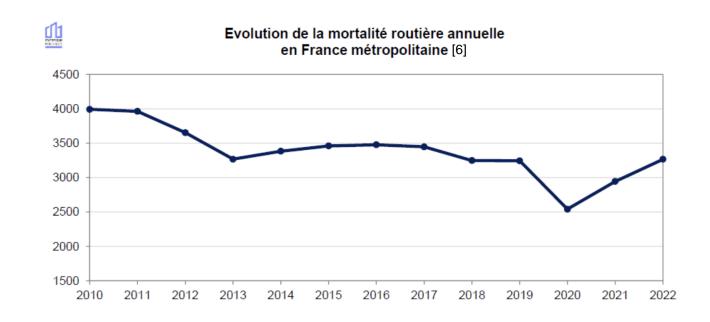


### 1-2. Contexte



L'OMS fait état de plus de 1.19 million de morts par an dans le monde sur les routes. [1]

L'Assemblée générale des Nations Unies a pour objectif de réduire de moitié le nombre de morts et de blessés dû aux accidents de la route d'ici 2030.

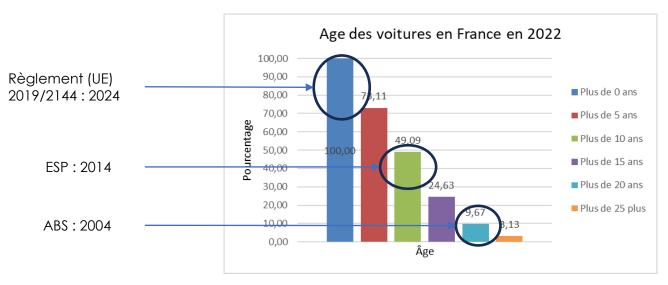


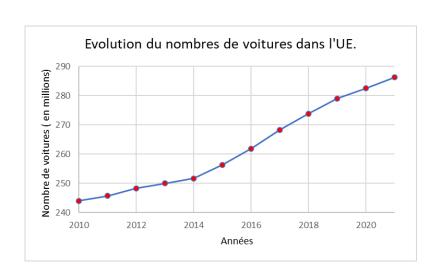
La solution identifiée par l'UE est la mise en place de système d'aide à la conduite. Ces systèmes deviendront obligatoires en 2024. [3]



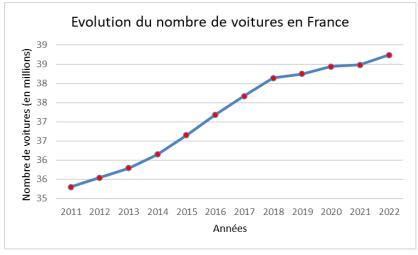
#### 1-2. Contexte

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 millions 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.



Roadmap Introduction Sécurité **Problématique Optimisation** Etat de l'art Conclusion **Notre Solution** 

# 2. Problématique

# Comment rendre accessible l'automatisation des véhicules pour améliorer la sécurité et optimiser le trafic routier?

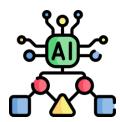
Roadmap Introduction Sécurité Problématique **Optimisation** Etat de l'art Conclusion **Notre Solution** 

9/58

# 3-1. Etat de l'art

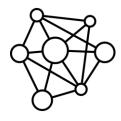


Partie 1 : Optimisation du trajet



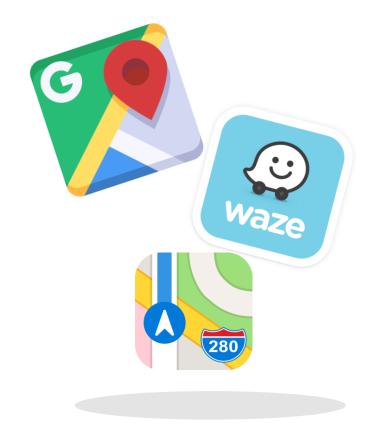
Partie 2 : Renforcement de la sécurité routière par l'IA

# 3-1. Etat de l'art

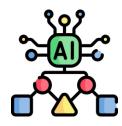


#### Partie 1 : Optimisation du trajet

- Recherche des algorithmes de plus court chemin
- > Comparaison des algorithmes
- Recherche des applications de trajectoire dans le commerce



#### 3-1. Etat de l'art



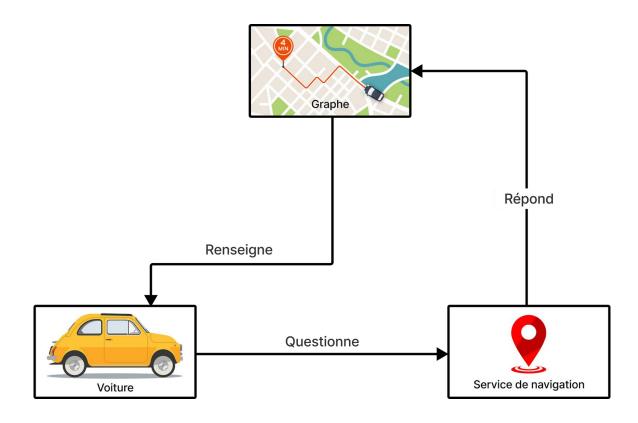
#### Partie 2 : Renforcement de la sécurité routière par l'IA

- ➤ Obligation de mise en place de système d'aide à la conduite pour les constructeurs automobile à partir de 2024 (réglementation (UE) 2019/2144)
- > Les solutions existantes sont propriétaires
- > Non extensible à d'autres véhicules

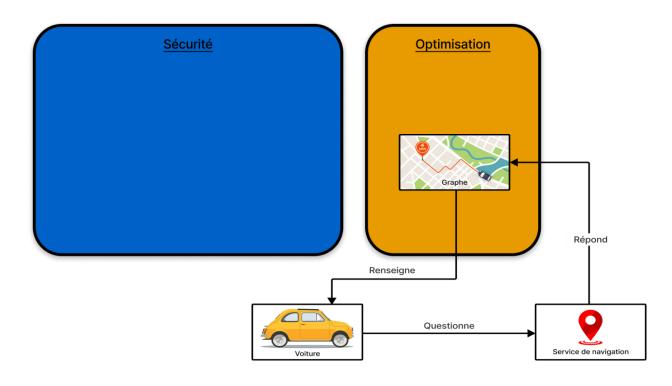
# 3-2. Hypothèse de recherche

Une caméra embarquée utilisant de l'intelligence artificielle 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.

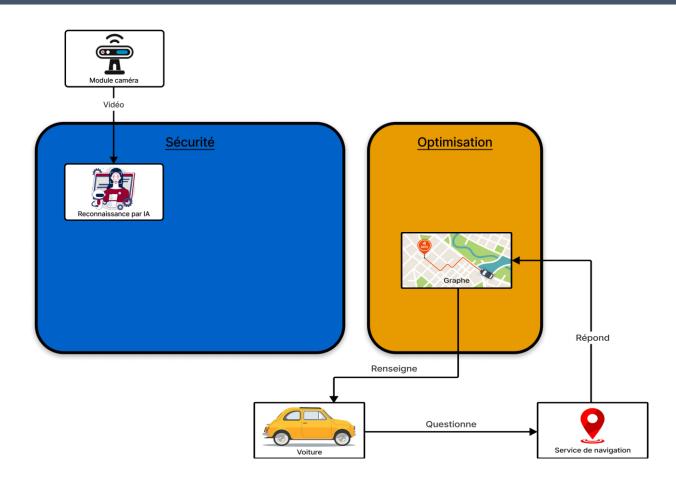
Roadmap Introduction Sécurité Problématique **Optimisation** Etat de l'art **Notre Solution** Conclusion



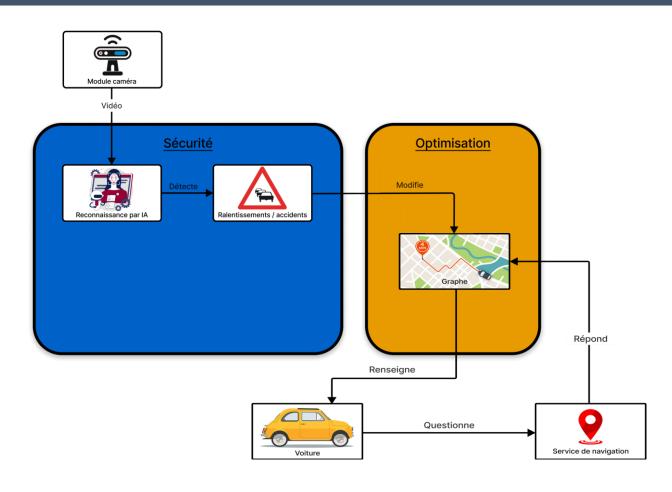
Service de navigation classique



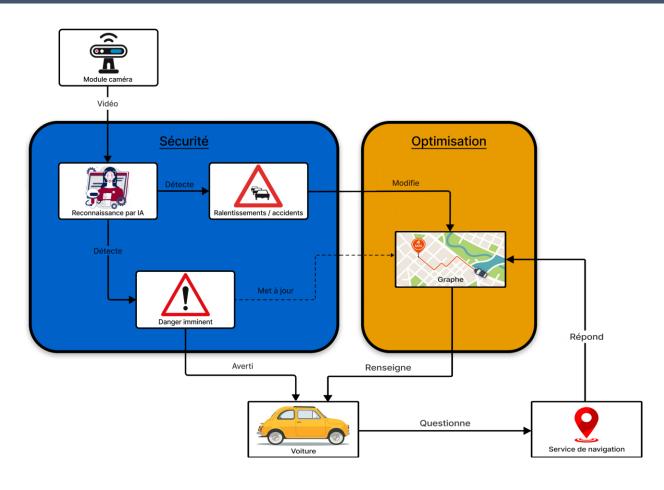
Axes d'amélioration



Module caméra utilisant l'IA



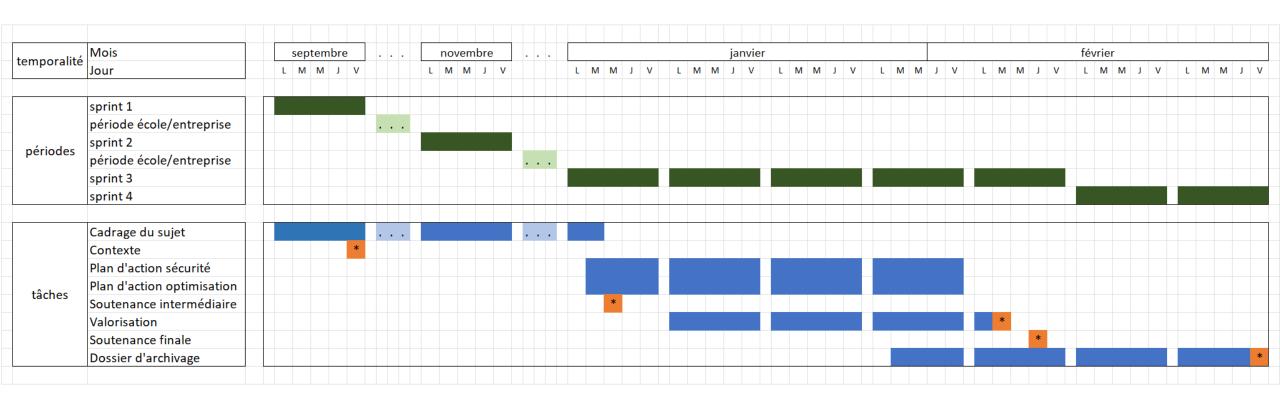
Optimisation



Sécurité

Roadmap Introduction Sécurité Problématique **Optimisation** Etat de l'art Conclusion **Notre Solution** 

# 5. Roadmap



Roadmap Introduction Sécurité Problématique 6 **Optimisation** Etat de l'art Conclusion **Notre Solution** 

# 5-1. Sécurité : objectifs

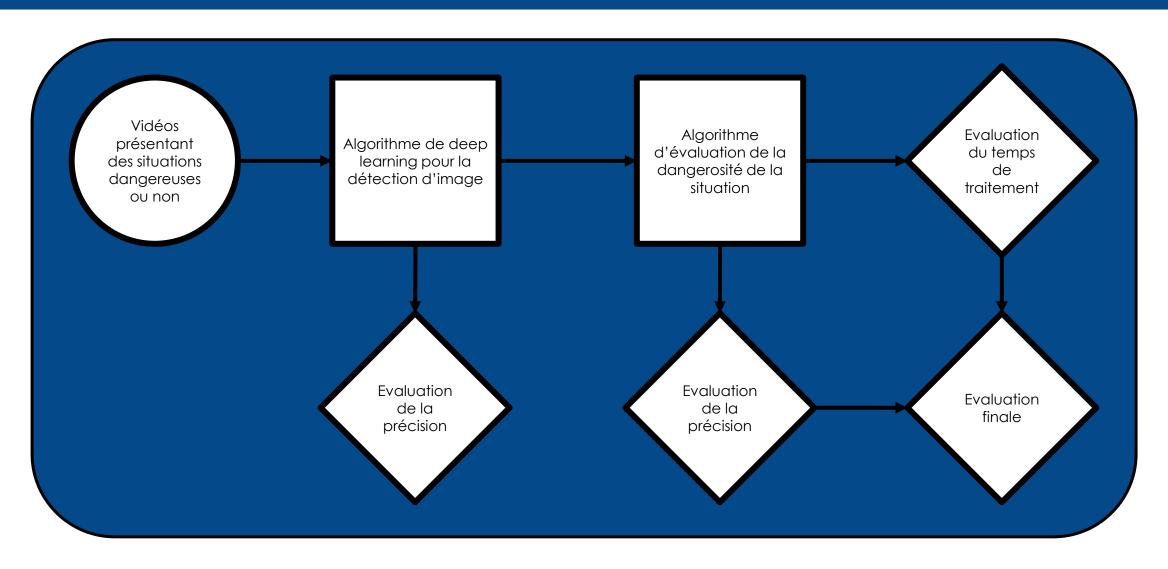


> Temps de traitement inférieur à 1s

> Analyse de l'environnement avec une précision supérieure à 60%

> Détection de dangers et de ralentissements

# 6-2. Protocole



# 6-3. Mise en œuvre

> Implémentation d'un modèle YOLO : YOLO v8n

- Utilisation de deux jeux de données :
  - Détection de panneaux (DFG Traffic Sign dataset),

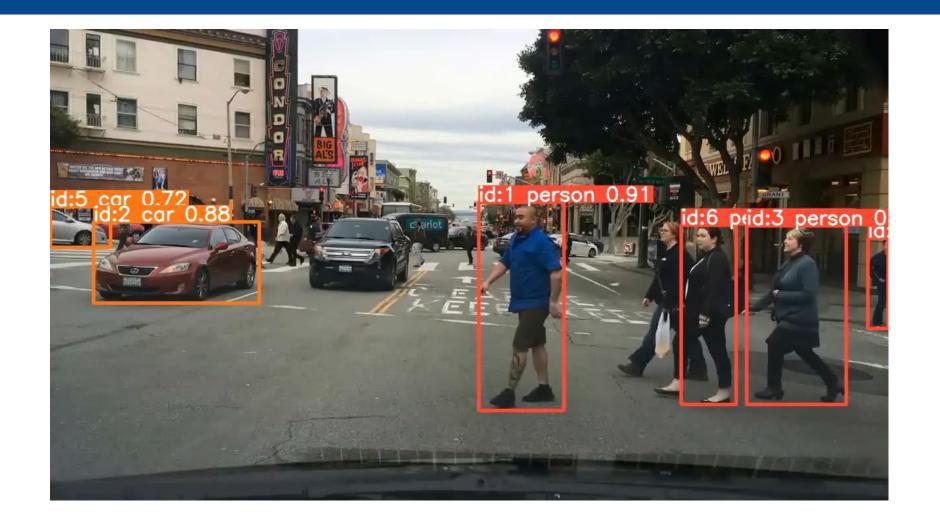


- Détection de dangerosité (Car Crash dataset).



- Reconnaissance des panneaux : Personnalisation (« Fine tuning ») du modèle YOLO à l'aide du dataset de panneaux
- Détection de la dangerosité : Approche RNN ("Recural Neural Network") pour la gestion des séries temporelles.

# 6-4. Résultats



# 6-4. Résultats



#### 50 vidéos



#### Reconnaissance des personnes:

	Détection	Certitude
Globale	21,3 %	69,2 %
Proche	83,0 %	84,1 %

#### Reconnaissance des voitures :

	Détection	Certitude
Globale	56,7 %	73,2 %
Proche	92,1 %	82,9 %

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

Taux d'erreur : 2,6%

Roadmap Introduction Sécurité Problématique Etat de l'art **Optimisation** Conclusion **Notre Solution** 

# 7-1. Optimisation : objectifs



> Génération de graphes

> Démonstration de l'efficacité de notre solution

➤ Pour chaque simulation : temps de trajet de notre système ≤ temps de trajet témoin

 $\triangleright$  En moyenne :  $S4 \le S3 \le S2 \le S1$ 

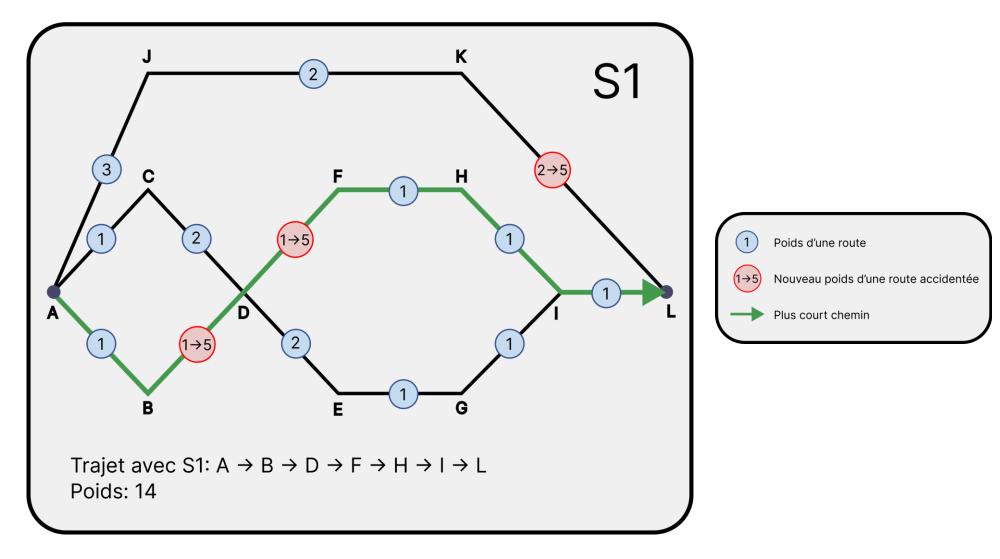
# 7-2. Protocole

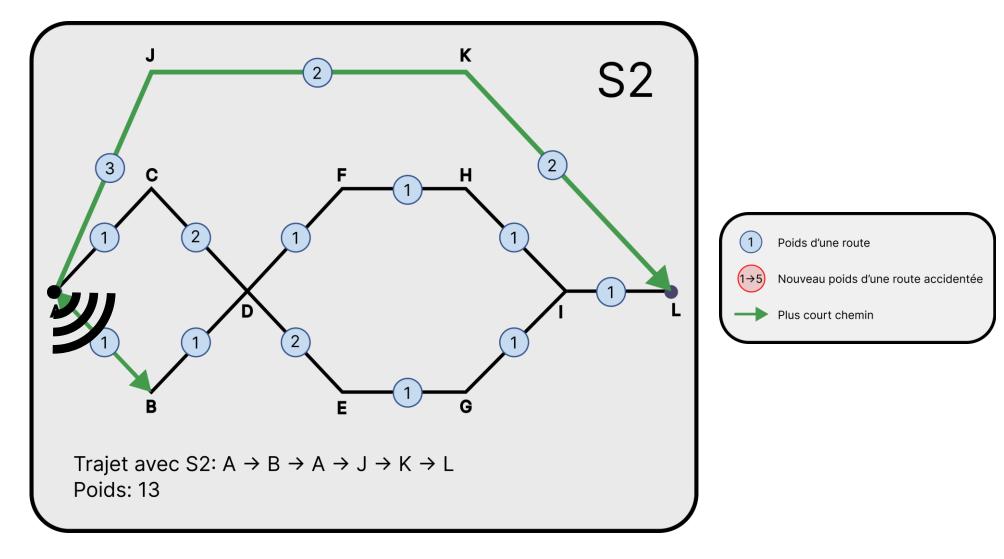
Utilisation de **Python**et de données **OpenStreetMap** pour générer des graphes

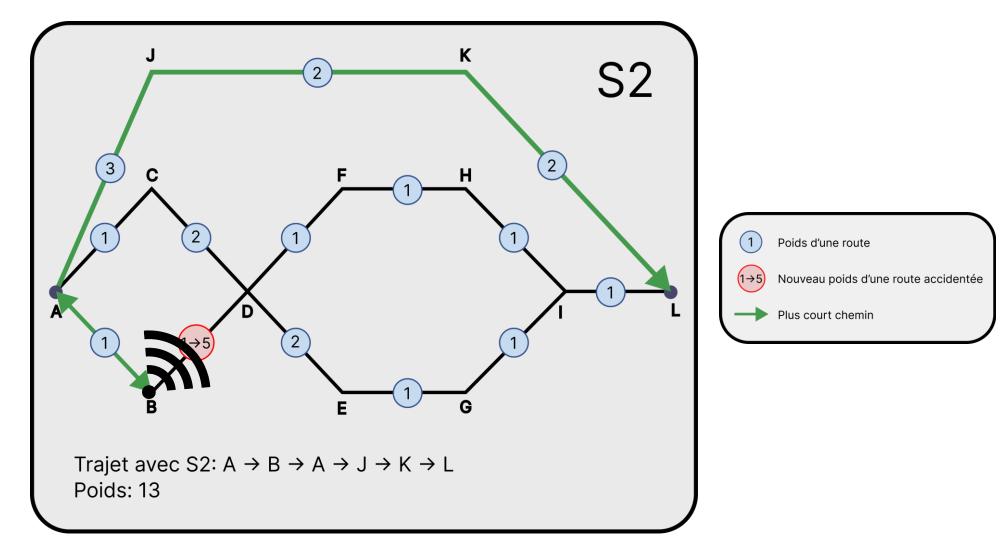
Simulations de différentes situations sur les graphes

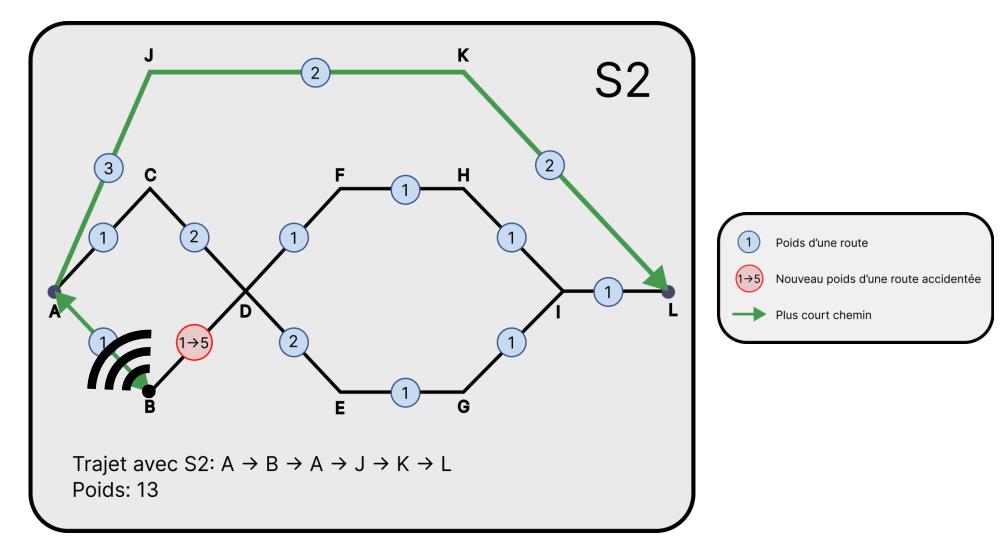
Utilisation de l'algorithme **Dijkstra** pour déterminer le chemin le plus court

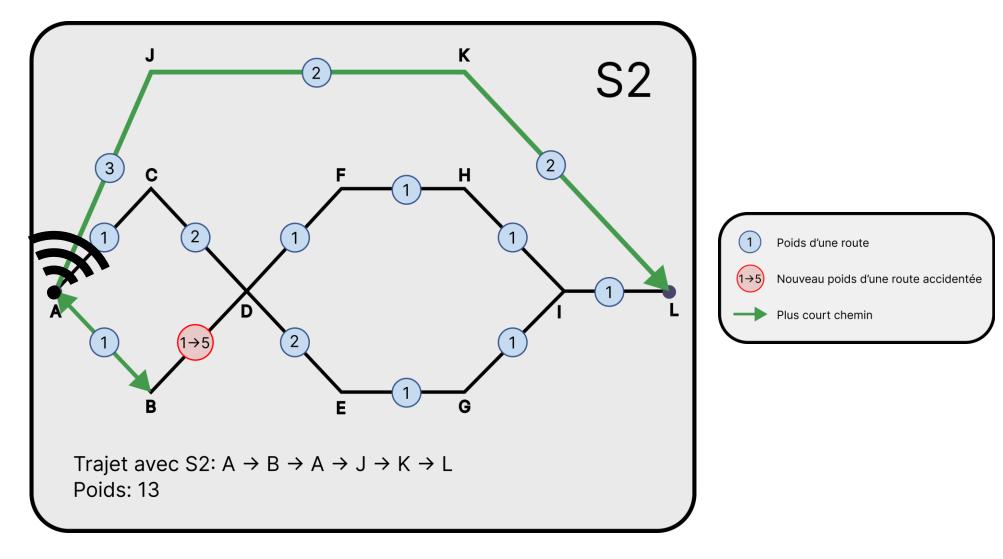
Analyse des performances des chemins obtenus

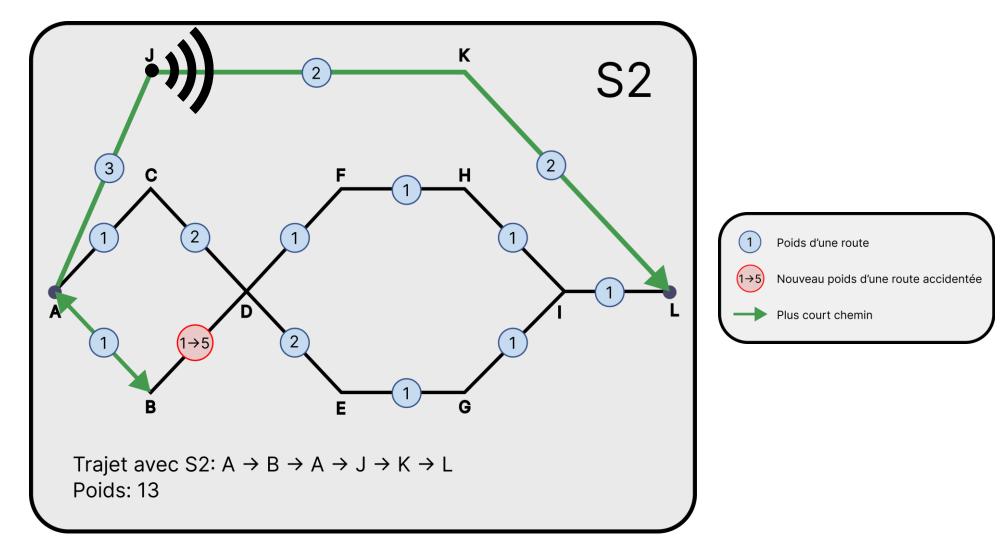


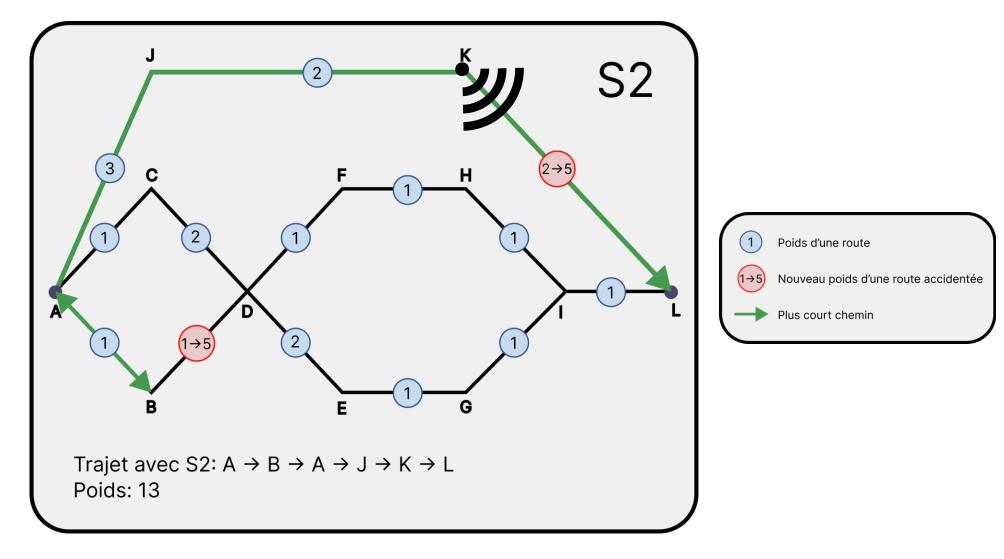


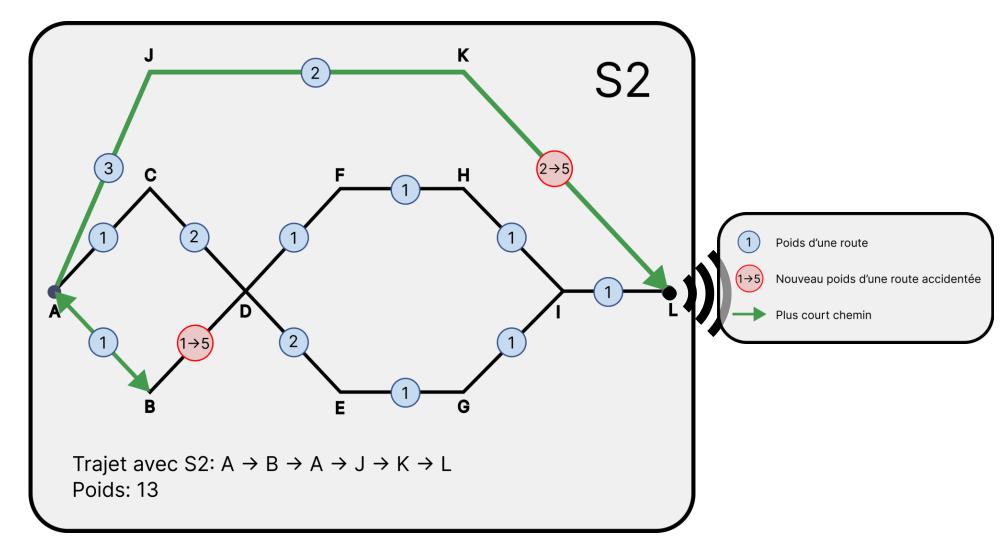


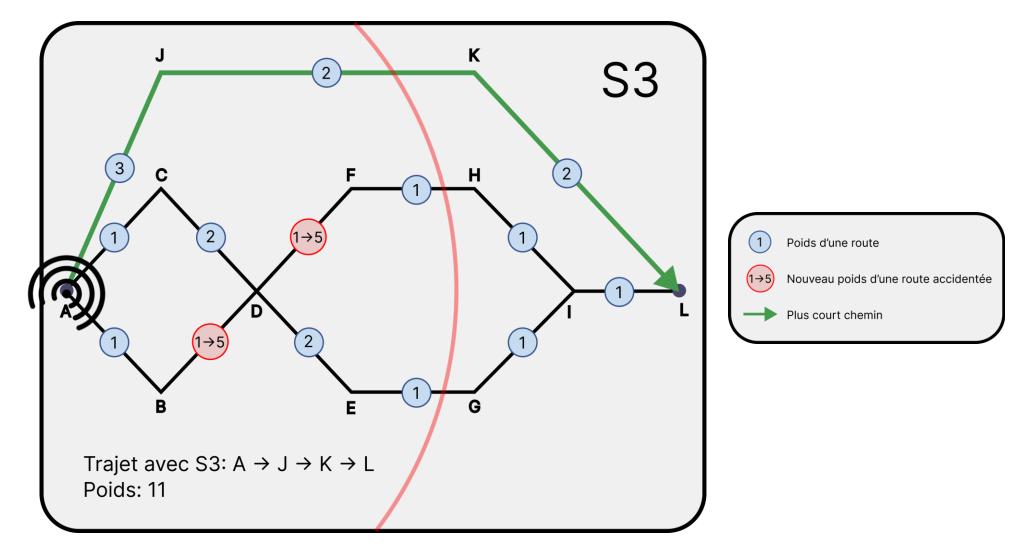


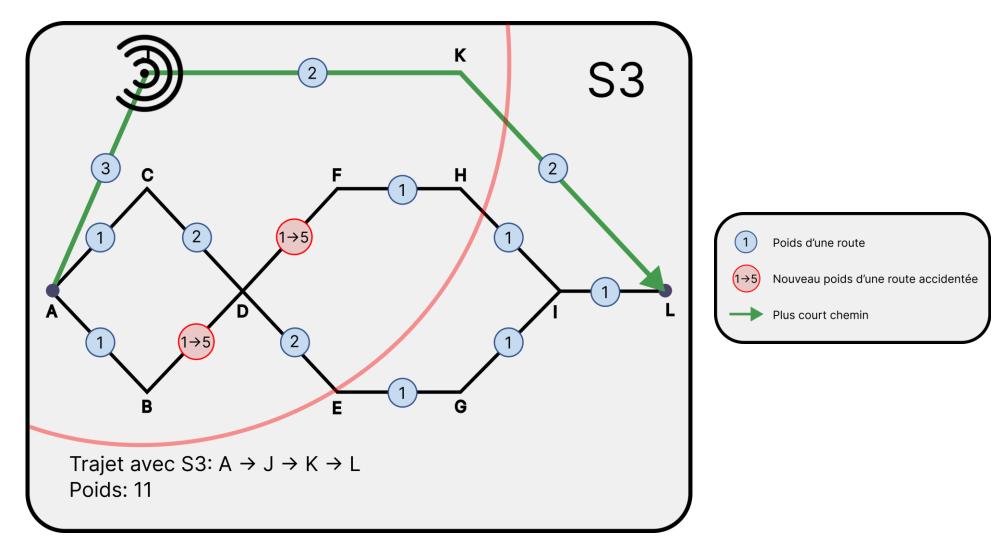


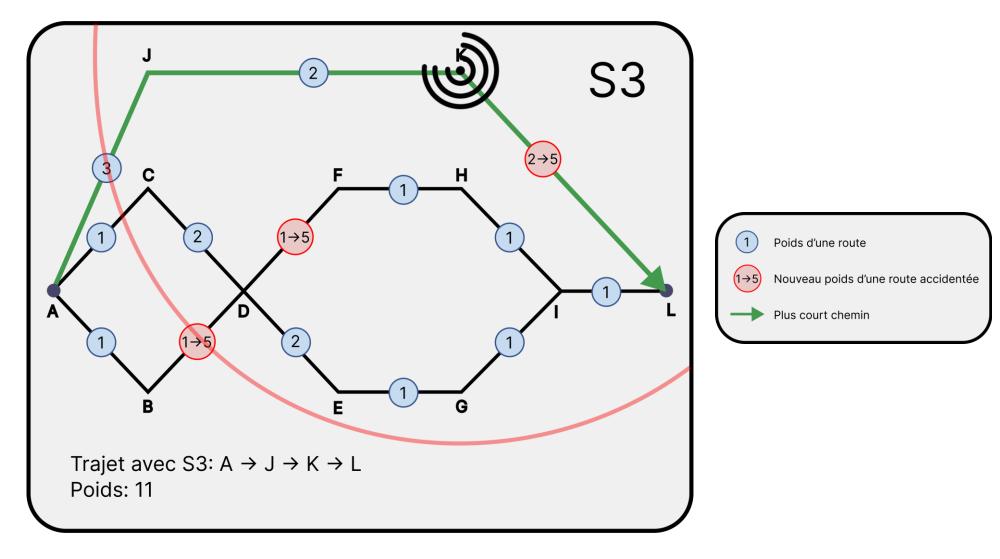


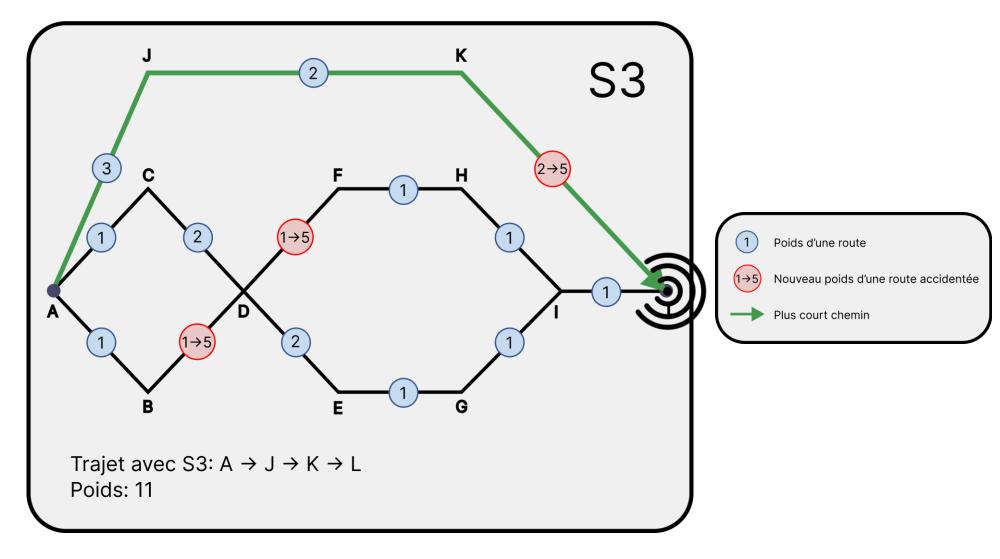


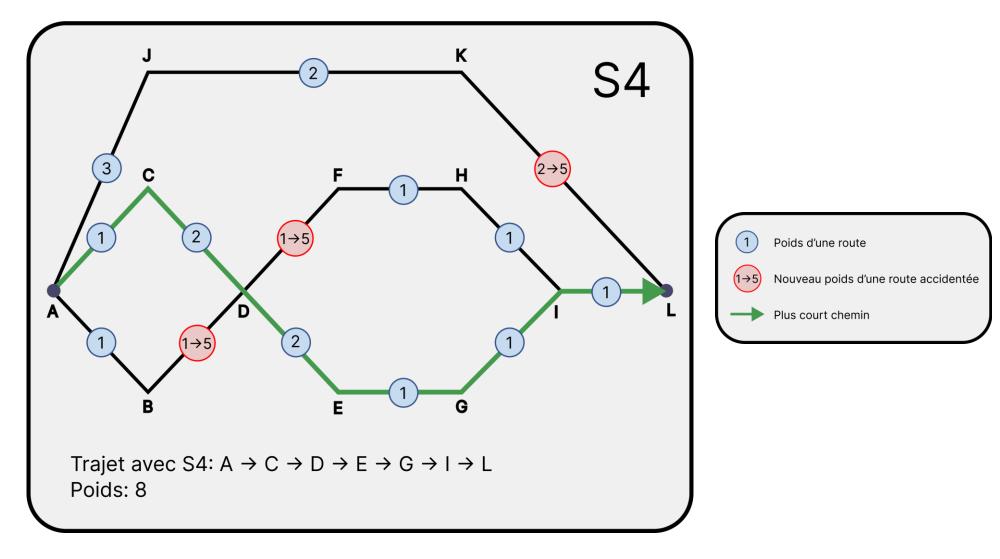








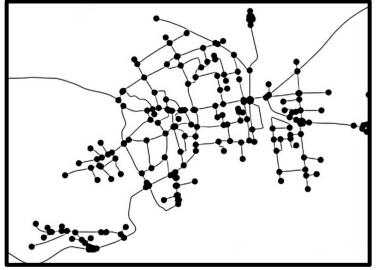




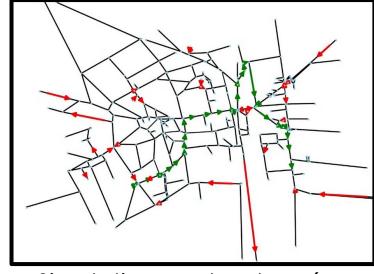
# 7-7. Récupération et nettoyage des données



Carte initiale sur un service de navigation



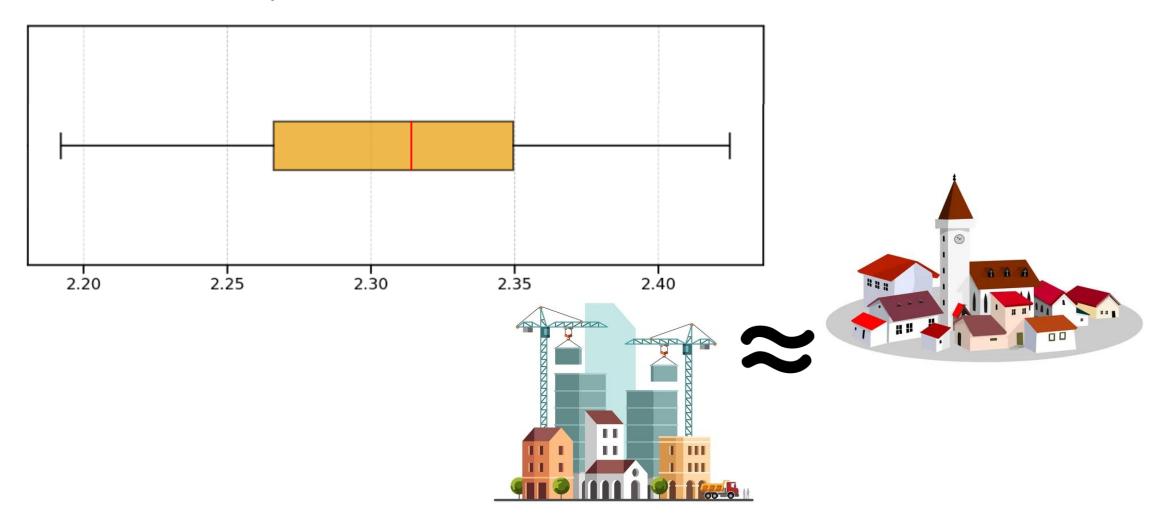
Données brutes récupérées sur OpenStreetMap



Simulations sur les données traitées

## 7-8. Influence des villes sur la taille de nos graphes

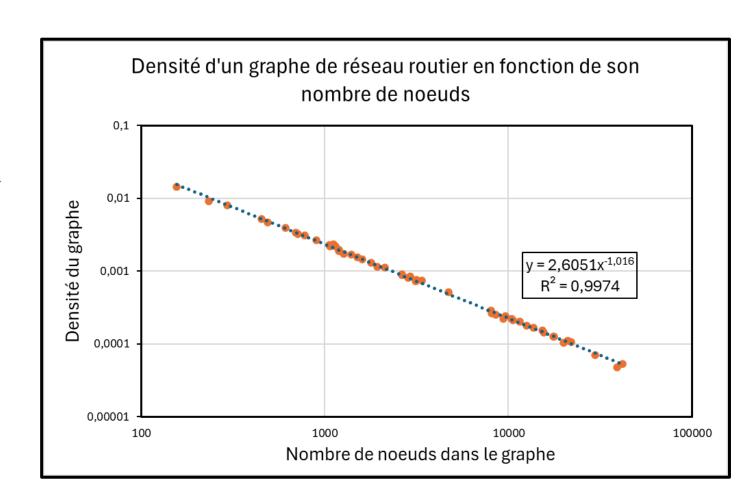
Nombre de routes totales par nombre d'intersections totales dans une ville



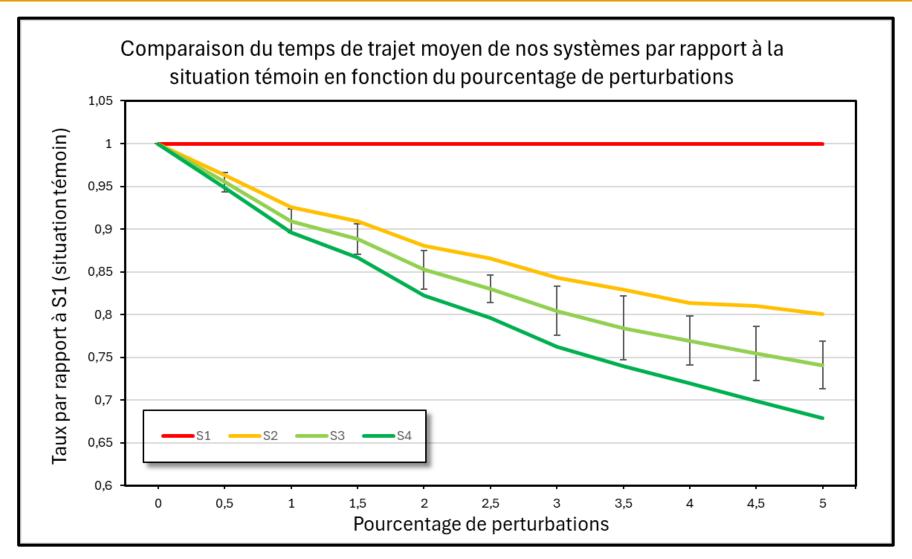
## 7-9. Influence de la taille des villes sur notre étude

$$\begin{aligned} \text{Densit\'e} &= \frac{|\text{Nombre de routes}|}{|\text{Nombre de routes possibles}|} \\ &= \frac{|\text{Nombre de routes}|}{|\text{Nombre de noeuds}|} \times \frac{1}{|\text{Nombre de noeuds}| - 1} \end{aligned}$$

$$\label{eq:Densité} \text{Densit\'e} = \frac{C}{|\text{Nombre de noeuds}|-1}$$



## 7-10. Performances de S2, S3 et S4 par rapport à S1

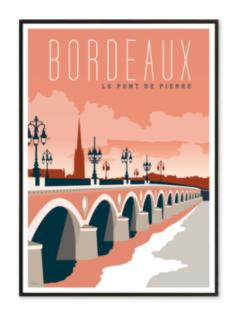


\*Rayon de S3 = 200m

## 7-10. Performances de S2, S3 et S4 par rapport à S1

	1%	2%	3%	4%	5%
S1	1	1	1	1	1
S2	0.926	0.880	0.843	0.814	0.80
<b>S</b> 3	0.909	0.852	0.804	0.770	0.740
S4	0.896	0.822	0.762	0.719	0.679

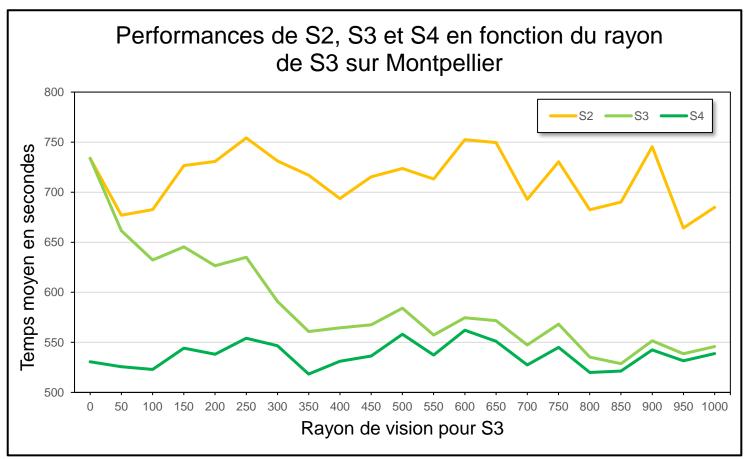
Performance des différents modèles en fonction du pourcentage de perturbations des routes

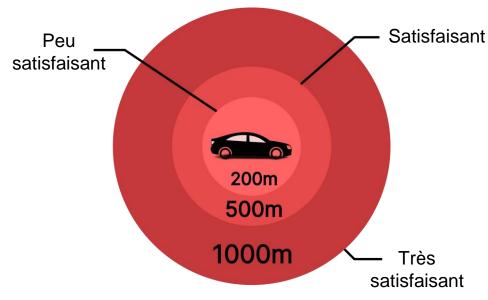


Moyenne du temps de trajet sur la ville de Bordeaux

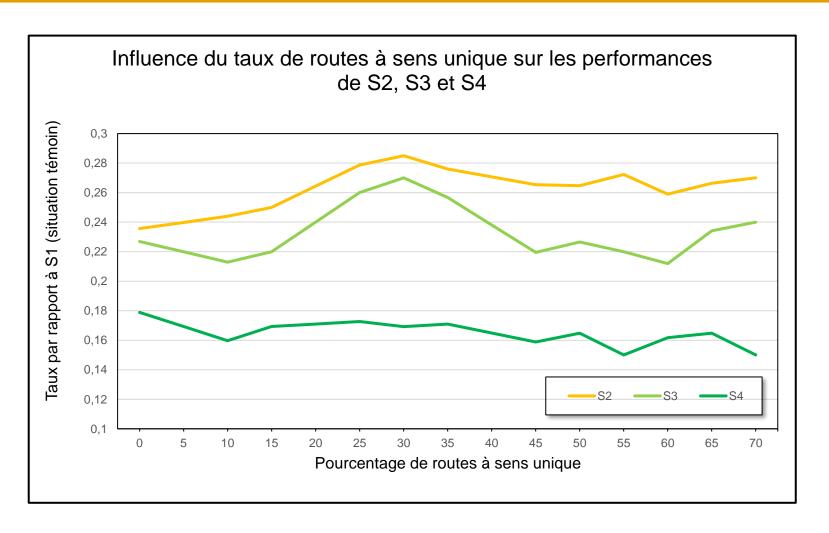
	1%	2%	3%	4%	5%
S1	11min56	13min03	15min05	15min55	17min51
S2	11min06	11min59	13min04	13min29	15min07
S3	10min54	11min33	12min22	12min34	13min50
S4	10min37	11min01	11min18	11min25	12min07

## 7-11. Influence du rayon sur \$3



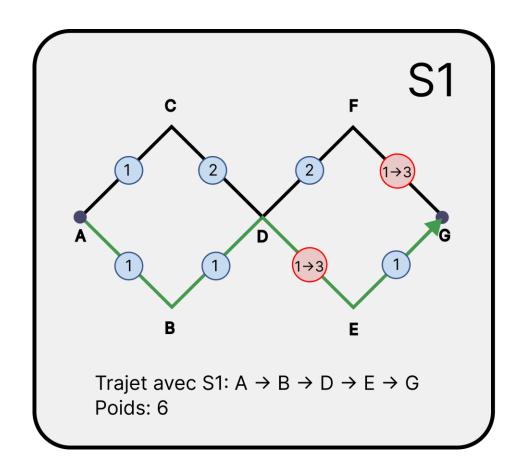


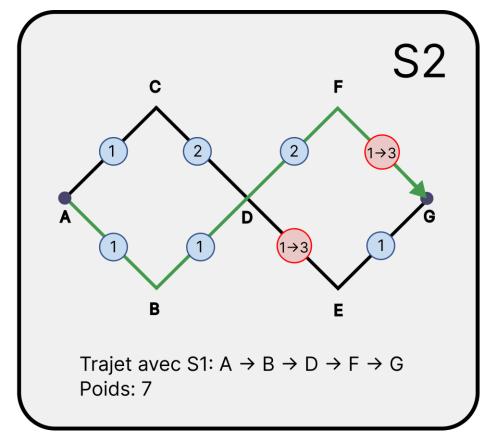
## Influence des routes à sens unique sur \$1, \$2, \$3 et \$4



La proportion de route à sens unique n'influence pas nos situations.

## Remarque sur S2





#### Sommaire

Roadmap Introduction Sécurité Problématique **Optimisation** Etat de l'art Conclusion **Notre Solution** 

## 8-1. Bilan: Sécurité

#### Sécurité

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

## 8-2. Bilan : Optimisation du trajet

#### Optimisation du trajet

- Ponctuellement S2 prend plus de temps que S1.
- La connaissance partielle visible sur \$2 peut engendrer une erreur lors du choix de l'itinéraire par rapport à \$1.
- 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.

## 8-3. Défis rencontrés

- Cadrage du projet : sujet vaste et ambitieux.
- Récupération des données : Récupérer des données de qualité en quantité.
- Puissance de calcul : Nécessaire pour l'entrainement des modèles et la recherche d'itinéraire.
- Génération des graphes : Récupérer les plans de villes et les transformer en graphe.
- Etude des graphes : nombre conséquent de paramètres à prendre en compte.

## 8-4. Perspectives

#### Perspectives à court terme :

- Simulation sur de faux graphes de villes 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.

#### 8-5. Remerciements

- M. Hina
- M. Borgnon, M. Emotte et tout le pôle projet
- M. Muller et M. Ferdeghini et le laboratoire de recherche LyRIDS
- Le centre de contact de l'Union européenne

#### 8-6. 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
- [6] ONISR données définitives jusqu'en 2022