RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
Liberté
Égalité
Fraternité

Chaire MTI

R OB

BORDEAUX INP

INP Enseirb-Matmeca

ID4 MOBILITY

Cerema
CLIMAT & TERRITOIRES DE DEMAIN

Interactions entre usagers de la route

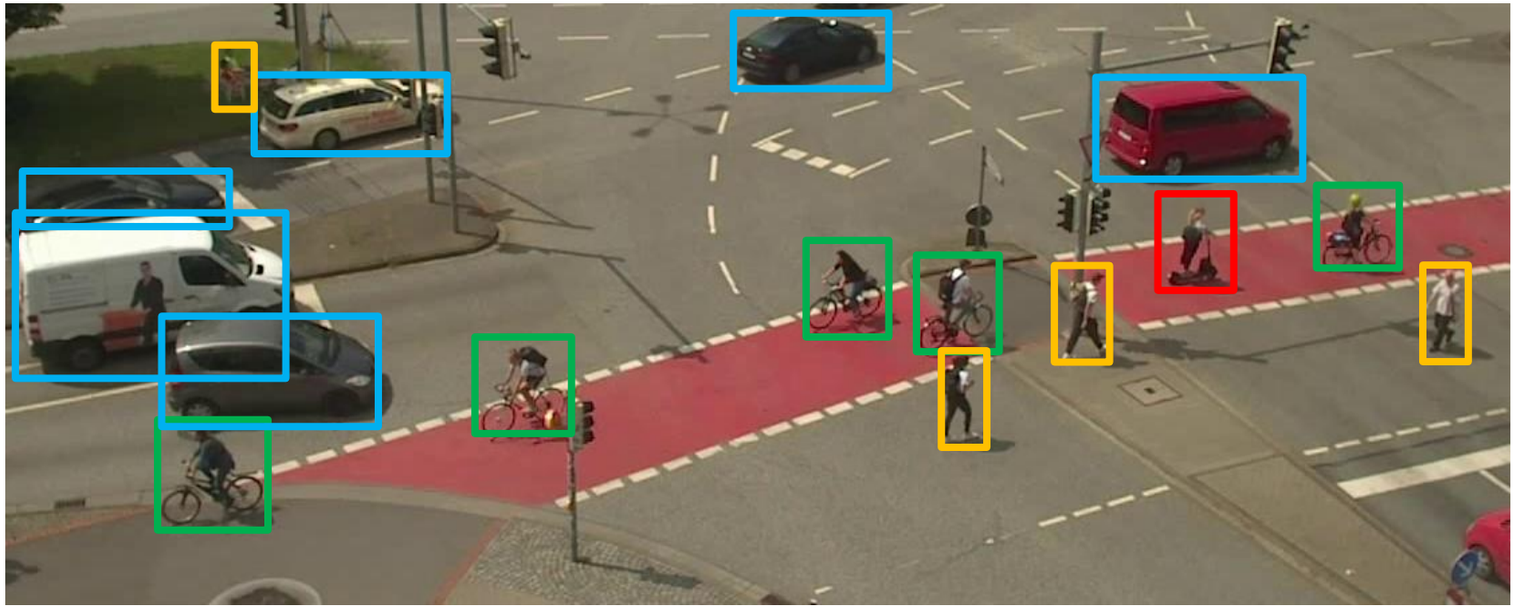
Josué Rivera – Chargé de Recherche
Cerema équipe STI - Dter Occitanie



17/ 11 / 2026

Détection automatisée des interactions entre les usagers de la route

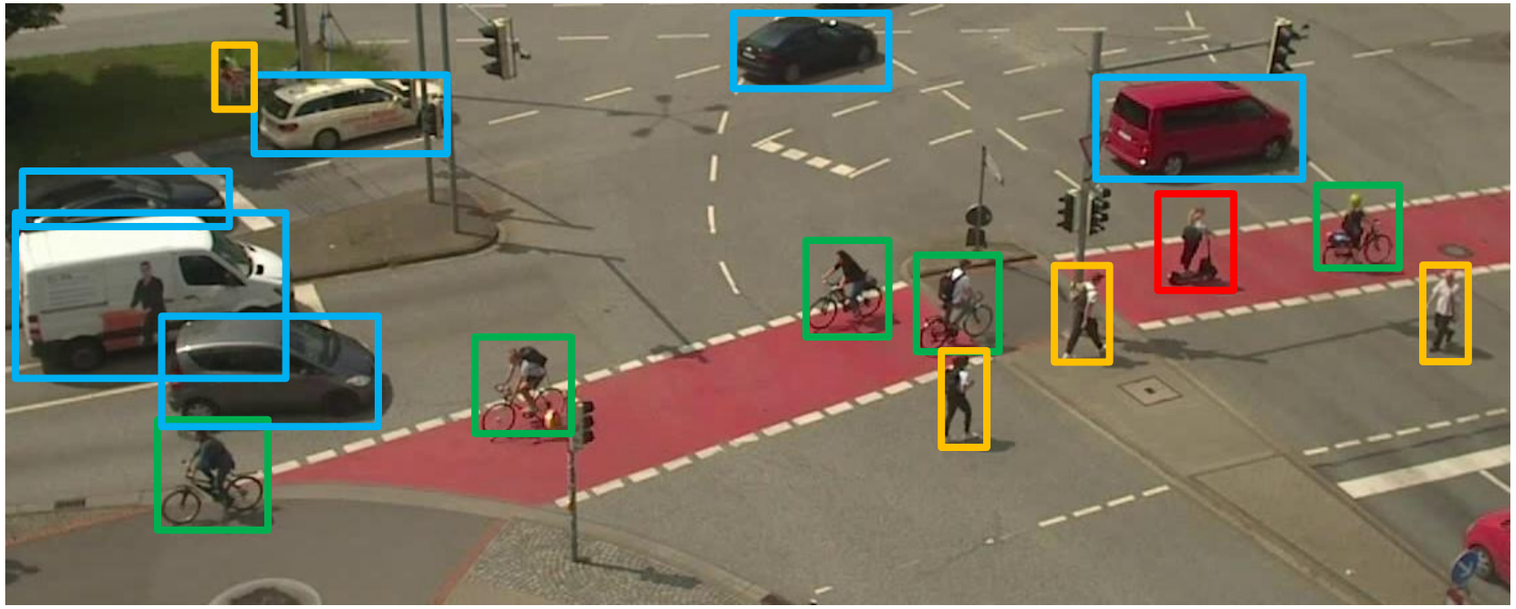
L'**objectif** est d'**identifier**, de **classer** et, dans certains cas, de **prédire les interactions** entre les **piétons**, les **cyclistes**, les utilisateurs de **véhicules de mobilité personnelle**, les **motocyclistes** et les **véhicules motorisés** en milieu urbain.



Détection automatisée des interactions entre les usagers de la route

L'**objectif** est d'**identifier**, de **classer** et, dans certains cas, de **prédire les interactions** entre les **piétons**, les **cyclistes**, les utilisateurs de **véhicules de mobilité personnelle**, les **motocyclistes** et les **véhicules motorisés** en milieu urbain.

La **détection automatisée des interactions contribue** à plusieurs domaines, notamment la **sécurité routière**, **l'aménagement des espaces publics**, **la planification des mobilités** et **l'évaluation des politiques de mobilité durable**.



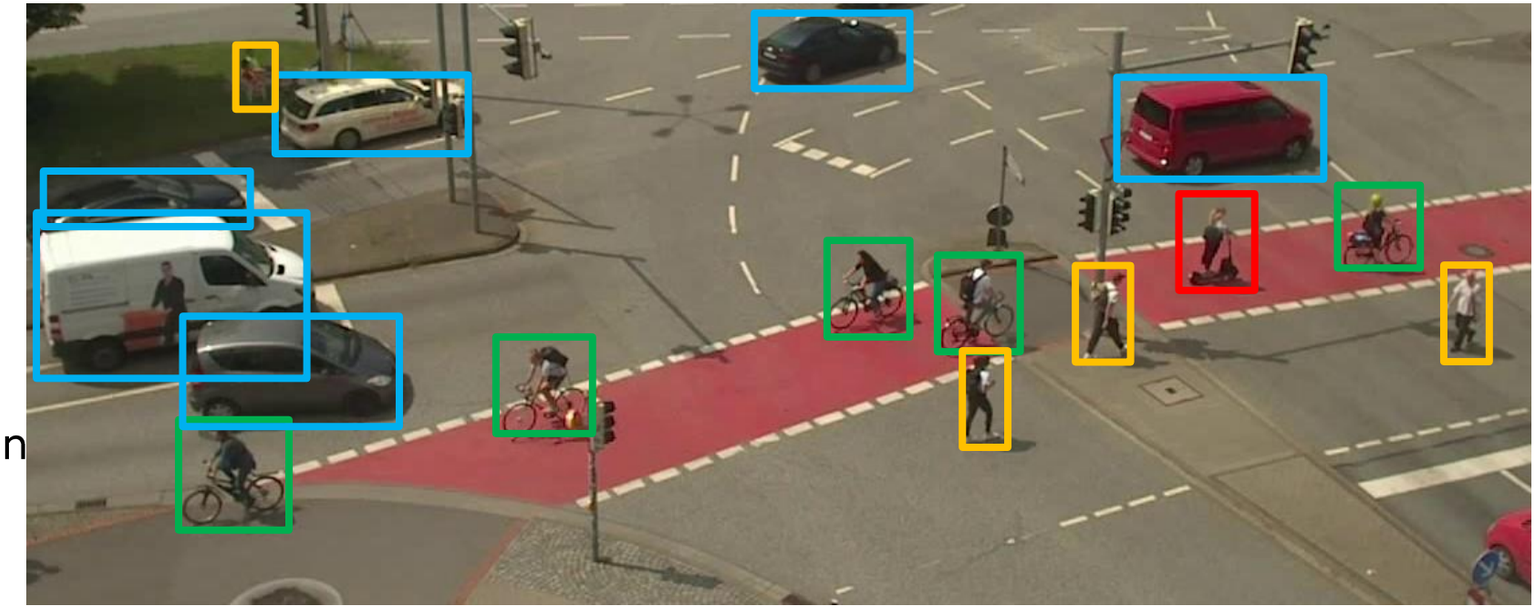
Détection automatisée des interactions entre les usagers de la route

L'**objectif** est d'**identifier**, de **classer** et, dans certains cas, de **prédire les interactions** entre les **piétons**, les **cyclistes**, les utilisateurs de **véhicules de mobilité personnelle**, les **motocyclistes** et les **véhicules motorisés** en milieu urbain.

La **détection automatisée des interactions contribue** à plusieurs domaines, notamment la **sécurité routière**, **l'aménagement des espaces publics**, **la planification des mobilités** et **l'évaluation des politiques de mobilité durable**.

Pour cela, on applique généralement la méthodologie suivante :

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interaction
5. Prédiction des interactions



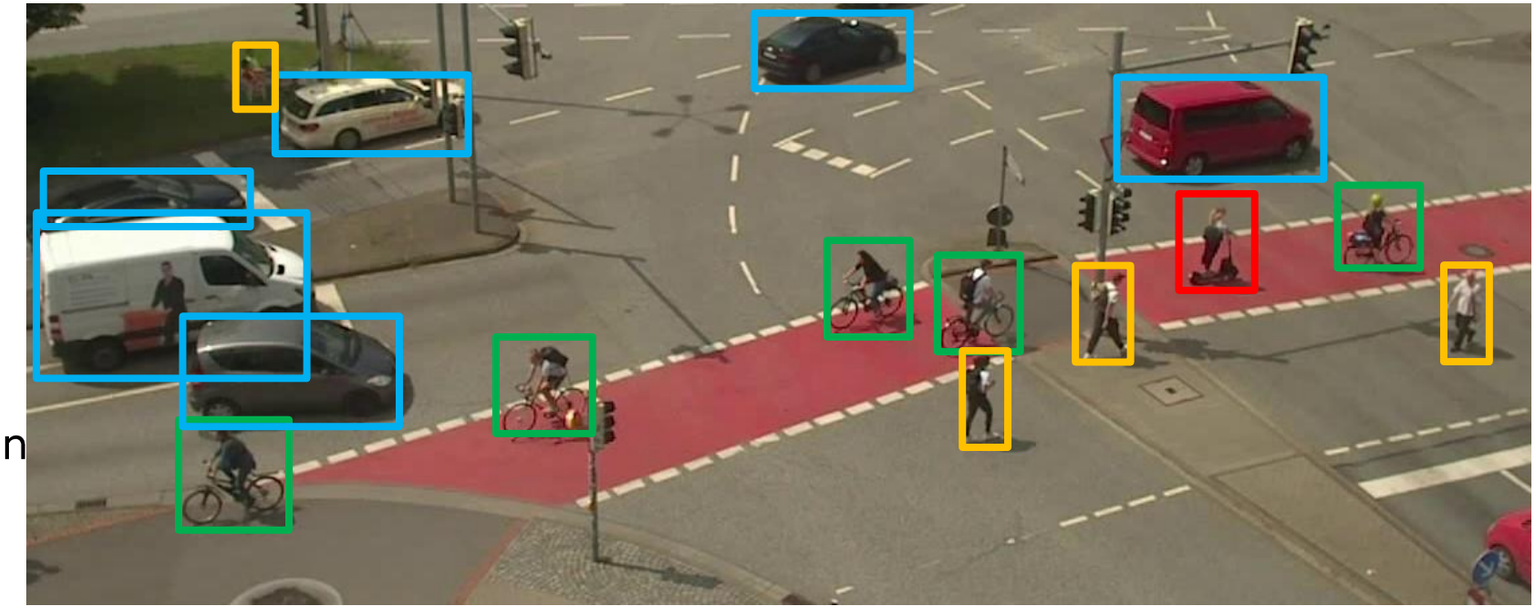
Détection automatisée des interactions entre les usagers de la route

L'**objectif** est d'**identifier**, de **classer** et, dans certains cas, de **prédire les interactions** entre les **piétons**, les **cyclistes**, les utilisateurs de **véhicules de mobilité personnelle**, les **motocyclistes** et les **véhicules motorisés** en milieu urbain.

La **détection automatisée des interactions contribue** à plusieurs domaines, notamment la **sécurité routière**, **l'aménagement des espaces publics**, **la planification des mobilités** et **l'évaluation des politiques de mobilité durable**.

Pour cela, on applique généralement la méthodologie suivante :

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interaction
5. Prédiction des interactions



Contrairement aux études macroscopiques, axées sur les volumes de trafic, la répartition modale ou les schémas de mobilité à l'échelle urbaine**, l'analyse à micro-échelle** s'intéresse aux **interactions individuelles** entre les usagers de la voie publique et à leur évolution spatio-temporelle.

Qu'est-ce qu'une interaction ?

La **littérature** scientifique sur les interactions entre les usagers de la route couvre **différentes disciplines** : l'ingénierie du trafic, la sécurité routière, la psychologie des transports, l'analyse comportementale et la vision artificielle.

Vu les différentes disciplines concernées**, il n'y a pas, dans la littérature, de définition unique** et universellement acceptée de l'interaction entre les usagers de la voie publique.

Une **interaction** peut être définie comme une **situation** dans laquelle **le comportement d'au moins un usager** de la route peut être considéré comme étant **influencé** par la possibilité de **partager une même zone de l'espace** avec un ou **plusieurs autres usagers**, de **manière simultanée** ou à **un intervalle temporel rapproché [1]**.

[1] *Defining interactions: a conceptual framework for understanding interactive behaviour in human and automated road traffic.* Markkula et al. (2020)

Types d'interaction

Dans l'état de l'art, on distingue trois concepts **[2]** :

- Traffic encounter (**rencontre**) : situation où deux usagers ou plus se croisent dans l'espace et dans le temps et peuvent être amenés à tenir compte du comportement des autres.
- Road user interaction (**interaction**) : situation où le comportement de deux usagers ou plus est influencé par la possibilité d'occuper la même zone dans un laps de temps proche.
- Traffic conflict (**conflit**) : situation où il y a un risque de collision (voir une collision).

Une interaction n'implique pas forcément **une situation dangereuse** et, au contraire, une situation de **conflit** ne **représente qu'une partie des interactions** qu'on peut observer.

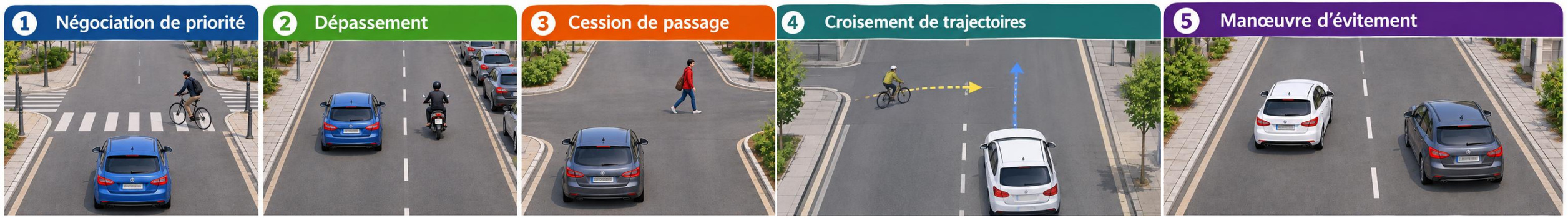
Très souvent, cette distinction se fait en fonction du **niveau d'interaction [3]** :

- **Interaction forte :** interaction intense, caractérisée par des comportements et des ajustements qui reflètent une situation plus exigeante entre les utilisateurs.
- **Interaction faible :** interaction moins intense, où les adaptations comportementales sont moins marquées.
- **Pas d'interaction :** absence de changements significatifs dans le comportement des utilisateurs.

[2] *Interactions Between Heavy Trucks and Vulnerable Road Users.* Fabricius et al. (2020)
[3] *Evaluation of pedestrian safety at intersections: A theoretical framework based on pedestrian-vehicle interaction patterns.* Ni et al. (2016)

Types d'interaction

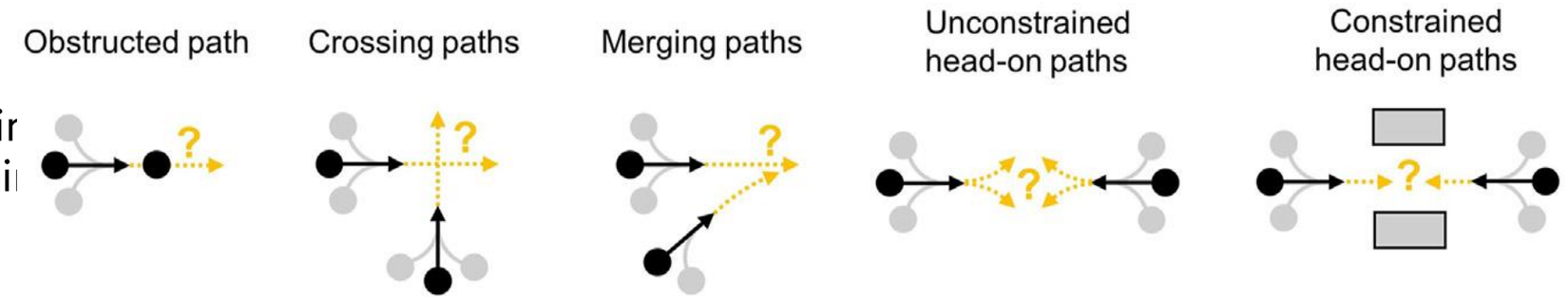
Une **interaction** peut consister en une **négociation de priorité**, un **dépassement**, une **cession de passage**, un **croisement de trajectoires** ou une **manœuvre d'évitement**.



Certaines de ces situations peuvent se dérouler **sans** générer de **conflit** de sécurité.

Une contribution particulièrement intéressante est la classification en cinq scénarios spatiaux d'interaction **[2]**:

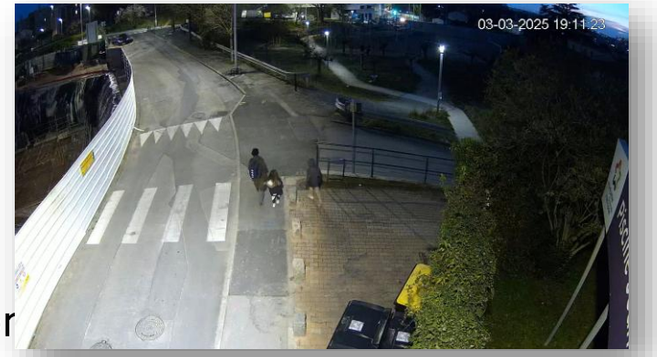
- Trajectoires obstruées
- Trajectoires de convergence
- Trajectoires de croisement
- Trajectoires frontales sans contrair
- Trajectoires frontales avec contrai



[2] *Interactions Between Heavy Trucks and Vulnerable Road Users*. Fabricius et al. (2020)

Méthodologie pour la détection automatisée des interactions

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interactior
5. Prédiction des interactions



Détection

Détection d'objets image par image (aucune relation entre les objets détectés entre deux images consécutives)



Suivi

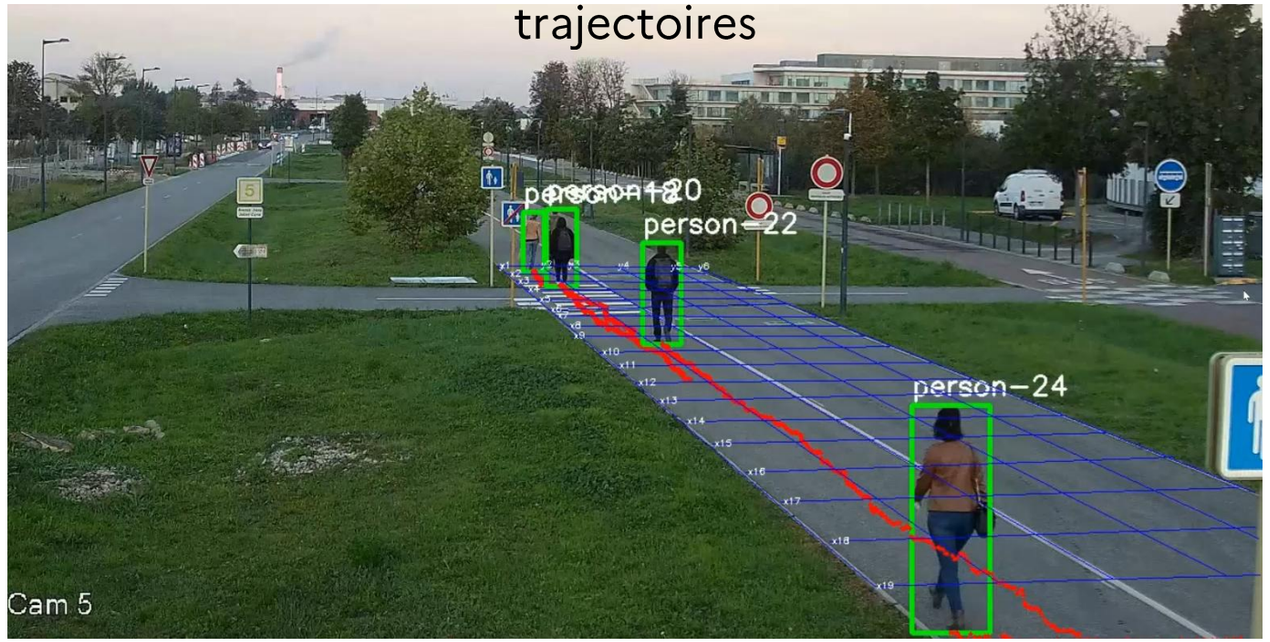


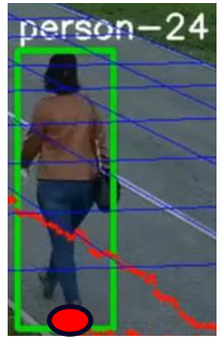
Suivi d'objets de type « tracking by detection » : relie les objets détectés entre les images consécutives

Méthodologie pour la détection automatisée des interactions

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interactions
5. Prédiction des interactions

Exemple d'extraction de trajectoires





Centroïde bas

Les enjeux liés à la détection d'objets

- Objets inconnus



Les enjeux associés au suivi d'objets

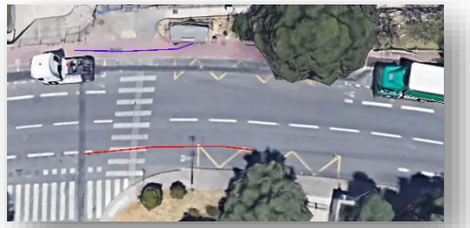


- Masquage (Oclussion)
- Changement d'identifiant (ID-switching)

Méthodologie pour la détection automatisée des interactions

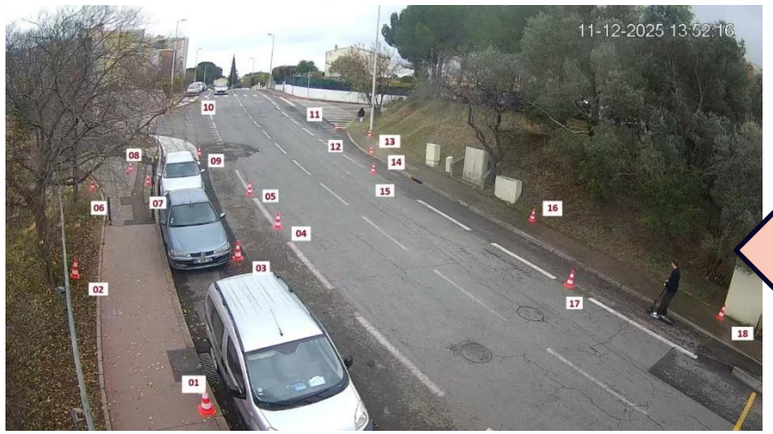
1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interac
5. Prédiction des interactions

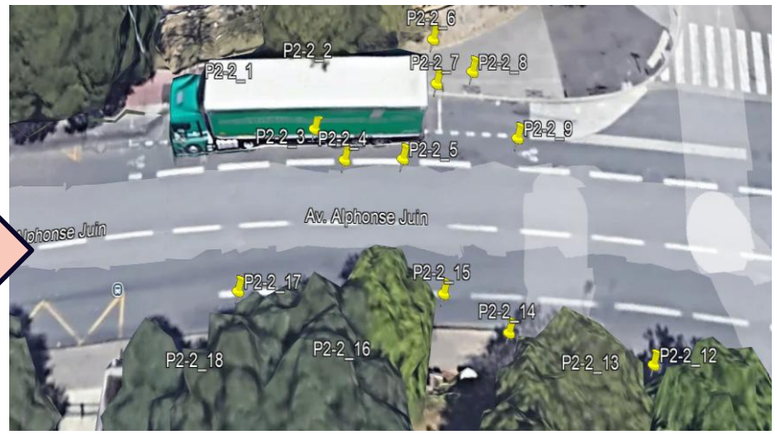












Points de repère sur l'image

Coordonnées UTM / WGS84

Méthodologie pour la détection automatisée des interactions

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interactions
5. Prédiction des interactions

Détection d'interaction basée sur la cinématique

- Distance entre les utilisateurs
- Vitesse relative

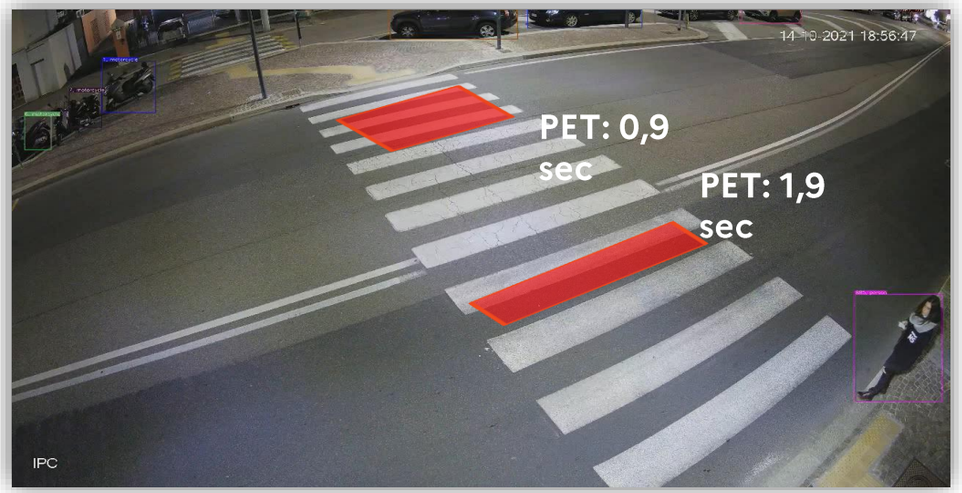
Mesures de sécurité de substitution (Surrogate Safety Measures)

- TTC (Time-to-Collision)
- PET (Post-Encroachment Time)

GeneSys



Le **TTC (Time-to-Collision)** est le temps estimé jusqu'à une collision potentielle, selon certaines hypothèses concernant les déplacements des usagers.



Le **PET (Post Encroachment Time)** est le décalage temporel entre le moment où un premier usager quitte une zone de conflit et le moment où un second usager y entre

Méthodologie pour la détection automatisée des interactions

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interactions
5. Prédiction des interactions

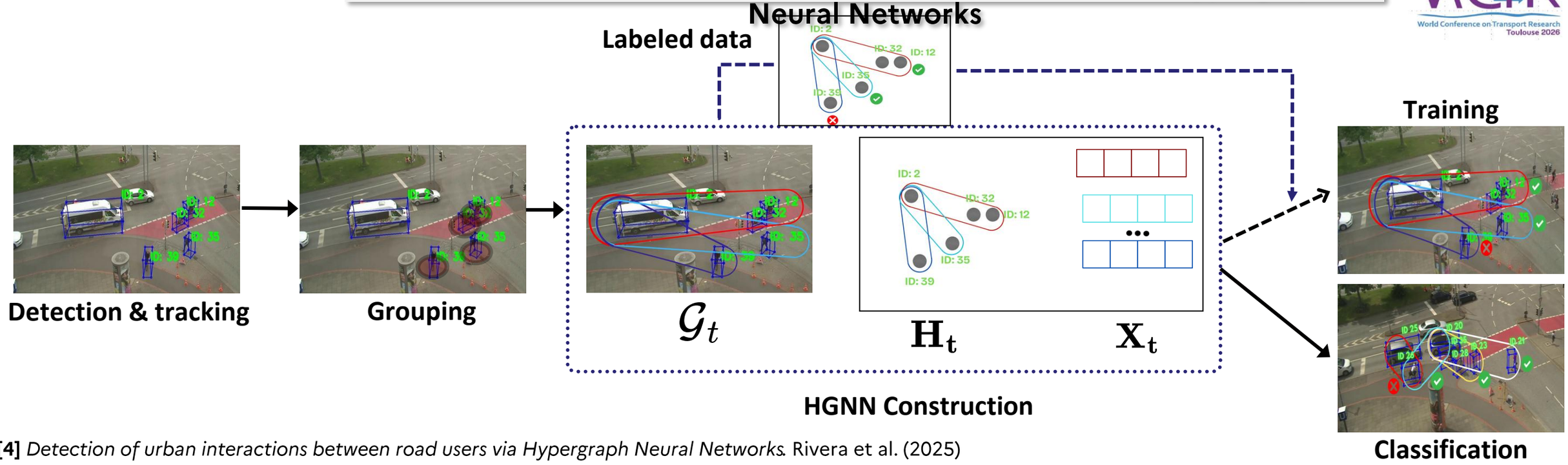
Détection d'interaction basée sur la cinématique

- Distance entre les utilisateurs
- Vitesse relative

Mesures de sécurité de substitution (Surrogate Safety Measures)

- TTC (Time-to-Collision)
- PET (Post-Encroachment Time)

Detection of urban interactions between road users via Hypergraph Neural Networks



[4] *Detection of urban interactions between road users via Hypergraph Neural Networks.* Rivera et al. (2025)

Implémentation – Jeux de données



Dataset: LUMPI

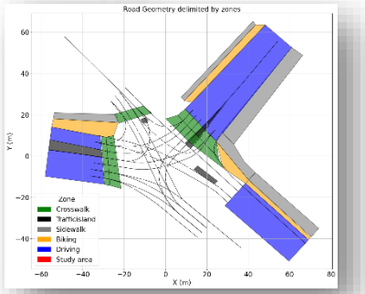
The LUMPI (Leibniz University Multi-Perspective Intersection) dataset is an ensemble of record made in an intersection in Hanover, Germany using a multi-sensor setup composed of:

- 3 cameras system
- 4 LiDAR sensors
- 7 measurements, each representing a unique data capture session.

Dataset content

Labels
(detection + tracking)





HD Map

Raw data (camera + Lidar)



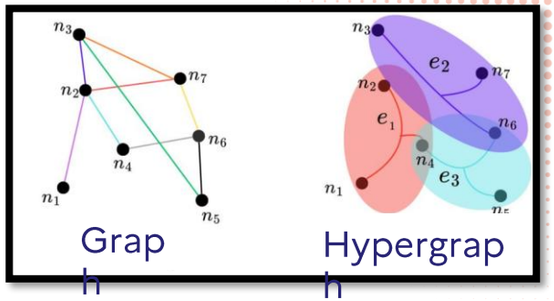
Annotated data
(bounding boxes + positions)



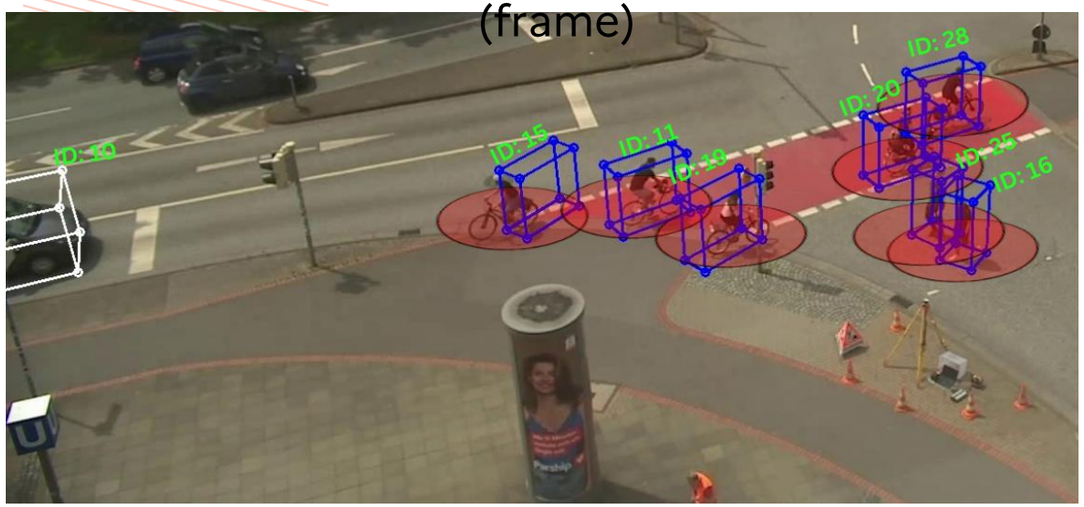
Selected area



Méthode de propagation Edge–node–edge

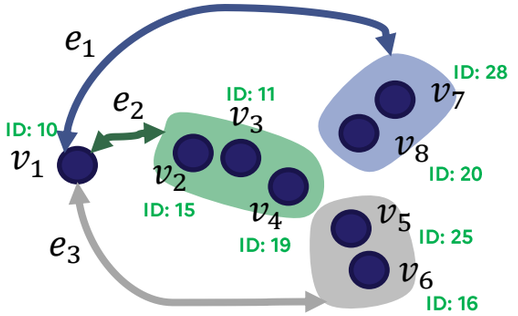


Scene (frame)



$\mathcal{I}_t$

Hypergraph



$v_i \in \mathcal{V}_t$

$e_j \in \mathcal{E}_t$

$\mathbf{W}_t$ denotes the weight of each hyperedge

$\mathcal{G}_t = (\mathcal{V}_t, \mathcal{E}_t, \mathbf{W}_t)$

Incidence matrix

$\mathbf{H}_t =$

Nodes	e_1	e_2	e_3
v_1	1	1	1
v_2	0	1	0
v_3	0	1	0
v_4	0	1	0
v_5	0	0	1
v_6	0	0	1
v_7	1	0	0
v_8	1	0	0

Degrees of vertices and edges

$\delta(e_j) = \sum_{v \in \mathcal{V}_t} \mathbf{H}_t(v, e_j) \rightarrow D_e$

$d(v_i) = \sum_{e \in \mathcal{E}_t} w(e)\mathbf{H}(v_i, e) \rightarrow D_v$

Feature matrix

x_{v_1}

x_{v_2}

...

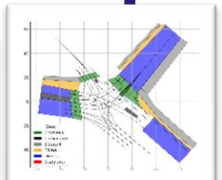
x_{v_n}

$\mathbf{X}_t$

Object classification

class | location | position | velocity | acceleration | heading

- Pedestrian
- Bicycle
- car...



HD Map

CSV

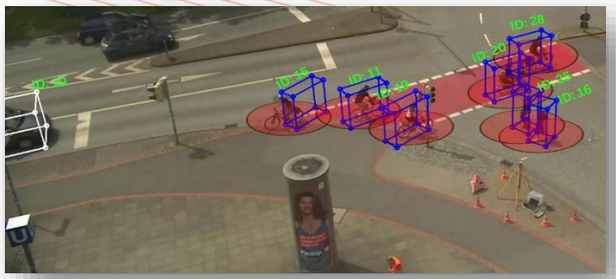
Labels (detection +

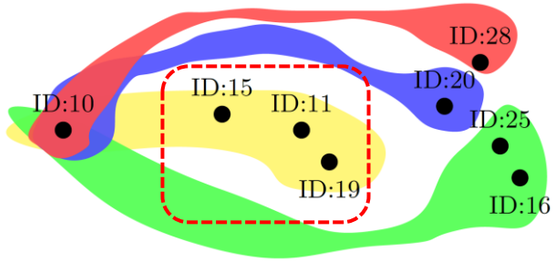
Étude du regroupement pour la génération d'hyper arêtes

Hyperparameters
Grouping distance : 3 m
Heading approach angle : 45°

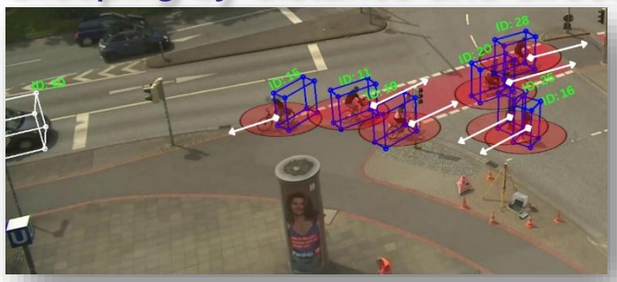
Grouping strategy

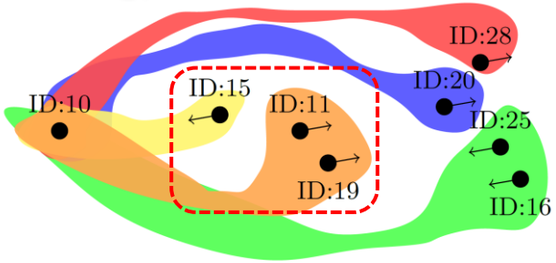
Grouping by distance





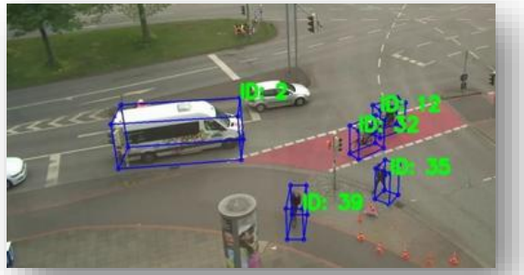
Grouping by distance and direction (heading)





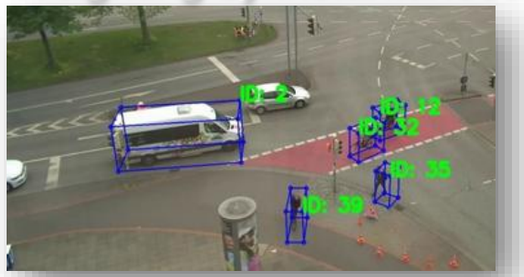
Weighting strategy

Identity weighting



ID 12 (bicycle): 1
ID 35 (pedestrian): 1
…

Weighting by instantaneous velocity

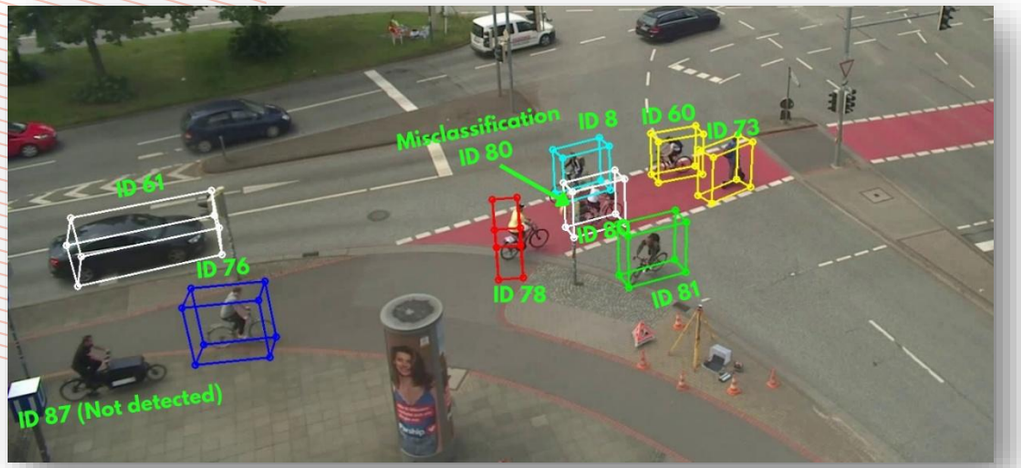


ID 12 (bicycle): 1
ID 35 (pedestrian): 0.80
…

Lower velocity = lower weight

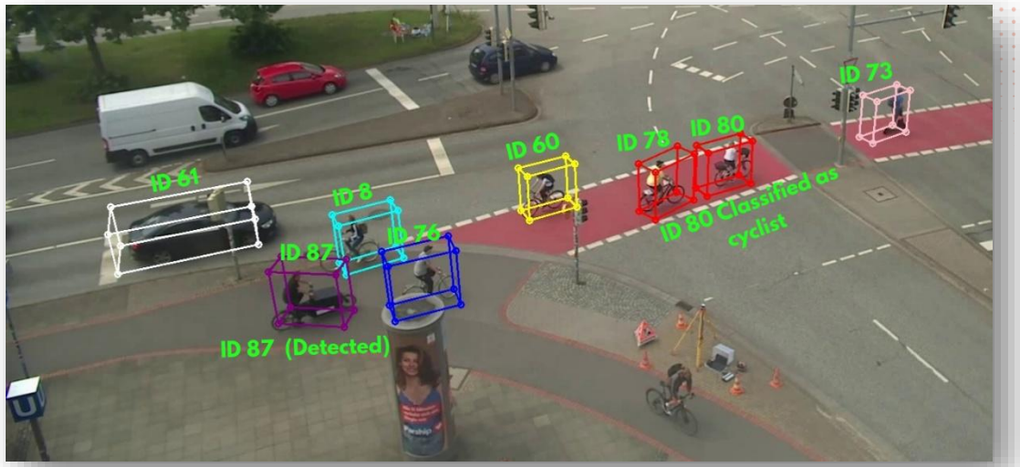
Node weighting strategy	Correctly classified (in %)			
	Grouping by distance		Grouping by distance & heading	
	Interactions	Non-interactions	Interactions	Non-interactions
Identity weighting scheme	66.0%	53.3%	58.8%	70.6%
Instantaneous velocity	78.4%	56.7%	71.5%	64.9%

Inconvénient – Sensibilité aux erreurs de classification



Vehicles	VRUs	VRU groups
61, 80	8, 60, 73, 76, 78, 81	[8], [60, 73], [76], [78], [81]

Hyperedges	Predicted interaction class	Ground truth
[61, 8]	True	True
…		
[80, 8]	True	NA
[80, 60, 73]	True	NA
[80, 76]	True	NA
…		



Vehicles	VRUs	VRU groups
61	8, 60, 73, 76, 78, 80, 87	[8], [60], [76], [78, 80], [87]

Hyperedges	Predicted interaction class	Ground truth
[61, 8]	True	True
…		
[61, 78, 80]	True	True
…		

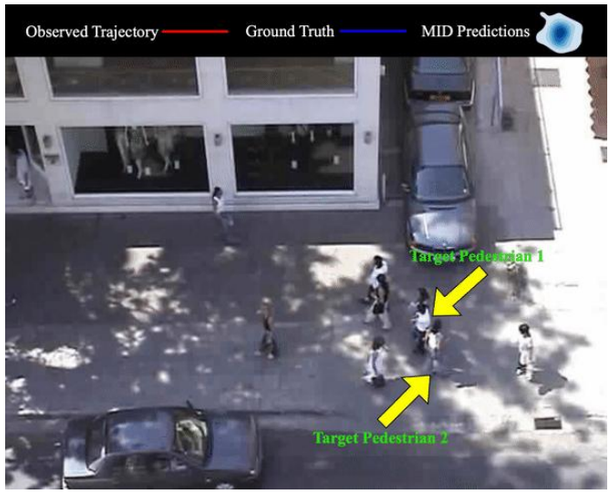
Méthodologie pour la détection automatisée des interactions

1. Détection des usagers
2. Suivi des objets
3. Reconstruction spatio-temporelle
4. Détection et classification des interactions
5. Prédiction des interactions

La prédiction des interactions s'effectue par la prédiction des



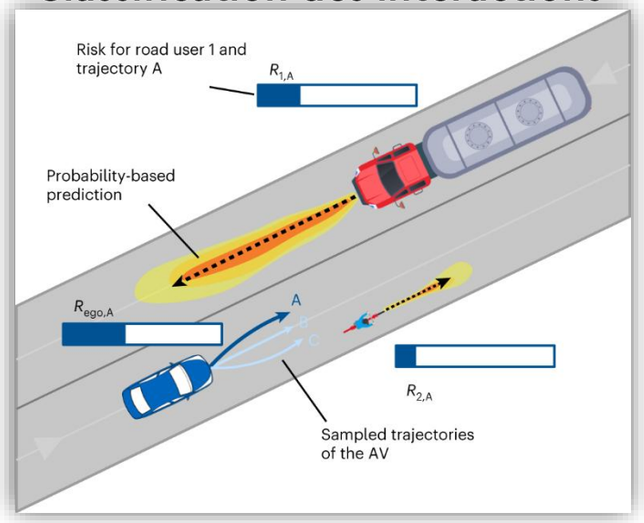
Modèle d'apprentissage profond



Prédiction des trajectoires [5]



Classification des interactions



[5] *Enhancing data association in Multi-Object Tracking via learning-based Human Trajectory Prediction.* Rivera et al. (2025)

Conclusions

- La **détection automatisée des interactions** entre les usagers de la voie publique **permet d'objectiver les comportements**, **d'identifier les configurations à risque** et **d'évaluer les conditions de cohabitation** entre les différents usagers.
- **Absence d'une définition** opérationnelle consensuelle de la notion d'interaction
- Limites des approches fondées sur la **modélisation des interactions par paires**
- **Diversité et hétérogénéité** des usagers de la voie publique
- **Rôle déterminant de la qualité des trajectoires**, fortement dépendante des performances de détection et de suivi des objets

Merci de votre attention

Questions and discussion welcome

Contact :

Josue RIVERA
josue.rivera@cerema.fr

RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
Liberté
Égalité
Fraternité

Cerema
CLIMAT & TERRITOIRES DE DEMAIN

Multi-Object Tracking (MOT)

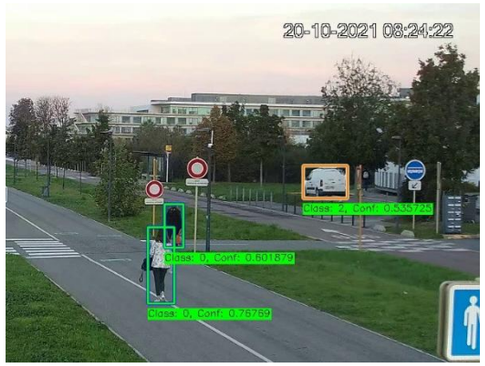
Frame n

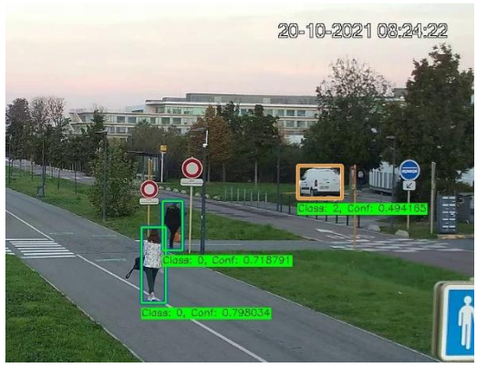
Frame n+5

Video



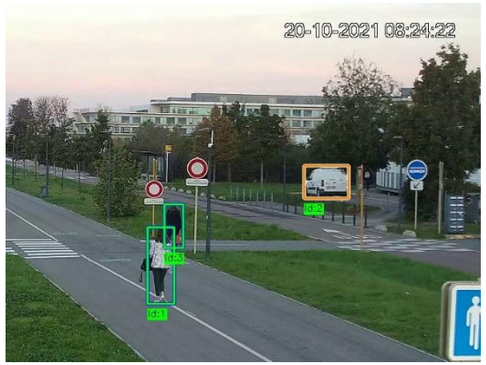
One-stage object detector (YOLO)

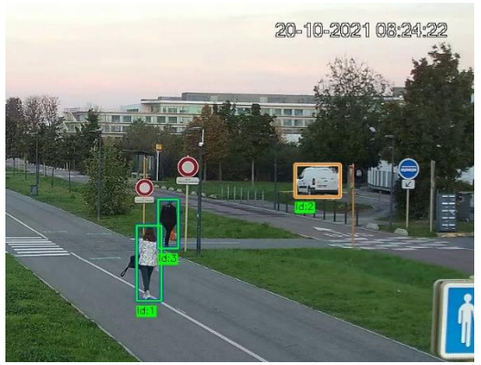




Object detection and classification

One-stage object detector (YOLO) + Type-SORT Algorithm (DeepSORT, BoT-SORT, ByteTrack)

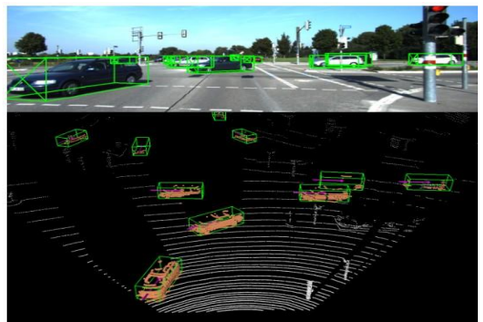


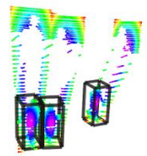


Object detection, classification and tracking

The goal of MOT is detecting and tracking all the objects in a scene, while keeping a unique identifier for each object

3D object detector (PointRCNN, F-PointPillars) + Type-SORT Algorithm (ByteTrack)



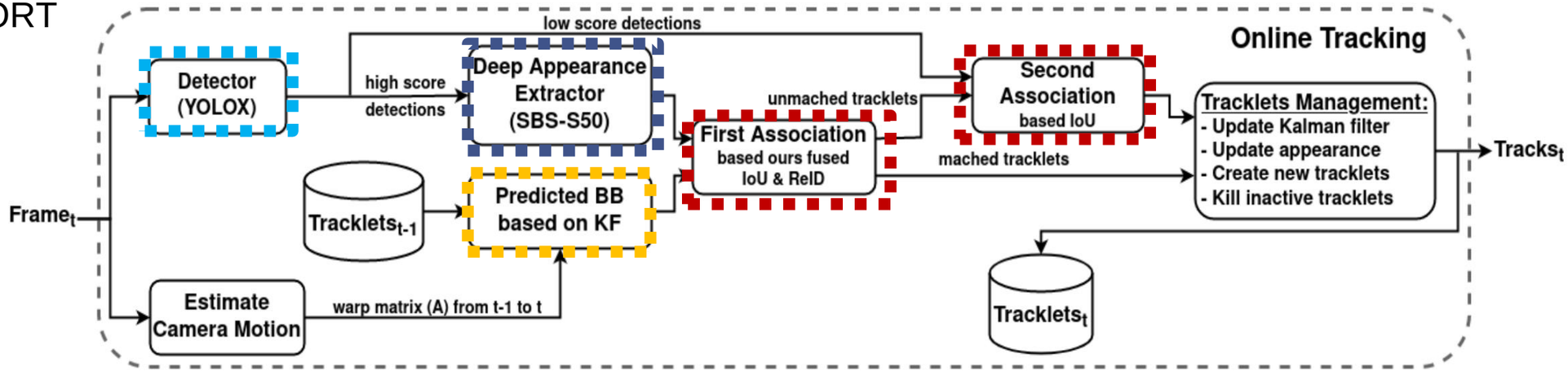




Tracking-by-Detection

SORT-type algorithms (Simple Online and Realtime Tracking)

BoT-SORT



MOT framework :

1) object detection
2) motion prediction
3) data association

One-stage object detectors:
- Faster R-CNN
- RetinaNet
- YOLO

Motion prediction:
- Kalman Filter

$$\mathbf{x} = \left[x_c, y_c, w, h, \dot{x_c}, \dot{y_c}, \dot{w}, \dot{h}\right]^T$$

$$\mathbf{z} = \left[z_{x_c}, z_{y_c}, z_w, z_h\right]^T$$

Data association:
- ResNet50 (for Re-ID)

Data association is the core of multi-object tracking

First association: Hungarian algorithm (**high score** detections (e.g., confidence > 0.5))

Second association: Hungarian algorithm (**low score** detections (e.g., confidence <= 0.5))