



# Principe et utilisation des caméras événementielles pour la robotique

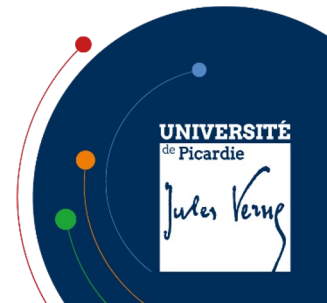
Ecole Technologique 2RM 2024, Rennes - 22 Mai 2024

**Djessy ROSSI**

Laboratoire MIS, Université de Picardie Jules Verne



[djessy.rossi@u-picardie.fr](mailto:djessy.rossi@u-picardie.fr)



# Sommaire

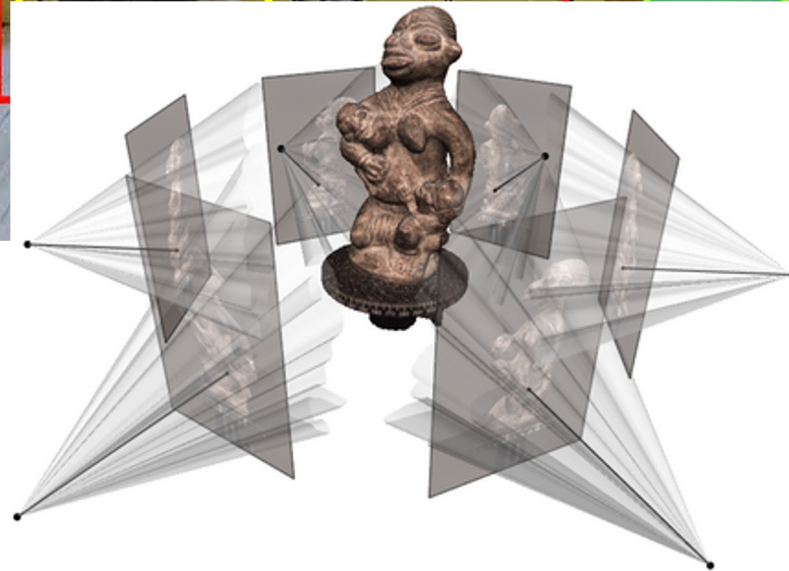
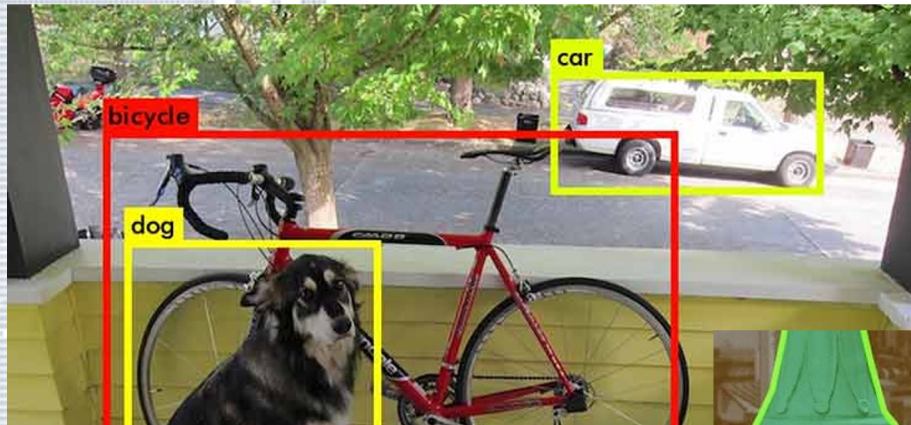
- 1** Caméra RGB et événementielle
- 2** Qu'est-ce qu'une caméra événementielle ?
- 3** Présentation de l'équipe de recherche
- 4** Problématique de ma thèse
- 5** Comment détecter des objets avec une caméra événementielle ?



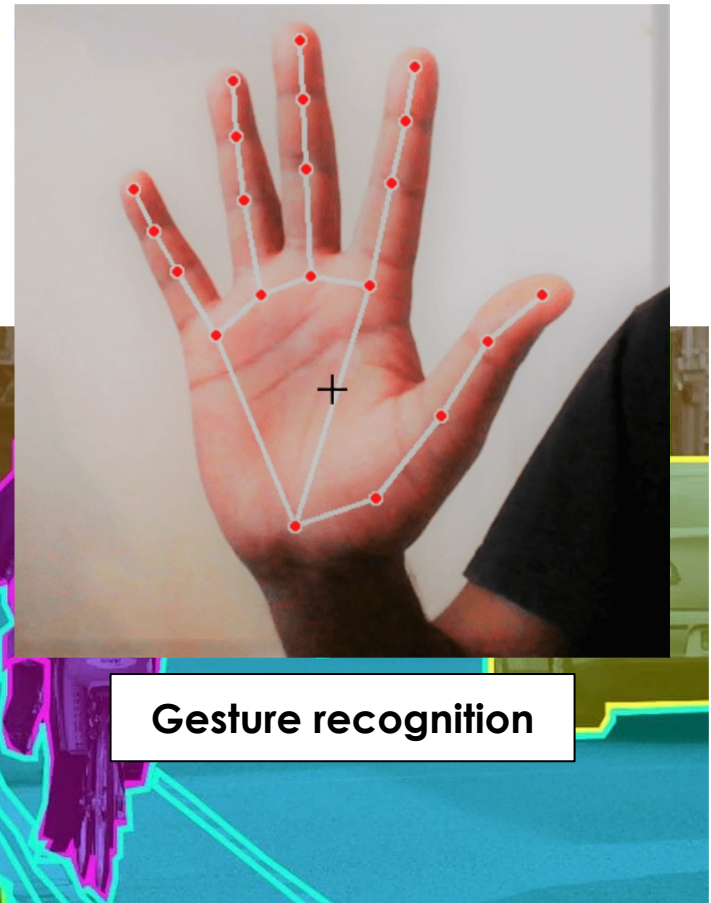
# 1

## Caméra RGB et événementielle

# Les caméras RGB sont la solution à tous nos problèmes



3D object reconstruction



Gesture recognition

Segmentation



# Les caméras RGB sont la solution à tous nos problèmes



Navigation autonome

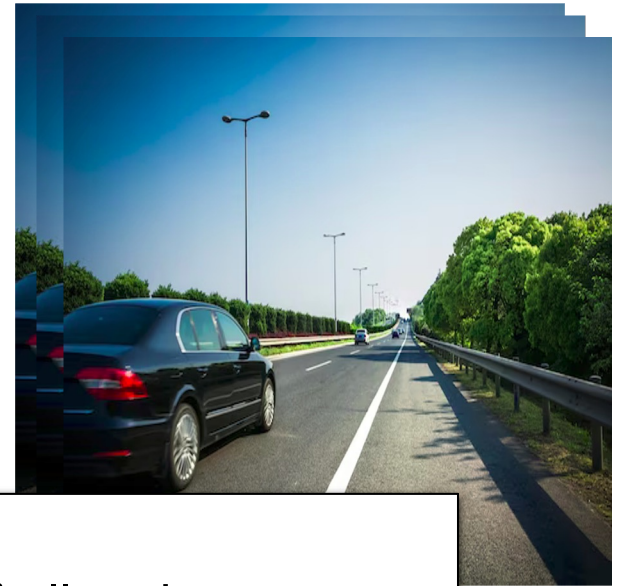
Les bénéfices de la caméra RGB

Coûts abordables

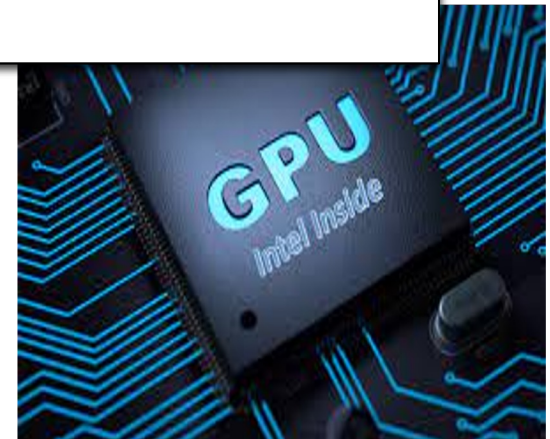
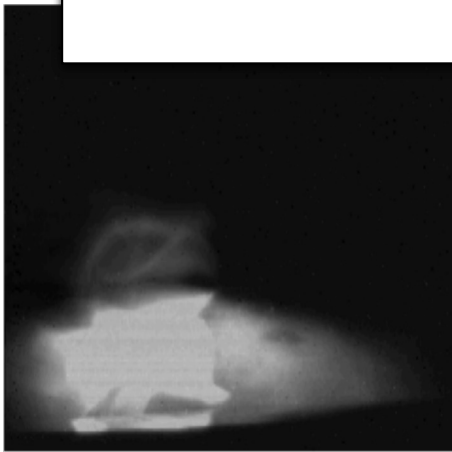
Facilement utilisable

Compacte

# Le sont-elles vraiment ?



Les caméras événementielles !



Flou de mouvement

Faible plage dynamique

Vitesse de traitement limitée



# 2

Qu'est-ce qu'une caméra événementielle ?



# Qu'est-ce qu'une caméra événementielle ?

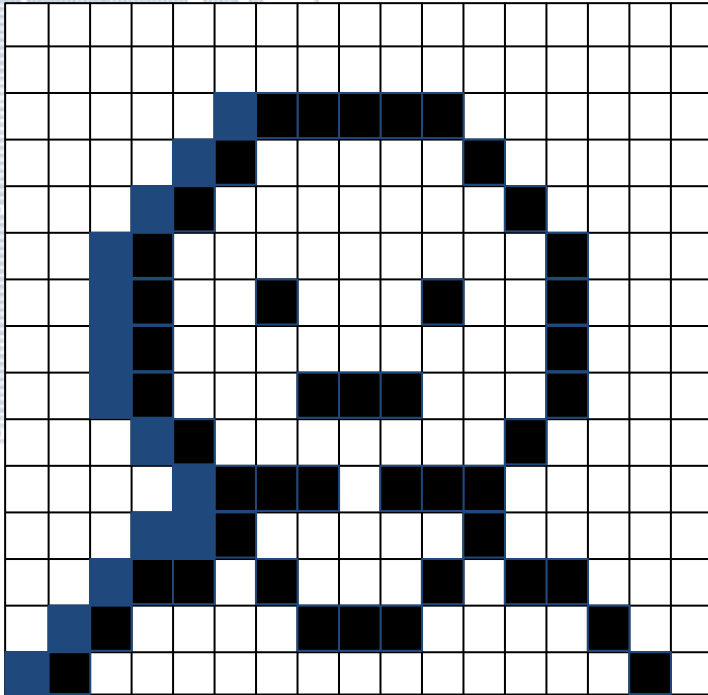
Chaque pixel est  
**indépendant** et  
fonctionne de manière  
**asynchrone**.

Signale **les**  
**changements**  
**d'intensité lumineuse**;  
sinon, reste silencieux.

Caméra événementielle



# A quoi ressemblent les données événementielles ?



Caméra événementielle

Un événement est défini par :

- Sa position :  $x$  et  $y$
- Sa polarité :  $p$
- Son timestamp :  $t$

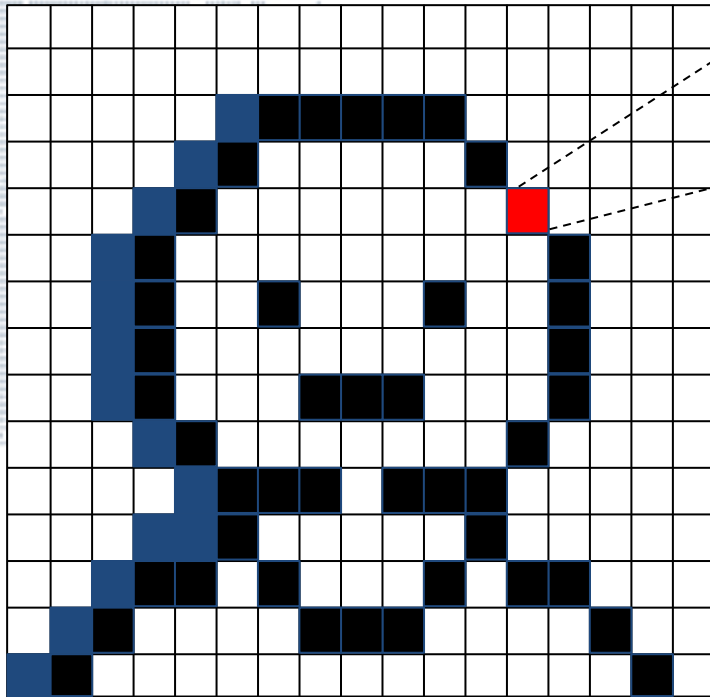
$$e_1 = [x, y, p, t]$$



Flux d'événements :

$$Flow = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_n]$$

# A quoi ressemblent les données événementielles ?



**x** : 13  
**y** : 4  
**p** : 1  
**timestamp** : 1203

Caméra événementielle

# Et mathématiquement ?

Un événement est déclenché au pixel  $(x, y)$  à l'instant si :

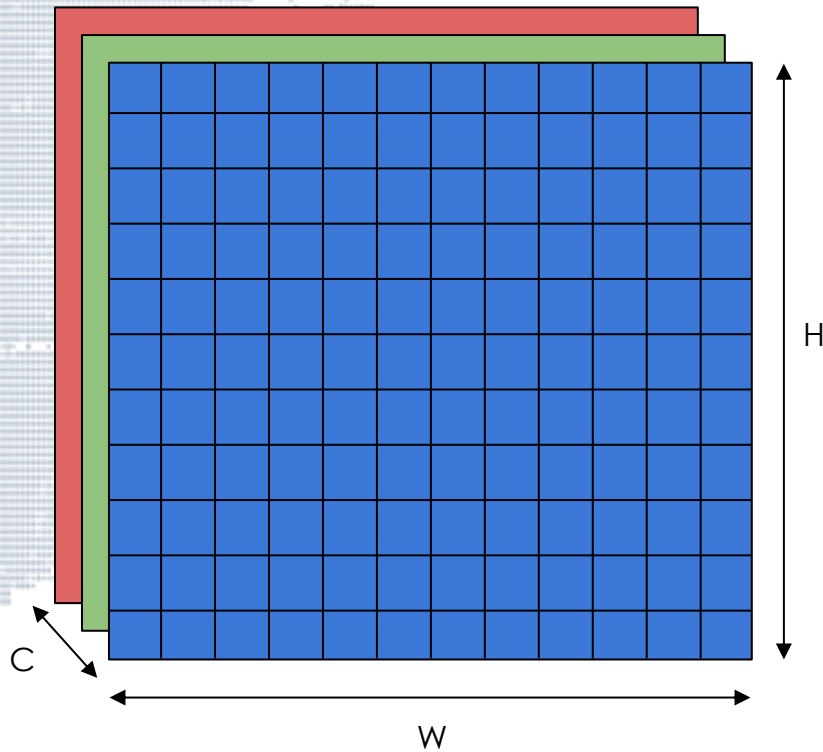
$$event(x, y, t_k, p) = |\log I(x, y, t_k) - \log I(x, y, t_{k-1})| \geq C$$

La polarité est calculée en fonction de :

$$p_k = \begin{cases} +1, & \text{si } \log I(x, y, t_k) - \log I(x, y, t_{k-1}) \geq C \\ -1, & \text{si } \log I(x, y, t_k) - \log I(x, y, t_{k-1}) \leq -C \end{cases}$$

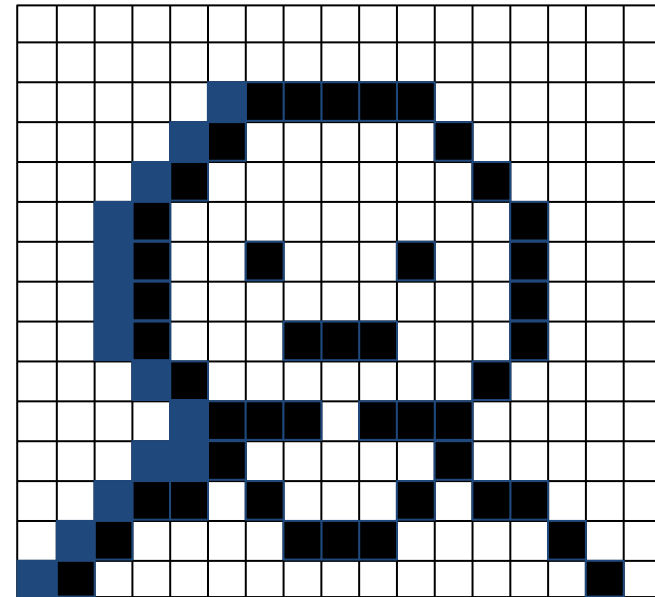
Avec  $C$  une valeur seuil

# A quoi ressemblent les données événementielles ?



Données RGB

C (RGB) Matrices fixes de dimension : (H, W)



Données événementielle

Flux d'événements



# Exemple d'utilisation de la caméra événementielle





# 3

## Présentation de l'équipe de recherche

# Présentation de l'équipe de recherche



Djessy **ROSSI**

Doctorant en 2ème année



Pascal **VASSEUR**

Directeur de thèse



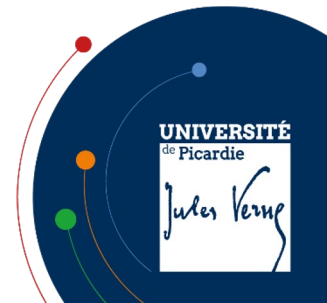
Fabio **MORBIDI**

Co-encadrant



Cédric **DEMONCEAUX**

Co-encadrant

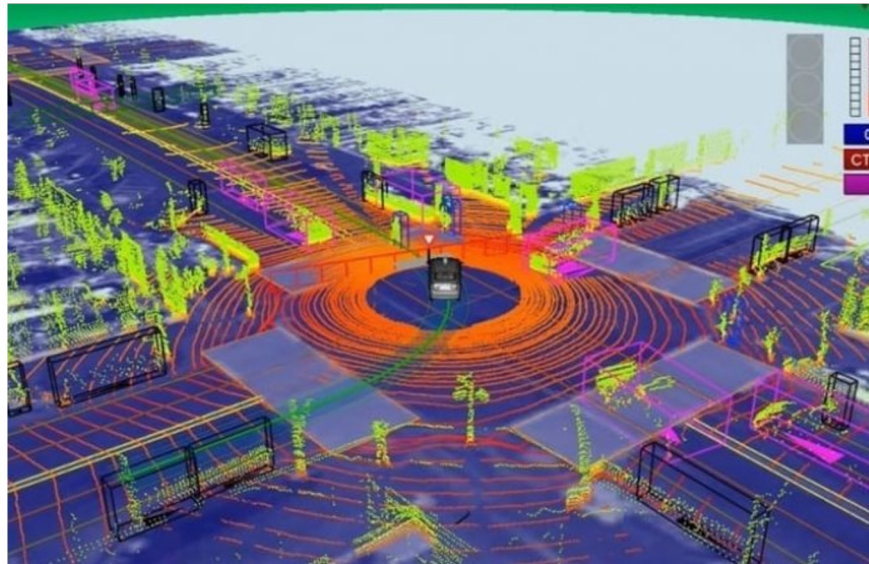




# Présentation de l'équipe de recherche

**Caméra événementielle pour la pERception d'oBjEts Rapides  
autour du véhicule autonome - CERBERE**

**Système de localisation et cartographie simultanées (SLAM) /  
Détection et suivi d'objets mobiles (DATMO) par stéréo  
événementielle**

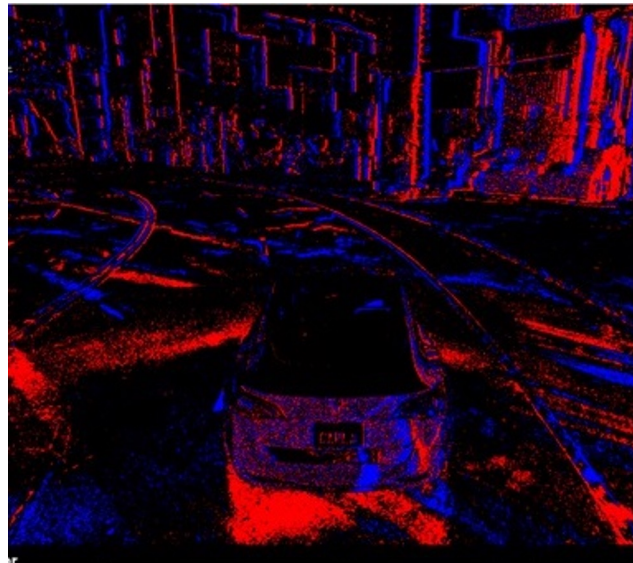




# Présentation de l'équipe de recherche

Caméra événementielle pour la p**ER**ception d'o**Bj**ets **R**apides  
autour du véhicule autonome - **CERBERE**

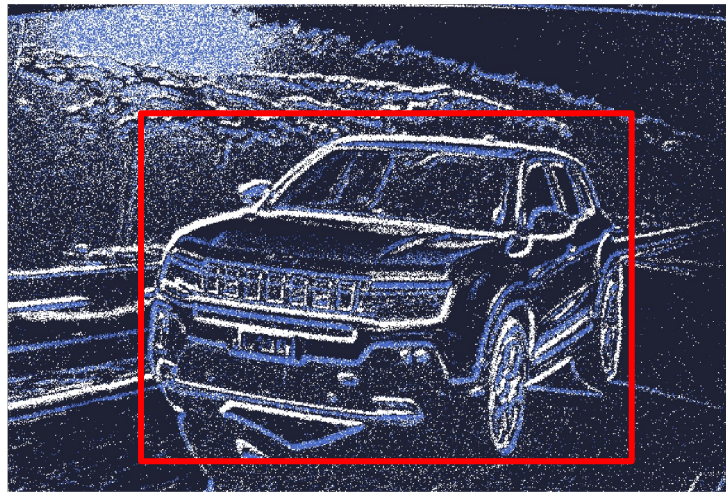
**Multimodalité caméra événementielle / lidar**



# Présentation de l'équipe de recherche

Caméra événementielle pour la p**ER**ception d'o**Bj**ets **R**apides  
autour du véhicule autonome - **CERBERE**

Détection d'objets avec caméra événementielle





# 4

## Problématique de ma thèse

# Problématique de ma thèse



National Research Agency project CERBERE 2022 - 2025  
<https://www.mis.u-picardie.fr/node/563>



# Problématique de ma thèse



National Research Agency project CERBERE 2022 - 2025  
<https://www.mis.u-picardie.fr/node/563>



# 5

Comment détecter des objets avec une caméra événementielle ?

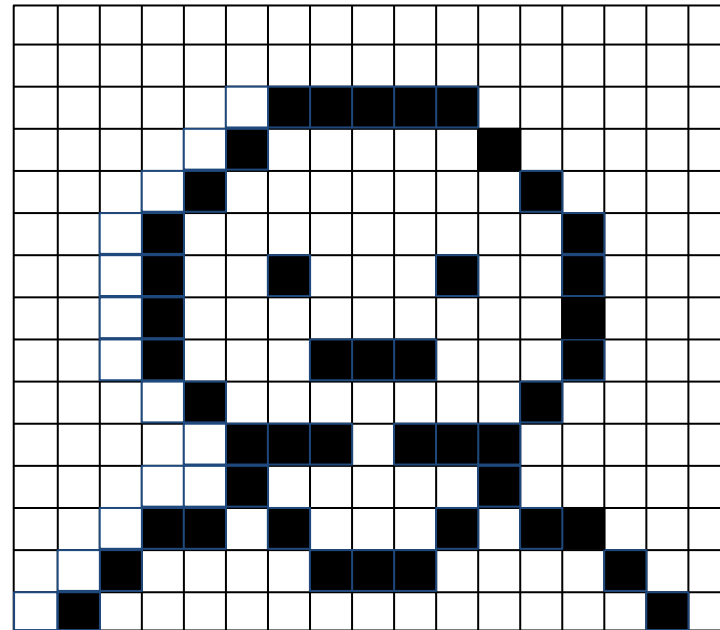
# Représentations des données événementielles

Événements individuels

Un histogramme

Une grille de voxels

Un graphe



$$e = [x, y, t, p]$$

$$Flow = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_n]$$

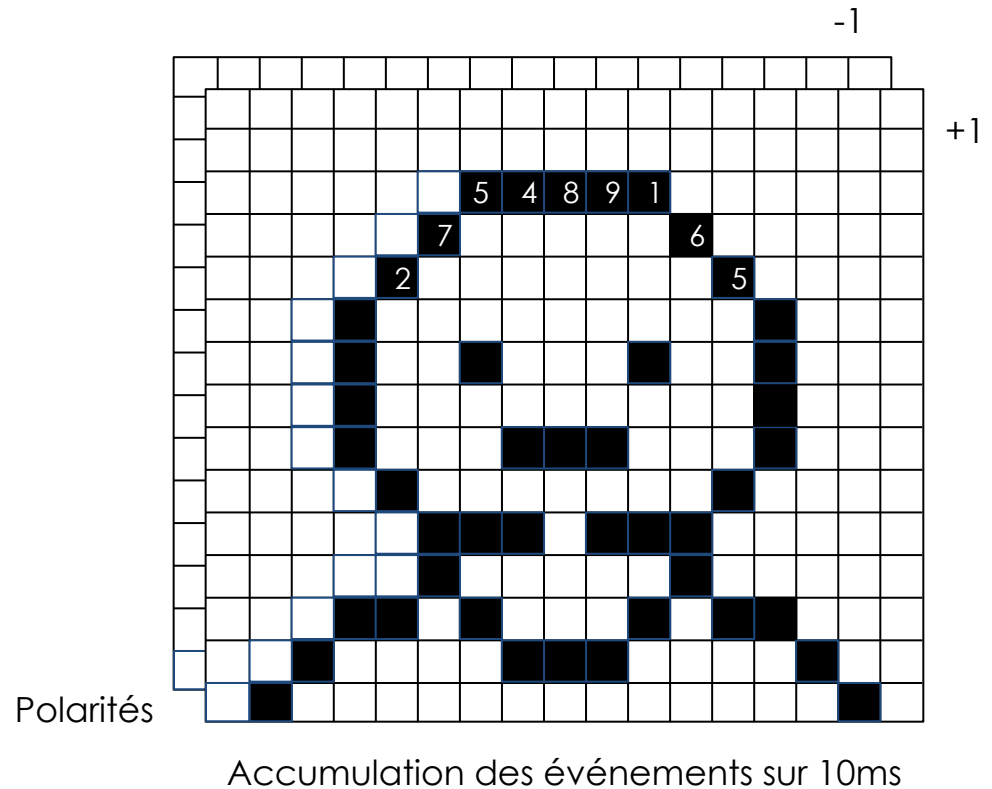
# Représentations des données événementielles

Événements individuels

Un histogramme

Une grille de voxels

Un graphe



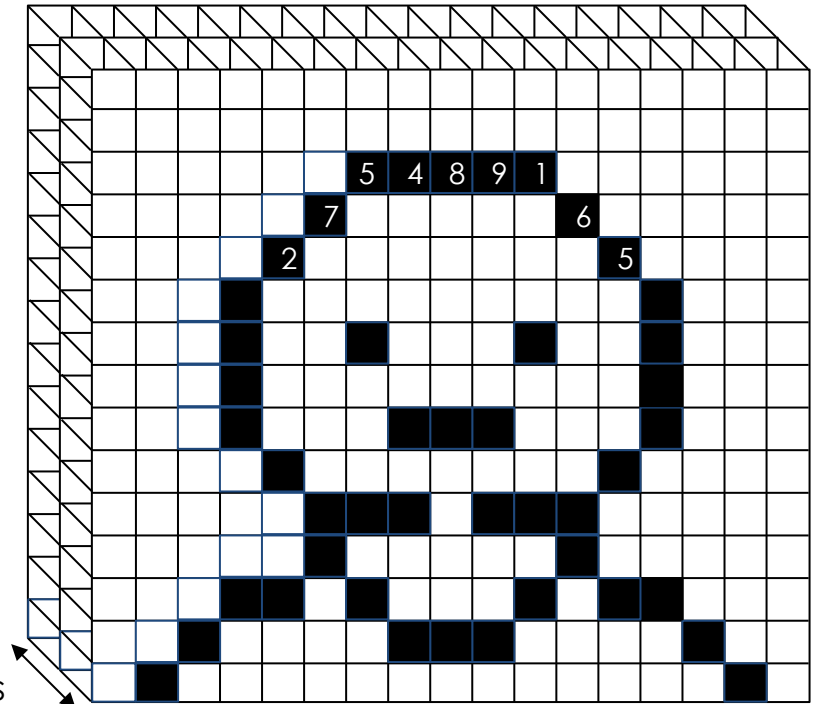
# Représentations des données événementielles

Événements individuels

Un histogramme

Une grille de voxels

Un graphe



Accumulation des événements sur 10ms

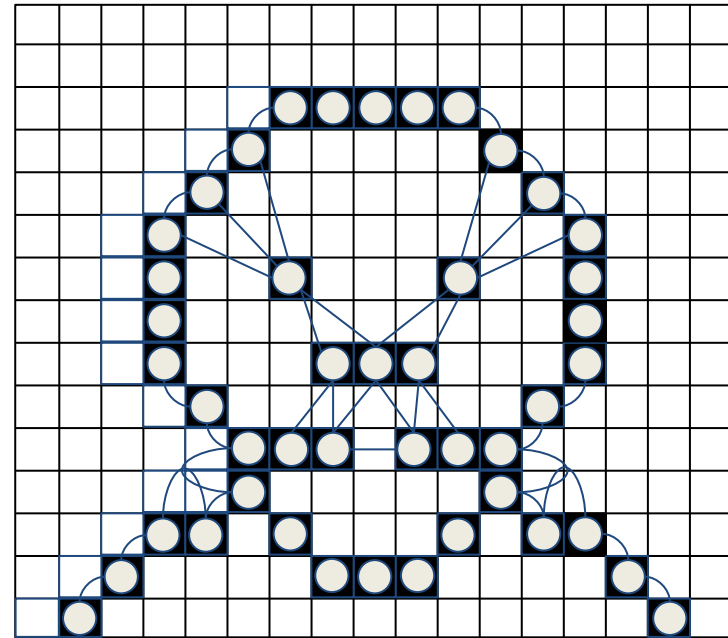
# Représentations des données événementielles

Événements individuels

Un histogramme

Une grille de voxels

Un graphe



Accumulation des événements sur 10ms



(a) Event Stream

(b) Subsampling

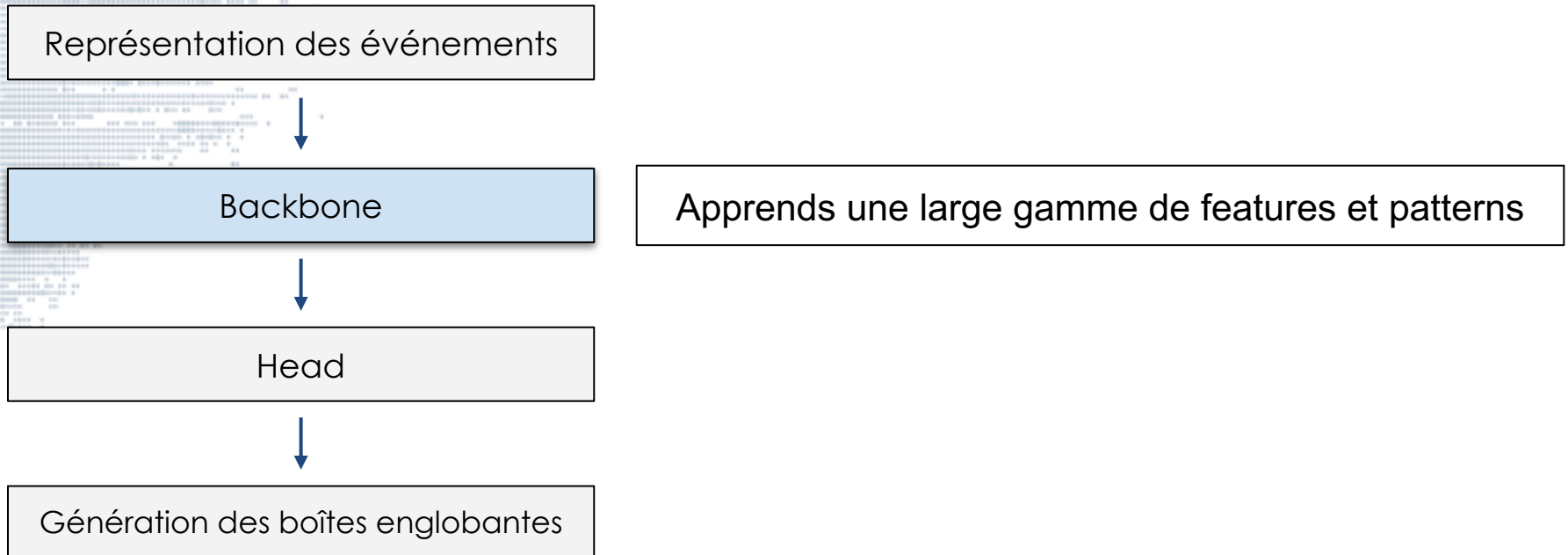
(c) Graph Generation

Asynchronous Event-based Graph Neural Networks



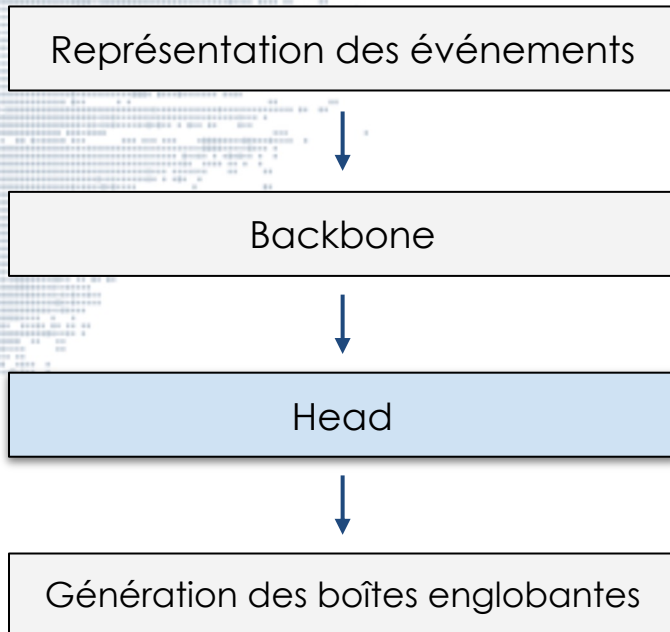
# Méthodes de deep learning

Avec nos représentations, comment réaliser la détection d'objets ?



# Méthodes de deep learning

Avec nos représentations, comment réaliser la détection d'objets ?



Réalise la détection d'objets en elle-même

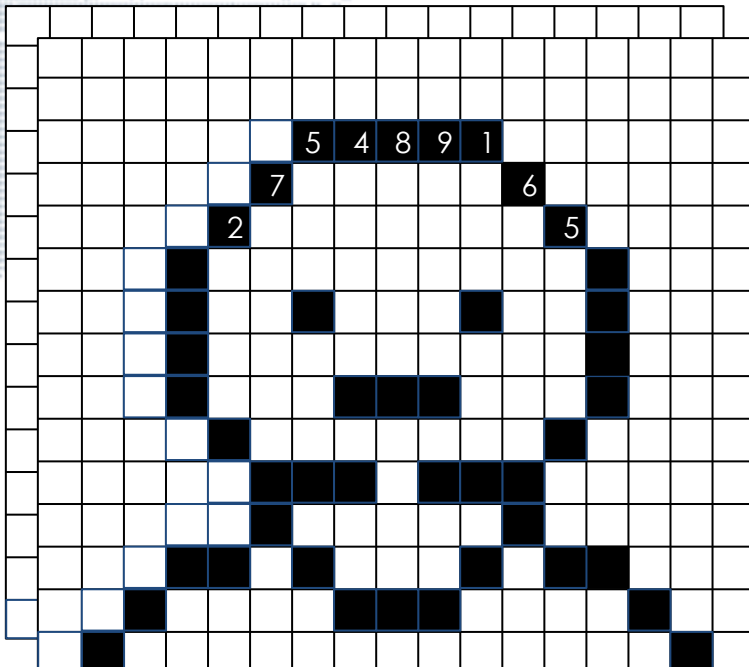
# Méthodes de deep learning

Avec nos représentations, comment réaliser la détection d'objets ?

Représentation des événements



Backbone



Un histogramme

Graph Neural Network

Convolutional Neural Network

Vision Transformer

Spiking Neural Network

# Méthodes de deep learning

Avec nos représentations, comment réaliser la détection d'objets ?

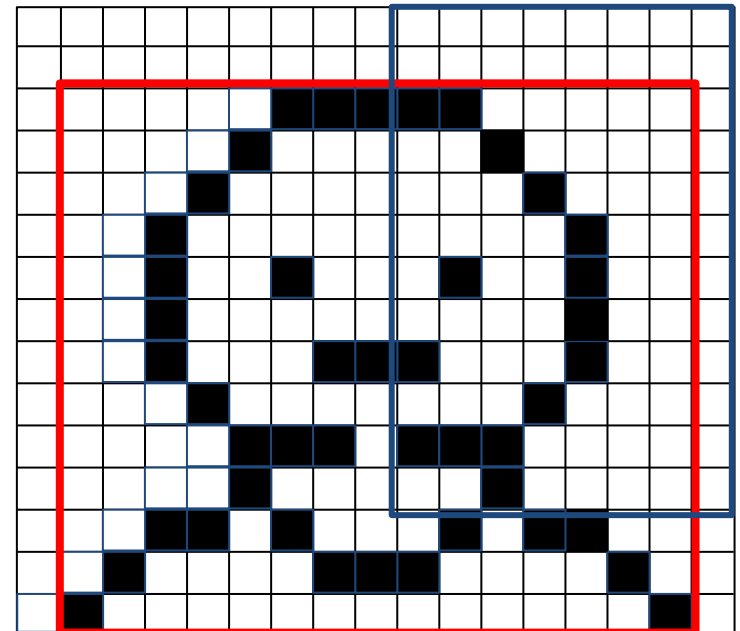
Head



Génération des boîtes englobantes

You Only Look Once (YOLO) [\[9\]](#)

Single Shot Detector (SSD) [\[7\]](#)



— Vérité terrain

— Boîte prédite par YOLO / SSD

# Méthodes de deep learning

Différentes catégories de backbone

Modèle bien connu et performant

Convolutional Neural Network

Exploitation des méthodes sur un graphe

Graph Neural Network

Pas adapté aux données événementielles

Détection d'objets  
Données événementielle

Complexité computationnelle élevée

Mix de plusieurs backbone

Efficacité énergétique - Asynchrone

Spiking Neural Network

Module d'attention

Vision Transformer

Entraînement complexe

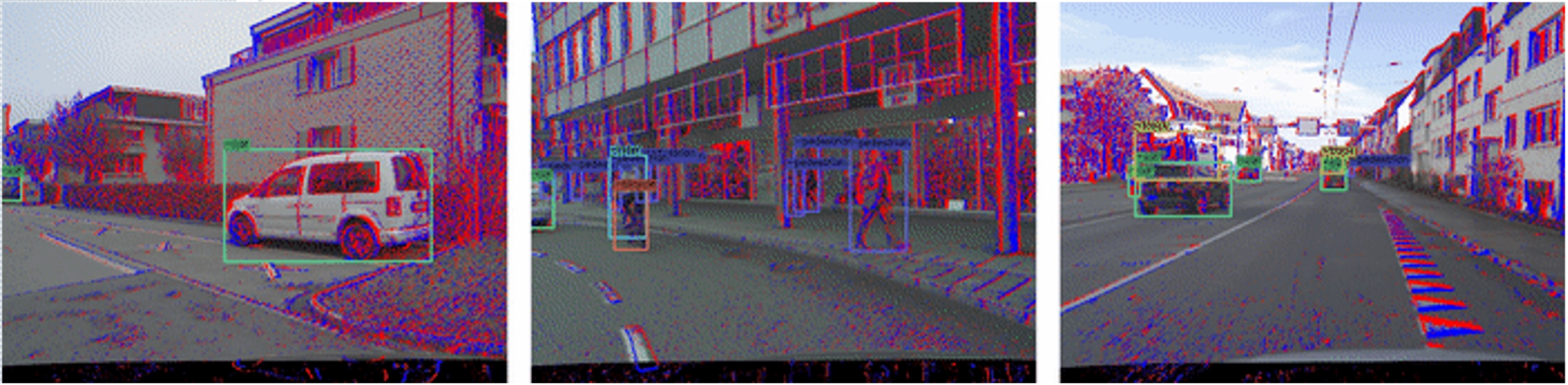
Besoin de beaucoup de données





# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle

# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle



**DSEC-DET** : Base de données RGB - Événementielles

Gehrig, M., Aarents, W., Gehrig, D., & Scaramuzza, D. (2021).  
[Dsec: A stereo event camera dataset for driving scenarios.](#)

# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle

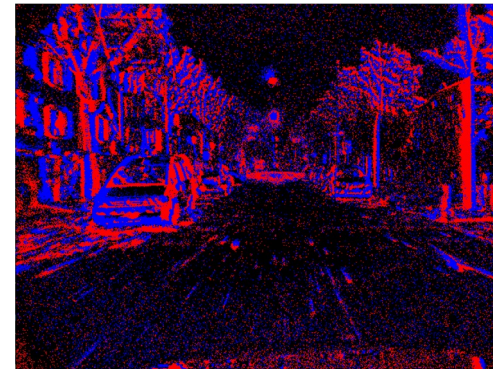


ResNet - RGB

DETR - RGB

mAP : 0.277

**Baseline Images RGB**



ResNet - Event

DETR - Event

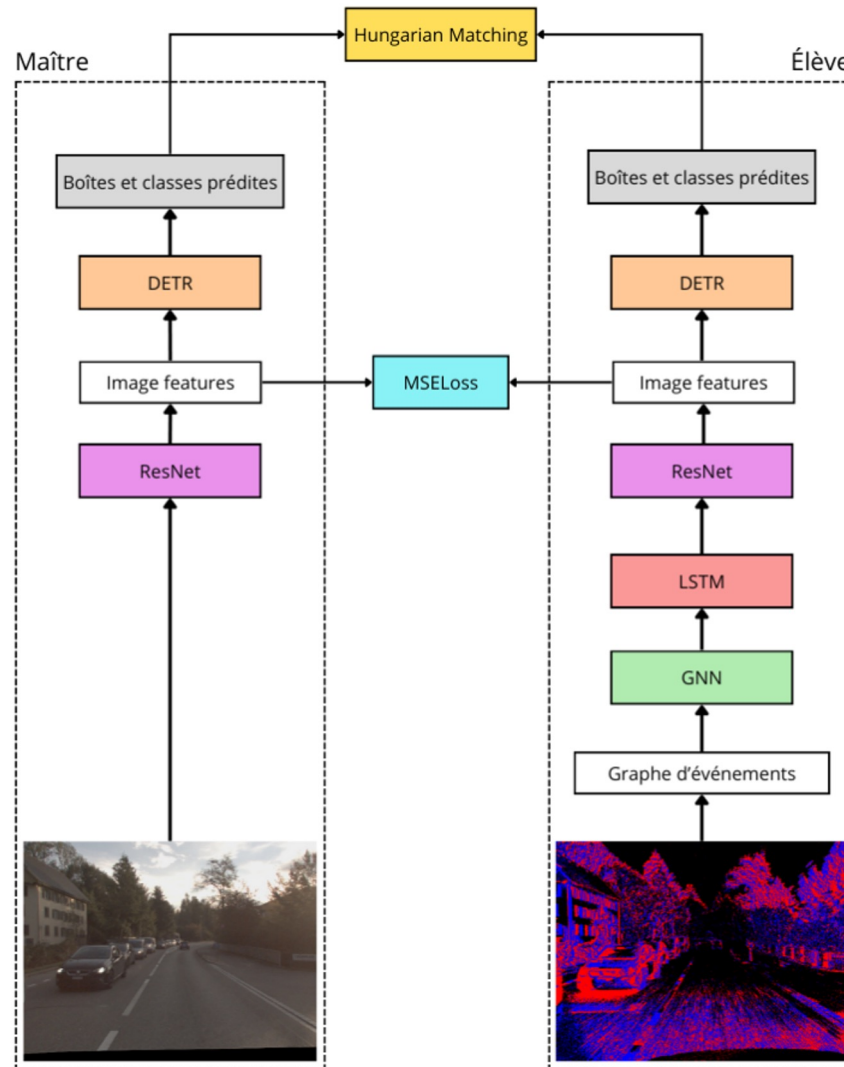
mAP : 0.128

**Baseline Events - Histogramme**

Modèle **DETR** appliqué à DSEC-DET - RGB et Événementielle



# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle





# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle

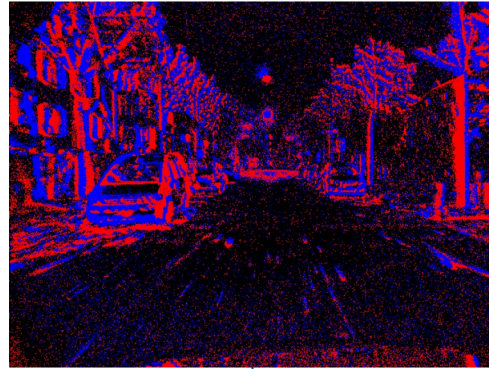


ResNet - RGB

DETR - RGB

mAP : 0.277

Baseline Images RGB

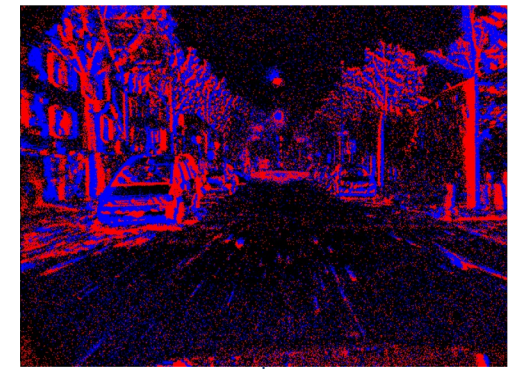


ResNet - Event

DETR - Event

mAP : 0.128

Baseline Events - Histogramme



ResNet Distill - Event-RGB

DETR - RGB

mAP : 0.138 (+1.0)

ResNet distillé - Event RGB

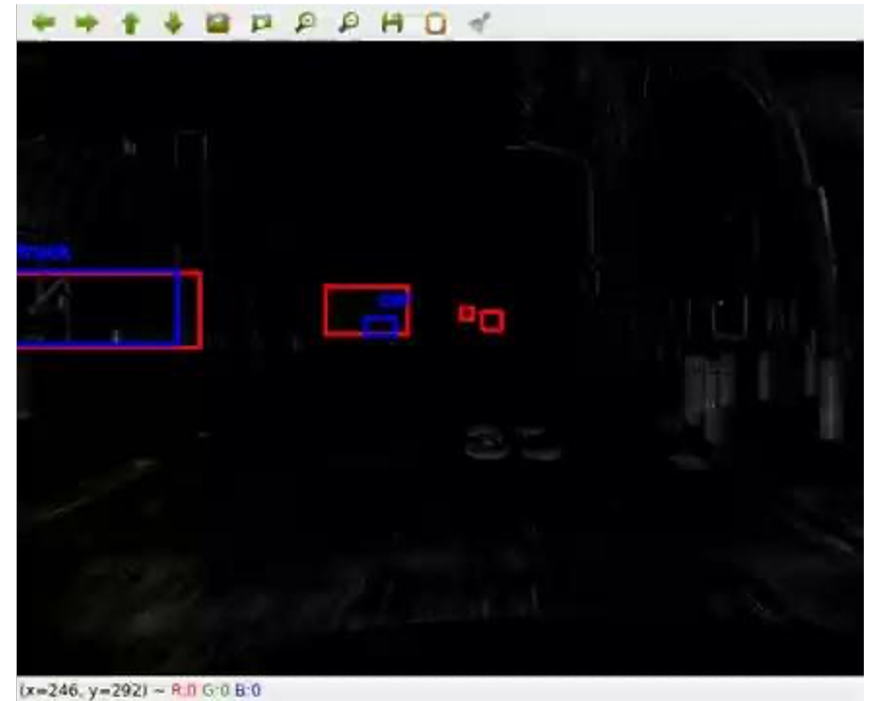
Modèle **DETR** appliqué à DSEC-DET - RGB et Événementielle

# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle

## Quelques résultats qualitatifs



DETR appliqué sur DSEC-DET RGB



DETR Distillé appliqué sur DSEC-DET RGB



# Principe et utilisation des caméras événementielles pour la robotique

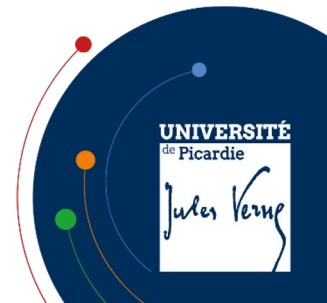
Ecole Technologique 2RM 2024, Rennes - 22 Mai 2024

**Djessy ROSSI**

Laboratoire MIS, Université de Picardie Jules Verne



[djessy.rossi@u-picardie.fr](mailto:djessy.rossi@u-picardie.fr)



# Mes recherches actuelles avec une caméra événementielle

DEtection TRansformer (DETR)

