

# Polytech Sorbonne – MAIN4 – Projets Industriels

## METEORIX

Détection temps réel de météores à bord d'un nanosatellite

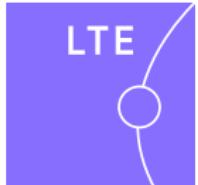
A. Cassagne<sup>1</sup>, G. Perciballi<sup>2</sup>, M. Millet<sup>1</sup>, Y. Idouar<sup>1</sup>, N. Rambaux<sup>3</sup>,  
L. Lacassagne<sup>1</sup>

<sup>1</sup>LIP6, Sorbonne Université, CNRS

<sup>2</sup>UMMISCO, Sorbonne Center for Artificial Intelligence (SCAI) - IRD

<sup>3</sup>IMCCE, Observatoire de Paris, PSL Université, Sorbonne Université, CNRS

15 septembre 2025

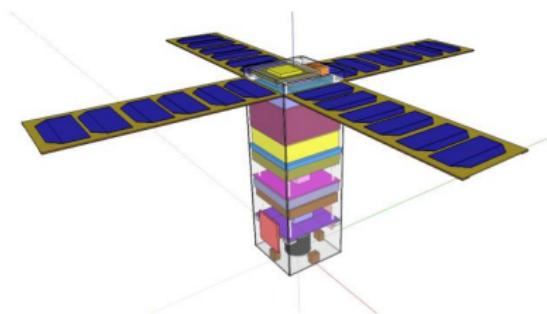


## Le projet :

- ▶ Projet de nanosatellite universitaire de Sorbonne Université [1]
- ▶ Plusieurs objectifs
  - ▶ **Pédagogique** : impliquer des étudiants dans une mission spatiale
  - ▶ **Astronomique** : estimer le flux de météoroïdes et débris spatiaux entrant dans l'atmosphère terrestre
  - ▶ **Technologique** : démontrer la faisabilité d'une chaîne de traitement *temps réel* embarquée dans un nanosatellite
- ▶ Phase A : preuve de concept validée par le CNES
- ▶ Phase B : définition et prototypage de la charge utile (en cours)

## Le nanosatellite :

- ▶ Format CubeSat 3U : 3 cubes de  $10\text{ cm}^3$  empilés
- ▶ Charge utile
  - ▶ Caméra visible
  - ▶ Chaîne de traitement sur l'ordinateur de bord
- ▶ **Forte contrainte énergétique** :  $\approx 10\text{ W}$  disponibles



Modélisation du nanosatellite Meteorix [2] ; exemple de météore [3]

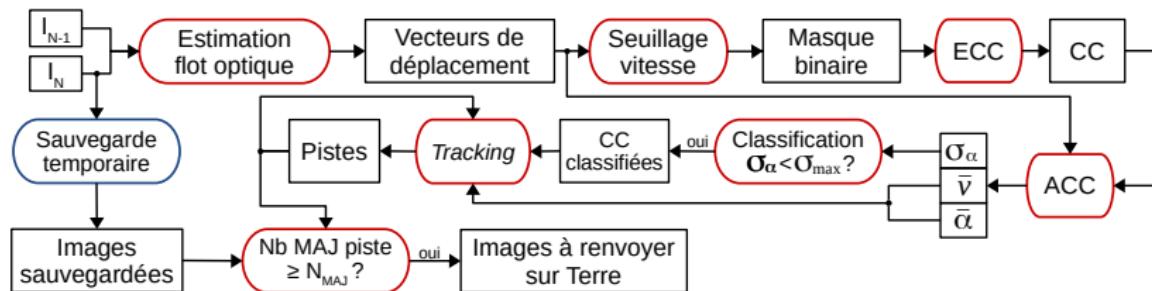
## État de l'art

- ▶ MeteorScan (1995) [4], MetRec (1999) [5], UFOCapture (2004) [6]
  - ▶ Toujours utilisés aujourd'hui (comme composant dans d'autres projets)
  - ▶ Probabilité de détection supérieure à 80%
- ▶ Réseaux de caméras
  - ▶ FRIPON [7] de l'IMCCE avec 250 caméras
  - ▶ Large couverture du ciel
- ▶ Chaîne de traitement utilisant des réseaux de neurones
  - ▶ Probabilité de détection entre 96% [8] et 99.9% [9]
  - ▶ Nécessite du matériel [10, 8] non embarquable dans un nanosatellite
  - ▶ Peu d'images de météores depuis l'espace

⇒ **Pas de chaîne de traitement adaptée à la détection depuis l'espace**

# Chaîne de traitement 2020-2024

Mise au point d'une chaîne de traitement adaptée avec des experts en traitement de l'image et des astrophysiciens.



CC = Composantes Connexes, ECC = Étiquetage en Composantes Connexes, ACC = Analyse en Composantes Connexes,  $\bar{v}$  = vitesse moyenne d'une composante connexe,  $\bar{\alpha}$  = angle moyen de déplacement d'une composante connexe et  $\sigma_\alpha$  = écart-type angulaire,  $\sigma_{\max} = 30$  deg,  $N_{MAJ} = 3$

Thèse de Maxime Millet au LIP6 et à Sorbonne Université [11].

## Estimation du flot optique

- ▶ Estimation du flot optique = estimation du mouvement apparent
- ▶ Algorithme d'Horn & Schunck [12]
  - ▶ Algorithme itératif
  - ▶ Algorithme pyramidal [13]
- ▶ Champ de vecteurs de déplacement
- ▶ Vitesses exprimées en px/image

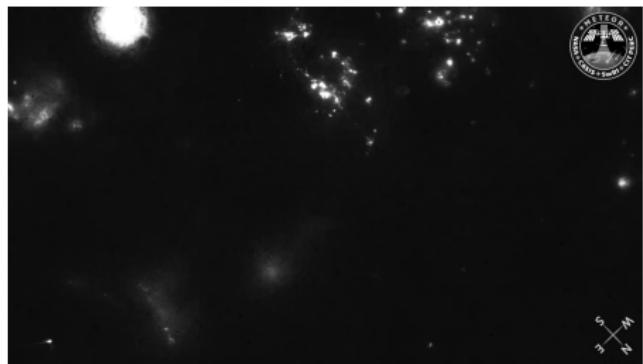
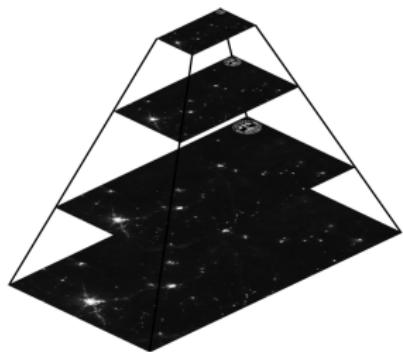
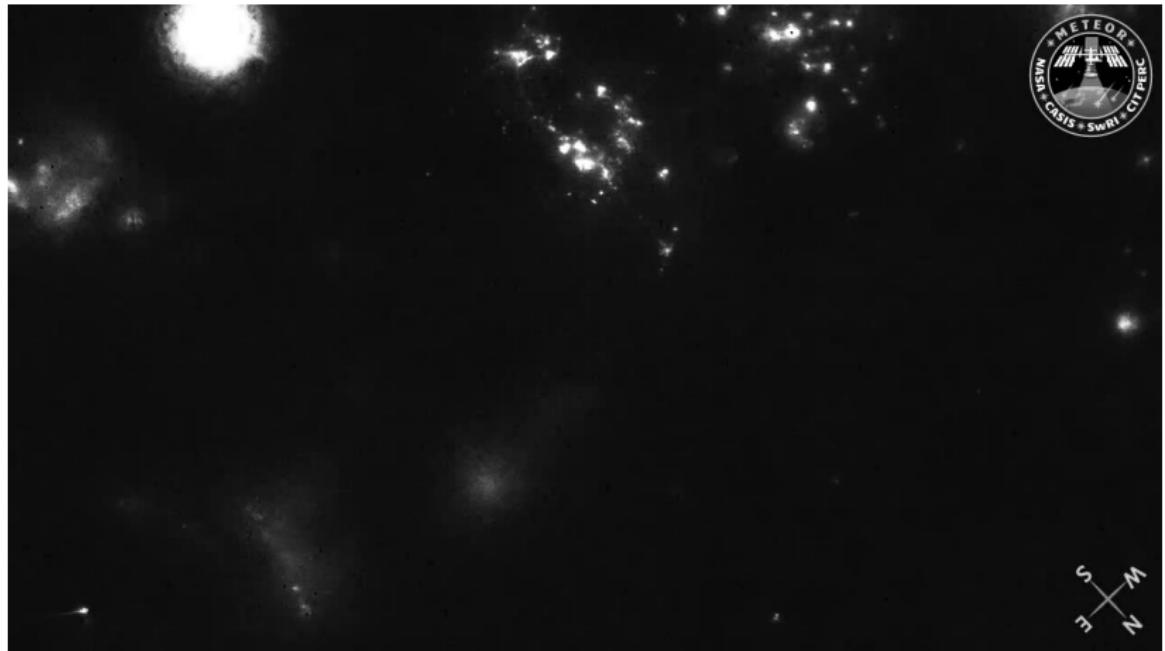


Image 119 de la séquence v86

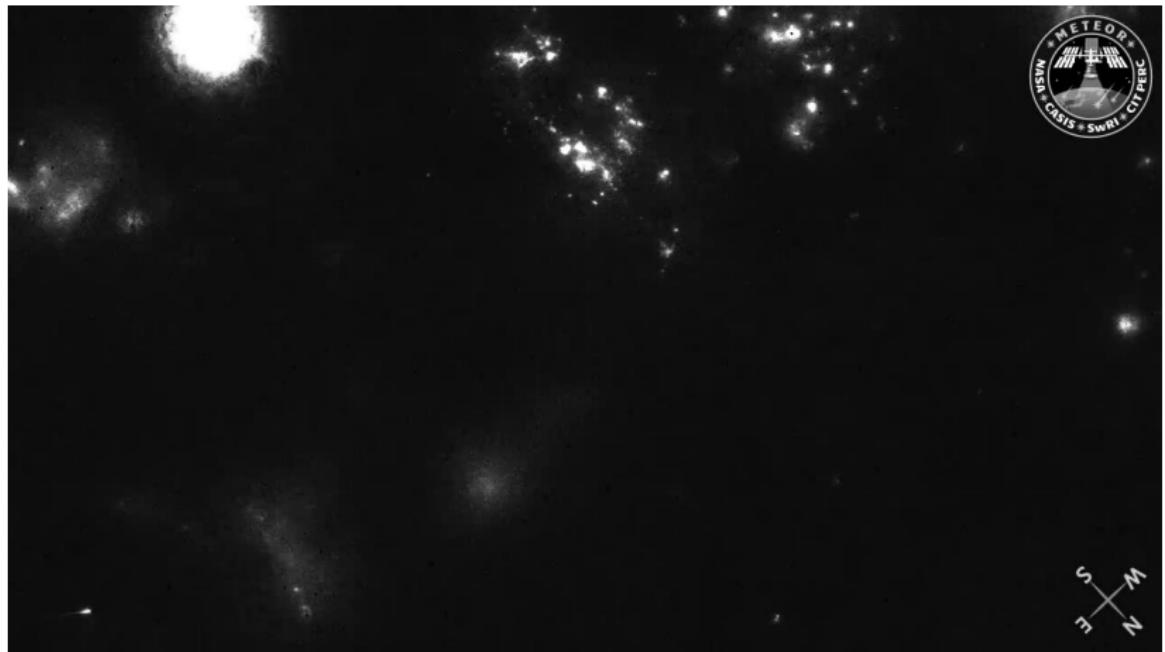


## Estimation du flot optique



Exemple applicatif : image 119 séquence v86

## Estimation du flot optique



Exemple applicatif : image 120 séquence v86

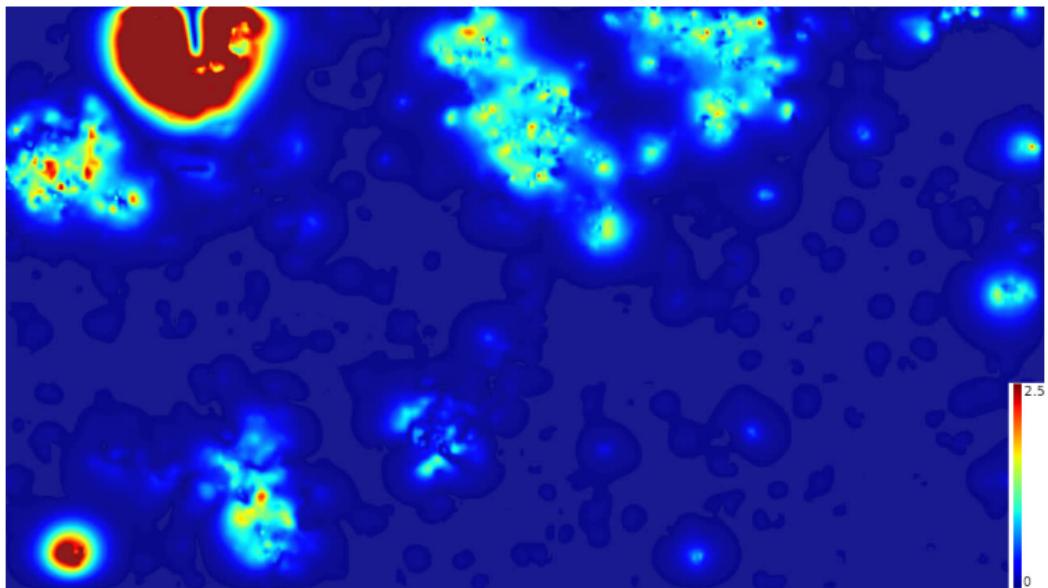
## Estimation du flot optique – angle du vecteur vitesse



Exemple applicatif : flot optique entre l'image 119 et 120

## Estimation du flot optique – norme du vecteur vitesse

- ▶ Météores, débris spatiaux et éclairs sont plus rapides que la Terre
- ▶ Seuil fixé à 2.5 px/images



Exemple applicatif : normes des vecteurs de déplacement

## Seuillage sur la vitesse

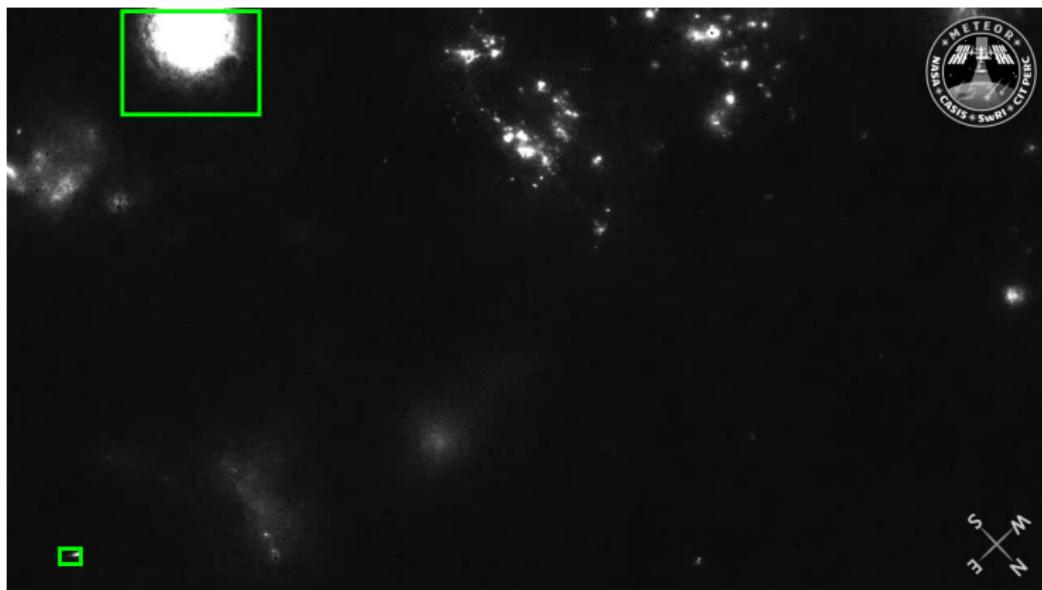
- ▶ Enchaînement ouverture-fermeture
  - ▶ Éliminer pixels solitaires
  - ▶ Grouper amas de pixels proches



Exemple applicatif : masque binaire des pixels rapides

## Étiquetage et analyse en composantes connexes

- ▶ Représentions de pixels → Représentation d'objets
- ▶ Calcul de caractéristiques statistiques de chaque objet
  - ▶ Vitesse moyenne  $\bar{v}$
  - ▶ Angle moyen  $\bar{\alpha}$  et écart-type angulaire  $\sigma_\alpha$



Exemple applicatif : composantes connexes et leur rectangle englobant

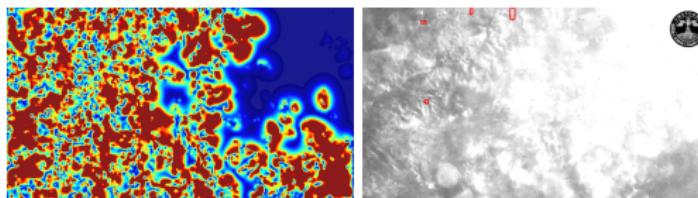
## Banc de validation

⇒ Qualifier la chaîne de traitement

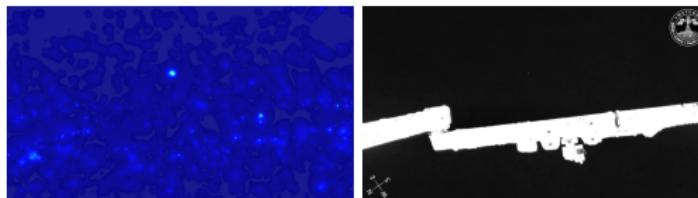
- ▶ Mission ISS Meteor de l'Université de Chiba (Japon) [3]
  - ▶ Caméra haute résolution filmant la Terre depuis l'ISS [14]
  - ▶ 150 séquences vidéos, 50 météores
- ▶ Analyse manuelle pour construire la vérité terrain de chaque météore
- ▶ Qu'est-ce qu'une détection valide ?
  - ▶ Le météore supposé est sur la trajectoire de la vérité terrain
  - ▶ Le météore supposé progresse sur cette trajectoire dans le bon sens
- ▶ Trois scores
  - ▶ Météore détecté ou non
  - ▶ Ratio du nombre de détections valides par rapport à la durée de la vérité terrain
  - ▶ Nombre de faux positifs

# Résultats

- ▶ 48 météores détectés sur 50
  - ▶ Probabilité de détection : 96%
  - ▶ 70% des images contenant un météore identifiées comme telles
  - ▶ Difficilement comparable aux résultats des chaînes de l'État de l'art
- ▶ **Situations problématiques**
  - ▶ Séquences fortement nuageuses et éclairées ⇒ faux-positifs



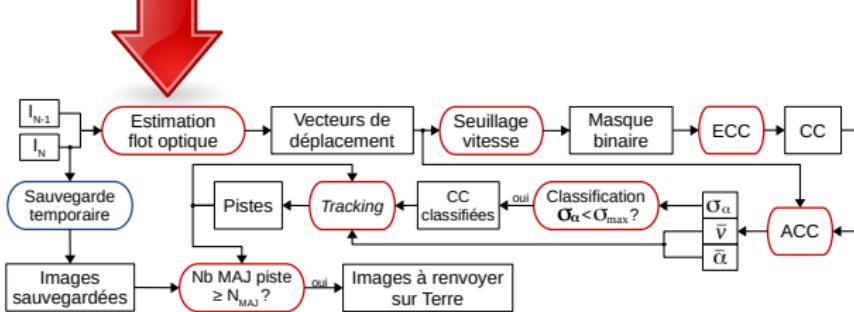
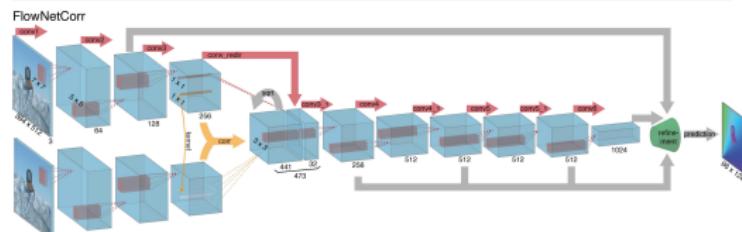
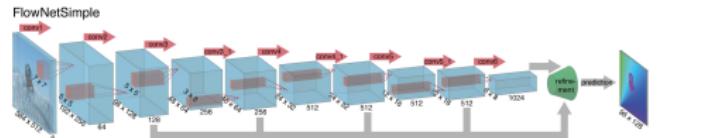
- ▶ Seuil fixe du seuillage sur la vitesse ⇒ faux-négatifs



- ▶ Bonus : la détection sur Terre semble fonctionner

# Projet Indus. 2024/25 : Améliorer la qualité du flot via les CNN

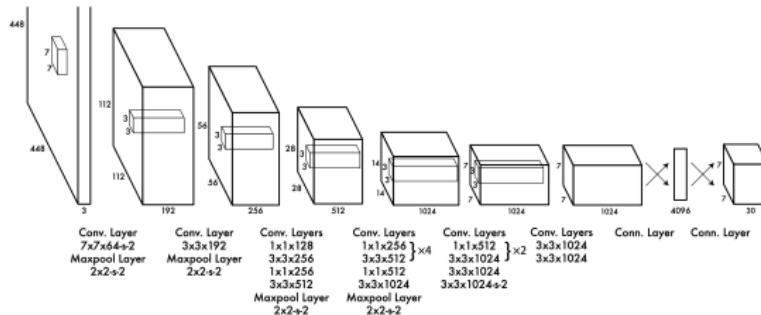
- Algorithme à l'état de l'art : FlowNet [15] et FlowNet 2.0 [16]
  - Cité plus de 2500 fois
  - Basé sur des couches de convolution : CNN



# Projet Indus. 2025/26 : YOLO vs DETR – Vue globale

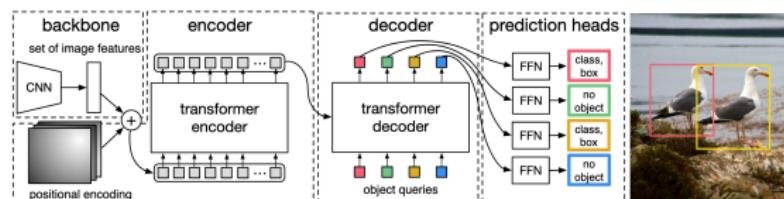
Idée : Remplacer la chaîne complète par un réseau de neurones profond

- ▶ YOLO : You Only Look Once [17]



YOLO v1 basé sur des convolutions (Convolutional Neural Network ou CNN).

- ▶ DETR : DEtection TRansformer [18]



DETR 2020 basé sur un transformeur (comme pour les LLM).

## Projet Indus. 2025/26 : YOLO vs DETR – Travail à réaliser

1. Comprendre les modèles (YOLO et DETR) depuis l'état de l'art
  - ▶ Lecture d'articles scientifiques
  - ▶ Choisir les modèles à implémenter en fonction du besoin
2. Implémenter les modèles avec des frameworks de haut niveau et pré-entraînés
  - ▶ Monter en compétence sur PyTorch
  - ▶ Regarder les implémentations de modèle existantes et *open-source* (Hugging Face)
3. Spécialiser et/ou entraîner les modèles pour la détection des météores
  - ▶ Relativement peu de séquences vidéos sont disponibles
  - ▶ Besoin de faire de l'augmentation de données (= génération de séquences vidéos)
4. Valider et comparer les modèles avec l'approche traditionnelle sans DNN (thèse de Maxime Millet 2024 [11])
  - ▶ Connecter le suivi temporel
  - ▶ Faire tourner la chaîne de traitement sur de vraies séquences vidéos



**Hugging Face**

 **PyTorch**

# Projet Indus. 2025/26 : YOLO vs DETR – Découpage et fonctionnement

## ► Missions

- ▶ Groupe 1 : sur le modèle YOLO à base de convolutions
- ▶ Groupe 2 : sur le modèle DETR à base de transformeur
- ▶ Bonus : Comparer les deux approches

## ► Fonctionnement

- ▶ Au début : une réunion toutes les semaines au LIP6 (24-25/403)
- ▶ Ensuite : une réunion toutes les deux semaines avec le client
- ▶ Compte rendu pour le client toutes les deux semaines

## ► Outils

- ▶ Accès au Mattermost du LIP6 pour communiquer
- ▶ Création d'un dépôt Git sur le GitLab du LIP6
- ▶ Accès aux infrastructures de calcul



Dalek<sup>a</sup> : Nvidia **GeForce RTX 4090** et AMD **Radeon RX 7900 XTX**.

Merci

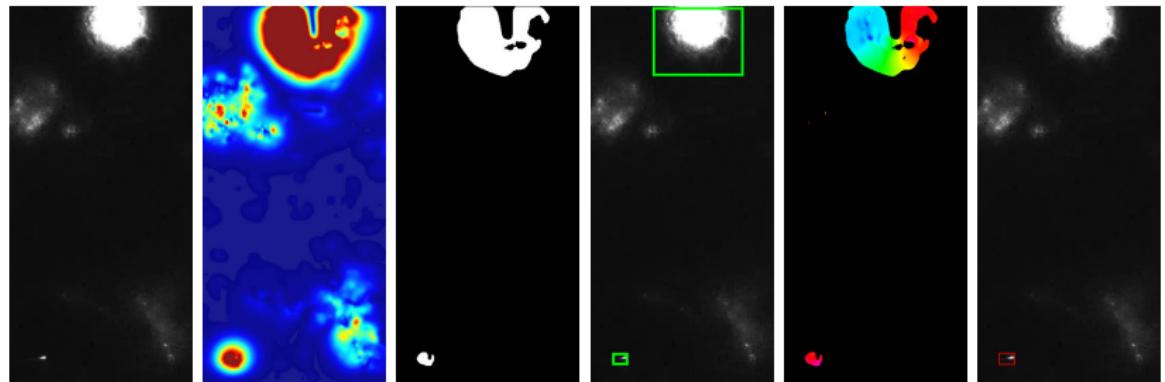
## Références |

- [1] N. Rambaux et al. Meteorix : a cubesat mission dedicated to the detection of meteors. In *42nd Assembly of Committee on Space Research (COSPAR)*, 2018.
- [2] N. Rambaux et al. Meteorix : A cubesat mission dedicated to the detection of meteors and space debris. In *ESA NEO and Debris Detection Conference- Exploiting Synergies -ESA/ESOC, Darmstadt, Germany*, 2019.
- [3] Chiba. Meteor project <http://www.perc.it-chiba.ac.jp/project/meteor>.
- [4] P. Gural. An operational autonomous meteor detector : Development issues and early results. *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 25 :136–140, 1997.
- [5] S. Molau. The meteor detection software MetRec. page 131, 1999.
- [6] SonotaCo. SonotaCo UFOCapture website.
- [7] F. Colas et al. Fripon : a worldwide network to track incoming meteoroids. *Astronomy and Astrophysics (A & A)*, 644 :1–23, 2020.
- [8] Y. Galindo and A. Lorena. Deep transfer learning for meteor detection. pages 528–537, 2018.
- [9] P. Gural. Deep learning algorithms applied to the classification of video meteor detections. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 489, 2019.
- [10] D. Cecil and M. Campbell-Brown. The application of convolutional neural networks to the automation of a meteor detection pipeline. *Planetary and Space Science*, 186 :104920, 2020.
- [11] Maxime Millet. *Optimisation et compromis temps/qualité d'un algorithme de flot optique sur SoC basse consommation pour la détection temps réel de météores à bord d'un nanosatellite*. Theses, Sorbonne Université, December 2024.

## Références II

- [12] B.K.P. Horn and B.G. Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17 :185–203, 1981.
- [13] E. Meinhardt-Llopis, J. Sánchez, and D. Kondermann. Horn-schunck optical flow with a multi-scale strategy. *Image Processing on line*, 20 :151–172, 2013.
- [14] T. Arai, M. Kobayashi, M. Yamada, T. Matsui, and Cometss Project Team. Meteor Observation HDTV Camera Onboard the International Space Station. In *Lunar and Planetary Science Conference*, page 1610, 2014.
- [15] Alexey Dosovitskiy, Philipp Fischer, Eddy Ilg, Philip Häusser, Caner Hazirbas, Vladimir Golkov, Patrick van der Smagt, Daniel Cremers, and Thomas Brox. Flownet : Learning optical flow with convolutional networks. In *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 2758–2766, Dec 2015.
- [16] Eddy Ilg, Nikolaus Mayer, Tonmoy Saikia, Margret Keuper, Alexey Dosovitskiy, and Thomas Brox. Flownet 2.0 : Evolution of optical flow estimation with deep networks. In *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 1647–1655, July 2017.
- [17] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You Only Look Once : Unified, Real-Time Object Detection . In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 779–788, Los Alamitos, CA, USA, June 2016. IEEE Computer Society.
- [18] Nicolas Carion, Francisco Massa, Gabriel Synnaeve, Nicolas Usunier, Alexander Kirillov, and Sergey Zagoruyko. End-to-end object detection with transformers. In *Computer Vision – ECCV 2020 : 16th European Conference, Glasgow, UK, August 23–28, 2020, Proceedings, Part I*, page 213–229, Berlin, Heidelberg, 2020. Springer-Verlag.

## Exemple de résultat



TraITEMENT COMPLET POUR L'IMAGE 119 DE LA SÉQUENCE v86