



RAPPORT DE STAGE

FAST METEOR DETECTION TOOLBOX : UNE NOUVELLE APPLICATION DE
DÉTECTION DE MÉTÉORES ROBUSTE AUX MOUVEMENTS DE CAMÉRA

Auteur : Clara CIOCAN

Encadrants : Adrien CASSAGNE & Lionel LACASSAGNE

Mars-Août 2023

Table des matières

1	Introduction	2
1.1	Organisme d'accueil	2
1.2	Contexte	2
1.3	Tâches à accomplir	2
2	FMDT : Une application de détection de météores pour une caméra en mouvement	3
2.1	Introduction	3
2.2	État de l'art des applications de détection de météores	3
2.3	Chaîne de traitement	5
2.3.1	Aspect spatial	5
2.3.2	Aspect temporel	7
2.3.3	Détection par ellipse	7
2.4	Expérimentations	8
2.4.1	Banc de tests	8
2.4.2	Analyse des résultats initiaux	9
3	Optimisation et amélioration qualitative de la chaîne de traitement	10
3.1	Études statistiques	10
3.1.1	Analyse des résultats et comparaison avec les vérités terrain	10
3.2	Régression linéaire	12
3.3	Méthode cinématique de suivi de région : filtrage prédictif	13
3.4	Compensation du mouvement par flot optique	14
3.4.1	Introduction : le concept de flot optique	14
3.4.2	Lucas-Kanade	14
4	Avancements	17
5	Conclusion et perspectives	17

1 Introduction

1.1 Organisme d'accueil

Le LIP6 est un laboratoire de recherche en informatique qui fait partie de Sorbonne Université et du Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS). Sa mission est de modéliser et de résoudre les problèmes fondamentaux liés aux applications informatiques, tout en collaborant avec des partenaires académiques et industriels pour développer et valider des solutions. Le LIP6 organise ses recherches autour de quatre axes transversaux :

- Intelligence artificielle et sciences des données (AID)
- Architecture, systèmes et réseaux (ASN)
- Sécurité, sûreté et fiabilité (SSR)
- Théorie et outils mathématiques pour l'informatique (TMC)

Ce stage est déroulé au sein de l'équipe Architecture et Logiciels pour Systèmes Embarqués sur Puce (ALSOC), qui fait partie de l'axe ASN, sous l'encadrement d'Adrien Cassagne (Maître de Conférences).

1.2 Contexte

Un météore est un phénomène lumineux qui apparaît lorsqu'un objet solide entre dans l'atmosphère, en produisant une traînée incandescente. Ce phénomène résulte de l'ionisation de certaines particules atmosphériques au passage de l'objet. L'intensité lumineuse et la couleur d'un météore dépendent de la composition chimique du météoroïde et des particules atmosphériques ionisées lors de son passage, ce qui représente un intérêt majeur pour les astronomes, car cela permet d'en déduire la composition et l'origine des corps célestes et ainsi en apprendre plus sur la formation du Système Solaire.

Actuellement, les astronomes consacrent de nombreuses heures à la collecte de vidéos de l'espace dans le but d'observer manuellement les météores. L'automatisation de l'observation météorique pourrait non seulement accélérer la découverte de nouveaux phénomènes célestes, mais aussi permettre une meilleure compréhension de l'univers en détectant des modèles et des événements qui pourraient passer inaperçus lors d'une observation manuelle.

C'est précisément dans cette optique que l'application FMDT *Fast Meteor Detection Toolbox*¹ a été développée au sein du laboratoire, en collaboration avec l'Institut de Mécanique Céleste et de Calcul des Éphémérides (IMCCE) de l'Observatoire de Paris.

Le stage a été proposé pour permettre l'amélioration qualitative de cette nouvelle application.

1.3 Tâches à accomplir

Tout d'abord, une étude statistique a été nécessaire afin de se familiariser avec les différentes techniques de traitement d'images pour la détection de météores. La Section 2 décrit la chaîne de traitement mise en place, ainsi qu'une première piste d'amélioration de la chaîne de traitement. Une analyse qualitative sur les deux chaînes a été effectuée dans le but de comparer et valider les potentielles solutions. Pour cela, un banc de test a été conçu. Une fois les résultats analysés, des études statistiques ont été menées pour trouver des pistes d'amélioration. Cette partie sera détaillée dans la Section 3, ainsi que trois optimisations qualitatives qui ont été proposés et implémentés.

1. <https://github.com/alsoc/fmdt/>

2 FMDT : Une application de détection de météores pour une caméra en mouvement

2.1 Introduction

FMDT représente une avancée significative dans l'automatisation de la détection des météores, exploitant des algorithmes de simple complexité pour identifier et suivre automatiquement les météores dans les vidéos astronomiques.

Contrairement à d'autres applications de détection de météores, FMDT est proposé pour du traitement temps réel embarqué à bord de ballons-sondes [24] ou d'avions [32]. Ce type de détection a été privilégié pour deux raisons majeures : elle s'avère plus économique que le recours à des nanosatellites, et elle offre l'avantage de ne pas être soumise aux contraintes météorologiques, contrairement à la détection effectuée depuis le sol. Cependant, il convient de noter que cette approche présente également des défis, car la caméra est en mouvement, ce qui peut rendre la capture et l'analyse des images plus complexes. La chaîne de traitement FMDT doit donc réaliser un compromis entre complexité algorithmique, temps de traitement, consommation et qualité de la détection pour respecter les contraintes de temps-réel (25 images/seconde) et de basse consommation (< 10 Watt).

2.2 État de l'art des applications de détection de météores

Depuis les années 1990, une myriade de chaînes de traitement d'images a été développée pour la détection automatique de météores. Le traitement est effectué en trois étapes : le pré-traitement des images, la détection de régions d'intérêt et leur classification (météores, villes, orages ou débris spatiaux).

Les chaînes de traitement des logiciels METREC [21] et METEORSCAN [10] permettent une détection en temps réel avec une probabilité de détection supérieure à 80% [22]. Leur pré-traitement inclut une soustraction des pixels stationnaires entre deux images. Ensuite, l'étape d'extraction consiste à appliquer la transformée de Hough [8] pour détecter les potentiels météores. Un pré-traitement similaire est utilisé par la chaîne de traitement FREETURE [2] du projet FRIPON [7]. Ce projet utilise plus de 250 caméras orientées vers le ciel, réparties dans plusieurs pays.

Récemment, des réseaux de neurones profonds [9, 11, 6] ont permis d'atteindre des taux de détection supérieurs à 95%. Ces résultats sont à relativiser, car d'une part, la caméra est fixe – ce qui est un cas plus simple qu'une caméra en mouvement – et que d'autre part, les CPU (Intel i7-6850K) et GPU (Nvidia Quadro 4000) utilisés ont tous deux une puissance de conception thermique (TDP en anglais, consommation électrique sous la charge théorique maximale) de 140 W. Enfin, un seul de ces projets mentionne avoir atteint une cadence proche du temps réel (21 images/s) [6]. Les réseaux de neurones ne représentent donc pas encore une solution viable pour l'embarqué basse consommation.

Les applications déployées au sol sont aussi dépendantes des conditions météorologiques (nuages, éclairs) et de la pollution lumineuse. La première mission depuis l'espace, pour pallier ce problème, est le projet METEOR à bord de l'ISS [1]. D'autres missions type nanosatellite sont aussi en cours de développement.

Ces missions sont capables d'enregistrer pendant plusieurs mois et de couvrir une surface supérieure à celle d'une observation menée sur Terre. L'inconvénient de ces missions reste le temps de préparation et leur coût important.

METEORIX [29] est un premier projet universitaire développé par Sorbonne Université dédié à la détection de météores depuis l'espace à bord d'un CubeSat 3U (nanosatellite cubique de côté 30 cm). La caméra de ce nanosatellite doit pointer vers la Terre, ce qui se traduit par l'existence de deux mouvements apparents sur les vidéos : le mouvement de la caméra du nanosatellite et le mouvement de la Terre. C'est pourquoi l'algorithme de *Horn & Schunk* [12] a été choisi pour trouver le vecteur vitesse dans tout le point d'une image. Meteorix a réussi à atteindre la cadence du temps réel et les contraintes de basse consommation, avec un taux de détection de 96%.

Un autre projet CubeSat, appelé SOURCE [16], a été développé par l'Université de Stuttgart. Leur chaîne de traitement, SpaceMEDAL, utilise également le flot optique. Néanmoins, la cadence du temps réel n'est pas atteinte dans leur cas (0.8 secondes par image) [26]. La particularité de ce projet est la manière de tester et de paramétrer la chaîne de traitement. Un programme de simulation de météores, ArtMESS, a été développé pour compléter leur banc de test dans le but d'avoir des résultats plus robustes.

Ces missions d'observation de météores avec un nanosatellite ont l'avantage d'avoir une meilleure vision du ciel et des météores. De plus, les missions sont capables d'enregistrer pendant plusieurs mois et de couvrir une surface supérieure à celle d'une observation menée sur Terre. L'inconvénient de ces missions reste le temps de préparation, mais aussi leur coût, facteurs non-négligeable dans le domaine de la recherche spatiale.

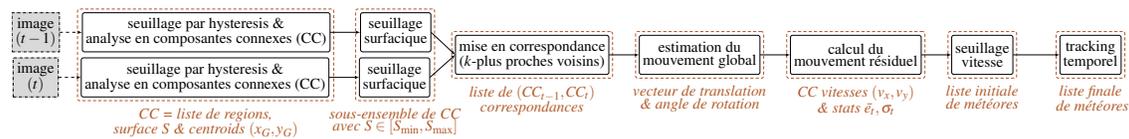
A contrario, FMDT est conçu pour être embarqué dans des systèmes sur une puce nécessitant une consommation inférieure à 10 Watt.

2.3 Chaîne de traitement

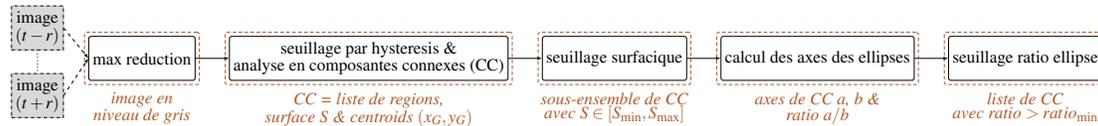
Deux chaînes de traitement ont été implémentées (cf. Figure 1). La première (notée C_1) s'appuie sur l'estimation du mouvement et sur le *tracking temporel* pour extraire un historique des objets mobiles. La seconde (notée C_2) utilise la détection d'ellipse dans le but de renforcer les résultats de la première chaîne.

2.3.1 Aspect spatial

La chaîne de traitement proposée repose sur l'hypothèse que les météores sont moins nombreux que les étoiles (ou les planètes brillantes). Ainsi, extraire les tâches lumineuses et faire une mise en correspondance doit permettre de recalibrer les objets "à l'infini". Ceux mal recalibrés et ayant une trajectoire linéaire sont les météores.



(a) Chaîne de traitement principale basée sur le calcul du mouvement entre deux images I_{t-1} et I_t et le *tracking temporel*.



(b) Chaîne de traitement secondaire basée sur la réduction d'images entre $I_{t-r}, \dots, I_t, \dots, I_{t+r}$ et le calcul d'ellipse.

FIGURE 1 – Étapes de la chaîne de traitement FMDT.

La Fig. 1a décrit la chaîne de traitement principale. La première partie est composée d'un seuillage par hystérésis (τ_{low} , τ_{high}) combinée à une analyse en composantes connexes (ACC). L'algorithme *Light Speed Labeling* (LSL) [13] réalise l'étiquetage en composantes connexes (ECC) et le calcul de descripteurs (rectangles englobants, premiers moments statistiques) d'une image binarisée au seuil bas τ_{low} ; puis une intersection ensembliste est faite avec la même image, binarisée au seuil τ_{high} .

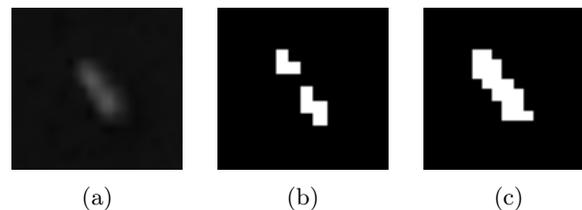


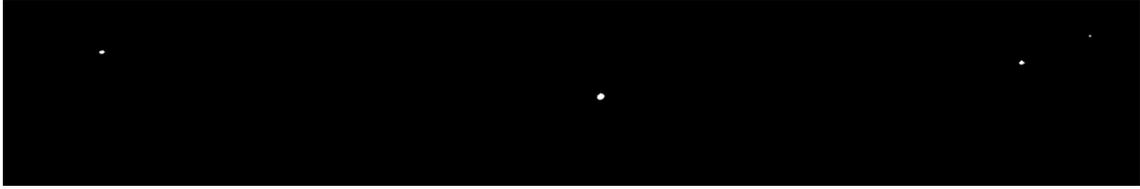
FIGURE 2 – Météore et sur-segmentation : (a) météore en niveau de gris, (b) seuillage simple à 75, (c) seuillage par hystérésis $\tau_{low} = 55$, $\tau_{high} = 70$.



(a) Atmosphère terrestre en niveau de gris.



(b) Seuillage simple à 75 : des pixels de l'atmosphère sont détectés et donnent lieu à 184 régions.



(c) Seuillage par hystérésis $\tau_{\text{low}} = 55$, $\tau_{\text{high}} = 70$: seules 4 étoiles sont détectées.

FIGURE 3 – Comparaison du seuillage simple et du seuillage par hystérésis (extrait des Géminides).

Contrairement à un seuillage simple, le seuillage par hystérésis permet d'éviter la sur-segmentation des météores (Fig. 2). Combiné à un seuillage sur la taille des régions $[S_{\text{min}}, S_{\text{max}}]$, il permet aussi de supprimer complètement les faux positifs dûs à l'atmosphère (Fig. 3).

Une première mise en correspondance par k -plus-proche-voisins [23] permet une première estimation du mouvement global (translation puis rotation) entre deux images successives à l'instant t [3]. Deux conditions doivent être respectées pour associer deux objets :

- l'objet de l'image I_t sera cherché à une distance maximale de knn_d pixels sur l'image I_{t+1} ;
- une association ne peut pas être créée entre deux objets ayant une différence de surface supérieure à knn_s .

En utilisant la liste d'associations, un vecteur de translation (T_x, T_y) , ainsi qu'un angle de rotation θ sont calculés avec les formules suivantes :

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{\sum_{i=1}^N [(y'_i - \bar{y})(x_i - \bar{x}) - (x'_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sum_{i=1}^N [(x'_i - \bar{x})(x_i - \bar{x}) + (y'_i - \bar{y})(y_i - \bar{y})]} \right) \quad (1)$$

$$T = \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x' - x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) \\ y' - x \cdot \sin(\theta) - y \cdot \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (2)$$

où N représente le nombre de composantes connexes, (x, y) et (x', y') sont les coordonnées du centre d'inertie d'une CC à l'instant $t - 1$ et t et

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^N x_i \quad \bar{y} = \sum_{i=1}^N y_i \quad \bar{x}' = \sum_{i=1}^N x'_i \quad \bar{y}' = \sum_{i=1}^N y'_i \quad (3)$$

La prochaine étape dans cette partie de la chaîne de traitement consiste à recalibrer l'image I_t pour retrouver les coordonnées théoriques de ses pixels à l'instant $t - 1$. Grâce aux paramètres calculés précédemment, il est possible d'obtenir une position théorique (x_{th}, y_{th}) , pour ensuite comparer ces valeurs aux coordonnées réelles. Une valeur e_k est calculée, représentant l'erreur de la compensation du mouvement pour chaque composante connexe k :

$$e_k = \sqrt{(x - x_{th})^2 + (y - y_{th})^2}. \quad (4)$$

L'erreur moyenne de recalage \bar{e}_t et son écart type σ_t servent à détecter les objets dont l'erreur de recalage e_k est plus grande que la moyenne. Un seuil à 1 écart-type donne de bons résultats ($|e_k - \bar{e}_t| > \sigma_t$). Un second recalage est alors effectué en ne prenant que les régions correspondant à des étoiles. À titre d'exemple, la moyenne géométrique du premier recalage du cluster de météores [32], est de 0.91 pixel, tandis que celle du second recalage est de 0.18 pixel. Cette première estimation du mouvement permet de classifier les CCs en deux catégories : étoiles fixes ou météores en mouvement. Pour qu'un objet soit considéré comme immobile, il faut que la différence entre ses coordonnées réelles (x, y) et celles calculées précédemment, (x_{th}, y_{th}) , soit négligeable. Ainsi, classifier les objets revient à déterminer si l'inéquation $|e_k - \bar{e}_t| > \sigma_t$ est respectée, où \bar{e}_t représente l'erreur moyenne du mouvement sur une image et σ_t , l'écart-type.

Une fois les objets classifiés, une seconde estimation du mouvement est effectuée. Cette fois-ci, le calcul de l'erreur moyenne et de l'écart type ne prend pas en compte les objets en mouvement. Cela permet d'avoir des résultats plus précis et une classification des objets plus robuste. Une liste préliminaire avec les objets mobiles est ainsi obtenue.

2.3.2 Aspect temporel

Un tracking par morceau (avec une contrainte sur l'angle) permet de déterminer les trajectoires des régions. Il réduit le nombre de faux positifs, car les météores sont des phénomènes de courte durée, généralement inférieure à quelques secondes avec une trajectoire *rectiligne* tandis que les régions correspondant à des étoiles persistent sur la totalité de la séquence. De plus, l'algorithme de tracking permet d'extrapoler les pistes (prédiction linéaire) puis de ré-acquérir une région si le temps d'extrapolation max de la piste (3 images) n'est pas dépassé.

À la fin de cette dernière étape, une liste avec les météores détectés est disponible. Elle inclut des informations sur l'intervalle de temps où il est détecté, la durée de la détection, sa position, son centre d'inertie pour la première et dernière image, ainsi qu'une liste de magnitudes pour toutes les images où le météore est détecté.

2.3.3 Détection par ellipse

Si l'on fait l'hypothèse que le mouvement apparent des météores est supérieur à celui des étoiles (dû au mouvement du porteur), alors, rechercher des CC en forme d'ellipse peut améliorer la détection.

Afin de contenir les problèmes de sur-segmentation une *max-réduction* – temporelle de rayon r en niveau de gris – des images d'indice $[t - r, t + r]$ est réalisée pour créer une image composite en amont du seuillage par hystérésis (Fig. 1b). Cela se fait efficacement, car l'encodage du LSL fait que le calcul des moments statistiques d'ordre 2 est proportionnel au nombre de segments et non au nombre de pixels qui compose la CC. Ainsi, il est possible de calculer le grand et le petit rayon (a, b) de l'ellipse, ainsi que son ratio d'aplatissement $\rho = a/b$, qui est visuellement plus interprétable que l'excentricité $e = \sqrt{(a^2 + b^2)}/a$.

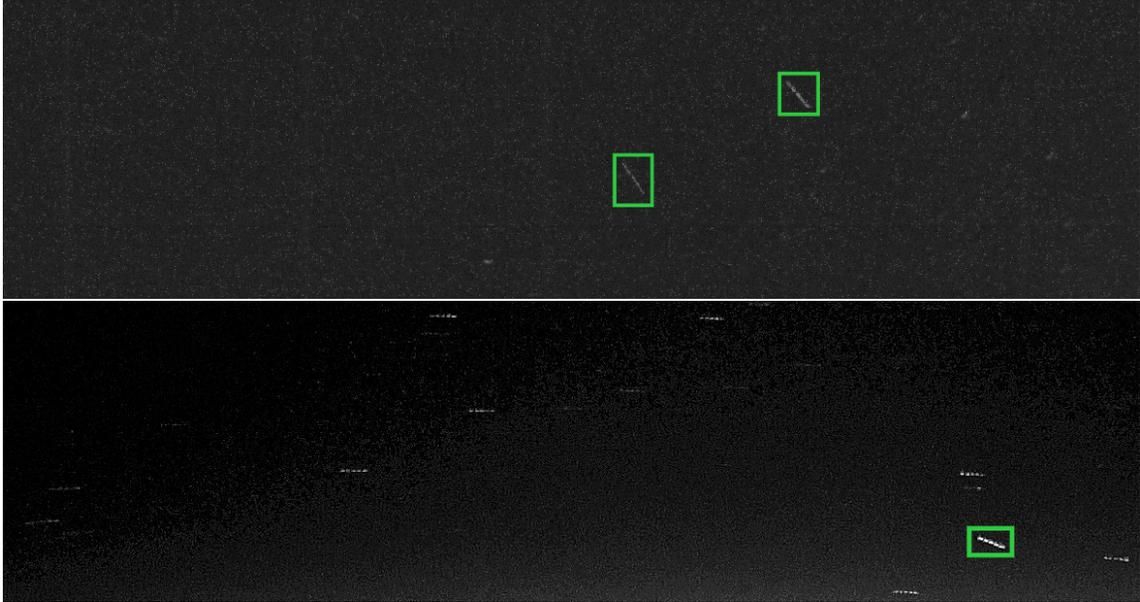


FIGURE 4 – Max-réduction sur 5 images : les météores des τ -Herculides génèrent des ellipses plus longues que l'étalement des étoiles (à gauche) tandis que pour les Géminides (à droite) les étoiles génèrent des traînées comparables à celles des météores. Les météores sont encadrés en vert.

2.4 Expérimentations

2.4.1 Banc de tests

Un banc de test a été conçu pour valider la chaîne de traitement. Il est composé d'une vingtaine de vidéos issues des campagnes d'observation des Géminides 2019 [24] et des τ -Herculides 2022 [32]. Une vérité terrain a été réalisée manuellement, image par image : sur ce total de 101 000 images, seules 2 829 images contiennent un ou plusieurs météores, avec en moyenne 12 images par météore. Ces vérités terrain contiennent la date de début et de fin des météores, ainsi que leurs coordonnées d'apparition et disparition. Ces données peuvent être ensuite comparées à celles obtenues par la chaîne de traitement.

Ces vidéos sont très différentes, car elles ont été acquises dans des conditions très diverses, avec différentes caméras (Basler acA1920-55um, DMK 33UX174 ou SONY A7S).

Les vidéos des τ -Herculides sont acquises depuis un avion et certaines sont stabilisées avec une *gimbal* 3 axes (tangage, lacet, roulis), tandis que les autres sont juste fixées à l'avion. Les vidéos des Géminides sont acquises depuis un ballon-sonde. N'étant pas stabilisées, elles subissent les courants de haute altitude qui font osciller la nacelle : tangage et roulis se traduisent par translation verticale et rotation, mais le lacet – plus problématique – se traduit par une importante translation horizontale.

Certaines vidéos des τ -Herculides acquises depuis un avion sont stabilisées, d'autres non. Aucune vidéo des Géminides n'est stabilisée et certaines sont particulièrement difficiles à traiter à cause du vent qui secoue beaucoup la plateforme du ballon sonde et génère ainsi un lacet important. Les

circonstances distinctes et le mouvement fluctuant présent sur les vidéos capturées ont permis de tester et confirmer l’adaptabilité de la chaîne de traitement, due au nombre important de paramètres modifiables de l’outil.

Pour valider un météore trouvé grâce à la chaîne de traitement, le centre de gravité de sa trajectoire doit correspondre aux coordonnées de la vérité terrain.

Cette étape de validation permet d’avoir des statistiques précises sur le taux de détection global, le taux de détection par image, ainsi que le nombre de faux positifs. Ces données ont été utilisées pour calculer le F-score de chaque séquence et déterminer la performance de la chaîne de traitement.

2.4.2 Analyse des résultats initiaux

Sur les 257 météores présents dans 3078 images, 217 météores (dans 1932 images) ont été détectés, soit 84% de météores, la nouvelle chaîne de traitement complète a réussi à en détecter 166, soit 64% (cf. Table 1).

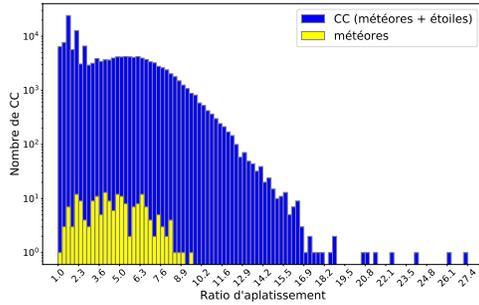
La Table 1 présente les résultats de détection sur le banc de test. Sur les 257 météores présents, FMDT en détecte 217. Le taux de détection, par rapport aux météores, est de 84%. Les météores sont présents sur 3078 images et FMDT les détecte sur 1932 images. Cela représente un taux de détection, par rapport aux images, de 64%.

TABLE 1 – Statistiques sur l’ensemble de vidéos du banc de test (FP = faux positifs, VT = vérité terrain).

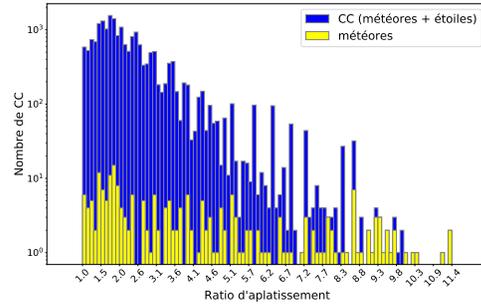
Séquences vidéos	Météores détectés		Images détectées		Taux (FMDT/VT)		FP	F-score
	FMDT	VT	FMDT	VT	Météores	Images		
Géminides	61	70	776	1222	87%	64%	41	0,71
τ -Herculides (Basler)	11	14	126	150	79%	84%	48	0,30
τ -Herculides (Sony)	111	139	807	1457	80%	55%	130	0,58
τ -Herculides (cluster)	34	34	223	249	100%	89%	4	0,94
Total	217	257	1932	3078	84%	63%	223	0,62

Les paramètres des différents algorithmes ont été réglés de manière à maximiser le nombre de détections correctes (objectif scientifique des astronomes) quitte à ce que le nombre de faux positifs (FP) augmente. Il est du même ordre que les vrais positifs, ce qui est acceptable. De plus, la consommation de la chaîne de traitement s’exécute en 36 ms (26 images/s) sur un Raspberry Pi 4 tout en ne consommant que 6 Watts. Les contraintes d’embarquabilité sont donc satisfaites.

Il apparaît *a posteriori* que la détection d’ellipse fait chuter le taux de détection. Il y a deux raisons à cela. Premièrement, car la vitesse apparente générée par la caméra peut être plus importante que celle des météores et donc que l’étalement des ellipses est majoritairement dû au mouvement de la caméra (Fig. 5). Deuxièmement, dans le cas de régions de faible luminosité, mais supérieure au seuil bas de l’hystérésis, celles-ci seront conservées, mais leur binarisation donnera lieu à des traces très fines et donc à un ratio $\rho = a/b$ plus élevé car le petit rayon b sera numériquement inférieur aux régions fortement lumineuses. Cela est vrai à la fois pour les météores et les étoiles (Fig 4).



(a) Exemple de séquence des Géménides.



(b) Exemple de séquence des τ -Herculides.

FIGURE 5 – Histogrammes d’aplatissement des ellipses.

3 Optimisation et amélioration qualitative de la chaîne de traitement

Pour la deuxième partie du stage, la chaîne de traitement, bien qu’ayant donné des résultats satisfaisants, a été soumise à un processus d’amélioration continue. Cette démarche vise à repousser les limites de la performance existante, en l’occurrence augmenter le taux de détection, tout en réduisant le nombre de faux positifs. Pour repérer les pistes d’amélioration possibles, des études statistiques approfondies ont été menées. Grâce à ces méthodes analytiques, et en observant les données dans leur contexte, il a été possible d’identifier les domaines spécifiques nécessitant des améliorations. Ces études ont joué un rôle fondamental dans l’orientation des efforts vers des solutions plus efficaces et ciblées, en vue d’optimiser les performances et la qualité globale du travail accompli.

3.1 Études statistiques

L’analyse des données se concentre sur des éléments tels que des histogrammes de vitesse, des *heatmaps* de ces vitesses, ainsi que des graphes d’erreurs. Pour la suite, tout graphe correspondra aux données retrouvées dans la vidéo C0089.mp4 de la mission Géménides.

3.1.1 Analyse des résultats et comparaison avec les vérités terrain

Tout d’abord, il est important d’identifier les problèmes qui mènent à une détection imparfaite. En regardant les résultats, plusieurs raisons ont été retrouvées :

- vitesse trop petite par rapport au mouvement résiduel (7 météores)
- paramétrage erroné : association non effectuée à cause d’une distance trop grande entre deux CC (4 météores)
- contrainte d’angle au niveau du *tracking* trop petite (29 météores)

Les météores perdus à cause d’un mauvais paramétrage ne sont pas considérés comme “récupérable”, car changer la valeur des paramètres *a posteriori* signifiera effectuer un *overfitting* des données.

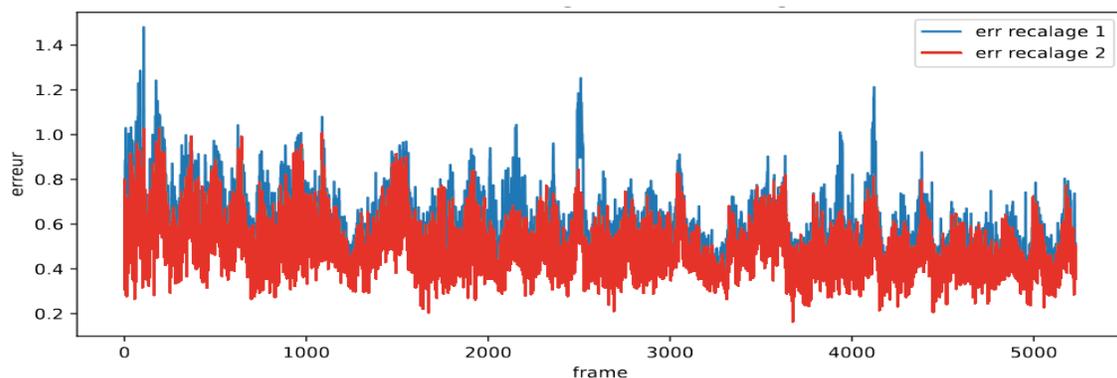


FIGURE 6 – Les erreurs après les deux recalages

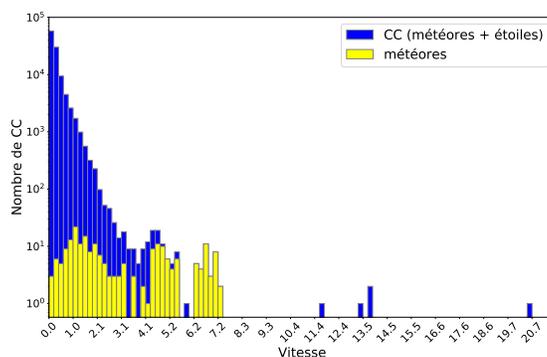


FIGURE 7 – Histogramme des vitesses

Pour comprendre pourquoi le seuil de la vitesse n’est pas adapté, il faut regarder, d’un côté, l’erreur du recalage (pour assurer le bon calcul du mouvement résiduel) et, de l’autre, le graphe des vitesses des CC.

La Figure 6 met en évidence le comportement correcte du recalage. La deuxième erreur (en rouge) est plus proche de la valeur désirée, c’est-à-dire une erreur nulle. De plus, on observe que la valeur maximale du deuxième recalage est de 1 pixel, alors que l’erreur du premier est à 1.5. Cependant, une erreur de 1 pixel représente une source d’imprécisions pour les étapes qui suivent dans la chaîne de traitement. Une solution pour avoir un recalage plus exact sera l’implémentation d’un flot optique, solution détaillée dans la partie 3.4.

Une fois cette étape vérifiée, il faut regarder les valeurs des vitesses résiduelles des CC. Ainsi, la Figure 7. illustre un autre problème : la vitesse des météores est parfois confondue avec la vitesse des étoiles, théoriquement immobiles. Cette vitesse erronée s’explique, d’un côté, par une potentielle erreur significative du recalage, mais de l’autre côté, plus important, par le mouvement de la caméra. La *heatmap* de la Figure. 8 met en évidence le fait que les étoiles avec une grande vitesse se retrouvent surtout vers les coins de l’image. Cela est dû au mouvement important de rotation présent sur les vidéos, ce qui introduit le problème de déformation (ou *warping*) de l’image sur

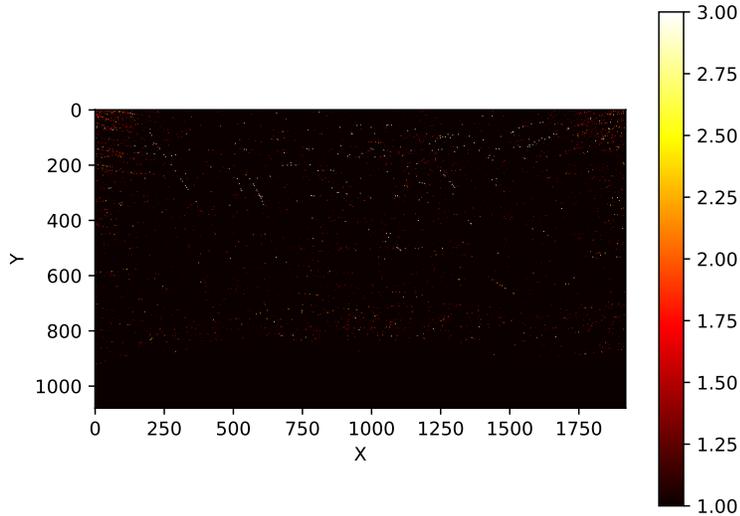


FIGURE 8 – Heatmap de la vitesse en fonction de la position des CC

les côtés. Encore une fois, il semble qu’une solution adéquate à ce problème reste l’implémentation d’un flot optique, car son approximation de l’estimation reste plus précise que le recalage actuel.

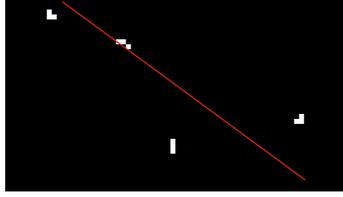
En ce qui concerne les 29 météores non détectés à cause d’un angle de piste trop grand, cela se traduit par une possible amélioration au niveau du *tracking* temporel. Jusqu’au présent, la piste et la position d’un météore ont été considérés seulement dans un voisinage temporel limité, et non pas dans l’intégralité de sa trajectoire. Au titre d’exemple, le calcul des coordonnées pour l’étape d’extrapolation, ainsi que le calcul d’angle pour vérifier la linéarité de la trajectoire ne prenaient en compte que les derniers deux positions du météore. Pour pallier ce problème, deux solutions ont été envisagées : premièrement, une régression linéaire permettrait d’avoir un suivi plus robuste de la trajectoire ; deuxièmement, l’implémentation d’un filtre prédictif améliorerait la détection en apportant plus de précision que la contrainte angulaire déjà existante.

3.2 Régression linéaire

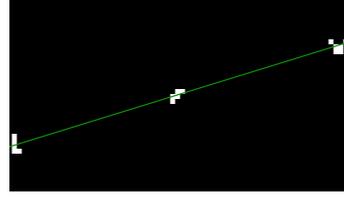
La régression des moindres carrés totaux (RLS) est une méthode statistique utilisée pour ajuster un modèle linéaire aux données. Contrairement à la régression des moindres carrés ordinaires (OLS), qui minimise la somme des carrés des résidus verticaux entre les données et la droite de régression, la RLS minimise la somme des carrés des résidus perpendiculaires à la droite de régression. En d’autres termes, elle prend en compte les erreurs à la fois dans la variable dépendante et dans la variable indépendante.

L’équation de la droite de régression RLS :

$$y = \hat{a}x + \hat{b}$$



(a) Exemple de piste supprimée.



(b) Exemple de piste retenue.

FIGURE 9

La formule pour calculer a (la pente de la droite) en RLS :

$$\hat{a} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

La formule pour calculer b (l'ordonnée à l'origine de la droite) en RLS :

$$\hat{b} = \bar{y} - \hat{a}\bar{x}$$

Ainsi, en prenant en compte tout point de l'historique de déplacement d'un météore, une équation paramétrique peut être retrouvée. À partir de cette équation, le calcul de la distance de chaque point à la droite est effectué. Avoir une distance moyenne trop grande correspondra donc à une trajectoire non-linéaire, et ainsi, cette piste sera considérée comme un faux positif (cf. Figure 9).

An analysant la totalité de données dans le banc de test, la moyenne générale de la distance à la droite pour les météores de la vérité terrain est de 0.197, avec des valeurs dans l'intervalle [0, 0.975]. Ainsi, en ajoutant un filtre adapté à chaque type de séquence vidéo, une amélioration des résultats est observable : 211 faux positifs, par rapport à la valeur initiale, 223. Cela correspond a 12 pistes supprimées grâce à l'implémentation de la régression linéaire.

3.3 Méthode cinématique de suivi de région : filtrage prédictif

En s'inspirant d'un filtre prédictif de Kalman, un modèle de mouvement rectiligne uniforme accélère a été implémenté. Le mouvement 2D des régions est modélisé par deux polynômes paramétriques, de degré 2 :

$$x(t) = a_0 + a_1x + a_2x^2$$

$$y(t) = b_0 + b_1y + b_2y^2$$

Afin de diminuer la sensibilité au bruit, un nombre de points égal au double du degré du polynôme est nécessaire. Pour calculer les coefficients des filtres, la méthode des moindres carrés est utilisé. De plus, pour simplifier le calcul, les points sont espacés régulièrement dans le temps entre $t = -n$ et $t = -1$, avec la valeur à calculer positionnée temporellement à $t = 0$. Ainsi, la prédiction sera calculée en utilisant les formules :

$$x(0) = a_0$$

$$y(0) = b_0$$

Pour calculer les coefficients, il faut résoudre le système linéaire suivant :

$$M \cdot A = S, \text{ avec}$$

$$A = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}, M = \begin{bmatrix} St_0 & St_1 & St_2 \\ St_1 & St_2 & St_3 \\ St_2 & St_3 & St_4 \end{bmatrix}, S = \begin{bmatrix} Sxt_0 \\ Sxt_1 \\ Sxt_2 \end{bmatrix}.$$

Les termes St_k et Sxt_k correspondent aux notations de *Numerical Recipes* [27] :

$$St_k = \sum_{t=-n}^{-1} t^k, \quad Sxt_k = \sum_{t=-n}^{-1} x_t * t^k$$

Une fois ces valeurs calculées, des coordonnées x_{pred}, y_{pred} seront obtenues pour chaque image de la vidéo. Ainsi, cela permet non seulement d’avoir une meilleure extrapolation, car l’accélération (pendant son apparition) et la décélération des météores (à l’entrée de l’atmosphère) sont prises en compte, mais aussi d’avoir un meilleur filtre prédictif que la précédente contrainte sur l’angle de la trajectoire. Comme attendu, cette méthode, en combinaison avec le filtre de la régression linéaire, permet d’avoir une amélioration du taux de détection, tout en éliminant des faux positifs : 221 météores détectés et seulement 201 faux positifs, soit 85% de détection.

3.4 Compensation du mouvement par flot optique

3.4.1 Introduction : le concept de flot optique

Le flot optique est un concept fondamental en vision par ordinateur et en traitement d’images. Il sert à estimer le mouvement des objets dans une séquence d’images ou de vidéos. Le flot optique quantifie la direction et la vitesse du déplacement des points d’une image à une autre, généralement représenté sous forme de vecteurs de déplacement. Les premiers algorithmes pour l’estimation du flot optique ont été introduits en 1981 par Berthold Horn et Brian Schunck [12] ainsi que par Bruce Lucas et Takeo Kanade [17].

La première méthode se base sur la régularisation d’une fonction décrivant l’évolution de la luminosité des images au court du temps. La deuxième utilise la méthode des moindres carrés pour estimer le flot optique dans des petites régions des images.

Le calcul du flot optique est largement utilisé dans de nombreuses applications, telles que le suivi d’objets en mouvement, la stabilisation d’image, la navigation de véhicules autonomes, la réalité augmentée, et bien d’autres domaines de la vision par ordinateur. Il est essentiel pour comprendre et analyser le mouvement dans les séquences d’images, ce qui permet à de nombreuses technologies modernes de fonctionner de manière fiable.

3.4.2 Lucas-Kanade

La méthode Lucas-Kanade est la méthode choisie dans le cadre de l’application FMDT, grâce à complexité calculatoire moindre que celle des méthodes plus précises, comme Horn & Schunck. De plus, la précision de l’estimation du mouvement dans le cas de Lucas-Kanade est suffisante dans le contexte des vidéos existantes.

La principale idée derrière la méthode Lucas-Kanade est qu’elle suppose que le mouvement d’un objet est essentiellement constant dans un voisinage local du pixel que l’on considère. En d’autres

termes, elle suppose que les objets ne se déplacent pas beaucoup d'une image à l'autre dans une petite région de l'image. Sur cette base, la méthode résout l'équation du flot optique pour tous les pixels dans le voisinage en utilisant la méthode des moindres carrés.

En combinant les informations provenant des pixels environnants proches, la méthode de Lucas-Kanade peut souvent résoudre le problème de l'ambiguïté inhérente à l'équation du flot optique, notamment le problème de l'ouverture. Le problème de l'ouverture se pose lorsque le mouvement d'un objet dans l'image est ambigu et peut avoir plusieurs interprétations possibles. En utilisant des informations locales, cette méthode peut aider à résoudre cette ambiguïté.

Cependant, il est important de noter que la méthode de Lucas-Kanade est une méthode purement locale, ce qui signifie qu'elle ne peut pas fournir d'informations sur le mouvement à l'intérieur d'une région uniforme de l'image. Elle est particulièrement utile pour estimer le mouvement dans des régions où le mouvement est relativement constant, mais elle peut ne pas être aussi efficace dans des régions avec des variations importantes du mouvement ou dans des régions uniformes.

On suppose une petite fenêtre (habituellement carrée) autour de chaque pixel de l'image. L'algorithme calcule le gradient spatial de l'intensité lumineuse dans cette fenêtre pour chaque pixel. Ensuite, il résout un système d'équations linéaires pour estimer le déplacement des pixels en minimisant la somme des erreurs de luminosité. Le résultat est une estimation du déplacement (vecteur de déplacement) pour chaque pixel de l'image :

- Étape 1 : Hypothèse du flot constant. L'hypothèse de base du flot optique Lucas-Kanade est que le mouvement des points dans une petite région de l'image est approximativement constant. Cette hypothèse peut être formulée comme suit :

$$I_x \cdot u + I_y \cdot v = -I_t$$

où :

- I_x est le gradient de l'image par rapport à x ,
- I_y est le gradient de l'image par rapport à y ,
- u est la composante horizontale du mouvement (flot optique) à estimer,
- v est la composante verticale du mouvement (flot optique) à estimer,
- I_t est la dérivée temporelle de l'intensité lumineuse entre les deux images.
- Étape 2 : Sélection d'une fenêtre locale. On choisit une petite fenêtre carrée autour du point d'intérêt pour calculer le flot optique. Cette fenêtre peut être définie comme une matrice W de taille $n \times n$.
- Étape 3 : Approximation par les moindres carrés. L'objectif est de trouver les valeurs de u et v qui minimisent l'erreur quadratique moyenne entre le membre gauche et le membre droit de l'équation d'hypothèse du flot constant sur la fenêtre locale. Cela peut être formulé comme un problème de minimisation des moindres carrés :

$$\begin{bmatrix} I_x(p_1) & I_y(p_1) \\ I_x(p_2) & I_y(p_2) \\ \vdots & \vdots \\ I_x(p_n) & I_y(p_n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_t(p_1) \\ I_t(p_2) \\ \vdots \\ I_t(p_n) \end{bmatrix}$$

où p_i sont les pixels de la fenêtre locale.

- Étape 4 : Résolution du système linéaire. En résolvant le système linéaire précédent, on obtient les valeurs estimées de u et v , c'est-à-dire le flot optique pour la fenêtre locale.

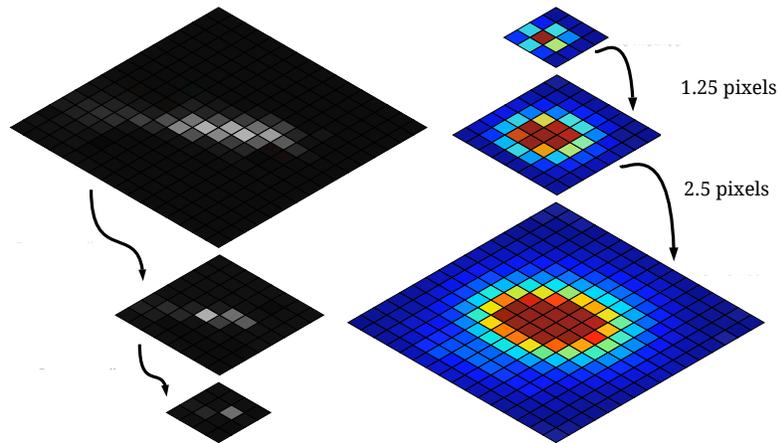


FIGURE 10 – Schéma du flot optique pyramidal [19]

— Étape 5 : Répétition pour tous les points d'intérêt. Les étapes 2 à 4 sont répétées pour chaque point d'intérêt dans l'image pour estimer le flot optique sur l'ensemble de l'image.

La méthode de Lucas-Kanade a été évaluée dans le cadre du projet FMDT pour estimer le mouvement dans des séquences d'images. Cependant, les résultats obtenus lors de ces tests n'ont pas été satisfaisants dans certaines situations. L'un des défis majeurs rencontrés était le déplacement des objets ou des points d'intérêt, qui dépassait la taille d'un pixel. Lucas-Kanade est basé sur l'hypothèse de mouvement local et linéaire, ce qui signifie qu'il peut ne pas fonctionner de manière optimale lorsque le mouvement est significativement plus grand qu'un pixel. Après avoir analysé les vidéos, un mouvement maximum de 30 pixels entre deux images consécutives a été observé. Pour bien estimer ce mouvement, une version pyramidale avec 6 niveaux [19] représente une solution (cf. Figure 10). Cette méthode est basée sur le concept de pyramide d'images, où une image est réduite en résolution à plusieurs niveaux, formant ainsi une hiérarchie d'images. Le flot optique est estimé séparément pour chaque niveau de la pyramide, en commençant par la résolution la plus basse. Cela permet de capturer le mouvement grossier dans les images à basse résolution, puis de l'affiner progressivement aux niveaux supérieurs. Une fois que le flot optique est estimé à un niveau de résolution inférieur, il est utilisé comme estimation initiale pour le niveau de résolution supérieur.

Tâches accomplies	Mars	Avril	Mai	Juin	Juillet	Août
1. Rédaction article	■	■	■			
2. Analyse des résultats initiaux	■					
3. Études statistiques pour la recherche des pistes d'amélioration		■	■	■		
4. Implémentation régression linéaire			■			
5. Implémentation filtre prédictif			■	■		
6. Implémentation flot optique Lucas-Kanade				■	■	
7. Analyse des résultats finaux					■	■
8. Participation conférence						■
8. Rédaction rapport stage						■

FIGURE 11 – Graphe d'avancement du stage

4 Avancements

Concernant la répartition du travail, deux grandes étapes ont été définies pour ce stage : la rédaction de l'article pour la conférence GRETSI 2023, et la phase d'amélioration de la chaîne de traitement. De même, cette phase a été divisée en deux parties, la phase d'analyse et d'étude des résultats, suivi par la partie d'implémentation des améliorations trouvées. La figure 11 présente en détail les étapes mentionnés.

5 Conclusion et perspectives

Ce rapport a permis de résumer plusieurs pistes d'amélioration significatives trouvées et implémentées durant le stage au sein du projet FMDT. L'analyse des données et des processus a révélé des opportunités d'optimisation des performances. Les ajustements apportés à l'étape de *tracking* en particulier ont déjà montré des résultats encourageants, avec une amélioration de 1% du taux de détection et une diminution de 10% des faux positifs.

Cependant, il convient de noter que ces améliorations ne représentent qu'une première étape dans la recherche des performances qualitatives excellentes. En particulier, la piste d'amélioration de l'automatisation du paramétrage de l'application reste intéressante dans le contexte de la création d'une chaîne de traitement adaptative.

D'un point de vue pédagogique, cette expérience a été précieuse pour élargir les connaissances du travail exigé dans la recherche académique. Ce stage a été une occasion d'apprentissage, notamment car il a permis la participation à une conférence dans le domaine du traitement du signal.

Références

- [1] T. ARAI, M. KOBAYASHI, M. YAMADA, T. MATSUI et Cometss Project TEAM : Meteor observation HDTV camera onboard the International Space Station. *In LPSC*, 2014.
- [2] Y. AUDUREAU : Freeture : Free software to capTure meteors. Astrophysics Source Code Library, record ascl :2104.011, 2021.
- [3] I. BLOCH : Recalage et fusion d’images médicales, 2020.
- [4] P. BROWN, R. J. WERYK, S. KOHUT, W. N. EDWARDS et Z. KRZEMINSKI : Development of an All-Sky Video Meteor Network in Southern Ontario, Canada The ASGARD System. *WGN, Journal of the International Meteor Organization*, 38(1):25–30, février 2010.
- [5] L. CABARET, L. LACASSAGNE et D. ETIEMBLE : Parallel Light Speed Labeling for connected component analysis on multi-core processors. *Journal of Real-Time Image Processing (JRTIP)*, 15(1):173–196, 2018.
- [6] D. CECIL et M. CAMPBELL-BROWN : The application of convolutional neural networks to the automation of a meteor detection pipeline. *Planetary and Space Science*, 186:104920, 2020.
- [7] F. COLAS *et al.* : Fripon : a worldwide network to track incoming meteoroids. *Astronomy and Astrophysics*, 644:1–23, 2020.
- [8] R. O. DUDA et P. E. HART : Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *CACM*.
- [9] Y. GALINDO et A. LORENA : Deep transfer learning for meteor detection. *In ENIAC*, 2018.
- [10] P. GURAL et D. SEGON : A new meteor detection processing approach for observations collected by the croatian meteor network (CMN). *WGN, Journal of the IMO*, 37, 2009.
- [11] P. S. GURAL : Deep learning algorithms applied to the classification of video meteor detections. *MNRAS*, 489(4):5109–5118, 2019.
- [12] B.K.P. HORN et B.G. SCHUNCK : Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 17:185–203, 1981.
- [13] L. LACASSAGNE et B. ZAVIDOVIQUE : Light Speed Labeling for RISC architectures. *In International Conference on Image Analysis and Processing*, pages 3245–3248. IEEE, 2009.
- [14] L. LACASSAGNE et B. ZAVIDOVIQUE : Light Speed Labeling for RISC architectures. *In ICIP*. IEEE, 2009.
- [15] F. LEMAITRE, A. HENNEQUIN et L. LACASSAGNE : How to speed Connected Component Labeling up with SIMD RLE algorithms. *In Workshop on Programming Models for SIMD/Vector Processing*. ACM, 2020.
- [16] M. LIEGIBEL, J. PETRI, P. HOFFMANN, N. GEIER et S. KLINKNER : Meteor observation with the source cubesat—developing a simulation to test on-board meteor detection algorithms. *In SSEA*. ESA, 2022.

- [17] Bruce LUCAS et Takeo KANADE : An iterative image registration technique with an application to stereo vision (ijcai). volume 81, 04 1981.
- [18] E. MEINHARDT-LLOPIS, J. SÁNCHEZ et D. KONDERMANN : Horn-schunck optical flow with a multi-scale strategy. *Image Processing on line*, 20:151–172, 2013.
- [19] M. MILLET, N. RAMBAUX, A. CASSAGNE, M. BOUYER, A. PETRETO et L. LACASSAGNE : High performance computer vision application for Meteor detection from a cubesat. *In Assembly of Committee on Space Research (COSPAR)*, 2022.
- [20] Maxime MILLET, Nicolas RAMBAUX, Andrea PETRETO, Florian LEMAITRE et Lionel LACASSAGNE : Détection temps réel de météores à bord d'un nanosatellite, application au projet meteorix. *In ORASIS*, 2021. URL <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03339645>.
- [21] S. MOLAU : The meteor detection software metrec. -1:131, 01 1999.
- [22] S. MOLAU et P. S. GURAL : A review of video meteor detection and analysis software. *WGN, Journal of the IMO*, 33(1):15–20, 2005.
- [23] A. MUCHERINO, P. J. PAPAJOGEJI et P. M. PARDALOS : *k-Nearest Neighbor Classification*, pages 83–106. Springer, 2009. ISBN 978-0-387-88615-2. URL https://doi.org/10.1007/978-0-387-88615-2_4.
- [24] F. OCAÑA, A. SÁNCHEZ DE MIGUEL, Daedalus PROJECT *et al.* : Balloon-borne video observations of geminids 2016. *preprint arXiv :1911.10064*, 2019.
- [25] A. PETRETO, A. HENNEQUIN, , T. KOEHLER, T. ROMERA, Y. FARGEAIX, B. GAILLARD, M. BOUYER, Q. L. MEUNIER et L. LACASSAGNE : Energy and execution time comparison of optical flow algorithms on SIMD and GPU architectures. *In DASIP*. IEEE, 2018.
- [26] Jona PETRI : Satellite formation and instrument design for autonomous meteor detection. 2022.
- [27] William H. PRESS, Saul A. TEUKOLSKY, William T. VETTERLING et Brian P. FLANNERY : *Numerical Recipes in C*. Cambridge University Press, Cambridge, USA, second édition, 1992.
- [28] N. RAMBAUX *et al.* : Meteorix : a cubesat mission dedicated to the detection of meteors and space debris. *In ESA Space Safety Programme Office, NEO and Debris Detection Conference*, .
- [29] N. RAMBAUX, J. VAUBAILLON, L. LACASSAGNE, D. GALAYKO, G. GUIGNAN, M. BIRLAN, M. CAPDEROU, F. COLAS, F. DELEFLIE, F. DESHOURS, A. HAUCHECORNE, P. KECKHUT, A.C. LEVASSEURD-REGOURD, J.L. RAULT et B. ZANDA : Meteorix : a cubesat mission dedicated to the detection of meteors and space debris. .
- [30] H. SVEDHEM, D. KOSCHNY et J. TER HAAR : Instrument for the detection of meteors in the infrared. *In K. MUINONEN, A. PENTTILÄ, M. GRANVIK, A. VIRKKI, G. FEDORETS, O. WILKMAN et T. KOHOUT, éditeurs : Asteroids, Comets, Meteors 2014*, juillet 2014.
- [31] J. VAUBAILLON : 31st of may 2022 tau-herculids <https://www.imcce.fr/recherche/campagnes-observations/meteors/2022the>.

- [32] J. VAUBAILLON *et al.* : A 2022 τ -herculid meteor cluster from an airborne experiment : Automated detection, characterization, and consequences for meteoroids. *Astronomy and Astrophysics*, 2023. URL <https://hal.science/hal-03956836>.
- [33] Jérémie VAUBAILLON, Charlotte LOIR, Clara CIOCAN, Mathuran KANDEEPAN, Maxime MILLET, Adrien CASSAGNE, Lionel LACASSAGNE, Pedro da FONSECA, Fabian ZANDER, David BUTTSWORTH, Stefan LOEHLE, Juraj TÓTH, Scott GRAY, Audrey MOINGEON et Nicolas RAMBAUX : A 2022 τ -herculid meteor cluster from an airborne experiment : Automated detection, characterization, and consequences for meteoroids. *Astronomy and Astrophysics (A&A)*, février 2023. URL <https://hal.science/hal-03956836>.