

# Suivi de papillons basé sur les déformations du mouvement de vol à partir d'images spatio-spectrales

Erick ADJÉ<sup>1,2</sup> Arnaud AHOUCANDJINOU<sup>2</sup> Gilles DELMAIRE<sup>1</sup> Probus KIKI<sup>2</sup> Gilles ROUSSEL<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire d'Informatique Signal et Image de la Côte d'Opale – UR 4491, 11 Chem. de la Malassise, 62219 Longuenesse, France

<sup>2</sup>Laboratoire de Recherche en Sciences Informatiques et Applications, Rue Iran Abomey-Calavi, BP 526, Cotonou, Bénin

**Résumé** – Cet article propose une approche de suivi des papillons avec une caméra hyperspectrale de type linescan grâce aux filtres de Kalman intégrant mouvement, orientation de vol et déformations dues au battement des ailes. Contrairement aux approches basées sur le filtre de Kalman qui ne prennent pas en compte la dynamique de déformation, notre approche améliore la prédiction de la position et des mesures de la boîte englobante orientée. Les tests sur des séquences d'images spatio-spectrales montrent que le filtre de Kalman Étendu, tenant compte de la dynamique des déformations non linéaires du papillon, améliore la précision du suivi.

**Abstract** – This paper presents a butterfly-tracking approach based on a linescan hyperspectral camera using Kalman filters that integrate motion, flying orientation, and wingbeat-induced deformations. Unlike traditional Kalman filter-based methods, which do not account for deformation dynamics, our approach enhances the position and measure of the oriented bounding box predictions. Experiments on spatio-spectral image sequences show that the Extended Kalman Filter, which captures nonlinear deformations, achieves the highest accuracy. These findings highlight the importance of considering deformation to improve tracking performance.

## 1 Introduction

Les papillons sont des espèces contribuant activement au maintien de l'écosystème végétal à travers leur fonction de pollinisateurs. Malheureusement, certaines espèces constituent des ravageurs agricoles. Afin de déployer des mesures de lutte, plusieurs systèmes de détection de ravageurs existent, principalement ceux utilisant l'imagerie RGB. L'imagerie hyperspectrale (HSI) [4] offre une alternative prometteuse en capturant des informations sur des centaines de longueurs d'onde. Bien que les caméras HSI fournissent des cubes hyperspectraux complets, elles sont souvent coûteuses, encombrantes et lentes, ce qui limite leur utilisation pour la surveillance en extérieur. Des modèles plus compacts et abordables ont émergé, mais leur exploitation reste limitée en raison des longs traitements nécessaires à la reconstruction des cubes. Dans cette étude, nous utilisons la caméra spatio-spectrale (SS) compacte *XIMEA xiQ MQ02HG-IM-LS150 VISNIR*, couvrant un spectre de 470 à 900 nm, du visible (VIS) au proche infrarouge (NIR). Son capteur doté d'un réseau de filtres Fabry-Pérot, capture 192 profils spectraux. Comme illustré en Fig.1-c, une image brute contient 192 bandes spectrales de 5 pixels de hauteur chacune. Contrairement aux caméras HSI classiques qui génèrent un cube complet (Fig. 1-a), cette caméra produit un spectre partiel en forme d'escalier (Fig. 1-b). Cela impose des acquisitions successives par un balayage complet du spécimen immobile dans toutes les bandes de la caméra et un traitement complexe pour reconstruire le cube complet (Fig. 2) [3].

L'objectif final consiste à utiliser la caméra SS en position immobile, en la montant sur un mât puis se baser sur le mouvement aléatoire des papillons pour capturer l'information spectrale. Il s'agit d'identifier les espèces nuisibles parmi les pollinisateurs et d'évaluer leur densité dans un champ agricole. Cependant, cette approche présente des défis, notamment la caméra immobile et les trajectoires de vol imprévisibles des papillons qui peuvent ne pas apparaître dans toutes les couches

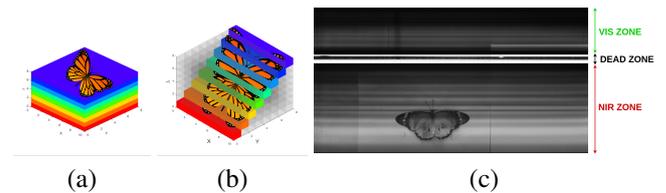


FIGURE 1 : Contenu HSI (a) Conventionnel, (b) Spatio-spectral. (c) Image brute spatio-spectrale

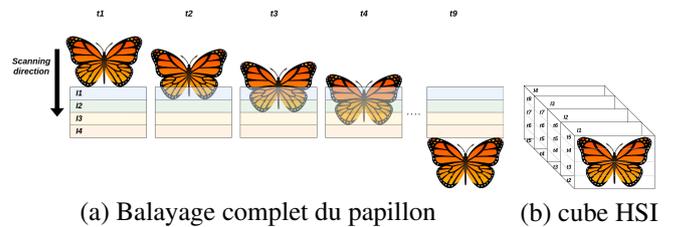


FIGURE 2 : Formation du cube avec une caméra SS.

spectrales. De plus, chaque papillon doit être compté une seule fois pour une estimation précise de la densité. Ainsi, la méthodologie proposée, consiste à réaliser le suivi de chaque papillon détecté afin d'agréger l'information spectrale laissée par son parcours qui sera ensuite utilisée pour le reconnaître. Le présent article se concentre sur le suivi des papillons détectés. Le suivi se divise en deux phases : la détection des positions des cibles dans chaque image, puis la liaison de ces détections entre les images successives pour générer les trajectoires complètes [1]. Une approche de détection connue est la soustraction de fond qui consiste à différencier les éléments statiques et dynamiques, à travers des techniques comme la modélisation de fond par des mélanges gaussiens [9], ou des techniques de clustering comme K-NN et K-means [8]. Parmi

les méthodes de liaison des détections, on retrouve le filtre de Kalman (KF) [5] et des méthodes d'assignation optimale comme l'algorithme hongrois [6]. Les méthodes de suivi se divisent ainsi en plusieurs catégories : celles basées sur la reconnaissance de forme [2], sur les caractéristiques locales [10] (comme SIFT et SURF) et le deep learning [11]. Cependant, elles ne conviennent pas avec une caméra SS pour suivre des papillons en raison de leur déformabilité et du changement de bande spectrale pendant le mouvement. Le suivi par le filtre de Kalman semble le plus adapté, car il se concentre sur la dynamique du mouvement pour reconstruire les trajectoires.

La plupart des approches de suivi utilisent le filtre de Kalman et ses variantes (KFs) pour des objets peu déformables, comme les voitures ou les piétons [12], en se concentrant uniquement sur le mouvement et en ignorant les déformations. De plus, ces méthodes utilisent souvent des boîtes englobantes droites, ne tenant pas compte de l'orientation du mouvement. Dans ce travail, on propose une méthode de suivi prenant en compte les déformations, le mouvement et l'orientation du papillon en vol via une boîte englobante orientée (OBB).

## 2 Collecte de données

La collecte de données a eu lieu au Jardin Botanique du Beau Pays à Marck, <sup>1</sup>. Le système d'acquisition inclut la caméra SS montée sur un bras articulé, reliée à une unité de calcul Jetson Nano qui sert à la fois de déclencheur et de stockage d'images, le tout alimenté par une batterie. Le système surveille une zone végétale depuis le dessus, observant les papillons qui volent au-dessus ou se posent sur des feuilles ou un piège à miel. La caméra enregistre en continu à 20-25 images par seconde (fps), mais pour éviter la saturation de la mémoire, un programme a été mis en place pour rendre la capture d'images événementielle, déclenchée par la détection des papillons en mouvement. Cette méthode repose sur une modélisation continue du fond basé sur K-NN, s'adaptant aux variations d'éclairage et de conditions environnementales. Chaque image capturée est ensuite soustraite du fond pour identifier les papillons en mouvements (Fig. 3-a). Pour chaque détection, l'image capturée est associée à un masque binaire représentant les papillons détectés. À partir des images binarisées, les dimensions de l'OBB des papillons sont calculées. Cela inclut les coordonnées du centre  $(x, y)$ , la première dimension  $L^1$ , qui forme un angle  $b \in [0, \pi/2[$  avec l'axe horizontal, et  $L^2$  la deuxième dimension. Ces paramètres, illustrés en Fig. 3-b, définissent le vecteur de pré-observation  $Y = [x, y, b, L^1, L^2]$ , qui sert à calculer le vecteur d'observation du KF.

## 3 Méthode de suivi proposée

Dans le cadre du KF, il est crucial de comprendre l'orientation du papillon en vol et ses dimensions en fonction de cette orientation. La Fig. 4 illustre les différentes orientations possibles  $\theta \in [0, 2\pi[$  sur un cercle trigonométrique. Les dimensions réelles du papillon sont ensuite associées à celles de l'OBB obtenue en pré-observation. Nous supposons que l'orientation du vol est toujours orthogonale à sa largeur réelle  $W^r$  (envergure des ailes), tandis que sa hauteur  $H^r$  est parallèle à cette

<sup>1</sup>Les auteurs remercient le Jardin Botanique du Beau Pays pour avoir permis la collecte de données ([www.jardindubeaupays.fr](http://www.jardindubeaupays.fr)).

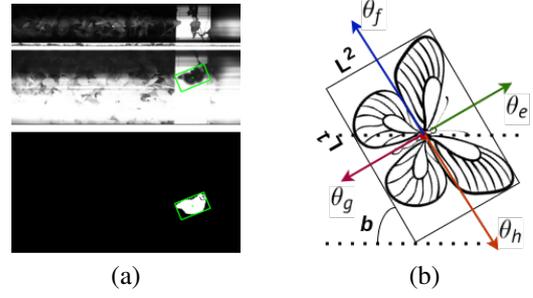


FIGURE 3 : Phase de détection : (a) Masque issue de la détection (b) Mesures de pré-observation sur un OBB.

orientation. La Table 1 résume ces correspondances. Les KFs

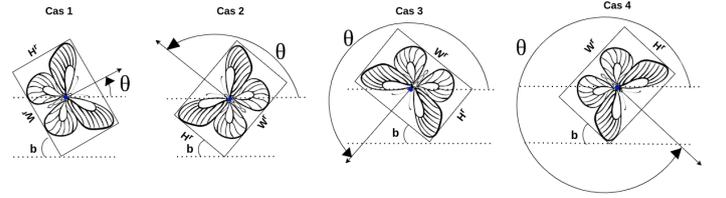


FIGURE 4 : Les différentes orientations du papillon en vol

TABLE 1 : Relation entre  $\theta$ ,  $W^r$ ,  $H^r$  et  $b$ ,  $L^1$ ,  $L^2$

Cas	$\theta$	$W^r$	$H^r$
1 : $\theta \in [0; \pi/2[$	$\pi/2 - b$	$L^1$	$L^2$
2 : $\theta \in [\pi/2; \pi[$	$\pi - b$	$L^2$	$L^1$
3 : $\theta \in [\pi; 3\pi/2[$	$3\pi/2 - b$	$L^1$	$L^2$
4 : $\theta \in [3\pi/2; 2\pi[$	$2\pi - b$	$L^2$	$L^1$

sont des algorithmes récursifs estimant l'état d'un système dynamique à partir de mesures bruitées supposées gaussiennes. Elles combinent des prédictions issues d'un modèle mathématique et des observations pour obtenir une estimation proche de l'optimale. L'utilisation des KFs nécessite de définir le vecteur d'état  $X_t$ , qui décrit le système à l'instant  $t$ , ainsi que la fonction de transition  $f(X_{t-1})$ , qui estime  $X_t$  à partir de  $X_{t-1}$  en supposant un bruit gaussien. Le vecteur d'observation  $Z_t$  regroupe les mesures à  $t$ , et la fonction d'observation  $g(X_t)$  relie l'état du système aux observations.

### 3.1 Modélisation de la dynamique du papillon

L'utilisation des KFs nécessite de formuler certaines hypothèses sur la dynamique du papillon. Premièrement, nous supposons que la position du papillon (centroïde de l'OBB) suit un mouvement uniformément varié. Avec  $(x_t, y_t)$  la position de l'OBB à l'instant  $t$ ;  $(v_{x_t}, v_{y_t})$  les vitesses et  $(a_{x_t}, a_{y_t})$  les accélérations par rapport aux axes horizontal et vertical de l'image. Deuxièmement, nous supposons que l'orientation du papillon  $\theta_t$  et la hauteur réelle du papillon  $h_t^r$  à l'instant  $t$  (représentée par  $H^r$  dans la Fig. 4), restent relativement constantes entre deux images, à l'exception de légères fluctuations modélisées par du bruit gaussien au niveau du KF. Troisièmement, nous supposons que la largeur réelle du papillon, (représentée par  $W^r$  dans la Fig. 4) subit une déformation périodique causée par les battements d'ailes. Cette déformation est exprimée par  $w_t^r = W_0 + A_w \sin(\omega_t^p t)$ , où  $W_0$  est la largeur moyenne,  $A_w$  l'amplitude maximale de la variation, et

$\phi_t = \omega_t^p t$  la phase dont la pulsation des ailes  $\omega_t^p$  est supposée constante au bruit près. Ici, le déphasage est contenu dans l'évolution temporelle de la pulsation. Puisque  $w_t^r$  doit être exprimé en fonction de l'état à  $t-1$  nous exprimons  $w_t^r$  à travers le développement de Taylor à l'ordre 1. À partir des hypothèses précédentes, la dynamique du papillon est décrite par le vecteur d'état  $X_t = [x_t, y_t, v_{x_t}, v_{y_t}, a_{x_t}, a_{y_t}, \theta_t, \omega_t^p, w_t^r, h_t^r]^T$ . La fonction de transition  $f$  est définie par :

$$X_t = f(X_{t-1}) = \begin{bmatrix} x_{t-1} + v_{x_{t-1}} \cdot \Delta t + \frac{1}{2} a_{x_{t-1}} \cdot (\Delta t)^2 \\ y_{t-1} + v_{y_{t-1}} \cdot \Delta t + \frac{1}{2} a_{y_{t-1}} \cdot (\Delta t)^2 \\ v_{x_{t-1}} + a_{x_{t-1}} \cdot \Delta t \\ v_{y_{t-1}} + a_{y_{t-1}} \cdot \Delta t \\ a_{x_{t-1}} \\ a_{y_{t-1}} \\ \theta_{t-1} \\ \omega_{t-1}^p \\ w_{t-1}^r + A_w \omega_{t-1}^p \cos[\omega_{t-1}^p(t - \Delta t)] \cdot \Delta t \\ h_{t-1}^r \end{bmatrix}$$

À partir des mesures de pré-observation, nous déduisons les observations du système :  $(x_t, y_t)$  pour la position du papillon,  $\theta_t$  pour son orientation et  $(w_t^r, h_t^r)$  pour ses dimensions observées à l'instant  $t$ . Ainsi, nous définissons le vecteur d'observation  $Z_t = g(X_t) = [x_t, y_t, \theta_t, w_t^r, h_t^r]^T$ . Rappelons ici que la fonction d'observation et de transition sont soumises à un bruit gaussien additif. Étant donné que la dynamique de déformation du papillon est non linéaire, nous explorons des filtres de Kalman non linéaires [7], tels que le Filtre de Kalman Étendu (EKF), le Filtre de Kalman Non-parfumé (UKF) et le Filtre de Kalman d'Ensemble (EnKF). En parallèle, nous testons également le Filtre de Kalman Linéaire (LKF) sans prise en compte de la déformation, pour la comparaison.

### 3.2 Stratégie de suivi multi-papillons

La stratégie proposée vise à suivre avec précision la position, la taille et l'orientation des papillons à travers les images successives, en contexte mono ou multi-cibles. Elle combine les observations extraites, l'estimation d'état par KF et un algorithme d'association pour assurer un suivi robuste. Elle repose sur un ensemble d'étapes primordiales. **Extraction des observations** : cette première phase consiste à détecter les papillons dans chaque image. Pour chaque cible détectée, on extrait le vecteur de pré-observation  $Y^j = [x, y, b, L^1, L^2]$ , correspondant à son OBB (voir Sec. 2). Ce processus est répété pour toutes les cibles détectées  $j = 1, 2, \dots, m$ . **Prédiction d'état** : pour chaque trajectoire  $i = 1, 2, \dots, n$ , en cours, utiliser le KF correspondant  $K_i$  pour prédire son état à  $t$  :  $\hat{X}_t^i = [\hat{x}_t, \hat{y}_t, \hat{v}_{x_t}, \hat{v}_{y_t}, \hat{a}_{x_t}, \hat{a}_{y_t}, \hat{\theta}_t, \hat{\omega}_t, \hat{w}_t^r, \hat{h}_t^r]^T$ . L'état prédit est ensuite projeté dans l'espace de pré-observation pour obtenir  $\hat{Y}_t^i = [\hat{x}_t, \hat{y}_t, \hat{b}, \hat{L}^1, \hat{L}^2]^T$ . Cette projection est obtenue à partir de l'orientation prédite  $\hat{\theta}_t$  qui permet de déduire  $\hat{b}$ ,  $\hat{L}^1$ , et  $\hat{L}^2$  selon les relations définies dans la Table 1. **Association trajectoire-observation** : cette étape consiste à faire correspondre les vecteurs de pré-observation prédits  $\hat{Y}_t^i$  avec les observations  $Y^j$  en utilisant l'algorithme hongrois [6], garantissant un appariement optimal même en présence de plusieurs correspondances possibles. Cet algorithme repose sur une matrice de coût, où le coût d'association entre chaque prédiction  $i$  et observation  $j$  est défini par la fonction de coût  $c_{ij}$  (1). Les coefficients  $\alpha$ ,  $\beta_{L^1}$ ,  $\beta_{L^2}$ , et  $\gamma$  qui vérifient  $\alpha + \beta_{L^1} + \beta_{L^2} + \gamma = 1$ , pondèrent l'importance respective de la

position, des dimensions et l'orientation de l'OBB. Les termes  $W_{\text{img}}$  et  $H_{\text{img}}$  assurent la normalisation selon les dimensions de l'image. Cette étape produit l'ensemble des appariements  $(i, j)$  entre les KFs et les observations.

$$c_{ij} = \alpha \cdot d_{\text{position}} + \beta_{L^1} \cdot d_{L^1} + \beta_{L^2} \cdot d_{L^2} + \gamma \cdot d_{\text{orientation}} \quad (1)$$

$$d_{\text{position}} = \frac{\sqrt{(\hat{x}_t - x)^2 + (\hat{y}_t - y)^2}}{\sqrt{W_{\text{img}}^2 + H_{\text{img}}^2}} \quad d_{L^1} = \frac{|\hat{L}^1 - L^1|}{\sqrt{W_{\text{img}}^2 + H_{\text{img}}^2}}$$

$$d_{L^2} = \frac{|\hat{L}^2 - L^2|}{\sqrt{W_{\text{img}}^2 + H_{\text{img}}^2}} \quad d_{\text{orientation}} = \frac{\min(|\hat{b} - b|)}{\pi/2}$$

**Initialisation ou mise à jour du filtre de Kalman** : cette étape consiste soit à initialiser un KF pour les détections non associées  $(\phi, j)$ , représentant de nouveaux papillons entrant dans la scène ou soit à mettre à jour un KF existant pour chaque paire  $(i, j)$  obtenue avec le vecteur d'observation correspondant  $Z_j = [x_t, y_t, \theta_t, w_t^r, h_t^r]^T$ . Pour cela, nous commençons par calculer le vecteur d'observation  $Z_j$ . Ici, l'enjeu principal est d'estimer l'orientation probable  $\theta_t$  sachant que le papillon détecté peut avoir l'une des quatre orientations possibles  $(\theta_e, \theta_f, \theta_g, \theta_h)$  comme illustré dans la Fig. 3-b. Pour une *initialisation*, l'état précédent n'est pas connu, on suppose donc que le papillon se dirige vers le piège à miel. L'orientation probable  $\theta_t$  est déterminée en simulant un déplacement virtuel de 10 pixels selon les quatre orientations possibles, puis en sélectionnant celle minimisant la distance avec le piège. Par ailleurs, la variance associée est initialisée à une grande valeur afin de tolérer des variations angulaires fortes. Pour une *mise à jour*, l'état estimé à  $t$  est connu à partir de  $K_i$ . L'orientation  $\theta_t$  est déterminée en comparant la distance cyclique angulaire entre l'orientation prédite  $\hat{\theta}_t$  et les quatre orientations possibles. L'orientation minimisant cette distance est retenue. Dans chaque cas,  $Z_j$  est estimé à grâce à l'orientation probable  $\theta_t$  et les relations définies dans la Table 1.

**Arrêt des trajectoires** : pour les trajectoires sans association  $(i, \phi)$ , si  $K_i$  prédit un état en dehors des limites de l'image ou reste sans association pendant une certaine période, il est supprimé et la trajectoire est arrêtée.

## 4 Résultats et discussions

Nous évaluons notre approche sur 15 séquences d'images du jeu de données présenté en Sec. 2, d'une durée de 5 à 10 secondes à 25 fps. Dix séquences contiennent une seule cible et cinq en contiennent plusieurs. On teste d'abord un LKF, en supposant constantes, les dimensions des OBBs entre deux images. Ensuite, nous évaluons EKF, UKF et EnKF, qui intègrent orientation et déformations non linéaires. L'association des cibles repose sur une pondération équilibrée des composantes de la fonction de coût. La performance est évaluée à l'aide des métriques standards du suivi multi-cibles. L'intersection sur union (IoU) mesure le recouvrement entre les OBBs prédits et observés, tandis que les changements d'identité (IDS) comptabilisent les erreurs d'association des cibles. On analyse aussi les erreurs entre les mesures d'OBBs observées et prédites : erreurs sur les dimensions  $L^1$  et  $L^2$  ( $E_{L^1} = |L^1 - \hat{L}^1|$ ,  $E_{L^2} = |L^2 - \hat{L}^2|$ ), sur l'angle d'orientation  $b$  ( $E_b = |b - \hat{b}|$ ), et sur la position via la distance euclidienne  $E_{pos} = \sqrt{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2}$ . Les valeurs moyennes sont

TABLE 2 : Comparaison des performances de différents KFs.

KF	IoU(%)	IDS	$E_{L^1}$ (px)	$E_{L^2}$ (px)	$E_b$ (°)	$E_{pos}$ (px)
LKF	62 ± 0.1	3	46.9 ± 27	37.7 ± 23.9	17.1 ± 8	26 ± 15.1
<b>EKF</b>	<b>73 ± 0.1</b>	<b>0</b>	<b>30.5 ± 10.3</b>	<b>23.4 ± 9.7</b>	<b>12.4 ± 8.1</b>	17.7 ± 7.4
UKF	71.8 ± 0.1	0	34.4 ± 15	27.9 ± 16.8	12.5 ± 8.1	<b>17.3 ± 7</b>
EnKF	70.5 ± 0.1	0	36.5 ± 12	30 ± 16	12.9 ± 8.2	17.8 ± 7

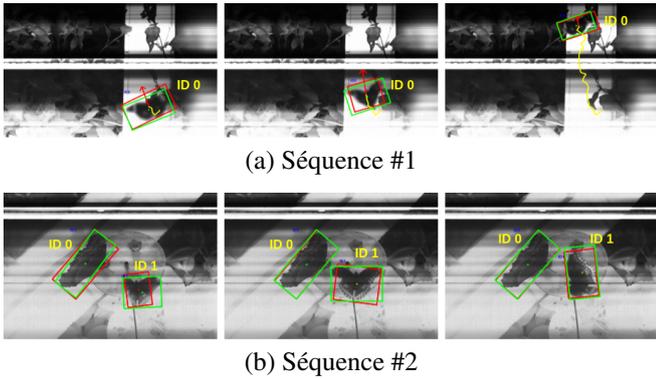


FIGURE 5 : Suivi avec EKF sur quelques images de la Séquence #1 (mono-cible) et Sequence #2 (multi-cibles) : Boîtes vertes (Pré-observation) vs. Boîtes rouges (Prédiction)

rapportées pour toutes les métriques, sauf IDS, qui est une somme cumulée. Les résultats sont présentés dans la Table 2. LKF montre une précision limitée (IoU = 62 %) et de fortes erreurs sur les OBBs, l'orientation et la position, avec trois changements d'identité. EKF, UKF et EnKF, intégrant l'orientation et les déformations non linéaires, améliorent nettement les performances. EKF atteint le meilleur IoU (73 %), élimine les IDS et réduit les erreurs sur les dimensions des OBBs. Ces résultats confirment l'efficacité des KFs non linéaires, en particulier EKF, pour le suivi précis des cibles déformables. La Fig. 5 illustre la robustesse de l'association trajectoire-détection, dans un suivi multi-cibles sans erreurs d'associations malgré la proximité des cibles.

## 5 Conclusion

Dans ce travail, nous avons montré que l'intégration du modèle de déformation du papillon au KF en plus de sa dynamique de mouvement et son orientation de vol, améliore significativement la précision sur les prédictions de l'OBB du papillon. Parmi les méthodes évaluées, l'EKF s'est révélé le plus performant, capturant efficacement la dynamique non linéaire du papillon tout en restant peu coûteux en calcul. Nous avons également proposé une fonction d'association des cibles exploitant la position, l'orientation et les dimensions de l'OBB pour améliorer le suivi multi-cibles. Nos résultats confirment que prendre en compte la déformation d'un objet dans un KF améliore nettement les performances de suivi. Ainsi, l'approche proposée est généralisable à d'autres espèces d'insectes présentant des déformations périodiques. Cependant, notre jeu de données limité ne nous a pas permis d'évaluer notre méthode sur des scénarios de suivi plus complexes. Nos travaux futurs s'orienteront vers : (i) l'enrichissement du jeu de données pour inclure des cas de suivi multi-cibles plus complexe ; (ii) l'intégration de l'étape de reconnaissance des espèces dans la chaîne de traitements en vue du dénombrement.

## Références

- [1] Erick A. ADJE, Arnaud S. R. M. AHOANDJINO, Gilles DELMAIRE, Gilles ROUSSEL et Ratheil V. HOUNJJI : Advancements in video-based insect tracking : A bibliometric analysis to a short survey. *In Proc. ICAIP'23*, page 75–82. ACM, 2024.
- [2] Arnaud S. R. M. AHOANDJINO, Cina MOTAMED, Eugène C. EZIN et Antonio PINTI : Credal human activity recognition based-hmm by combining hierarchical and temporal reasoning. *In 2015 IPTA*, pages 43–48, 2015.
- [3] Pierre CHATELAIN, Gilles DELMAIRE, Ahed ALBOODY, Matthieu PUIGT et Gilles ROUSSEL : Semi-automatic spectral image stitching for a compact hybrid linescan hyperspectral camera towards near field remote monitoring of potato crop leaves. *Sensors*, 21(22):7616, 2021.
- [4] Gamal ELMASRY et Da-Wen SUN : Chapter 1 - principles of hyperspectral imaging technology. *In Da-Wen SUN, éditeur : Hyperspectral Imaging for Food Quality Analysis and Control*, pages 3–43. Academic Press, San Diego, 2010.
- [5] Rudolph Emil KALMAN : A new approach to linear filtering and prediction problems. 1960.
- [6] Harold W KUHN : The hungarian method for the assignment problem. *Naval research logistics quarterly*, 2(1-2):83–97, 1955.
- [7] Qiang LI, Ranyang LI, Kaifan JI et Wei DAI : Kalman filter and its application. *In In Proc. 2015 ICINIS*, pages 74–77, 2015.
- [8] Luis Javier LINARES-S., José Luis FERNÁNDEZ-ALEMÁN, Ginés GARCÍA-MATEOS, Angel PÉREZ-RUZAFÁ et Francisco Javier SÁNCHEZ-VÁZQUEZ : Follow-me : A new start-and-stop method for visual animal tracking in biology research. *pages 755–758*, 2015.
- [9] Ahmed Nejmedine MACHRAOUI, Mohamed Fethi DIOUANI, Aymen MOUELHI, Kaouther JAOUADI, Jamila GHRAB, Hafedh ABDELMELEK et Mounir SAYADI : Automatic identification and behavioral analysis of phlebotomine sand flies using trajectory features. *The Visual Computer*, 35:721–738, 2019.
- [10] Carlos ORRITTE et Elena POLLO : Feature-based scaffolding for object tracking. *In Luís A. ALEXANDRE, José SALVADOR SÁNCHEZ et João M. F. RODRIGUES, éditeurs : In Proc. IbPRIA 2017*, pages 411–418. Springer International Publishing, 2017.
- [11] Malika Nisal RATNAYAKE, Don Chaturika AMARATHUNGA, Asaduz ZAMAN, Adrian G DYER et Alan DORIN : Spatial monitoring and insect behavioural analysis using computer vision for precision pollination. *IJCV*, 131(3):591–606, 2023.
- [12] Tyler WARD, Sherif RASHAD et Heba ELGAZZAR : Machine learning based pedestrian detection and tracking for autonomous vehicles. *In Proc. 2023 IEEE CCWC*, pages 1294–1299, 2023.