



République Tunisienne
Ministère de la Défense Nationale
Armée de l'Air



Ecole de l'Aviation de Borj el Amri

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ANNEE

**DETECTION DES PETITES CIBLES EN
MOUVEMENT DANS DES ENVIRONNEMENTS
COMPLEXES AVEC LA TECHNIQUE
« FEEDBACK STMD »**

Par
EOA ZUE NGUEMA PATRICK RENAUD

Spécialité
Télémécanique Avion

Encadrant : **COLONEL TIJENI DELEJI**

Soutenu, le **30 Mai 2025**

Année Universitaire : 2024 – 2025

Dédicace :

Je dédie ce travail,

À DIEU,

À ma famille,

À mes Professeurs,

À mes amis qui m'apportent un soutien moral incontestable,

A l'Etat Camerounais qui a repéré mon talent et mon aptitude à suivre cette formation,

A l'Etat Tunisien, qui m'a accueilli et qui me permet de suivre ma formation,

RENAUD NGUEMA

REMERCIEMENTS

Je tiens à adresser mes sincères remerciements à l'endroit de tous ceux ayant contribué de près ou de loin à l'élaboration de cette étude particulièrement :

- ❖ Au COLONEL-MAJOR, commandant de l'école d'aviation de Borj El Amri ,
- ❖ Au COLONEL, commandant l'organe d'enseignement et de formation de l'EABA,
- ❖ A Monsieur le Directeur des études universitaires
- ❖ Au corps Professoral de l'Ecole d'Aviation de Borj El Amri
- ❖ A mes parents, qui malgré ces longues années passées sans me voir, ne cessent de faire des sacrifices et continuent de me soutenir mentalement et financièrement,
- ❖ Au COLONEL TIJENI DELEJI qui a accepté d'être mon encadrant, a passé de nombreuses heures de travail avec moi, en présentiel comme à distance tout en m'exhortant au professionnalisme et au travail bien fait.
- ❖ Au Lieutenant Boukarry Derra pour m'avoir aidé même à distance et pour l'appréciation et le guidage durant ce travail.
- ❖ Les membres du jury pour le moment accordé à ma personne pour évaluer mon travail, apporter des critiques et proposer des améliorations.
- ❖ A moi-même parce que je fais preuve de discernement, de patience et de grande lucidité face à toutes les contraintes rencontrées.

TABLE DES MATIERES

TABLE DES FIGURES	6
NOMENCLATURE ET ABREVIATIONS :	7
INTRODUCTION GÉNÉRALE	8
I. ETUDE DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE DÉTECTION	10
1.1 Introduction	10
1.2 Méthodes de détection conventionnelles	10
1.2.1 Méthode de détection par soustraction de fond	11
1.2.2 Méthode de détection par flux optique	11
1.2.3 Méthode de détection par infrarouge	12
1.2.4 Méthode de détection par différenciation temporelle	14
1.3 Méthodes de détection par systèmes de neurones	15
1.4 Origine des méthodes de détection bio-inspirées STMD	16
1.5 Conclusion	17
II. LES DIFFERENTS MODELES STMD	18
2.1 Introduction	18
2.2 MODELE Elementary Small Target Motion Detection (ESTMD)	18
2.3 MODELE DSTMD	20
2.4 ESTMD avec un nouveau mécanisme d'inhibition latérale (LIM)	22
2.5 Modèle Feedback Elementary Small Target Motion Detection (FESTMD)	24
2.6 Conclusion	25
III. METHODE DE DETECTION DANS DES ENVIRONNEMENTS	
SURCHARGES AVEC LA TECHNIQUE ‘FEEDBACK STMD’	27
3.1 Introduction	27
3.2 Modélisation	28
3.2.1 La couche Retina	29
3.2.2 La couche Lamina	30
3.2.3 La couche Medulla	31
3.2.4 La couche Lobula	33
3.3 Conclusion	34
IV. RÉALISATION ET SIMULATION	36
4.1 Introduction	36
4.2 Détection de la cible	37
4.2.1 Le noyau gaussien	37

4.2.2	Le noyau de convolution normalisé passe-haut.....	37
4.2.3	Le Buffer	38
4.2.4	Inhibition latérale.....	38
4.2.5	Inhibition temporelle.....	38
4.3	Suivi du mouvement de la cible.....	38
4.3.1	Les LMC.....	38
4.3.2	Le Half Wave-Rectifier	38
4.3.3	Les Canaux ON/OFF	39
4.3.4	Les sorties médullaires.....	39
4.3.5	Le retard Temporel.....	39
4.3.6	La boucle de retour temporel.....	39
4.4	Simulation	39
4.4.1	Traitement de la couche Retina	41
4.4.2	Traitement de la couche Lamina	42
4.4.3	Traitement de la couche Medulla	42
4.4.4	Traitement de la couche Lobula	43
4.5	Conclusion.....	43
CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES.....		44
BIBLIOGRAPHIE.....		46
ANNEXE.....		47
1)	PYTHON.....	47
2)	Machine learning.....	47
3)	Deep learning	48
4)	OPEN CV	48
5)	Scipy et Numpy.....	49
6)	MICROSOFT VISUAL STUDIO CODE	49
7)	RESULTATS DES DIFFERENTES METHODES STMD.....	50
7.1	Méthode Feedback STMD avec un nouveau mécanisme d'inhibition latérale	50
7.2	Méthode Feedback STMD avec MATLAB.....	50

TABLE DES FIGURES

Figure 1: Les différents types de détection bio-inspirés -----	15
Figure 2: Papillon(a). libellule(b).-----	16
Figure 3: Modélisation du modèle ESTMD [4] -----	18
Figure 4: Comparaison de réponses entre la sortie des neurones RTC (A) et le modèle ESTMD en (B) [1] -----	19
Figure 5: Schéma du modèle DSTMD [4] -----	20
Figure 6 : Modèle proposé d'ESTMD avec une nouvelle méthode d'inhibition latérale [2] ---	23
Figure 7: (a) Résultats en sortie du modèle ESTMD avec une nouvelle inhibition latérale. (b) Image d'entrée sur laquelle on appliquera ladite méthode-----	24
Figure 8: Modèle simplifié de la technique Feedback ESTMD [3]-----	25
Figure 9: Chronologie des différentes méthodes STMDs -----	26
Figure 10: Modèle détaillé du réseau de neurones STMDs [6] -----	27
Figure 11: Chronologie du traitement de l'image avec la méthode feedback STMD [6]-----	28
Figure 12: Synchronisation temporelle des canaux ON et OFF [6] -----	33
Figure 13: échantillon de la vidéo originale à traiter -----	36
Figure 14: Tableau des paramètres recommandés pour la simulation [6] -----	40
Figure 15: Résultat du traitement Retina -----	41
Figure 16: Résultat de la couche Lamina -----	42
Figure 17: Résultat de la couche Medulla-----	42
Figure 18: Résultat de la couche Lobula -----	43

NOMENCLATURE ET ABBREVIATIONS :

BPF: Band Pass Filtering

DSNs: Direction Selective Neuron(s)

DSTMD : Directive Small Target Motion Detection

EMD-ESTMD : Elementary Motion Detection-ESTMD

ESTMD : Elementary Small Target Motion Detection

ESTMD-EMD: ESTMD-Elementary Motion Detection

FDSR: Fast Depolarization, Slow Repolarization

FSTMD :Feedback Small Target Motion Detection

GB: Gaussian Blur

HPF: High Pass Filtering

HWR: Half Wave Rectifier

LGMDs: Lobula Giant Movement Detector(s)

LIM: Lateral Inhibition Mechanism

LMC: Large Monopolar Cells

LSM: Looming Sensitive Models

ND : Non-Preferred Direction

PD : Preferred Direction

PFA : Probabilité de Fausse Alerte

RTC: Rectifying Transient Cell

STMD : Small Target Motion Detection

STMSM: Small Target Motion Sensitive Models

TSM: Translation Sensitive Models

UAV : Unmanned Aerial Vehicle

INTRODUCTION GÉNÉRALE

La détection des petits objets en mouvement dans des environnements visuels complexes représente un défi majeur pour les systèmes de vision autonome. Dans de tels contextes, les objets d'intérêt apparaissent souvent sous forme de quelques pixels, rendant leur identification et leur suivi extrêmement difficiles surtout pour l'œil humain. Pourtant, la capacité à détecter rapidement ces cibles est cruciale pour des applications variées telles que la navigation autonome, la surveillance aérienne et la prévention des collisions, notamment avec des aéronefs sans pilote (UAV).

Les insectes, malgré leur système nerveux relativement simple, parviennent à accomplir cette tâche avec une efficacité remarquable grâce à des neurones spécialisés appelés détecteurs de mouvement pour petites cibles (STMD). L'inhibition latérale est un mécanisme biologique omniprésent dans le système de traitement visuel des insectes. Des recherches récentes ont montré que certains neurones répondent à un mouvement local sur la rétine uniquement si la trajectoire de ce mouvement diffère de celle d'une large région environnante ; les auteurs ont observé que ces neurones s'activent lorsqu'un objet dans leur champ réceptif central se déplace par rapport à l'arrière-plan, mais sont presque totalement inhibés lorsque l'objet se déplace avec l'arrière-plan. Ces neurones permettent d'extraire de manière sélective les signaux liés aux cibles en mouvement rapide, tout en ignorant les mouvements de fond lents ou même de fond immobile. La plupart des modèles computationnels existants s'appuient sur des architectures **feedforward** (type de réseau neuronal artificiel où l'information circule uniquement dans une seule direction, des entrées vers les sorties, sans rétroaction) pour reproduire ces mécanismes, mais ils peinent souvent à éliminer les faux positifs liés aux mouvements parasites du fond, augmentant alors la PFA. Aussi, les modèles existants, comme le détecteur élémentaire ESTMD, présentent des limites: leur inhibition latérale ne tient pas compte du **mouvement relatif** entre l'objet et l'arrière-plan, ce qui réduit leur efficacité dans des environnements dynamiques.

Pour remédier à ces limitations, nous étudierons un nouveau modèle de réseau de neurones intégrant **une boucle de rétroaction temporelle** (Time-Delay Feedback). Inspiré des circuits neuronaux des insectes, ce modèle vise à améliorer la détection des petites cibles en modulant les réponses des couches inférieures du réseau. En introduisant un délai dans le retour des informations extraites par les couches supérieures, il devient possible de supprimer les réponses

induites par les objets en mouvement lent tout en préservant celles correspondant aux cibles rapides. Ce mécanisme permet ainsi d'élargir la plage de vitesses préférentielles et de réduire le taux de fausses détections dans des environnements dynamiques et complexes.

Dans ce mémoire, nous présenterons dans un premier temps un état de l'art des approches inspirées des systèmes visuels biologiques pour la détection de petits objets en mouvement. Nous détaillerons ensuite la formulation mathématique et l'implémentation du modèle Feedback STMD, avant de proposer une évaluation expérimentale sur des jeux de données synthétiques et réels. Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de la boucle de rétroaction pour améliorer les performances de détection, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour la vision embarquée dans des systèmes autonomes.

I. ETUDE DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE DÉTECTION

1.1 Introduction

Plusieurs modes de détection de cibles sont connues à ce jour. Dans ce chapitre nous étudierons ces différentes Méthodes de détection que nous classerons en 2 différentes catégories : les méthodes de détections conventionnelles et les méthodes de détections par système de neurones (modèles bio-inspirés).

1.2 Méthodes de détection conventionnelles

On appelle les méthodes de détection conventionnelles, les méthodes de détection d'objets en mouvement basiques facilement implémentables. Ces méthodes ont fait leurs preuves et sont employées dans de nombreux domaines d'actualités à l'instar des :

Véhicules autonomes

- Systèmes ADAS (Advanced Driver Assistance Systems) : Détection d'obstacles en temps réel pour les systèmes d'urgence (freinage automatique par exemple) ; aide au stationnement : Utilisation de la différenciation temporelle pour repérer des obstacles proches lors des manœuvres.
- Navigation basique de drones : Éviter les collisions en environnement contrôlé (les drones industriels en entrepôt par exemple).

Caméras de sécurité dans les aéroports, gares ou centres-villes pour détecter des mouvements suspects (ex. : systèmes de vidéosurveillance comme ceux déployés par des villes comme Londres ou Singapour)

Divertissements et médias :

- Détection de mouvement pour des jeux interactifs (les capteurs Kinect),
- Suivi des joueurs en temps réel dans des matchs de football ou de basketball (systèmes de tracking vidéo comme Hawk-Eye).

Comme méthodes de détection que nous allons appréhender dans ce chapitre, nous avons : **la détection de mouvement par soustraction de fond, la détection de mouvement par flux optique, la méthode de détection par infrarouge et la méthode de détection par différenciation temporelle** pour ne citer que ceux-là.

1.2.1 Méthode de détection par soustraction de fond

Considérons un objet en mouvement par rapport à l'environnement dans lequel il se retrouve. La méthode de détection par soustraction de fond a pour principe l'isolation de l'objet identifié comme étant en mouvement par rapport à l'environnement qui sera considéré comme fixe. Cette méthode repose sur l'utilisation d'une image de référence, souvent désignée comme **image de fond** ou **modèle de fond**. L'idée est que tout objet en mouvement introduit dans une scène causera une perturbation du fond stable. En soustrayant cette image de fond de l'image actuelle, nous sommes en mesure de détecter ces perturbations, qui représentent les objets en mouvement.

L'approche de base lors de l'utilisation de cette méthode consiste à construire un modèle de fond qui représente la scène, puis à trouver tout changement par rapport à ce modèle dans chaque image. Tout changement significatif dans une région d'image par rapport au modèle de fond, signifie un objet mobile. Les pixels de la région subissant ce changement sont marqués pour un traitement ultérieur.

Les étapes de réalisation de cette méthode dans l'ordre sont :

- La création d'une image de fond prise comme référence pour la scène statique ;
- Soustraction de chaque image nouvelle avec l'image de fond ;
- Récupération des pixels de l'image de différence de l'étape précédente ;
- Comparaison des pixels avec un seuil pour pouvoir estimer qu'un objet est en déplacement.

Comme avantage, en plus de sa facilité d'emploi et compréhension, elle est aussi très efficace dans les scènes où le fond est principalement statique ; elle rend l'analyse et le suivi de ces objets beaucoup plus facile. Bien qu'ayant des avantages, elle possède aussi des inconvénients ; elle suppose un fond(arrière-plan) statique pourtant dans les applications réelles, l'environnement est très souvent dynamique. Elle peut aussi considérer les changements d'éclairage et les ombres comme étant des objets en déplacement.

1.2.2 Méthode de détection par flux optique

Le flux optique est une méthode utilisée en vision par ordinateur pour suivre le mouvement d'objets dans un flux vidéo. L'idée maîtresse consiste à utiliser le mouvement apparent des pixels entre des cadres consécutifs pour calculer la vitesse de chaque pixel, ce qui peut ensuite être

utilisé pour détecter des objets en mouvement. La méthode de détection par flux optique est une technique de vision par ordinateur qui estime le mouvement apparent des objets entre deux images consécutives d'une séquence vidéo. Elle estime chaque pixel (ou groupe de pixels), reflétant leur trajectoire et vitesse. Elle repose sur des hypothèses comme la **constance de l'intensité lumineuse** (un pixel conserve sa luminosité entre deux images) et la **régularité spatiale** (mouvement similaire pour les pixels voisins).

La détection par flux optique se fait selon les étapes suivantes :

- Acquisition des images : Capturer deux images consécutives. Prétraitement (conversion en niveaux de gris, réduction de bruit) par un filtre gaussien.
- Détection des caractéristiques : Soit par flux épars : Sélection de points d'intérêt (coins, contours) ; soit par flux dense : Traiter tous les pixels.
- Calcul des gradients : Estimer les gradients spatiaux temporel pour évaluer les variations d'intensité.
- Résolution des équations de flux optique : Appliquer des contraintes (ex: équation de contrainte de flux optique
- Post-traitement : Lissage des vecteurs (filtrage médian, interpolation) ; Gestion des occlusions ou zones problématiques.
- Visualisation/Utilisation : Représentation des vecteurs de mouvement (champ de flux).

Comme avantage de cette méthode de détection, on a : **Temps réel** (elle est rapide et adaptée aux applications en temps réel ; **Aucun marqueur requis** (Fonctionne sans connaissance préalable des objets ou de la scène) ; la **diversité des domaines d'application** à l'instar du suivi d'objets (tracking), navigation robotique ou véhicules autonomes.

Pourtant cette méthode présente aussi des limites à savoir : sensibilité aux variations d'éclairage, problème de l'ouverture (Impossible de déterminer le mouvement dans des zones uniformes, par exemple le mur blanc), mouvements rapides.

1.2.3 Méthode de détection par infrarouge

La détection de mouvement par infrarouge (IR) est fondée sur l'utilisation de capteurs infrarouges passifs pour noter la présence et le déplacement d'un objet, surtout des êtres vivants, en mesurant les variations de chaleur émises sous forme de rayonnement infrarouge. La détection à infrarouge est une technique qui exploite le rayonnement infrarouge (ondes

électromagnétiques entre 0,7 μm et 1 mm) pour identifier des objets, mesurer leur température ou analyser leur environnement. Elle repose sur la captation de la chaleur émise ou réfléchie par les corps, invisible à l'œil nu. Deux approches existent: **passive** (détection de la chaleur naturelle) et **active** (éclairage de la scène via une source IR externe).

La méthode de détection par infrarouge se passe selon les étapes suivantes :

- **Captation du rayonnement IR** :Utilisation d'un capteur IR (caméra thermique, photodiodes) ou d'un émetteur-récepteur puis l'acquisition d'images ou de données thermiques (matrices de températures).
- **Prétraitement des données**: Réduction du bruit (filtres médians ou gaussiens) et correction des aberrations (homogénéisation du capteur), conversion des signaux IR en images ou cartes thermiques.
- **Analyse et détection**: seuillage thermique, isolation des zones selon leur température (ex : corps humain $> 35^{\circ}\text{C}$).
- **Segmentation**: Identification des contours ou régions d'intérêt.
- **Détection de mouvement** : Comparaison de trames successives
- **Classification des objets** :utilisation de modèles (apprentissage machine) ou de règles heuristiques (pour distinguer humains, véhicules, etc...), fusion avec d'autres capteurs (ex : caméras visibles) pour améliorer la précision.
- **Post-traitement et sortie**: Amélioration de l'image (rehaussement des contrastes). Génération d'alertes ou d'une visualisation (superposition thermique sur image visible).

Comme avantage de cette méthode, on dénombre le fonctionnement en conditions difficiles (dans l'obscurité par exemple) ; détection de chaleur (permet de repérer des êtres vivants, des moteurs chauds etc...) ; et une multitude d'applications comme dans le domaine militaire avec la vision nocturne par exemple ou aussi la visée thermique.

Cela dit, elle présente aussi des limites à savoir une résolution limitée (les images thermiques sont moins détaillées que les images visibles), sensibilité aux conditions météorologiques, le coût élevé des capteurs infrarouges et aussi elle a une difficulté à distinguer les objets à même température.

1.2.4 Méthode de détection par différenciation temporelle

La détection de mouvement par différenciation temporelle est une technique de traitement d'images servant à détecter les variations ou les changements dans une séquence d'images sur un intervalle de temps. Elle repose sur la **soustraction d'images** consécutives afin de mettre en évidence les régions où des changements se produisent entre deux ou plusieurs trames. Cette méthode est largement utilisée pour la détection de mouvement en temps réel, notamment dans des environnements dynamiques.

Cette technique présente beaucoup d'avantages à l'instar de:

- **Sa simplicité et rapidité:** faible coût computationnel (idéal pour les systèmes embarqués ou temps réel), facile à implémenter avec des opérations matricielles basiques.
- **Robustesse aux variations d'éclairage:** moins sensible aux changements lumineux graduels que d'autres méthodes (ex : flux optique).
- **Adaptabilité :**
- Fonctionne avec des caméras fixes ou en mouvement lent et applications très courantes : surveillance vidéo, comptage d'objets, détection d'intrusion.

Cela dit, elle présente aussi un bon nombre de limites :

- **Problème des "fantômes" (ghosting):** Les régions où un objet s'arrête ou se déplace lentement peuvent persister dans les images différentielles.
- **Sensibilité au bruit:** les variations de pixels dues au bruit (ex : compression vidéo, capteur) génèrent des faux positifs.
- **Détection incomplète:** les objets homogènes ou à mouvement uniforme peuvent être partiellement détectés.
- **Incapacité à estimer la direction ou la vitesse:** se concentre sur la présence de mouvement, sans fournir d'informations sur la trajectoire.
- **Impact des ombres:** les ombres portées par les objets en mouvement peuvent fausser les résultats.

La différenciation temporelle est une méthode intuitive et rapide pour détecter des mouvements, mais elle manque de précision dans des scènes complexes ou bruyantes. Elle est souvent combinée à d'autres techniques (ex : soustraction de fond, flux optique) pour améliorer ses

performances dans des applications pratiques comme la surveillance intelligente ou l'interaction homme-machine.

1.3 Méthodes de détection par systèmes de neurones

Les méthodes de détection par systèmes de neurones, encore appelées méthodes basées sur des **modèles bio-inspirés** sont des méthodes de détection d'objets qui trouve naissance dans la compréhension des systèmes de neurones optiques des êtres vivants et principalement des **insectes**.

Nous avons mis en évidence les principales limites des méthodes de détection conventionnelles sur des petites cibles en particulier la complexité, la mobilité des fonds, et aussi la taille très réduite des cibles. Pour résoudre ces problèmes que nous nous intéresserons aux modèles bio-inspirés ; plus précisément les modèles de détection de mouvement basé sur le système visuel des insectes.

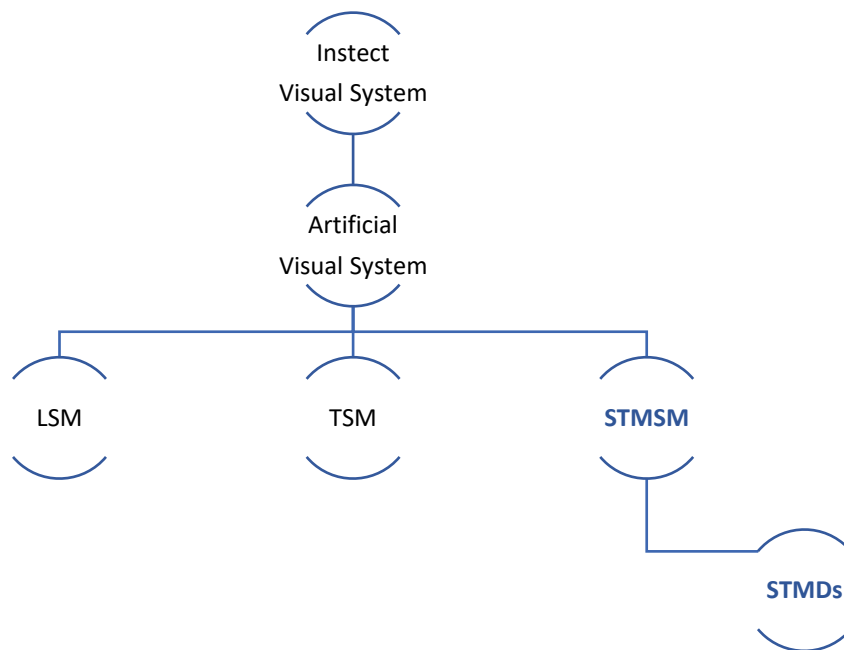


Figure 1: Les différents types de détection bio-inspirés

D'une manière générale, les modèles de vision basée sur le système visuel des insectes peuvent être classés en 03 grandes classes qui sont :

✚ **Translation Sensitive Models (TSM)**: ils sont sensibles aux translations, sont principalement utilisés pour déterminer les directions prises par des objets. Il est inspiré

par les neurones de détection de mouvement directionnellement sélectifs (DSN) chez les insectes.

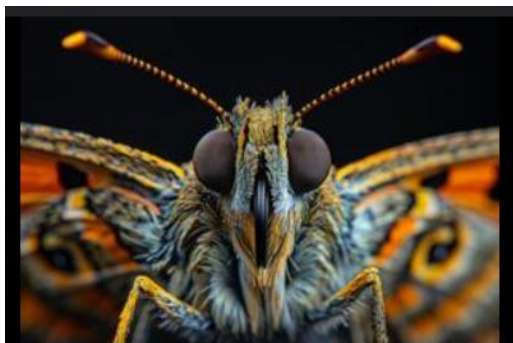
✚ **Looming Sensitive Models (LSM):** Ces modèles sont sensibles aux profils ou à l'approche. Ils sont principalement utilisés pour la détection des collisions. Par exemple les robots mobiles, les UAVs et les véhicules terrestres. Il est inspiré par les systèmes visuels de la sauterelle. Le système inclut deux modèles neuronaux : le LGMD1 et le LGMD2.

✚ **Small Target Motion Sensitive Models (STMSM):** ces modèles sont sensibles au mouvement des cibles de petites tailles et sont caractérisés par les détecteurs STMDs. Ils sont efficaces pour la détection des petites cibles même si l'environnement est complexe ou en mouvement.

Nous nous intéresserons alors à la classe des modèles STMD ; nous étudierons principalement 3 méthodes à savoir le modèle ESTMD, le modèle DSTMD et le modèle Feedback STMD. Nous ressortirons d'abord leur lieu de naissance, ensuite nous montrerons leur modèle.

1.4 Origine des méthodes de détection bio-inspirées STMD

Comme nous l'avons dit plus haut, les méthodes de détections bio-inspirées sont basées sur le système optique des insectes. L'étude de ces méthodes remonte à l'année 2008 et est développée par les chercheurs : Steven D. Wiederman, Patrick A. Shoemaker, David C. O'Carroll, Hongxin Wang, Jigen Peng, Shigang Yue. Distinguer des objets dans un fond en mouvement complexe est crucial pour les animaux, notamment lors de la recherche de proies ou de congénères. Cela dit, cette tâche est particulièrement difficile pour les insectes, car leurs yeux ont une **faible résolution spatiale** (environ 0.25 à 0.5° dans leur zone la plus précise, comme chez les libellules).



(a)



(b)

Figure 2: Papillon(a). libellule(b).

Malgré cela, des recherches ont montré que certains neurones spécialisés situés dans le **complexe lobula** des insectes, appelés **STMDs (Small Target Motion Detectors)**, sont capables de détecter efficacement de **petites cibles en mouvement**. Ces neurones sont fortement excités par de petits objets noirs en mouvement (d'environ 0.8°), mais leur réponse diminue fortement lorsque la taille dépasse 3° , et devient quasi nulle au-delà de 10° . Cette **sélectivité à la taille** est indépendante de la position ou de la forme de la cible dans leur champ récepteur.

Par ailleurs, il a été suggéré que le **mécanisme d'inhibition latérale** joue un rôle important dans cette sélectivité, en aidant à affiner la réponse des STMDs. La différence principale entre le **STMD** (*Small Target Motion Detector*) et d'autres neurones comme le **LGMD** (Lobula Giant Movement Detector) ou le **DSN** (Direction Selective Neuron) réside dans le **type de stimuli auxquels ils sont sélectifs**, c'est-à-dire la nature des objets ou des mouvements qu'ils détectent : le STMD est très sensible aux petits objets (souvent de 1 à 3 degrés de taille angulaire) qui bougent indépendamment du fond tandis que le LGMD répond fortement aux motifs expansifs (objets qui grossissent rapidement dans le champ visuel) et le DSN est sensible à une direction particulière du mouvement.

1.5 Conclusion

Dans ce 1^{er} chapitre nous avons essayé de ressortir les différentes méthodes de détection de petites cibles. Nous aurons étudié alors les méthodes de détection dites conventionnelles et les méthodes basées sur des modèles bio-inspirés de système neuronal des insectes. Nous avons présenté les avantages et les limites des méthodes de détection conventionnelles et de ces limites nous avons pu montrer pourquoi notre intérêt s'est porté sur le modèle neuronal STMD en particulier. Ce dernier a fait l'objet alors depuis plusieurs années de recherches pour le développement de cette technique.

Les modèles STMD sont étudiés parce qu'on doit pouvoir les appliquer sur des environnements surchargés et même souvent dynamiques à la différence des méthodes de détection conventionnelles.

Dans la suite de notre étude, nous essaierons de montrer les différentes méthodes de détection STMD qu'on connaît de nos jours, nous ressortirons leurs formulations mathématiques, leurs modèles théoriques de réalisation.

II. LES DIFFERENTS MODELES STMD

2.1 Introduction

Le drone (UAV), l'oiseau et même un avion à très grande distance peuvent apparaître comme des tâches sombres et faibles, ne faisant qu'une taille de quelques pixels, et la plupart de leurs caractéristiques visuelles sont difficiles à distinguer. En particulier, ils présentent tous un contraste extrêmement faible par rapport aux arrière-plans complexes. La détection de petites cibles en mouvement vise à repérer des objets mobiles d'intérêt qui apparaissent comme une minuscule tache sombre sur l'image. Leur taille varie d'un pixel à quelques pixels, tandis que d'autres caractéristiques visuelles, comme la texture, l'orientation et la couleur, sont difficiles à reconnaître. Pour pouvoir alors bien étudier ces cibles, les chercheurs ont alors mis sur pied plusieurs variantes des modèles STMD basés sur les systèmes neuronaux des insectes reconnus pour leur grande sensibilité face à aux objets de petites tailles surtout et leur vitesse de détection. Nous étudierons alors à tour de rôle quelques différents modèles développés du système de neurones STMD.

2.2 MODELE Elementary Small Target Motion Detection (ESTMD)

Le modèle ESTMD est la toute première technique développée sur la base de la méthode STMD. Cette technique est proposée par le chercheur Wiederman et al. en 2008.

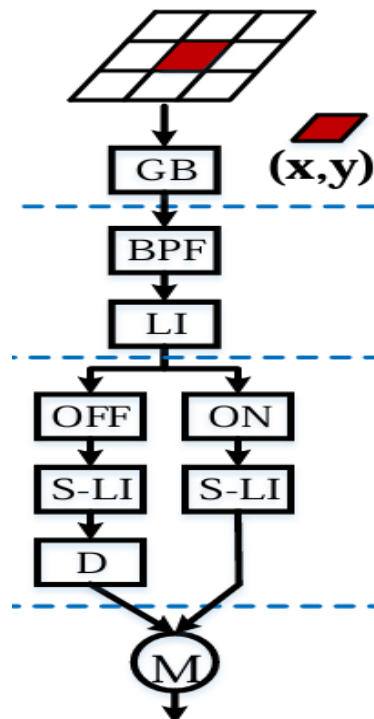


Figure 3: Modélisation du modèle ESTMD [4]

Cette méthode peut détecter les petites cibles en déplacement mais ne peut pas prédire la direction de la cible. Ce modèle se compose de 4 couches de neurones à savoir : la couche **Retina**, la couche **Lamina**, la couche **Medulla** et la couche **Lobula** ; en ordre du haut vers le bas.

Ce modèle est assez basique et utilise purement l'architecture **feedforward** sans boucle de retour à aucun instant entre ses couches. Il a montré alors des résultats assez concluants par rapport aux neurones RTC d'antan considéré comme bon avant le développement de l'ESTMD comme le montrera la figure suivante :

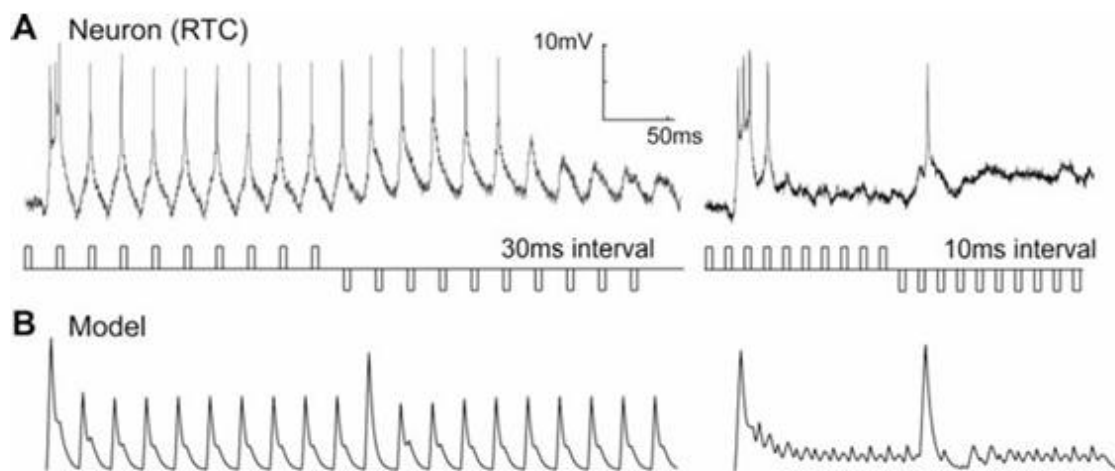


Figure 4: Comparaison de réponses entre la sortie des neurones RTC (A) et le modèle ESTMD en (B) [1]

Nous comparons nos enregistrements des RTC dans la médulla de la mouche bleue (*Calliphora*) avec les réponses simulées par notre modèle. Les enregistrements intracellulaires (Figure 4A) révèlent une **adaptation indépendante aux incréments et décréments de contraste**, comme observé dans les cellules de type "on-off".

La Figure 4A présente une expérience utilisant une séquence d'impulsions de contraste à deux fréquences différentes :

- ❖ Avec un intervalle de 30 ms, le neurone retrouve sa capacité à produire une dépolarisation graduée à chaque impulsion.
- ❖ Lorsque l'intervalle est réduit à 10 ms, l'adaptation neuronale supprime la réponse au stimulus.

Cependant, lorsque la polarité du contraste est inversée (passant d'incrément à décréments), une réponse non adaptée est observée avant que le neurone ne s'adapte rapidement au nouveau stimulus de polarité. La version modélisée (ESTMD) reproduit ces résultats, capturant les caractéristiques fonctionnelles clés de la cellule RTC (*Rectifying Transient Cell*).

2.3 MODELE DSTMD

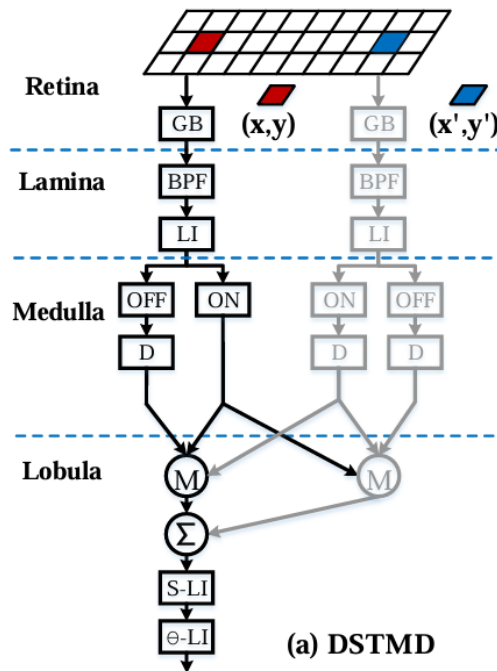


Figure 5: Schéma du modèle DSTMD [4]

Pour pallier aux limites du modèle ESTMD, en particulier le fait de ne pas pouvoir suivre la direction des mouvements, il y a eu le développement 3 principales variantes découlant de la technique précédente qui sont :

- EMD-ESTMD & ESTMD-EMD : Wiederman et O'Carroll ainsi que Bagheri et al. se sont concentrés sur la sélectivité de taille, les mécanismes de suivi et les propriétés non directionnelles, comme le réglage de la vitesse et du contraste. Comme la sélectivité directionnelle n'a pas été étudiée de manière systématique, les caractéristiques et performances des modèles STMD sensibles à la direction restent floues. Les modèles existants n'ont pas démontré leur capacité à coder la direction du mouvement de petites cibles.
- DSTMD : (que nous développerons dans ce point)

Ce système neuronal dispose de 4 couches principales analogiquement à la méthode ESTMD qui sont les couches Retina, Lamina, Medulla, Lobula et utilise aussi l'architecture feedforward sans aucune boucle de retour. Cela dit, le modèle DSTMD dispose d'un sommateur qui récupère les données de traitement d'une cible détectée à l'instant t de coordonnées (x, y) et ensuite les données traitées de la même cible à l'instant t' de coordonnées $(x'; y')$ dans le but de suivre la direction de la cible et même d'essayer de prédire le mouvement de la cible. Pour chaque position (x, y) , le DSTMD génère plusieurs sorties (une par **direction préférée** θ). L'ESTMD ne produit qu'une seule sortie, sans sélectivité directionnelle. On ressort ici avec la notion de direction préférée du modèle. De quoi s'agit-il ? Explorons alors cette nouvelle expression propre à ce modèle.

- PD & ND: Dans les recherches sur le système visuel, les termes "**Preferred Direction**" (PD) et "**Non-Preferred Direction**" (ND) sont utilisés pour caractériser la réponse directionnelle des neurones à un mouvement visuel.
 - La **Preferred Direction (PD)** désigne la direction de mouvement qui déclenche la **réponse maximale** d'un neurone. Par exemple, si un neurone s'active fortement lorsqu'un stimulus se déplace de gauche à droite, cette direction est considérée comme sa direction préférée.
 - À l'inverse, la **Non-Preferred Direction (ND)** correspond à la direction de mouvement pour laquelle le neurone répond **faiblement, voire pas du tout**.

En reprenant l'exemple précédent, un mouvement de droite à gauche pourrait constituer la direction non-préférée. Ces concepts sont essentiels pour comprendre comment les neurones encodent les informations directionnelles dans le champ visuel. En particulier, les neurones ayant des PD différentes peuvent collaborer pour détecter la direction globale d'un mouvement dans une scène visuelle complexe. Selon plusieurs études, la direction préférée des neurones **STMD** (Small Target Motion Detector) varie selon les espèces d'insectes et le contexte expérimental. Toutefois, une constante demeure : ces neurones sont spécialisés dans la détection de **petites cibles en mouvement** dans des environnements visuellement riches, **indépendamment de la direction et de la vitesse du mouvement de fond**. La PD d'un neurone STMD est définie comme la direction du mouvement de la cible qui suscite la réponse la plus marquée.

2.4 ESTMD avec un nouveau mécanisme d'inhibition latérale (LIM)

Il s'agit ici d'une technique inspirée du modèle ESTMD développé par Wiederman, Wang et al. Qui ont formulé une nouvelle approche grâce à une nouvelle modélisation d'inhibition latérale.

Précédemment, nous avons vu que le repérage de petites cibles en mouvement dans un décor chargé est très important pour les animaux. Récemment, des biologistes ont découvert un type spécial de neurones dans une zone du cerveau appelée la lobula. Ces neurones, appelés **STMDs**, sont très bons pour détecter les petites choses qui bougent, même quand l'arrière-plan est rempli de distractions. En plus, certains chercheurs pensent que **l'inhibition latérale** (un mécanisme où les neurones se bloquent entre eux) aide à mieux distinguer la cible en mouvement du décor qui bouge aussi. Ce mécanisme pourrait expliquer comment certains neurones plus complexes fonctionnent.

Partant de l'idée que cette inhibition ne se déclenche complètement que lorsque le centre et le contour bougent pareil, Wang et ses collègues ont proposé un nouveau système. Ce système tient compte de la **vitesse** et de la **direction** du mouvement pour rendre le modèle ESTMD (un détecteur de petites cibles en mouvement) plus performant. Cette partie présente donc ce modèle ESTMD amélioré avec ce nouveau mécanisme d'inhibition latérale.

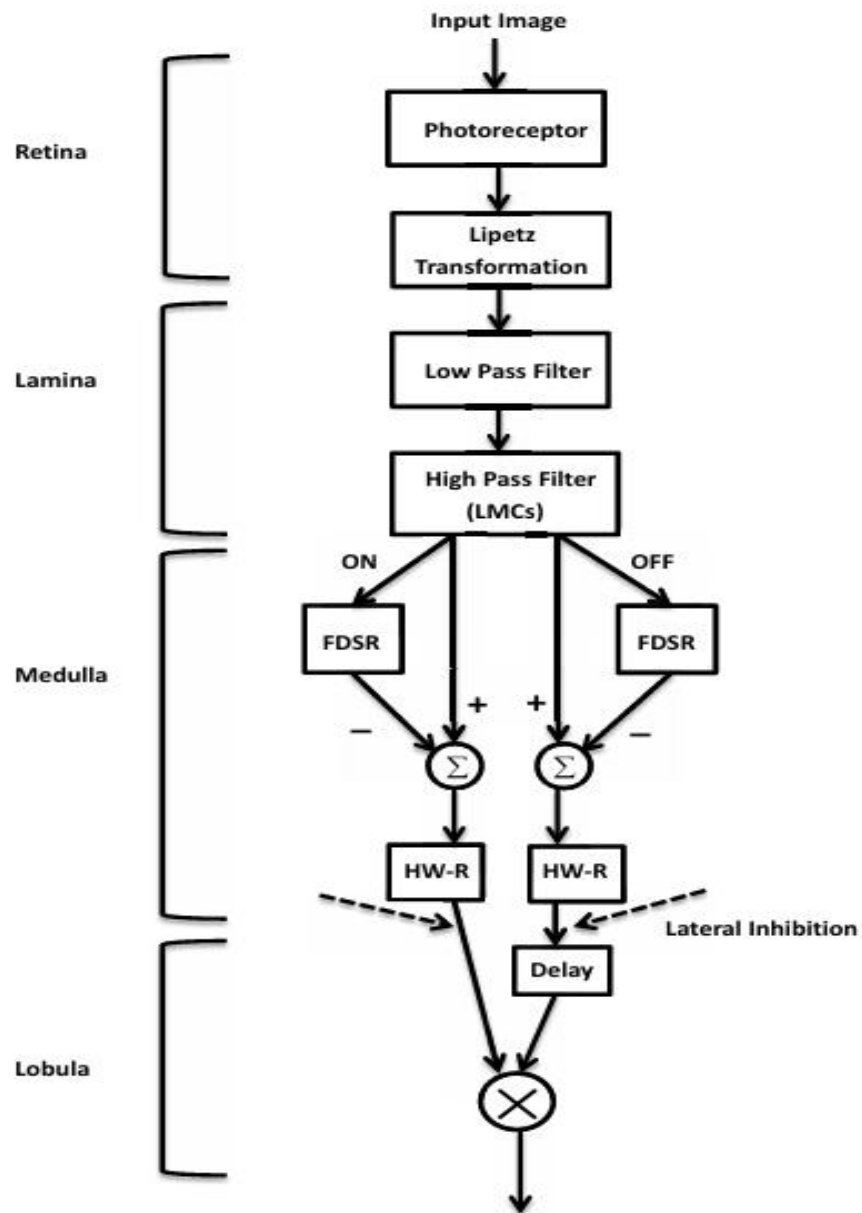


Figure 6 : Modèle proposé d'ESTMD avec une nouvelle méthode d'inhibition latérale [2]

Ce modèle avait pu être modélisé sous Python par un ancien pensionnaire de notre académie en 2023 nommé Boukarry Derra qui avait obtenu à la fin de son travail cette image suivante en comparaison avec l'image d'entrée utilisée suivante :

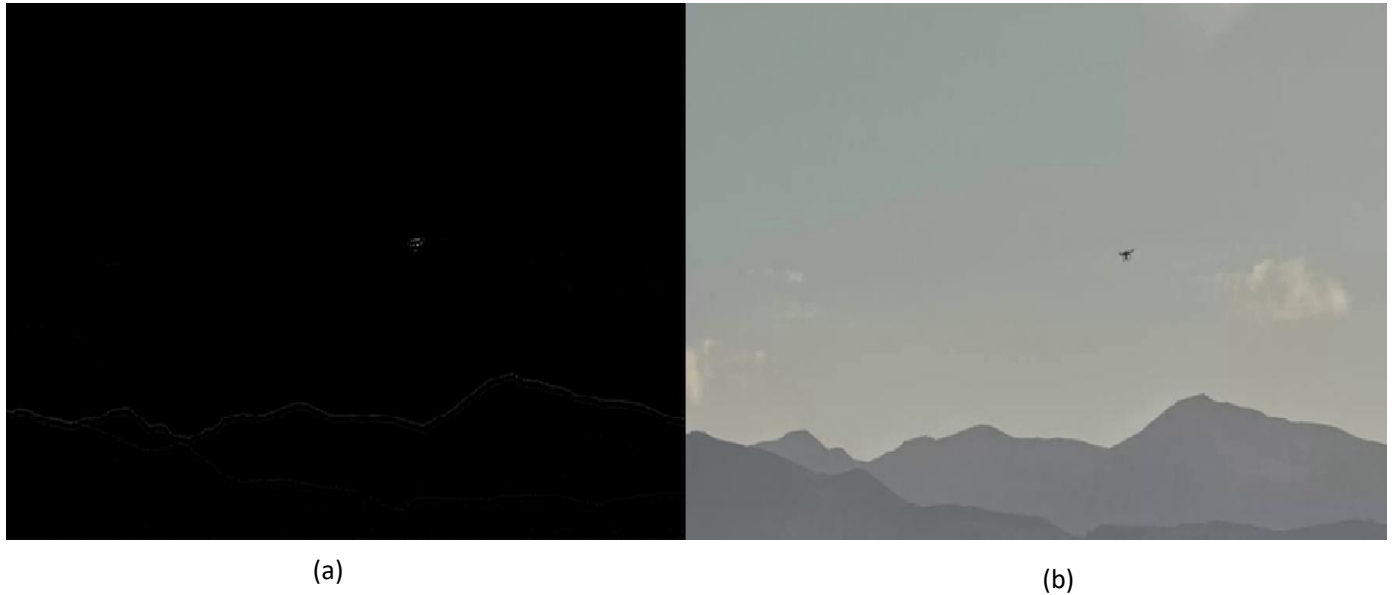


Figure 7: (a) Résultats en sortie du modèle ESTMD avec une nouvelle inhibition latérale. (b) Image d'entrée sur laquelle on appliquera ladite méthode

Ce travail a présenté un bon taux de détection mais nous allons l'améliorer pour augmenter ses capacités de détection.

2.5 Modèle Feedback Elementary Small Target Motion Detection (FESTMD)

Il s'agit ici du premier modèle bio-inspiré STMD utilisant une boucle retour défiant ainsi l'architecture feedforward du système de neurones optiques des insectes. Ce modèle a pour but d'améliorer le taux de détection tout en diminuant encore plus les PFA (Probabilités de Fausses Alertes), les erreurs de détection. À chaque pas de temps, le modèle prend une image entière comme entrée et extrait des informations de mouvement concernant de petites cibles via quatre couches neuronales en architecture feedforward.

A Feedback Neural Network for Small Target Motion Detection

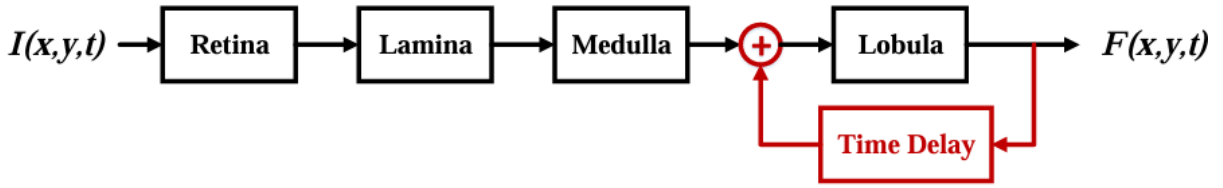


Figure 8: Modèle simplifié de la technique Feedback ESTMD [3]

Initialement, les informations de mouvement extraites sont retardées temporellement, puis réinjectées dans la couche médullaire pour inhiber les réponses neuronales aux objets à mouvement prêtés. Nous montrons ici un seul ommatidie, LMC, Tm1 et Tm3 pour plus de clarté. Cependant, ils sont disposés sous forme de matrice dans les couches neuronales correspondantes.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons identifié les techniques de détection bio-inspirés. Comme nous l'avons dit plus haut, ces techniques font l'objet de recherches depuis longtemps et l'amélioration de leurs techniques et performances reste un très grand défis. Ces techniques doivent palier les limites des méthodes de détection conventionnelles que nous avons présentées plus haut, dans le premier chapitre de notre étude. Les méthodes bio-inspirés ont déjà été testées avec succès sur des robots terrestres autonomes mais la nécessité de les améliorer est une priorité pour les chercheurs. Toutes ces techniques ont leur origine de la méthode ESTMD pour s'améliorer comme nous montrera le schéma suivant :

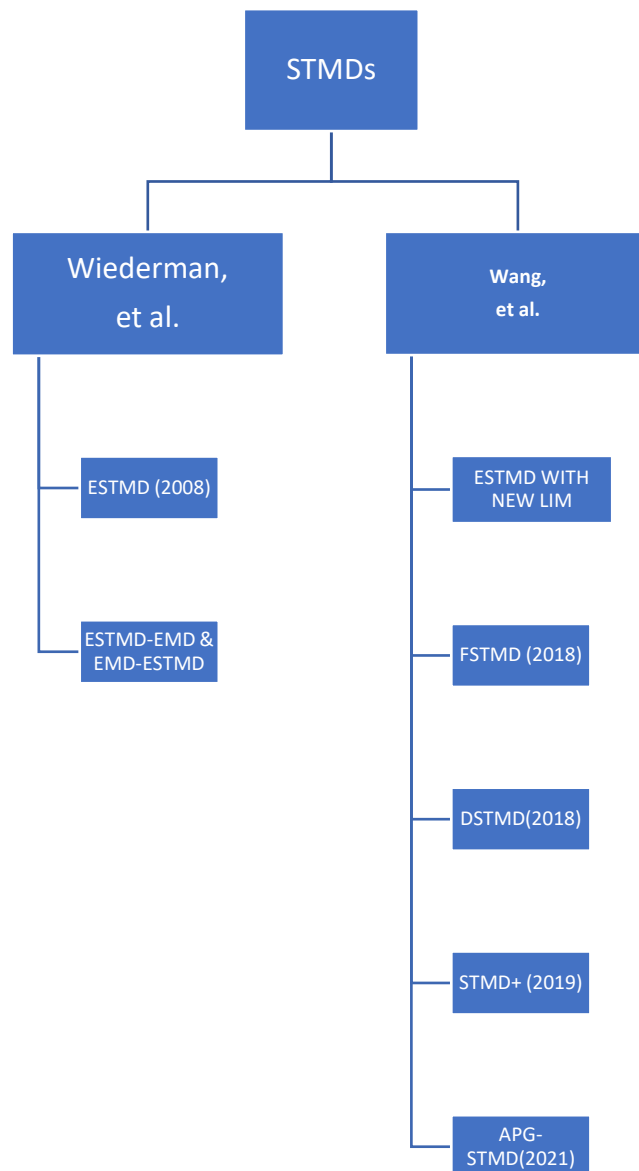


Figure 9: Chronologie des différentes méthodes STMDs

III. METHODE DE DETECTION DANS DES ENVIRONNEMENTS SURCHARGES AVEC LA TECHNIQUE ‘‘FEEDBACK STMD’’

3.1 Introduction

Comme nous avons pu nous en rendre compte plus haut, les méthodes de détection inspirées de la technique STMD sont toutes des améliorations du modèle primaire ESTMD.

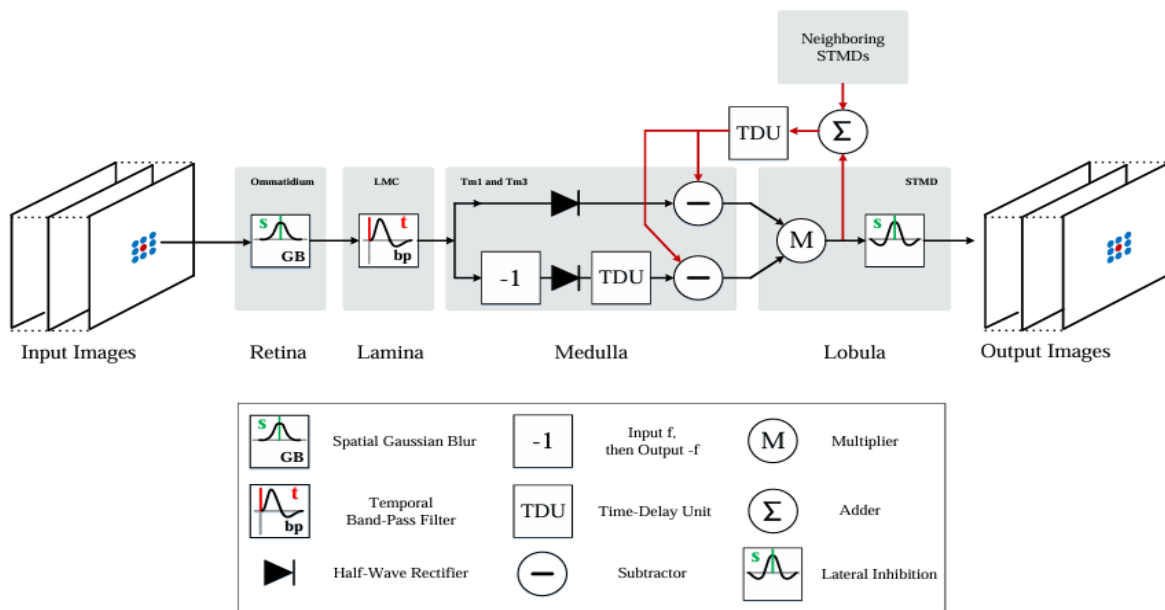


Figure 10: Modèle détaillé du réseau de neurones STMDs [6]

Les méthodes traditionnelles de détection de mouvement fonctionnent bien pour les objets de grande taille, qui offrent une résolution élevée et des caractéristiques visuelles claires (piétons, vélos, véhicules). En revanche, elles sont inefficaces pour les cibles de quelques pixels, où les caractéristiques comme la texture, la couleur ou la forme sont indétectables. De plus, la faible résolution, les contours flous et les mouvements libres ou instables de la caméra compliquent encore la tâche.

Les avancées en neurosciences visuelles ont inspiré le développement de systèmes visuels artificiels pour la détection de petites cibles. Les insectes, après des millions d'années

d'évolution, possèdent des capacités précises et robustes pour détecter de petites cibles en mouvement. Par exemple, les libellules suivent leurs proies avec un taux de succès de 97 % grâce à des neurones spécialisés appelés détecteurs de mouvement de petites cibles (STMD). Ces neurones réagissent fortement aux cibles occupant 1 à 3 % du champ visuel, mais faiblement aux grands objets ou aux mouvements de fond. Comprendre ces propriétés neuronales, intéresse les chercheurs développant des systèmes visuels artificiels performants.

Les mécanismes de rétroaction ont amélioré les performances dans les tâches de vision par ordinateur comme la détection de saillance, l'estimation de pose, la reconnaissance d'objets et la segmentation visuelle. Bien que des boucles de rétroaction existent dans les systèmes visuels des insectes, elles sont peu explorées dans la modélisation STMD. Nous étudierons ici un modèle STMD avec rétroaction à retard temporel (Feedback STMD), qui joue un rôle clé dans la détection de petites cibles contre des fonds encombrés.

Dans ce chapitre, nous étudierons en profondeur, les différentes couches neuronales qui constituent ce système, leurs formulations mathématiques leurs résultats en sortie et nous les modéliserons sous python et comparerons les résultats obtenus.

3.2 Modélisation

Le schéma suivant nous permettra de comprendre la succession du traitement des images d'entrées :

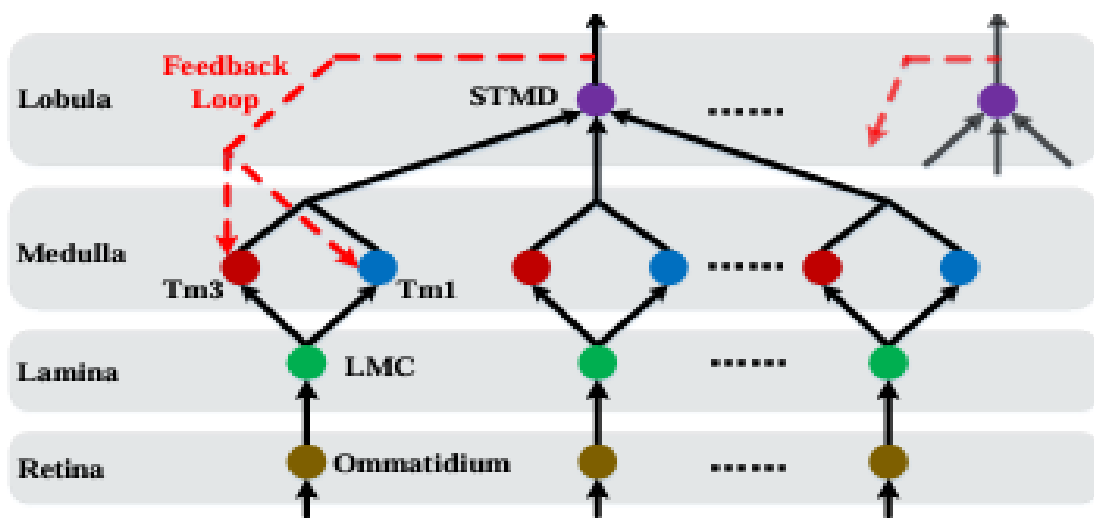


Figure 11: Chronologie du traitement de l'image avec la méthode feedback STMD [6]

On repère aisément la boucle retour entre la couche Lobula et la couche Medulla d'où l'appellation Feedback STMD.

3.2.1 La couche Retina

Il s'agit de la première couche neuronale, elle joue le rôle de **photorécepteur**, elle est la couche chargée de capturer l'image. La couche rétinienne est composée de milliers d'ommatidies, des récepteurs de luminance qui captent les informations visuelles de l'environnement externe. Dans le modèle proposé, ces ommatidies sont disposées en une matrice pour recevoir une image entière comme entrée. Chaque neurone est conçu comme un filtre gaussien dans le domaine spatial pour adoucir le signal de luminance de chaque pixel. Formellement, la séquence d'images en entrée est notée $\mathbf{I}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, t)$ où x et y , représentent les coordonnées spatiales et t représente le temps. On obtient en sortie d'une ommatidie une fraction d'image $\mathbf{P}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, t)$ étant obtenue par la convolution de l'image d'entrée $I(x, y, t)$ avec un filtre gaussien $G_{\sigma_1}(x, y)$

L'équation qui traduit le traitement effectué par la couche Retina est la suivante :

$$P(x, y, t) = \iint I(u, v, t) * G_{\sigma_1}(x - u, y - v) du dv \quad (1)$$

$$\text{Avec } G_{\sigma_1}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_1^2}} \quad (2)$$

Dans cette expression, σ_1 représente l'écart-type de la fonction gaussienne. Les ommatidies reçoivent des signaux de luminance flous, en raison de leur basse résolution, et les relient aux neurones suivants. Dans le modèle à rétroaction que nous étudierons, chaque ommatidie est représentée par un filtre spatial gaussien pour reproduire cet effet de flou. L'opération de flou permet d'atteindre deux objectifs essentiellement. Tout d'abord, elle doit contribuer à l'atténuation du bruit en lissant et en atténuant l'impact des petites variations dans l'intensité des pixels. Ensuite, elle facilite l'extraction de caractéristiques en moyennant les détails fins d'une image, ce qui permet une détection plus aisée des éléments plus importants et significatifs au sein de celle-ci.

Après la réception de l'image, et le floutage effectué, le résultat flouté est directement transmis à la couche de neurone suivante : la couche **Lamina**.

3.2.2 La couche Lamina

Dans le système visuel des insectes, la couche lamina contient de nombreuses grandes cellules monopolaires (LMC). Ces LMC reçoivent les signaux des ommatidies et extraient des informations de mouvement à partir de leurs sorties. Plus précisément, les LMC réagissent fortement aux augmentations et diminutions de luminosité, c'est-à-dire aux changements de luminance. Dans le réseau neuronal à rétroaction proposé, chaque LMC est modélisée comme un filtre passe-haut temporel qui extrait les variations de luminance, soit les informations de mouvement, à partir de la sortie des ommatidies, $P(x, y, t)$. La sortie d'une LMC, notée $L(x, y, t)$, située en (x, y) , est défini par la convolution de la sortie de l'ommatidie $P(x, y, t)$ avec un noyau de convolution passe-haut temporel $H(t)$.

$$L(x, y, t) = \int P(x, y, s) * H(t - s) ds \quad (3)$$

Où le noyau de convolution passe-haut temporel est défini par:

$$H(t) = \Gamma_{n1, \tau1}(t) - \Gamma_{n2, \tau2}(t) \quad (4)$$

Et $\Gamma_{n, \tau}(t)$ représente le noyau gamma Kernel modélisé par l'équation mathématique suivante :

$$\Gamma_{n, \tau}(t) = (nt)^n \frac{e^{(-nt/\tau)}}{(n-1)!\tau^{n+1}} \quad (5)$$

La sortie des ommatidies sert d'entrée aux grandes cellules monopolaires (LMC) de la couche lamina, chacune étant modélisée comme un filtre passe-bande pour calculer les variations de luminance à chaque pixel en fonction du temps. En raison des propriétés avantageuses du noyau Gamma pour le traitement temporel, à l'instar de la stabilité, l'adaptabilité et la dissociation entre la région de support de la réponse impulsionnelle et l'ordre du filtre, ce noyau est préféré pour le traitement d'image. La sortie du LMC indique les changements de luminance au pixel (x, y) à l'instant t . Une sortie positive correspond à une augmentation de la luminance, tandis qu'une sortie négative reflète une diminution. Cependant, les LMC ne peuvent pas distinguer les objets selon leur taille. Ainsi, une variation de luminance détectée peut provenir du mouvement d'un objet de n'importe quelle taille. Dans le système visuel des insectes, avant que les grandes cellules monopolaires (LMC) ne transmettent leur sortie aux neurones suivants, elles subissent une inhibition latérale de la part des neurones adjacents. Dans le réseau neuronal proposé, la sortie des LMC, notée $L(x, y, t)$, est convoluée avec un noyau d'inhibition

$W_1(x, y, t)$ pour modéliser ce mécanisme d'inhibition latérale. L'inhibition latérale est modélisée mathématiquement comme suit :

$$L_I(x, y, t) = \int \int \int L(u, v, s) * W_1(x - u, y - v, t - s) du dv ds \quad (6)$$

Où $L_I(x, y, t)$ est le signal obtenu après l'inhibition latérale et W_1 est défini par :

$$W_1(x, y, t) = W_s^p(x, y)W_T^p(t) + W_s^N(x, y)W_T^N(t) \quad (7)$$

$$\text{Avec : } \left\{ \begin{array}{l} W_s^p = [G_{\sigma_2}(x, y) - G_{\sigma_3}(x, y)]^+ \\ W_s^N = [G_{\sigma_2}(x, y) - G_{\sigma_3}(x, y)]^- ; \sigma_3 = 2\sigma_2 \\ W_T^p = \frac{1}{\lambda_1} e^{-\frac{t}{\lambda_1}} \\ W_T^N = \frac{1}{\lambda_2} e^{-\frac{t}{\lambda_2}} ; \lambda_2 > \lambda_1 \end{array} \right. \quad (8)$$

$$(8)$$

$$(9)$$

$$(10)$$

$$(11)$$

On a $[x]^+$ et $[x]^-$ désignent respectivement $\max(x, 0)$ et $\min(x, 0)$.

Malgré le fait que la majeure partie du traitement de l'image se fait dans cette couche, pour filtrer les grands objets en mouvement, la sortie du LMC est transmise à des couches neuronales supérieures pour un traitement supplémentaire.

3.2.3 La couche Medulla

Dans le système visuel des insectes, la médulla comprend de nombreux neurones, dont Tm1, Tm2, Tm3 et Mi1. Ces neurones captent les signaux provenant de la couche lamina et sont particulièrement sensibles aux variations de luminance. Tm1 et Tm3 se connectent directement aux cellules monopolaires de la lamina (LMC) pour traiter leurs signaux en parallèle. Le neurone Tm3 agit comme un filtre qui laisse passer les augmentations de luminance (signaux ON) tout en bloquant les diminutions (signaux OFF), sa sortie étant représentée par $S^{Tm3}(x, y, t)$. Plus précisément, Mi1 et Tm3 détectent sélectivement les augmentations de luminance, Mi1 réagissant avec un léger retard par rapport à Tm3. Inversement, Tm1 et Tm2 sont sensibles aux diminutions de luminance, Tm1 présentant un retard par rapport à Tm2.

Avant de modéliser ces neurones, les sorties du LMC, notées $L(x, y, t)$, sont divisées en deux composantes : $S^{ON}(x, y, t)$ pour les augmentations et $S^{OFF}(x, y, t)$ pour les diminutions.

$$S^{ON}(x, y, t) = [L_I(x, y, t)]^+ \quad \text{et} \quad S^{OFF}(x, y, t) = -[L_I(x, y, t)]^- \quad (12 \& 13)$$

Comme plus haut, on a $[x]^+$ et $[x]^-$ désignent respectivement $\max(x, 0)$ et $\min(x, 0)$. S^{ON} et S^{OFF} (resp. encore appelés **canaux ON et OFF**) sont respectivement les signaux correspondant à l'augmentation et à la diminution de la luminance. Les neurones Tm2 de la couche medulla répondent aux diminutions de luminance représentées par les canaux OFF tandis que les neurones Tm3 seront sensibles aux augmentations de luminance récupérés au niveau des canaux ON. Les réponses des neurones Tm2 et Tm3 s'obtiennent à l'aide des formules suivantes :

$$S^{Tm2}(x, y, t) = [\iint S^{OFF}(u, v, t) W_2(x - u, y - v) dudv]^+ \quad (14)$$

$$S^{Tm3}(x, y, t) = [\iint S^{ON}(u, v, t) W_2(x - u, y - v) dudv]^+ \quad (15)$$

W_2 représente le 2nd noyau d'inhibition latérale du second-ordre défini par l'expression :

$$W_2(x, y) = A[g(x, y)]^+ + B[g(x, y)]^- \quad (16)$$

A et B sont des constantes, et $g(x, y)$ est une différence entre 2 gaussiennes.

Ce mécanisme vise à supprimer le mouvement de l'arrière-plan tout en amplifiant celui des petites cibles, ce qui est plus cohérent d'un point de vue biologique. Il repose sur l'observation suivante : si un pixel fait partie de l'arrière-plan, son vecteur de mouvement sera identique à celui de sa région environnante, entraînant une forte inhibition de son signal. En revanche, si un pixel appartient à une cible en mouvement, son vecteur de mouvement différera de celui des pixels de sa région périphérique, sauf si la petite cible et l'arrière-plan partagent le même mouvement. Dans ce dernier cas, le signal du pixel sera amplifié.

Comme on l'a remarqué dans la **figure 12**, la boucle de retour va de la dernière couche à la couche Medulla, donc les réponses des neurones de sortie (Tm1 et Mi1) sont retardées avant d'être transmises. En effet, le neurone Tm1 transmet la composante de diminution de luminance et la retarde temporellement par convolution avec un noyau Gamma. Le neurone Mi1, quant à lui, transmet la détection d'incrément de luminance avec un retard temporel, tout comme le neurone Tm1 par une convolution avec un noyau Gamma. On a alors les équations suivantes :

$$S^{Tm1}(x, y, t) = \int S^{Tm2}(u, v, t) * \Gamma_{n_F, \tau_F}(t - s) ds \quad (17)$$

$$S^{Mi1}(x, y, t) = \int S^{Tm3}(u, v, t) * \Gamma_{n_N, \tau_N}(t - s) ds \quad (18)$$

τ_N et τ_F sont les constantes de temps, n_N et n_F sont les ordres des noyaux gamma de retard. S^{Mi1} et S^{Tm1} sont les sorties retardées respectives des neurones Tm1 et Mi1.

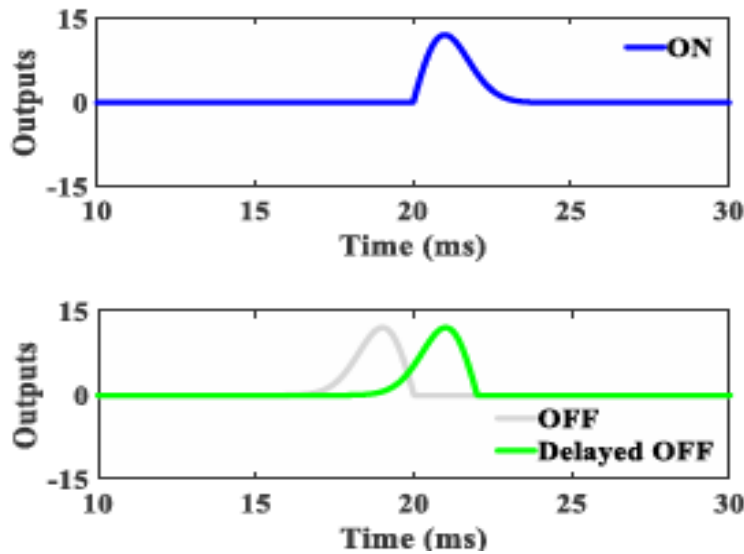


Figure 12: Synchronisation temporelle des canaux ON et OFF [6]

La **figure 13** montre que les sorties des neurones Tm3 (ON) et Tm1 (OFF) sont correctement synchronisées dans le temps après l'application d'un retard temporel. Ce retard correspond au temps nécessaire pour qu'une petite cible traverse un pixel, calculé comme le rapport entre la largeur de la cible et sa vitesse. Les signaux ON et OFF, une fois alignés, sont multipliés pour produire une réponse significative à une petite cible en mouvement. A part le traitement feedforward, les cellules ON et OFF peuvent améliorer le codage neuronal des mouvements d'objets grâce à la rétroaction issue de la couche neuronale supérieure.

Nous étudierons plus le mécanisme de rétroaction dans la couche suivante.

3.2.4 La couche Lobula

Elle prendra en entrée la vidéo traitée par la couche Medulla et donnera la vidéo finale traitée. Chaque neurone STMD est chargé de combiner les deux sorties neuronales médullaires résultant du même pixel lors de la détection du mouvement de petites cibles. Plus précisément, un signal de rétroaction est d'abord soustrait des sorties neuronales médullaires, qui sont ensuite associées par multiplication pour produire une réponse significative.

L'équation de ce traitement est donnée par l'expression suivante :

$$D(x, y, t) = \{S^{Tm3}(x, y, t) - F(x, y, t)\} \times \{S^{Tm1}(x, y, t) - F(x, y, t)\} \quad (19)$$

$D(x, y, t)$ est le signal de sortie final du système STMD et $F(x, y, t)$ est représentée la boucle de rétroaction : le **signal feedback**. Le signal de rétroaction est systématiquement sujet à des retards temporels, dus au temps de conduction dans l'axone ¹et au temps de transmission synaptique. Pour représenter ce retard dans une boucle de rétroaction, les sorties du neurone STMD central et de ses voisins subissent un retard temporel via une convolution avec un noyau Gamma, avant d'être transmis à la couche médullaire comme signaux de rétroaction.

Le feedback sera modélisé ici par la relation suivante :

$$F(x, y, t) = \alpha. \int \{D(x, y, s) + E(x, y, s)\} * \Gamma_{n_4, \tau_4}(t - s) ds \quad (20)$$

$E(x, y, t)$ représente la somme pondérée des sorties neuronales des STMD voisins, utilisée pour supprimer les perturbations du signal et est donnée par la relation suivante :

$$E(x, y, t) = \int \{S^{Tm3}(u, v, t) \times S^{Tm1}(u, v, t)\} \times W_e(x - u, y - v) dudv \quad (21)$$

$$\text{Où } W_e(x, y) = \frac{1}{2\pi\eta^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\eta^2}} \quad (22)$$

représente La fonction de pondération qui permet de regrouper les sorties des neurones STMD dans une zone spatiale restreinte, activées par le déplacement de la cible.

À cette étape, le modèle STMD parvient à filtrer les objets se déplaçant lentement grâce à une rétroaction incluant un retard temporel, tout en restant sensible aux objets à haute vitesse, agissant sur leur taille. Pour réduire les réponses aux grands objets, la sortie STMD $D(x, y, t)$ est ensuite convoluée avec un noyau d'inhibition latérale $W_s(x, y)$ de la même forme que le noyau retrouvé dans la couche **Medulla** :

$$W_s(x, y) = A[g(x, y)]^+ + B[g(x, y)]^- \quad (23)$$

3.3 Conclusion

Arrivé au terme de ce chapitre, nous avons pu détailler comment fonctionne chaque couche de neurone dans le système visuel des insectes. Nous avons décrit le déroulement du traitement de l'image des différentes couches neuronales de la première à la dernière avec les modèles mathématiques proposées pour pouvoir formuler et implémenter ces différentes étapes d'analyse et de traitement. Notre principal défi sera alors d'implémenter ces différentes couches de neurones avec un langage de programmation ; celui que nous choisirons est le langage **Python**.

¹ Axone : Prolongement du neurone par lequel transite le message nerveux.

Dans la suite de notre travail, nous aurons pour objectif de modéliser chaque couche neuronale ainsi que ses composantes sous Python et traiter une vidéo réelle pour en tirer des résultats.

IV. RÉALISATION ET SIMULATION

4.1 Introduction

Dans cette partie de notre travail, nous arrivons au point culminant de notre étude : l'implémentation et la discussion de notre code et de ses résultats. Comme vous l'avez sûrement remarqué plus haut, on a décrit de manière très superficielle chaque couche sans réellement entrer dans les détails les profonds. On a décrit comment elles fonctionnent mais pas les rôles des formules mathématiques et les fonctions des éléments utilisés dans chaque couche.

Sur des images de synthèse, cette méthode a montré de bons résultats lors des expériences, un autre défi, sera d'implémenter cette méthode détection bio-inspirée sur une vidéo réelle et non plus des images de synthèse. Nous travaillerons alors sur une frame de la vidéo suivante : IR AIRPLANE 035, représentant un avion se déplaçant à une très grande distance de la caméra dans le ciel.

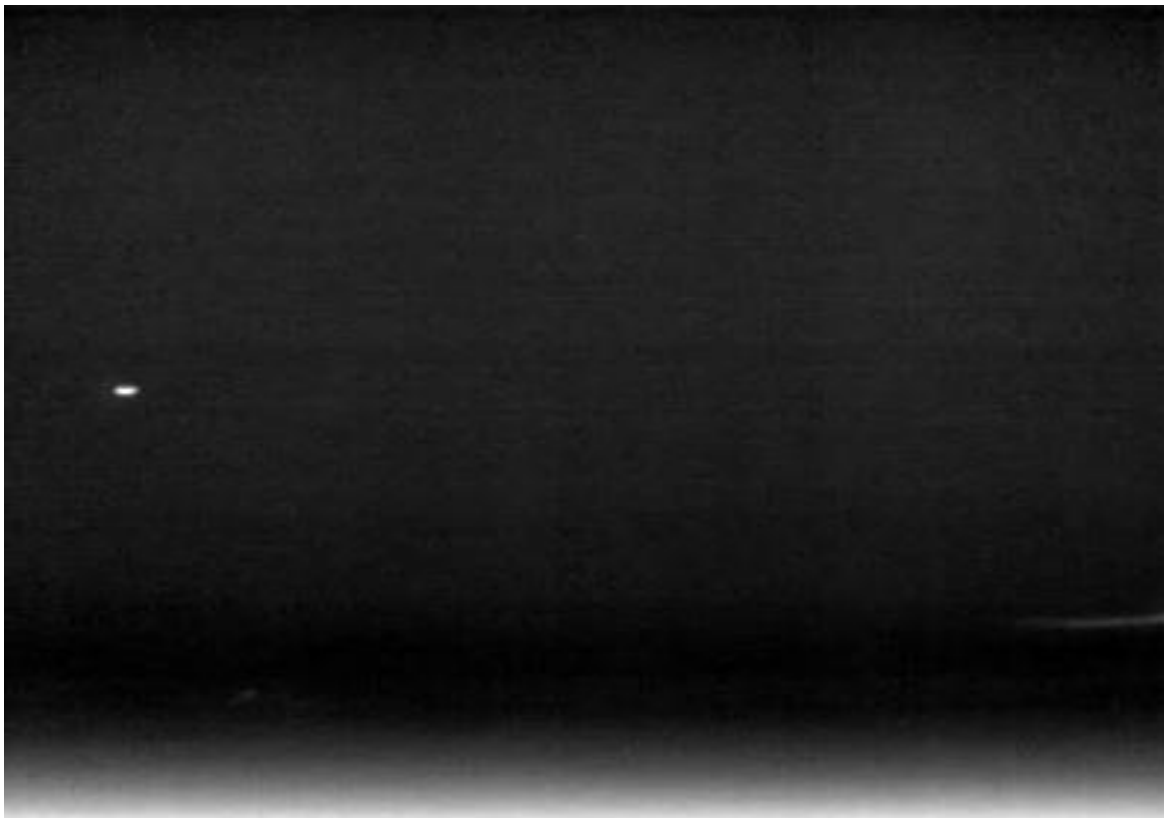


Figure 13: échantillon de la vidéo originale à traiter

Nous avons dans ce systèmes de neurones, 2 classes très importantes qui regroupent chacune 2 couches ; il s'agit :

- La partie **détection de la cible**
- La partie **suivi du mouvement de la cible**

La “détection de la cible” est assurée par les couches Retina et Lamina tandis que le “suivi du mouvement de la cible” doit être assuré par les couches Medulla et Lobula.

Pour effectuer ce travail, nous utiliserons l'application **Microsoft visual studio code** et le langage de programmation **Python** et pour le traitement d'images on utilisera la bibliothèque **OpenCV**.

4.2 Détection de la cible

Nous allons définir les lignes de codes qui nous permettrons de modéliser les couches Retina et Lamina ainsi que les fonctions utilisées.

4.2.1 Le noyau gaussien

La couche Retina reposera principalement sur la genèse d'un noyau gaussien 2D.

Nous avons vu plus haut la forme d'une fonction gaussienne. Dans la couche Retina, un effet de flou est appliqué à l'image d'entrée en utilisant un filtre gaussien. Le floutage aura pour objectif de diminuer le bruit et les détails dans chaque frame. Théoriquement, nous devons parcourir pixel après et appliquez le noyau gaussien aux pixels adjacents.

Le noyau gaussien 2D sera convolué avec l'image d'entrée et devra donner en retour une image floutée qui à son tour devra être traitée par la 2^{ème} couche qui achèvera la détection de la cible.

4.2.2 Le noyau de convolution normalisé passe-haut

Présent dans la couche Lamina, il est la résultante de la différence entre 2 gaussiennes d'ordre et d'écart-type différents.

Il permet le passage des fréquences qui sont au-dessus de la fréquence de coupure. Il sera employé comme un filtre passe-haut, caractérisé par un noyau comportant des valeurs négatives autour du pixel central (à analyser). Cette accentuation peut permettre de mettre en exergue les limites entre les zones homogènes de l'image et est alors utilisé comme extracteur de contours. Malheureusement, son utilisation sur des images a prouvé qu'il contribue à une légère augmentation du bruit, qu'on a voulu diminué plus haut sans la couche Retina.

4.2.3 Le Buffer

Encore appelé **Mémoire tampon** très utile pour le filtrage temporel, il correspond au temps nécessaire au traitement et au stockage des données sur un périphérique. Il définit aussi le nombre d'image à prendre en compte pour la division de la vidéos en frames et est une variable de type **-int**.

4.2.4 Inhibition latérale

Il sert à accentuer les contrastes locaux dans l'espace et permet de supprimer les fonds uniformes(homogènes) ; au même moment, il amplifie les contours des cibles plus petites.

Il effectue une différence de gaussiennes comme noyau (une **gaussienne étroite positive** :zone centrale excitatrice moins une **gaussienne large négative** : zone périphérique inhibitrice). Si une petite cible est présente dans l'image, elle échappe à l'inhibition, contrairement aux régions de fond plus larges qui seront supprimées plus tard.

4.2.5 Inhibition temporelle

L'inhibition temporelle a pour rôle de filtrer les signaux persistants et faire ressortir les changements rapides dans le temps entre 2 trames successives de la vidéo. Cela signifie que les fonds statiques, obstacles, sont supprimés et mêmes les obstacles qui se déplaceraient très lentement par rapport à la vitesse de la cible.

Il est appliqué à la sortie spatiale, suite à l'inhibition latérale cela permet de **détecter l'apparition d'une cible en mouvement**.

4.3 Suivi du mouvement de la cible

4.3.1 Les LMC

Ici, on diminue au maximum les informations qui pourraient se répéter pour maximiser la diffusion de l'information d'une couche à l'autre. Ils mettent en évidence les contours dans une image, car ici, on fait la soustraction moyenne locale de chaque pixel, mettant ainsi en évidence les régions où la luminance change rapidement : on dira alors que ces zones de changements brusques de luminance sont les **contours de la cible**. Chaque LMC est modélisé comme un filtre passe-haut temporel qui se chargera de l'extraction des changements de luminance.

4.3.2 Le Half Wave-Rectifier

En abrégé HWR, il s'agit d'un rectificateur demi-onde, qui agit comme un filtre et cela simule les neurones qui ne réagissent qu'à une stimulation dans une direction donnée. Le HWR, est

beaucoup plus sensible aux excitations positives c-à-d aux canaux ON et OFF que nous avons vu mathématiquement plus haut.

Dans notre modèle, toutes les valeurs négatives des excitations seront ramenées à 0 pour un traitement plus aisé.

4.3.3 Les Canaux ON/OFF

Représentés par $S^{ON}(x, y, t)$ et $S^{OFF}(x, y, t)$, ils sont utilisés pour détecter les changements de luminance d'une trame à une autre, d'un pixel à un autre. Ils seront chacun multipliés avec un noyau gamma d'inhibition du 2nd ordre. Ces canaux seront là pour relever les valeurs maximales et minimales de la luminance sur la trame.

Cette syntaxe a pour effet de séparer les valeurs positives et négatives de l'image après le traitement des LMC en deux images distinctes et qui facilitera l'inhibition latérale.

4.3.4 Les sorties médullaires

Il s'agit ici d'implémenter les lignes de code qui ressortiront les sorties des neurones de la couche Medulla. Comme on l'a vu plus haut, les neurones Tm3 seront sensibles aux canaux ON et Tm2 aux canaux OFF, ils sont obtenus avec l'intégrale de leurs multiplication respectives avec les noyaux d'inhibition temporelle.

4.3.5 Le retard Temporel

Comme on le sait depuis le début de notre étude, la boucle de retour doit intervenir dans la couche Medulla pour raffiner la réponse des neurones Tm1 et Mi1.

4.3.6 La boucle de retour temporel

On le retrouve dans la couche Lobula. Il s'active pour que la réponse des neurones ci-dessus soient retardés. Et permet un 2^{ème} filtrage du bruit et un meilleure lissage de la vidéo. La syntaxe suivante nous permet de l'implémenter.

Suite au traitement effectué par toutes ces composantes, nous pouvons être en mesure de détecter la cible et le mouvement de cette dernière dans la vidéo.

4.4 Simulation

Nous allons ici, tour à tour simuler couche après couche, le traitement de la vidéo proposé de la petite cible de taille très infime et voir réellement comment se comporte réellement chaque couche lors du traitement de la vidéo. Nous allons traiter, afficher les résultats et les enregistrer

sous formes de fichier vidéo au format **.mp4** et ferons un bref commentaire après chaque traitement.

PARAMETERS OF THE PROPOSED FEEDBACK STMD MODEL

Eq.	Parameters
(2)	$\sigma_1 = 1$
(3)	$n_1 = 4, \tau_1 = 8, n_2 = 16, \tau_2 = 32$
(7)	$n_3 = 9, \tau_3 = 45$
(9)	$\alpha = 1, n_4 = 10, \tau_4 = 25$
(10)	$\eta = 1.5$
(15)	$A = 1, B = 3$
(16)	$\sigma_2 = 1.5, \sigma_3 = 3, e = 1, \rho = 0$

Figure 14: Tableau des paramètres recommandés pour la simulation [6]

4.4.1 Traitement de la couche Retina

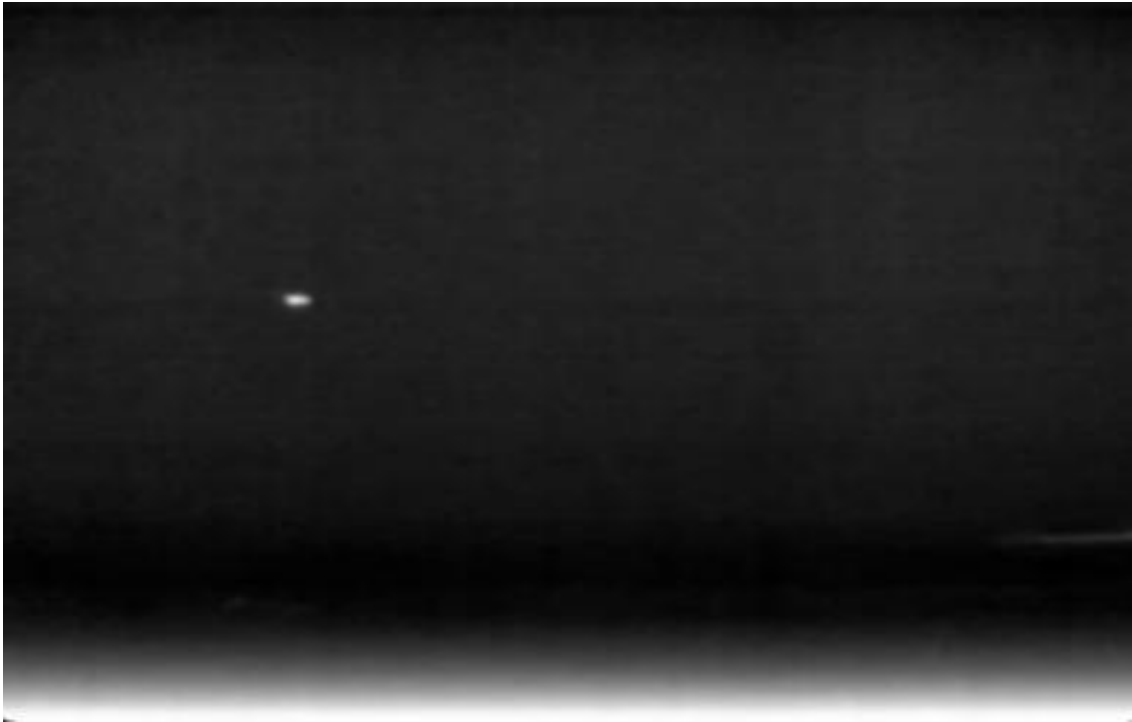


Figure 15: Résultat du traitement Retina

Le floutage par la gaussienne permet la réduction du bruit et lisse la vidéo pour préserver le maximum d'information à transmettre à la couche Lamina.

4.4.2 Traitement de la couche Lamina



Figure 16: Résultat de la couche Lamina

Ici, la cible est alors détectée totalement par le système neuronal après ce traitement. Les pixels adjacents sont dupliqués dans les zones de transitions de luminance avec l'objet. La cible se trouve au centre des zones dites **sombre** et **claire**, d'où on parle de détection de la cible.

4.4.3 Traitement de la couche Medulla



Figure 17: Résultat de la couche Medulla

On commence à détecter le mouvement et à inhiber le fond immobile pour se concentrer uniquement sur la cible.

4.4.4 Traitement de la couche Lobula



Figure 18: Résultat de la couche Lobula

On obtient alors une réponse optimale plus claire grâce au feedback temporel. Cela dit, l'utilisation de plusieurs noyaux de convolution, comme on l'a dit plus haut, contribue à l'atténuation de l'information, donc on remarque nettement la diminution légère de la taille de la cible.

4.5 Conclusion

Arrivés au terme de ce chapitre, nous avons pu explorer comment ont été implémentées nos lignes de code en essayant de respecter le plus fidèlement les formules mathématiques proposées par les chercheurs ayant travaillé sur ce modèle de Feedback STMD. La réalisation de ces codes est réellement une étape très difficile et ces derniers peuvent être améliorés pour affiner l'image en résultats. Nous avons pu déceler les 2 grandes parties de notre programme à savoir la détection de la cible et le suivi de sa direction. Nous avons aussi pu implémenter toutes les formules et les composantes nécessaires à l'élaboration de notre programme. Nous étudierons alors les perspectives futures pour cette méthode.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Nous sommes arrivés ici à la fin de notre étude que nous avons menée sur la technique de détection de petites cibles dans les environnements complexes. Connaissant déjà les technologies de détection dites conventionnelles, nous avons présenté leurs limites dont la principale étant sensibilité aux variations d'éclairage qui peut affecter la détection en considérant les ombres comme des objets en mouvements. Dans le ciel, pour rester dans le contexte de l'aviation, les nuages, les ombres de bâtiments, peuvent être considérés comme des cibles augmentant la probabilité de fausses alertes de détection. Le besoin de développer une autre méthode de détection s'est alors fait ressentir et nous avons eu droit à des techniques de détection inspirés de systèmes visuels d'êtres vivants. Quoi de mieux alors que l'un des systèmes optiques les plus sensibles, précis qui puissent exister ? Le système neuronal des insectes.

Nous avons pu déceler les 4 couches qui constituent le système neuronal optique de ces êtres vivants à savoir : **la couche Retina, la couche Lamina, la couche Medulla et la couche Lobula**. L'utilisation de cette méthode est l'objet de nombreuses recherches depuis les années 2000's qui ont menées à leurs formulations mathématiques que nous avons analysées durant notre étude au 3^{ème} chapitre. L'insertion d'une boucle de rétroaction temporelle est l'hypothèse selon laquelle la réponse de détection devrait être plus forte et plus nette. A cet effet, nous avons donc utilisé le langage de programmation Python pour pouvoir facilement implémenter ces expressions mathématiques facilement par grâce à la méthode du **"Deep learning"**. Nous avons alors fait des tests sur des grandes cibles et même sur des plus petites cibles et avons obtenus des résultats assez concluants que nous avons comparés avec ceux obtenus avec des méthodes précédemment présentées dans notre analyse. La rétroaction est ici un initiateur de retard temporel qui permettra de ralentir l'affichage de la réponse pour un second traitement plus claire que la réponse qu'on aurait obtenue avec une méthode STMD classique. Après l'implémentation des codes Python, nous avons donc appliqué notre programme à des vidéos réelles et non plus des images de synthèse comme lors des études des chercheurs dont nous nous sommes inspirés ; nous nous sommes mis dans le domaine de l'aviation en prenant pour objectif la détection des objets mobiles dans le ciel : des avions, hélicoptères, drones, oiseaux qui constituent tous une cible mobile à détecter. La taille de la cible peut dépendre de plusieurs facteurs à savoir : **la proximité de la caméra, la résolution de la caméra, son orientation,**

l'orientation de la cible aussi et même la vitesse de cette dernière. Comme on le sait, le système optique sera sensible à un taux de stimulus bien précis, il en sera de même pour cette technique de détection qui sera sensible et donnera une réponse pour un certain stimulus. Malheureusement, la succession d'inhibitions latérale et temporelle, associées aux noyaux gaussiens pour le filtrage et le lissage des vidéos entraînent une perte d'information considérable avec la suppression des contours et la duplication des pixels adjacents font que les contours soient confondus avec la zone à inhiber. Cela dit, on a tout de même une bonne détection de la cible ainsi qu'un bon suivi de la cible mobile sur la vidéo. La réponse obtenue est plus prononcée et remarquable que sur les résultats d'autres méthodes (nous comparerons les résultats dans l'annexe du document en affichant les différents obtenus avec différentes méthodes).

L'implémentation de cette méthode a donc été un succès mais pas total.

Le développement de cette technique et la correction de toutes ses limites constituent un défi vraiment énorme et serait d'une grande importance car elle trouverait aisément sa place dans de nombreux domaines contemporains à l'instar de :

✚ **La surveillance aérienne :** pour la détection d'intrusion dans un espace aérien d'un objet pouvant perturber le Trafic aérien de la zone ou bien les activités aériennes qui se déroulent.

➤ **Exemples :** un drone d'espionnage qui survole une base aérienne, un avion éloigné qui aurait échappé à la vigilance du contrôleur aérien ; ou même des drones kamikazes qui foncraient sur une zone quelconque.

✚ **La robotique :** On pourrait créer des robots autonomes auxquels on pourrait implémenter cette technologie afin d'en faire des lance-missiles intercepteurs ou même pour l'attaque.

Parmi les principales difficultés rencontrées, nous en avons décelées 2 principales qui, si elles sont bien traitées pourraient considérablement augmenter l'efficacité de cette méthode. Il s'agit principalement de :

✚ **L'amélioration des rétroactions adaptatives**

✚ **L'application sur des cibles multiples**

BIBLIOGRAPHIE

- [1] S. D. Wiederman, P. A. Shoemaker, and D. C. O’Carroll, “A model for the detection of moving targets in visual clutter inspired by insect physiology,” PLoS One, vol. 3, no. 7, pp. 1–11, Jul. 2008.
- [2] Hongxin Wang, Jigen Peng, Shigang Yue, “Bio-inspired Small Target Motion Detector with a New Lateral Inhibition Mechanism.”
- [3] H. Wang, J. Peng, and S. Yue, “A Feedback Neural Network for Small Target Motion Detection in Cluttered Backgrounds,” July. 2018.
- [4] Hongxin Wang, Jigen Peng, Shigang Yue, Senior Member, IEEE “ A Directionally Selective Small Target Motion Detecting Visual Neural Network in Cluttered Backgrounds ” ; arXiv:1801.06687v5 [cs.CV] 29 Sep 2018
- [5] Rajender Kumar “Python Machine learning: a beginner’s guide to Scikit-learn”
- [6] Hongxin Wang, Huatian Wang, Jiannan Zhao, Cheng Hu, Jigen Peng and Shigang Yue, Senior Member, IEEE “ A Time-Delay Feedback Neural Network for Discriminating Small, Fast-Moving Targets in Complex Dynamic Environments ” arXiv:2001.05846v5 [cs.CV] 28 Jun 2021
- [7] Hongxin Wang, Jiannan Zhao, Huatian Wang, Jigen Peng, and Shigang Yue, Senior Member, IEEE “ Attention and Prediction Guided Motion Detection for Low-Contrast Small Moving Targets ” arXiv:2104.13018v6 [cs.CV] 17 Dec 2021
- [8] Q. Fu, H. Wang, C. Hu, and S. Yue, “Towards Computational Models and Applications of Insect Visual Systems for Motion Perception: A Review,” IEEE Trans, Apr. 2019.
- [9] Python: <https://www.python.org/>
- [10] OpenCv: <https://opencv.org/>

ANNEXE

1) PYTHON



Python est un langage de programmation polyvalent, populaire et facile à apprendre, souvent utilisé dans des domaines comme le développement web, le traitement de données, l'intelligence artificielle . Il est de plus en plus utilisé dans des domaines variés, offrant une grande marge de travail à explorer aux développeurs. A l'aide de bibliothèques, on peut spécialement traiter un ou plusieurs domaines à la fois. Dans notre cas, nous l'avons utilisé pour la vision assistée par ordinateur, pour le deep learning.

2) Machine learning



Le machine learning ou encore l'apprentissage de la machine est un domaine en expansion rapide qui implique l'utilisation d'algorithmes et de modèles statistiques pour analyser et effectuer des prédictions ou prendre des décisions basées sur des données. C'est un sous

domaine de l'intelligence artificielle qui permet à une machine d'apprendre à partir de données sans être explicitement programmée pour une tâche spécifique. Les algorithmes apprennent des relations à partir de données, souvent à l'aide de caractéristiques extraites manuellement ; Bien sûr, l'orientation humaine est nécessaire.

3) Deep learning



Encore appelé apprentissage en profondeur, il s'agit d'une sous-catégorie du machine learning qui utilise des réseaux de neurones profonds (deep neural networks). Le modèle apprend automatiquement les caractéristiques pertinentes à partir des données brutes, grâce à plusieurs couches de traitement. Notre étude a utilisé des réseaux de neurones convolutifs pour le traitements d'images.

4) OPEN CV



Il s'agit d'une bibliothèque très importante pour le traitement d'image et la vision par ordinateur. OpenCV a été conçu pour optimiser l'efficacité et les performances des tâches de vision intensives en calcul. Il est donc particulièrement axé sur les applications temps réel de

vision ; nous l'avons emplyé dans notre vidéo à la fois pour les traitements mais aussi pour l'affichage de sorties.

5) Scipy et Numpy



Il s'agit ici de 2 bibliothèques en Python très puissantes pour effectuer les produits de convolutions, intégrales et sommes. . Elles offrent des structures de données efficaces pour la manipulation des matrices. Scipy est une bibliothèque puissante et polyvalente utilisée pour le calcul scientifique et l'analyse de données en Python. Elle fournit des fonctionnalités avancées pour l'optimisation, l'algèbre linéaire, l'intégration, la statistique et bien plus encore. Dans mon projet, j'ai utilisé SciPy pour effectuer des opérations mathématiques complexes.

6) MICROSOFT VISUAL STUDIO CODE

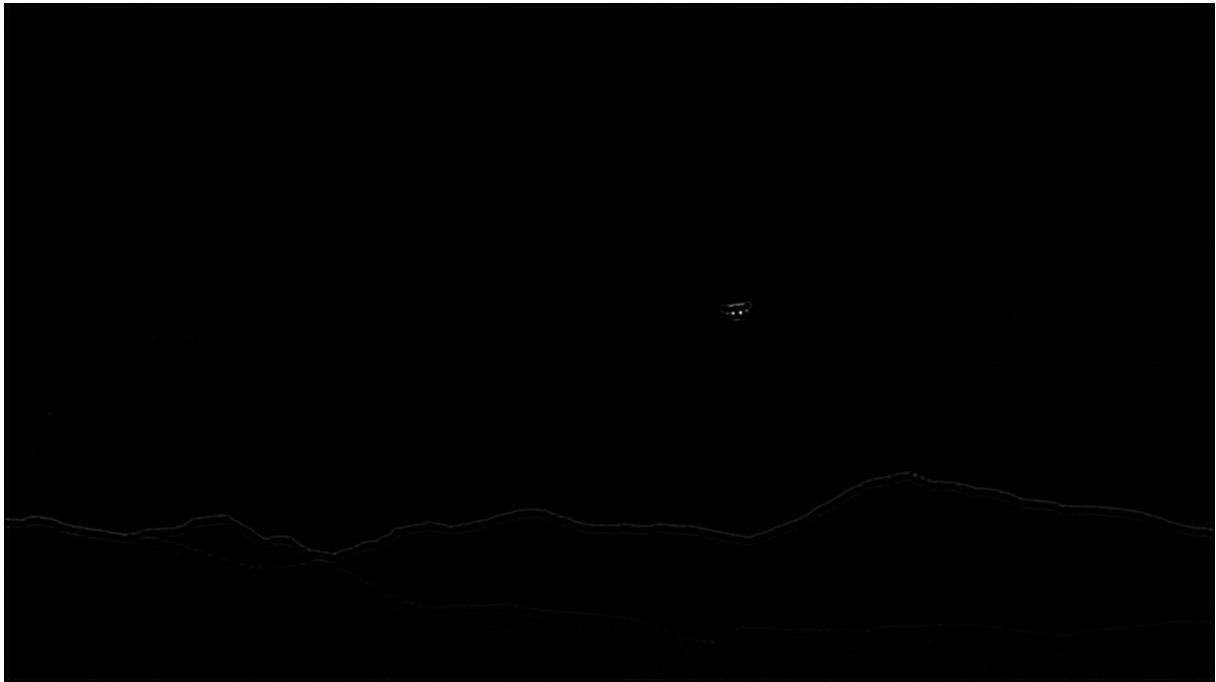


Visual Studio Code , communément appelé VS Code est un environnement de développement intégré développé par Microsoft pour Windows, Linux, macOS et les navigateurs Web. Les fonctionnalités incluent la prise en charge du débogage, la coloration syntaxique, la complétion de code intelligente, les extraits de code, la refactorisation de code et le contrôle de version intégré. Les utilisateurs peuvent modifier le thème , les raccourcis clavier et les préférences, ainsi qu'installer des extensions qui ajoutent des fonctionnalités. Visual Studio

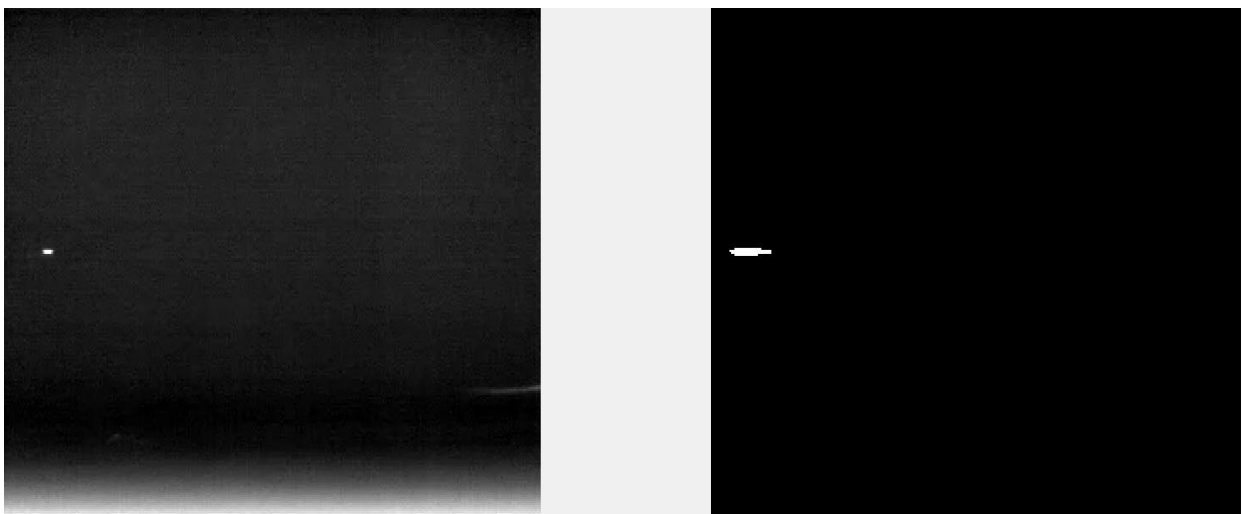
Code est un éditeur de code source qui peut être utilisé avec une variété de langages de programmation dont C, C++, Java, javascript ; des langages de balisage comme HTML, CSS.

7) RESULTATS DES DIFFERENTES METHODES STMD

7.1 Méthode Feedback STMD avec un nouveau mécanisme d'inhibition latérale



7.2 Méthode Feedback STMD avec MATLAB





8) Centre de Recherches Militaires

1. Présentation du Centre de Recherches Militaires (CRM)

Le Centre de Recherches Militaires (CRM) a été créé par le décret gouvernemental n° 2016-624 en date du 25 mai 2016. Il s'agit d'un établissement public à caractère scientifique et technologique, doté de la personnalité morale et de l'autonomie financière.

Le CRM est placé sous la tutelle du Ministère de la Défense Nationale.

En vertu de ce décret, le CRM est régi par la législation commerciale, sauf dispositions contraires. Ses marchés publics sont soumis aux textes législatifs et réglementaires applicables aux établissements publics à caractère non administratif.

2. Missions du CRM

Les missions du CRM, définies par le décret de sa création, sont les suivantes :

- Réaliser des recherches dans les domaines militaires en lien avec la **politique de défense nationale** ;
- Valoriser les résultats des recherches scientifiques, à travers l'exécution de **programmes de recherche appliquée** et de **projets de développement technologique** liés aux besoins spécifiques des forces armées (notamment stratégie, prospective et ingénierie) ;
- Assurer une **veille scientifique, technologique et stratégique** dans les domaines de compétence du centre ;
- Apporter une **expertise scientifique et technologique** au niveau **national et international** ;
- Établir des **relations de coopération et de partenariat** avec des institutions, centres de recherche, universités, écoles, tunisiennes ou étrangères ;
- Organiser des **rencontres scientifiques, séminaires et formations** avec des experts nationaux et internationaux ;
- Contribuer à la **formation des chercheurs militaires** ainsi que des **étudiants en mastère et en doctorat** dans le cadre des programmes de recherche du centre ;

- Réaliser toute autre mission scientifique et technologique entrant dans le cadre de ses attributions.

3. Structure Organisationnelle du CRM

Le CRM relève directement du **Ministre de la Défense Nationale**. Son organisation administrative, définie par le décret n° 2016-624, comprend :

- **La Direction Générale ;**
- **La Direction de la Recherche Scientifique et Technologique (DRST) ;**
- **La Direction de la Veille et de la Prospective (DVP) ;**
- **Le Secrétariat Général**, chargé de la gestion administrative, financière et juridique du centre ;
- Les **Unités Spécialisées**, à savoir :
 - **Unité des Relations et du Partenariat (URP) ;**
 - **Unité de Valorisation des Résultats de la Recherche (UVR) ;**
 - **Unité de Veille Technologique et Stratégique (UVTS) ;**
 - **Unité de la Formation (UF) ;**
 - **Unité du Soutien Technique (UST) ;**
 - **Unité d'Information et de Documentation Scientifique (UIDS).**

4. Organisation Scientifique du CRM

L'organisation scientifique du CRM repose sur :

- Un **Conseil Scientifique**, instance consultative ;
- Des **laboratoires de recherche** et **unités de recherche** ;
- Des **unités spécialisées**, dont la création est validée par décision ministérielle ;
- Une **unité d'information et de documentation scientifique**.

5. Missions de l'Unité de Valorisation des Résultats de la Recherche (UVR)

L'**UVR**, créée conformément à l'article 19 du **décret n° 2016-624**, a pour mission de :

- Valoriser les résultats des recherches scientifiques conduites par le CRM ;
- Développer et encadrer des projets de recherche et de développement technologique ;
- Promouvoir les compétences nationales en matière d'innovation et d'**industrialisation militaire** ;
- Mettre en œuvre une **stratégie de transfert technologique** et de mobilisation des ressources scientifiques ;