

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Génie Electrique

Mémoire de Master II

Filière : télécommunication

Spécialité : Réseaux et Télécommunications.

Suivi Des Nuages Sur Des Images RADAR.

Présenté par :

M^{lle} ZIDI FATIMA

M^{lle} AICHAOUI KHEDIDJA

Devant le jury :

M^r N.MESSAOUDI	MCA	UMBB	Présidente
M^{me} Y.GUERBAI	MCA	UMBB	Examineur
M^{me} M.HEDIR	MCB	UMBB	Promotrice

Année Universitaire : 2022/2023

Remerciement

Nous tenons à exprimer nos plus vifs remerciements :

En premier lieu, à Dieu le tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il Nous a donné durant ces mois consacrés à la réalisation de ce modeste travail.

*Nos remerciements spéciaux vont à Mme. **HEDIR** notre promotrice pour son aide, sa gentillesse, ses conseils et de nous avoir guidé dans notre travail.*

Nous remercions également Monsieur Messaoudi d'avoir accepté de présider le jury, Madame Guerbai pour avoir examiné notre travail.

Nous adressons nos remerciements également à toute l'équipe pédagogique responsable de notre formation au niveau de la faculté des technologies.

 **Fatima \ Khedidja**

Dédicace :

Je dédie ce modeste travail à toutes les personnes que j'aime, en particulier :

A ma grand-mère, qui nous a quittés aussitôt, elle voulait vraiment assister à ma réussite, si tu nous regarde de là-haut, je te dis merci et que ce travail soit le meilleur cadeau que je puisse t'offrir.

À ma très chère mère qui m'a couvert de son amour et sa tendresse durant toute mon existence et ses encouragements durant mes études.

À mon très cher père meilleur papa au monde, pour ses encouragements et sa générosité et ses sacrifices afin que je réussisse.

À mes chers frères Hamza, Hocine et sœurs Mina et Safo.

À toute personne m'ayant encouragé et souhaité la réussite.

À ceux qui sont la source de mon inspiration et de mon courage mes amies Narimane et Selma.

Dédicace :

A l'aide de DIEU tout puissant, qui trace le chemin de ma vie, j'ai pu arriver à réaliser ce modeste travail que je dédie :

A ma plus belle étoile qui puisse exister dans l'univers, ma très chère mère celle à qui je souhaite une longue vie et bonne santé.

Mon très cher père, le repère et le symbole de tous mes progrès, avec autant d'admiration pour ses sacrifices, son encouragement et son aide afin de poursuivre mes études.

A mes adorables frères Hocine et Zakaria.

A toutes mes tantes, mes oncles.

A tous ceux qui me connaissent de près ou de loin, à tous ceux qui occupent une place dans mon cœur.

Résumé :

Ce projet de fin d'études se concentre sur le suivi des nuages à partir d'images radar en utilisant différentes méthodes et techniques avancées. L'objectif principal est d'estimer avec précision les mouvements des nuages à la fois à court terme et à long terme, en exploitant les méthodes MPA, AMPA, DBA, le flot optique et les réseaux neuronaux.

Ce projet représente une contribution significative dans le domaine du suivi des nuages sur des images radar. En combinant les méthodes MPA, AMPA, DBA, le flot optique et les réseaux neuronaux, notre approche sera complète et robuste pour estimer avec précision les mouvements des nuages. Les résultats obtenus sont encourageants et peuvent contribuer à l'amélioration des techniques de suivi des nuages et ont un fort potentiel d'application dans le domaine de la météorologie et de la climatologie.

Mots clés : précipitations, prévisions, radar, MPA, AMPA, DBA, réseaux neurones

Abstract:

This final year project focuses on cloud tracking using radar images and explores various advanced methods and techniques. The main objective is to accurately estimate cloud movements both in the short-term and long-term using MPA, AMPA, DBA methods, optical flow, and neural networks.

This project represents a significant contribution to the field of cloud tracking in radar images. By combining MPA, AMPA, DBA methods, optical flow, and neural networks, our approach is complete and robust for accurately estimating cloud movements. The results contribute to enhancing cloud tracking techniques and have great potential for application in meteorology and climatology.

Keywords : précipitations, prévisions, radar, MPA, AMPA, DBA, réseaux neurones

ملخص:

بمشروع التخرج هذا، تم التركيز على تتبع السحب من خلال صور الرادار باستخدام مجموعة من الأساليب والتقنيات المتقدمة. الهدف الرئيسي هو تقدير حركة السحب بدقة في الفترات القصيرة والطويلة باستخدام الأساليب MPA وAMPA وDBA وتدفق البصري والشبكات العصبية.

يمثل هذا المشروع مساهمة مهمة في مجال تتبع السحب على صور الرادار. من خلال دمج أساليب MPA وAMPA وDBA وتدفق البصري والشبكات العصبية، قد طورت نهجاً شاملاً وقويًا لتقدير

حركة السحب بدقة. نتائجك واكتشافاتك تسهم في تحسين تقنيات تتبع السحب ولها إمكانات كبيرة للتطبيق في مجالات الأرصاد الجوية والمناخ.

الكلمات المفتاحية: الهطولات - التوقعات - MPA- AMPA-DBA- الشبكات العصبية

SOMMAIRE

Table des matières

Introduction Générale.....	2
----------------------------	---

Chapitre 01

1. Introduction.....	5
2. Les instruments de mesures météorologiques	5
2.1. Instruments de mesure au sol	5
2.1.1. Pluviomètre.....	5
2.1.2. Disdromètre	6
2.1.3. Pluviographe.....	7
2.2. Instruments de mesure par télédétection	8
2.2.1. Satellites météorologiques	8
2.2.2. Le lidar	10
2.2.3. Le radar	11
3. Mécanisme de formation des nuages.....	14
3.1. Définition d'un nuage.....	14
3.2. Formation des nuages.....	14
Convection	15
Soulèvement orographique	15
Soulèvement frontal	16
Refroidissement par la base	16
3.3 Les types d'échos	17
3.3.1. Les échos atmosphériques	17
3.3.2. Les échos de la surface terrestre.....	17
3.4. Les techniques d'élimination des échos du sol	18
3.4.1. Méthode de masquage	18
3.4.2. Circuit MTI (Moving Target Indicator)	18
3.4.3. Méthode statistique associée à l'intelligence artificielle	19
4. Conclusion	20

Chapitre 02

1. Introduction.....	22
2. Flot optique.....	22
Méthode de Lucas et Kanade	24
3. Barycentre ou centre du nuage	25

4. Méthodes de suivi et prédiction à court terme	26
4.1. Méthode d'ajustement du parcours moyen (MPA).....	26
4.2. Méthode d'ajustement du parcours moyen modifiée (AMPA)	26
4.3. L'approche basée sur la différence (DBA)	27
5. Les réseaux neurones	29
5.1. Réseau de neurones biologique.....	30
5.1.1. Le corps cellulaire	30
5.1.2. Les dendrites	30
5.2. Les réseaux de neurones artificiels.....	31
5.3. Les fonctions de transfert.....	32
5.4. Architecture du réseau de neurone artificiel	34
5.5. Fonctionnement du réseau de neurones	34
5.6. Le perceptron multicouche	35
5.7. Algorithme de rétro propagation	35
6. Le traitement des données.....	38
7. Conclusion	39

Chapitre 03

1. Introduction.....	42
2. Base de données.....	42
3. Prétraitement des images	43
4. Analyse du mouvement (flot optique)	44
5. Estimation à court terme (avec la DBA, MPA et AMPA).....	47
5.1 Estimation avec la DBA, MPA et AMPA	47
6. Estimation à long terme	50
6.1. Estimation avec DBA, MPA et AMPA	50
6.2. Estimation avec les réseaux de neurones.....	53
6.2.1. Phase d'apprentissage	53
7. Conclusion.....	60
Conclusion général.....	62
Bibliographie.....	64

Table des Figures

Figure 1.1: Un pluviomètre	6
Figure 1.2: Disdrometre de pluie	7
Figure 1.3: Un pulviographe	8
Figure 1.4 : une nouvelle génération de satellite météorologique	8
Figure 1.5 : un lidar qui onde tmosphere.....	11
Figure 1.6 : Exemple de fonctionnement d'un radar météorologique	13
Figure 1.7 : Formation d'un nuage dans l'étape de convection	15
Figure 1.8 : Formation d'un nuage dans l'étape de Soulèvement orographique	15
Figure 1.9 : Formation d'un nuage dans l'étape de Soulèvement frontale.....	16
Figure 1.10 : Formation d'un nuage dans l'étape de Refroidissement par la base.....	16
Figure 1.11 : <i>Circuits M.T.I (Moving Indicator)</i>	19
Figure 2.1: Exemple de l'estimation du mouvement du flot optique.....	22
Figure2.2 : Représentation schématique de l'estimation du déplacement d'un nuage...28	
Figure 2.3 : schéma d'un neurone biologique.....	31
Figure 2.4 : Représentation simplifie d'un neurone Artificiel	31
Figure 2.5 : Représentation matricielle de la structure du neurone Artificiel	32
Figure 2.6 : (a) fonction seuil, (b) fonction linéaire, (c) fonction sigmoïde.....	33
Figure 2.7 : couche de S neurones.....	34
Figure 3.1 : (a) Image brute, (b) Image filtrée.....	43
Figure 3.2 : (a) séquence temporelle 1 (b) flot optique.....	44
Figure 3.3 : (a) séquence temporelle 2 (b) flot optique.....	45
Figure 3.4 : variation temporelle des X_g selon les méthodes proposées.....	47
Figure 3.5 : variation temporelle des Y_g selon les méthodes proposées.....	48
Figure 3.6 : variation temporelle des X_g selon les méthodes proposées.....	51
Figure 3.7 : variation temporelle des Y_g selon les méthodes proposées.....	51
Figure 3.8 : 1 interface de l'outil "nntool" sur "MATLAB"	55
Figure 3.9 : l'inteface qui monrte le paramètre du réseau et faire l'entrainement	55
Figure 3.10 : la fenêtre qui représente le réseau	56

Figure 3.11 : performance des différents réseaux : (a) réseau 1, (b) réseau 2, (c) réseau 3, (d) réseau 4 pour la coordonnée Y	57
Figure 3.2 : performance des différents réseaux : (a) réseau 1, (b) réseau 2, (c) réseau 3, (d) réseau pour la coordonnée X.....	59

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : Caractéristiques techniques de radars de la région de Bordeaux.	41
Tableau 3.2 : Variation des centres de masse selon les méthodes proposées.....	46
Tableau 3.3: erreur moyenne sur X et Y par les trois méthodes	49
Tableau 3.4 :Variation des centre de masse selon les méthodes proposées	50
Tableau 3.5: erreur moyenne sur X et Y par les trois méthodes	52
Tableau 3.6 : Structure des réseaux et erreur de test	58
Tableau 3.7 : Structure des réseaux	60

INTRODUCTION

Introduction générale

De nos jours les activités humaines sont sensibles au climat (variation de la température, forte pluie) et sont fortement impactées par l'évolutions de ce dernier. À cet égard, l'étude des précipitations (pluie, neige, grêle) est devenue une préoccupation majeure chez les physiciens de l'atmosphère et météorologues. Celle-ci suscite l'intérêt de divers domaines d'application dont l'agriculture, l'hydrologie, la construction et l'urbanisme, et la navigation.

L'étude de la météorologie remonte à plusieurs siècles, mais c'est au cours des dernières décennies que des avancées significatives ont été réalisées grâce à l'utilisation de technologie modernes et à l'amélioration des modèles informatiques. La météorologie s'appuie sur une variété d'outils et de méthodes pour collecter des données sur l'atmosphère. Cela comprend l'utilisation de stations météorologiques, de radars, de satellites, de ballons sondes et d'autres instruments de mesure. Ces données sont ensuite analysées et utilisées pour établir des prévisions météorologiques, qui sont essentielles pour de nombreuses activités humaines, telles que l'agriculture, le transport, la planification urbaine, la gestion des ressources en eau et la sécurité publique.

Pour mieux appréhender les aspects opérationnels de cette étude, nous utilisons des données recueillit par un radar situé dans la région bordelaise du sud-ouest de la France, une région assez plate [latitude 44-50 N, longitude 00-42 W et 49 mI de D'altitude, le climat est classé comme maritime et se caractérise par des hivers doux et des étés chauds. Les précipitations sont très fréquentes en automne et en hiver, et la ville ne dispose pas de nombreuses stations au sol, ce qui rend difficile la collecte et l'analyse des données sur les précipitations.

Ainsi, afin de comprendre et participer à l'étude des aléas climatiques, la contribution actuelle consiste à étudier les données de précipitations issues des radars météorologiques par les méthodes MPA (Mean Path Adjustment), AMPA (Advanced Mean Path Adjustment) DBA (approche différentielle), développées pour la prédiction de la position du nuage à court terme sur des images satellitaires.

Nous utilisons à notre tour ces méthodes sur des images radar afin de faire l'estimation de la position du centre de masse des cellules nuageuses à court terme, par la suite nous

faisons appelle au réseau de neurones pour une estimation à long terme. L'intérêt de la prédiction du déplacement des nuages réside dans la prévention des dégâts matériels et humains. En effet, dans des situations à risque la population prendra des précautions.

Afin de suivre le mouvement des nuages, notre travail est organisé comme suit :

Dans le premier chapitre, nous allons parler sur les caractéristiques générales du radar météorologique et son principe de fonctionnement. Le mécanisme de formation des nuages et les différents types d'échos.

Dans le deuxième chapitre, nous montrerons les différentes méthodes de suivi du mouvement des nuages à court terme (MPA, AMPA et DBA). Par la suite, nous allons présenter l'estimation le flot optique de barycentre du nuage par la méthode différentielle « la méthode de Lucas et Kanade », et exploité les réseaux de neurones afin d'avoir une estimation à long terme.

Pour le troisième chapitre, nous allons suivre des masses nuageuses pour le long terme dans lequel on utilise les réseaux neurones.

On termine notre travail avec les résultats on aboutit pour le suivi à court et à long terme sont également exposés avec en support leur interprétation par des graph commentés.

Chapitre 1

Généralité sur la météorologie

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

1. Introduction

La détection des précipitations est une tâche essentielle dans le domaine de la météorologie, elle est généralement effectuée à l'aide d'instruments météorologiques tels que les radars météorologiques et les pluviomètres.

Les instruments de mesure sont des outils indispensables dans de nombreux domaines pour mesurer et quantifier des paramètres physiques. Ils sont utilisés pour fournir des données précises et fiables, ils peuvent être des instruments de mesure au sol ou bien des instruments de mesure par télédétection.

Les instruments de mesure par télédétection sont des dispositifs qui permettent de collecter des données sur des objets, des phénomènes ou des conditions à distance, sans être en contact direct avec eux. Cette technique de mesure est largement utilisée dans de nombreux domaines, notamment en météorologie, en géologie, en écologie, en agriculture, en gestion de l'eau, etc. Dans ce chapitre, nous présentons les instruments de mesure météorologique.

2. Les instruments de mesures météorologiques

Il existe de nombreux instruments de mesure météorologiques, chacun ayant une fonction spécifique pour mesurer différents paramètres météorologiques.

Les instruments de mesure météorologiques sont utilisés pour fournir des données précises sur les conditions météorologiques locales, qui sont ensuite utilisées pour effectuer des prévisions météorologiques [1]. Pour une mesure correcte de la quantité de pluie, deux types de mesures existent :

- Une mesure directe qui est assurée via des instruments de mesure au sol.
- Une mesure indirecte assurée par des instruments de mesure par télédétection.

2.1. Instruments de mesure au sol

2.1.1. Pluviomètre

Le pluviomètre est un instrument fiable et précis qui mesure en temps réel la quantité d'eau tombée pendant les précipitations de pluie. Les pluviomètres modernes utilisent souvent des capteurs électroniques pour mesurer la quantité de précipitations. (Voir la figure 1)

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01



Figure 1.1: Un pluviomètre

Le pluviomètre mesure la hauteur du niveau d'eau de pluie en millimètres. Bien que le risque d'erreur soit présent (comme toujours en météo), cela n'impacte pas de manière forte la mesure de la quantité d'eau de pluie tombée. Pour minimiser l'erreur au maximum, l'idéal est de placer le pluviomètre entre 50 centimètres et 2 mètres du sol. Le terrain doit idéalement être plat, éloigné des arbres, de tout abri et mur...etc.

2.1.2. Disdromètre

Le capteur de gouttelette est un instrument utilisé en météorologie pour mesurer la distribution du diamètre des hydrométéores et leur vitesse de descente. La distribution des diamètres et le nombre de particules par diamètre permettent le calcul des taux de précipitation, ce qui est utile pour calibrer les équipements de télédétection tels que les radars météorologiques. Le taux de chute est à son tour lié à la phase des précipitations, et nous pouvons utiliser cet appareil pour distinguer la pluie, la bruine, la neige, la grêle ou le grésil sans observateurs humains. [2]

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

Cet appareil est utilisé dans la recherche, les stations météorologiques automatiques ou comme capteur de précipitations sur les pistes d'aéroport. (Voir la figure 2).



Figure 1.2: Disdromètre de pluie

2.1.3. Pluviographe

Un pluviographe est un instrument de mesure utilisé pour calculer la quantité de précipitations dans une région. Il part du principe que les précipitations sont uniformément réparties sur la zone et ne s'évaporent pas. Les mesures sont généralement exprimées en millimètres d'épaisseur ou en litres par mètre carré, mais parfois dans l'agriculture en dizaines de mètres cubes par hectare, ce qui est le même une fois converti ($1 \text{ mm/mètre carré} = 1 \text{ litre par mètre carré} = 10 \text{ mètres cubes par hectare}$).

(La figure 3 qui montre un exemple d'un pluviographe).

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01



Figure 1.3: Un pulviographe

2.2. Instruments de mesure par télédétection

2.2.1. Satellites météorologiques

Un satellite météorologique est un satellite artificiel qui est principalement responsable du recueil de données utilisées pour la surveillance du temps et du climat de la Terre.

(La figure 4 qui montre un satellite météorologique).

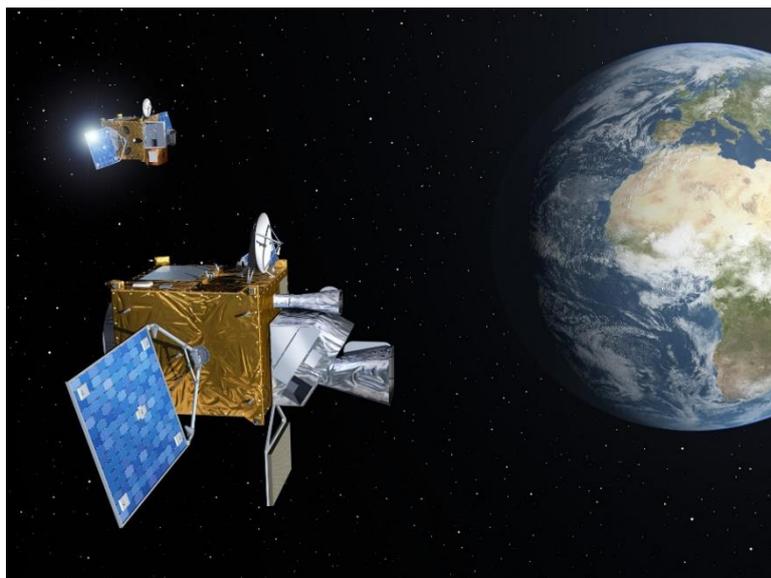


Figure 1.4 : une nouvelle génération de satellite météorologique

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

A. Types de satellites

Il existe deux types de satellites météorologiques, les satellites géostationnaires et circumpolaires.

Les satellites géostationnaires

Les satellites géostationnaires sont des satellites qui sont en orbite autour de la Terre à une altitude d'environ 36 000 kilomètres [3]. Ils ont une période orbitale égale à la période de rotation de la Terre sur son axe, ce qui signifie qu'ils apparaissent immobiles par rapport à un point fixe sur la surface de la Terre.

Ces satellites sont très utiles pour la communication, la météorologie, l'observation de la Terre, la surveillance de l'environnement, la navigation, et d'autres applications similaires. Étant donné leur position fixe, ils permettent une couverture continue et constante d'une zone donnée, sans avoir besoin de se déplacer ou de changer de position.

Cependant, les satellites géostationnaires ont également des inconvénients. Ils nécessitent une grande quantité d'énergie pour maintenir leur position, et leur altitude élevée signifie que les signaux de communication peuvent subir une certaine latence ou retard, ce qui peut affecter la qualité de la communication. Ils ont une résolution maximale à leur sous-point, le point de l'équateur à la verticale duquel ils sont situés. Cette résolution diminue en allant vers les bords du disque terrestre à cause de la parallaxe de l'angle de visée de plus en plus rasant. Ainsi, par exemple, au-dessus de 65 degrés de latitude Nord ou en dessous de 65 degrés de latitude Sud, ils deviennent presque inutilisables.

Les satellites circumpolaires

Les satellites circumpolaires sont des satellites en orbite autour de la Terre qui suivent une trajectoire polaire, c'est-à-dire qu'ils passent par les pôles Nord et Sud à chaque révolution. Ces satellites sont également connus sous le nom de satellites polaires.

Contrairement aux satellites géostationnaires qui restent au-dessus d'une zone fixe de la Terre, les satellites circumpolaires balayent la surface de la Terre en orbite, couvrant ainsi une grande partie de la planète à chaque passage. Ces satellites sont donc très utiles pour l'observation de la Terre, la cartographie, la surveillance environnementale et la recherche scientifique.

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

En raison de leur trajectoire polaire, les satellites circumpolaires peuvent observer des zones situées à des latitudes élevées, notamment les régions polaires qui sont difficiles d'accès pour les satellites en orbite géostationnaire.

Cependant, les satellites circumpolaires ont également des limites. Leur orbite nécessite une plus grande quantité de carburant pour maintenir leur trajectoire, ce qui peut limiter leur durée de vie opérationnelle. En outre, leur orbite peut les exposer à des radiations solaires intenses, ce qui peut affecter leur électronique et leur instrumentation.

B. Instrumentation

Les satellites météorologiques sont équipés de deux types de capteurs :

Radiomètre pour la mesure à distance de la température atmosphérique et des hydrométéores qui s'y trouvent. Il fonctionne dans le spectre infrarouge. Alors que les premiers instruments n'observaient que quelques longueurs d'onde, la nouvelle génération divise ce spectre en plus de 10 canaux.

Les radiomètres en lumière visible enregistrent la luminosité de la réflexion du soleil sur différentes surfaces. Ces données sont corrigées de l'angle du soleil par des programmes d'analyse au sol pour normaliser les informations.

Un sondeur a été ajouté pour effectuer des sondages météorologiques de l'atmosphère terrestre à distance pour en déduire sa structure de température et d'humidité [4].

2.2.2. Le lidar

Le terme Lidar correspond à un acronyme qui nous vient de l'anglais Light (ou Laser Imaging Detection And Ranging), faisant référence à la détection et l'estimation de la distance par la lumière [5]. Cette technique de mesure de la distance repose sur l'analyse des propriétés d'un faisceau lumineux d'un laser renvoyé vers son émetteur. (Voir figure 5)

Ainsi le Lidar fonctionne un peu comme le Radar. Mais là où le Radar exploite les micro-ondes, le Lidar joue avec des ondes du domaine de l'infrarouge, du visible ou de l'ultraviolet. La distance du Lidar à un objet est mesurée en fonction du délai entre l'émission d'une impulsion laser et la réception de l'impulsion réfléchie. La mesure du décalage de fréquence entre onde émise et onde réfléchie permet quant à elle d'accéder à une évaluation de la vitesse de déplacement d'un objet. Il est aussi possible de mesurer d'autres paramètres à partir des interactions lumière/matière sur le trajet du faisceau.

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

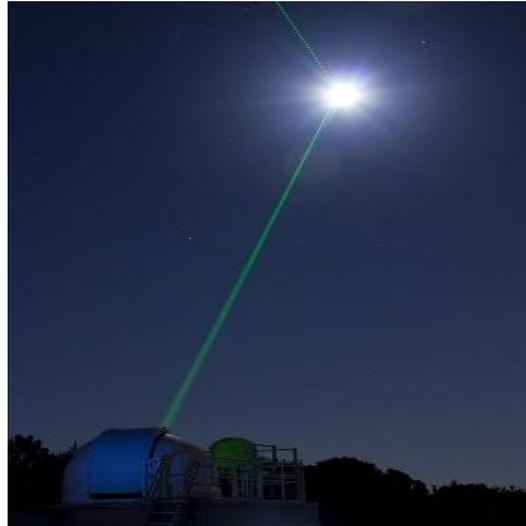


Figure 1.5 : un lidar qui onde atmosphère

2.2.3. Le radar

Un radar météorologique est un type de radar utilisé en météorologie pour localiser une précipitation, calculer sa trajectoire et estimer son type : pluie, neige, grêle, nuages, etc. Le radar météorologique utilise une méthode, un système ou une technologie, y compris du matériel, qui utilise des faisceaux de lumière, un rayonnement électromagnétique répété et programmé, pour détecter, localiser et/ou quantifier des objets, mesurer leur altitude et acquérir des images du terrain. Les données tridimensionnelles peuvent être analysées pour extraire la structure des tempêtes ou des fortes précipitations causées par les cumulonimbus, ainsi que leurs trajectoires et les dommages potentiels. Enfin, les retours de précipitations et d'air clair du radar météorologique sont utilisés pour estimer la direction et la vitesse du vent dans la basse atmosphère. Le "radar météorologique" est souvent utilisé en conjonction avec des détecteurs de foudre pour localiser la foudre. Activité majeure des orages. [6]

L'une des principales utilisations du radar est d'indiquer la quantité de pluie tombée sur un grand bassin à des fins hydrologiques. Par exemple, la lutte contre les inondations fluviales, Les constructions de réservoirs sont des domaines où les planificateurs ont besoin de données accumulées, la gestion des égouts. Ces données sont idéalement complétées par les données des stations de surface pouvant être utilisées pour l'étalonnage.

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

Cet équipement de détection et de localisation s'est appelé successivement détection électromagnétique pour la France, Radio Location pour la Grande-Bretagne et enfin RADAR pour les Etats-Unis (c'est le nom du grand projet secret vulgarisé en 1945).[7]

Le sigle RADAR signifie :

RA : radio pour électromagnétique. / D : Détection / A : and / R : ranging pour localisation.

Le RADAR est donc un instrument d'alerte (détection) et de mesure (localisation). Dans cette deuxième fonction, deux caractéristiques sont essentielles :

- précision, incertitude sur la valeur exacte de chaque paramètre de localisation.
- Pouvoir séparateur, ou résolution : possibilité de distinguer et de localiser séparément plusieurs cibles.

Détection et localisation doivent être obtenues dans un cadre espace-temps :

- Le volume surveillé (dans les quatre dimensions).
- La cadence à laquelle cette surveillance doit être renouvelée

2.2.3.1 Principe de fonctionnement

Le principe du radar consiste à émettre une onde électromagnétique dans une direction donnée et à détecter en retour l'onde réfléchiée par un obstacle à l'intérieur de son volume de couverture. (Voir figure 6)

Contrairement à un pluviomètre, un radar météo ne permet pas de calculer ni de prévoir le niveau des précipitations en eau, mesuré en mm/h. Ils déduisent une réflectivité radar en fonction de la mesure de la puissance rétrodiffusée.

La mesure radar fonctionne selon un principe physique bien connu : c'est la réflexion des ondes électromagnétiques par certains objets, les cibles (ici, les hydrométéores des précipitations). Dans le cas du radar météo, il mesure la puissance qui est rétrodiffusée par un ensemble de gouttes de pluie, c'est de cette manière qu'il peut définir précisément où se trouvent les précipitations et comment elles se déplacent.

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

Par la suite, pour mesurer l'intensité des précipitations, il faut la déduire en utilisant une conversion réflectivité – intensité, selon la loi Z-R.

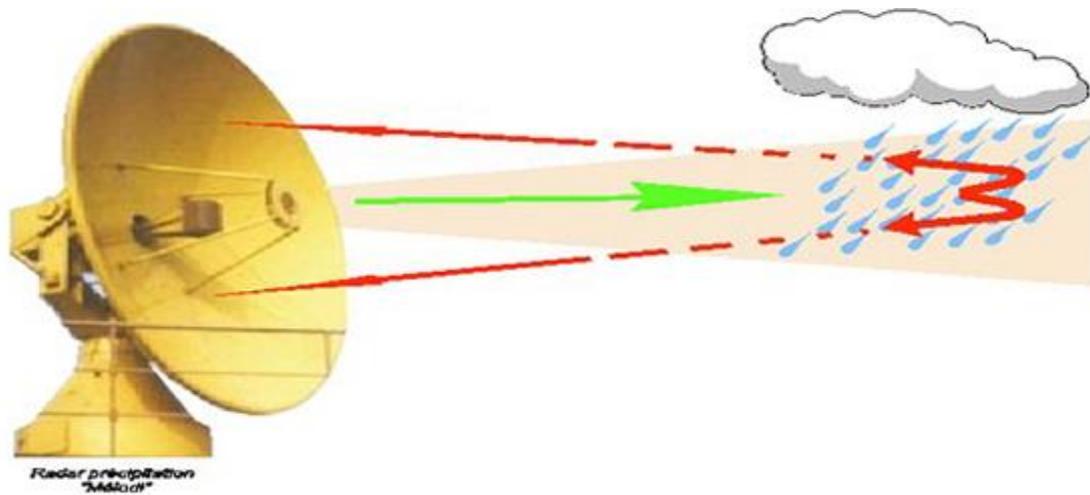


Figure 1.6 : Exemple de fonctionnement d'un radar météorologique.

2.2.3.2 L'équation radar

L'équation radar est le bilan de puissance sur les trajets aller-retour des ondes émises par le radar. Cela dépend des caractéristiques du radar (antenne, circuits électroniques, guides d'onde, perte de signal, etc.), des caractéristiques de la cible et des caractéristiques du milieu traversé le long du trajet. Le premier est constant, tandis que le second et le troisième varient dans le temps et dans l'espace.

Établir l'équation du radar consiste à faire le bilan de puissance sur le trajet aller/retour du signal émis. La puissance reçue par l'antenne réceptrice d'un radar est donnée par [8] :

$$P_r = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R_t^2 R_r^2} \quad (1.1)$$

P_r = Puissance reçue (watts)

P_t = Puissance transmise (watts)

G_t = gain de l'antenne émettrice

G_r = gain de l'antenne réceptrice

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

λ = longueur d'onde du radar (mètres)

σ = section efficace ou surface équivalente radar (coefficient de réflexion de la cible, mètres carrés)

R_t = distance cible-radar émetteur (mètres)

R_r = distance cible-radar récepteur (mètres)

3. Mécanisme de formation des nuages

3.1. Définition d'un nuage

Les nuages sont constitués d'air, de vapeur d'eau et de particules d'eau liquides ou solides en suspension dans l'atmosphère. Ce sont ces particules, appelées hydrométéores, qui présentent une grande variété de caractéristiques (taille, forme, etc.). Les nuages contiennent des quantités considérables d'eau condensée, par exemple plus de 50 tonnes dans les cumulus par beau temps.[9]

3.2. Formation des nuages

Les nuages se forment lorsque la vapeur d'eau se condense, c'est-à-dire lorsque l'eau qu'ils contiennent passe d'un état gazeux à un état liquide. Mais dans quelles conditions cette vapeur d'eau peut-elle se transformer en liquide, c'est-à-dire en gouttelettes ?

Pour comprendre cela, il faut savoir qu'une masse d'air ne peut contenir qu'une certaine quantité de vapeur d'eau, qui dépend de la température. Plus l'air est chaud, plus il peut contenir de vapeur d'eau. Lorsqu'une masse d'air chaud chargé de vapeur d'eau se refroidit, une partie de l'eau gazeuse qu'elle contient se condense et forme des gouttelettes d'eau.

Ainsi, dans l'atmosphère, les nuages se forment par le refroidissement de masses d'air humide. Ce refroidissement est dû soit au contact avec une surface plus froide, soit le plus souvent au soulèvement de l'atmosphère. En augmentant l'altitude, la masse d'air voit sa pression chuter, la refroidissant (la compression d'un gaz le rend plus chaud, la dilatation le rend plus froid).

Voici les principaux mécanismes de refroidissement derrière la formation des nuages [10].

Par convection (cumulus pendant la journée) ;

Soulèvement par le terrain (nuages causés par le terrain);

A travers les soulèvements frontaux (nuages perturbateurs) ;

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

Par contact avec des surfaces froides (stratus ou brouillard côtier).

Convection

Le réchauffement du sol se communique à l'air qui, dilaté donc plus léger, se met à monter et se refroidit par détente. Les nuages de convection apparaissent d'autant plus facilement qu'il y a de l'air froid en altitude (masse d'air instable). Les bases de tels nuages sont horizontales, leurs sommets évoluent en fonction de la température. Ils sont fréquents l'été sur terre, l'hiver sur mer. (voir la figure 7)

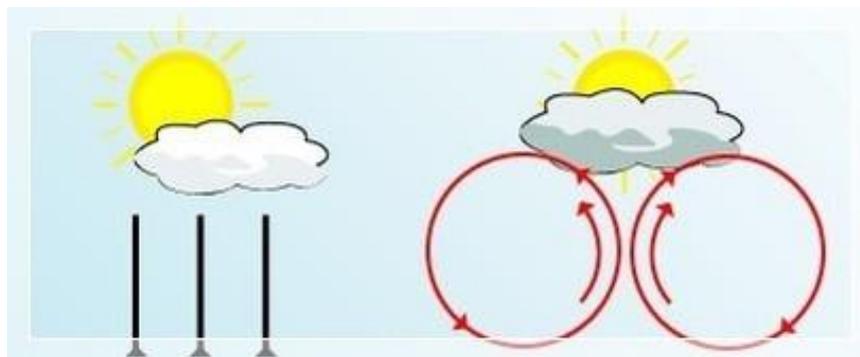


Figure 1.7 : Formation d'un nuage dans l'étape de convection

Soulèvement orographique

Le relief oblige la masse d'air à s'élever sur sa face au vent. La masse d'air s'élevant, sa température s'abaisse et peut atteindre le seuil de saturation. Un nuage se forme alors sur le versant au vent et se dissipe sur le versant sous le vent. (voir la figure 8)



Figure 1.8 : Formation d'un nuage dans l'étape de Soulèvement orographique

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

Soulèvement frontal

Dans une perturbation en mouvement, l'air chaud est soulevé à l'avant par la masse d'air froid antérieur (front chaud). L'air froid postérieur rejette l'air chaud en altitude (front froid). Le long des fronts se forment les nuages. (voir la figure 9)

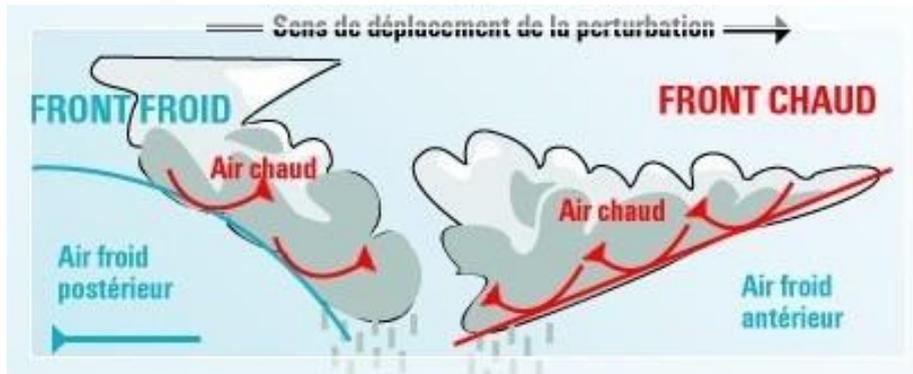


Figure 1.9 : Formation d'un nuage dans l'étape de Soulèvement frontale

Refroidissement par la base

Ce mécanisme conduit à la formation de nuages bas ou brouillard. Il est fréquent l'hiver à l'approche d'une masse d'air doux et humide venant de l'Atlantique. On l'observe l'été en mer lorsque de l'air relativement doux arrive sur des eaux froides.(voir la figure 10)

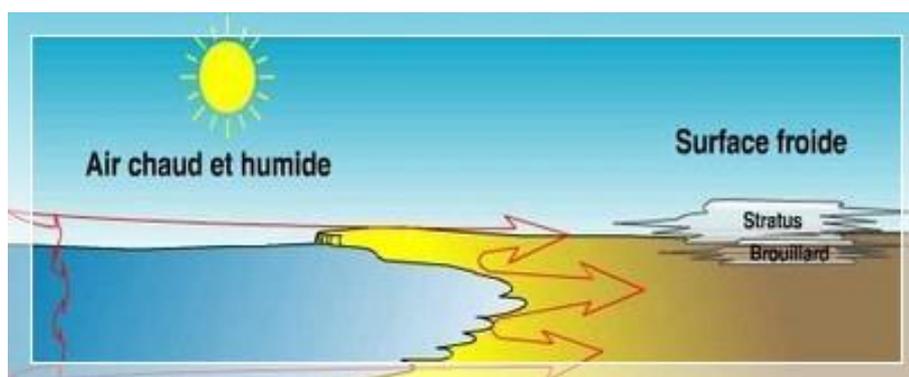


Figure 1.10 : Formation d'un nuage dans l'étape de Refroidissement par la base.

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

3.3 Les types d'échos

3.3.1. Les échos atmosphériques

Un nuage est constitué d'un ensemble de gouttelettes d'eau (ou de cristaux de glace) en suspension dans l'air. La forme du nuage dépend de sa nature, de sa dimension, du nombre et de la répartition des particules qui le constituent. Toute précipitation nécessite la concentration de la vapeur d'eau. La quantité maximale de vapeur d'eau est fonction de la température de l'air. Plus l'air est chaud, plus il peut contenir de vapeur d'eau. Mais, lorsque les gouttelettes d'eau des nuages grandissent, elles deviennent trop lourdes pour être supportées par le nuage. La croissance des particules des nuages se produit par captation des petites particules par les grosses, en raison des différences de vitesses de chute des particules. Elle se fait soit par réunion d'éléments liquides (coalescence), soit par réunion d'éléments solides (agrégation), soit dans de nombreux cas, par captation de gouttelettes surfondues par des particules de glace (accréation, givrage). Les gouttelettes se mettent alors à chuter vers le sol en subissant les effets de l'humidité, de la température et des courants aériens. Ce sont ces trois derniers éléments qui déterminent la forme finale sous laquelle se présentent les précipitations, c'est à dire la neige, la pluie, le brouillard ou la grêle [11].

3.3.2. Les échos de la surface terrestre

Les échos provenant de la surface terrestre limitent les performances quelle que soit l'application envisagée. Ils peuvent être répartis en deux catégories, à savoir : les échos fixes du sol et les échos mobiles.

a. Les échos fixes du sol

Les échos fixes du sol sont observés principalement autour du radar. Ainsi, les reliefs, les constructions, les routes, les pylônes sont des exemples de cibles qui peuvent induire des ambiguïtés lors de l'observation des précipitations. Les échos du sol existant autour du radar sont permanents et leurs positions sont bien connues.

b. Les échos mobiles

Les échos mobiles sont souvent de faible réflectivité. Ils sont dus aux plantes, aux feuilles des arbres et au mouvement des vagues. Il existe aussi des échos mobiles dus aux

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

anomalies de propagation. Etant donné que ces échos sont transmis par guidage atmosphérique, ils sont très intenses. Leurs positions et leurs intensités dépendent des variations météorologiques [12].

3.4. Les techniques d'élimination des échos du sol

À l'heure actuelle, le radar météorologique est le moyen le plus largement utilisé pour surveiller et prévoir les précipitations, mais la présence de fouillis de surface dégradera considérablement ses performances. En effet, la suppression des échos parasites est compliquée, au détriment des tâches des radaristes et des météorologues.

Il existe diverses méthodes pour l'élimination des échos telles [13] :

- Méthode de masquage.
- Filtrage doppler.
- Filtrage par seuillage.
- Filtrage par polarisation.
- Circuits MTI.
- Filtrage en peigne.
- Méthode statistique associée à l'intelligence artificielle.

Ci-dessous nous allons présenter brièvement quelques méthodes de filtrage

3.4.1. Méthode de masquage

C'est une méthode qui consiste à générer un masque (image) qui servira à détecter et masquer les échos stationnaires sur l'image radar. L'image est obtenue en déterminant le niveau de réflectance le plus probable pour chaque pixel dans l'image en temps clair. Le filtrage se fait en comparant directement les images pixel par pixel entre l'image à traiter et le masque. Si le pixel considéré a la même couleur que le pixel de masque, le noir est attribué à l'image, sinon la couleur du pixel est conservée [14].

3.4.2. Circuit MTI (Moving Target Indicator)

Le Moving Target Indicator (MTI) est une technique de traitement du signal utilisée pour détecter et suivre les cibles mobiles dans des environnements en mouvement. Cette technique est utilisée dans de nombreux domaines, notamment la surveillance aérienne, la surveillance maritime et la surveillance terrestre. (Voir figure 11)

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

Le principe de base du MTI consiste à filtrer le signal radar pour éliminer le bruit et les échos fixes, ne laissant que les échos des cibles mobiles. Le filtrage MTI utilise généralement un filtre à décalage de fréquence qui compare les échos radar à des instants successifs pour détecter les changements de fréquence associés aux cibles en mouvement.

Les cibles mobiles produisent un écho qui varie en fréquence, car elles se déplacent par rapport à la position du radar. Le filtre MTI identifie ces changements de fréquence et élimine les échos qui ne correspondent pas à des cibles mobiles.

Le MTI est capable de suivre les cibles mobiles même si elles se déplacent à des vitesses élevées ou si elles se trouvent dans des environnements encombrés. Cependant, cette technique peut être sensible aux perturbations de signal, telles que les échos multiples et les interférences [5].

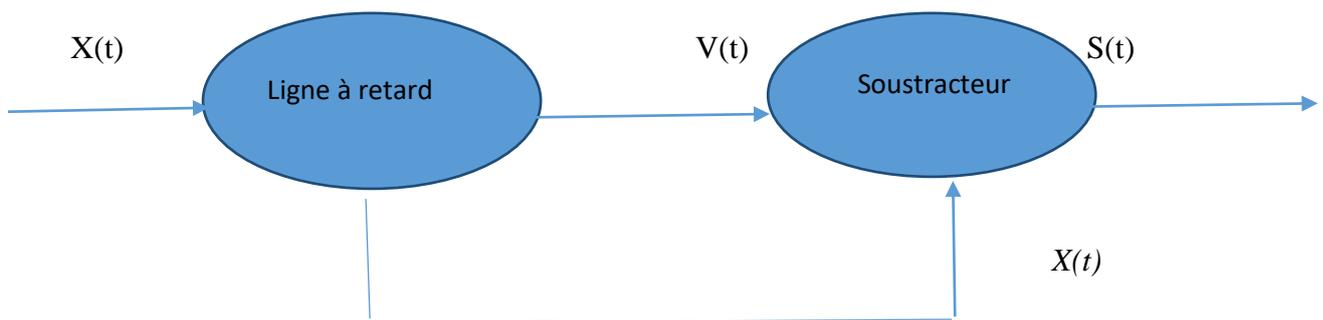


Figure 1.11 : Circuits M.T.I (Moving Indicator)

3.4.3. Méthode statistique associée à l'intelligence artificielle

Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle assurent une classification automatique des échos radar. En effet, l'extraction de caractéristiques est faite par des descripteurs texturaux tel que : la moyenne, énergie, contraste, Local binary pattern et autres.

Ces données sont associées à des classificateurs tel que les machines à vecteurs de support (SVM), réseau de neurones...etc., afin de concevoir des modèles capables de séparer de manière automatique entre les données des différentes classes [16].

Généralités sur la météorologie

Chapitre 01

L'approche utilisée pour le traitement de nos données est celle basée sur les Completed Local Binary Pattern et les SVM. Cette technique a donnée de bons résultats pour la suppression des échos du sol. Les pixels résiduels représentent généralement une surface de moins de 5 Km, ils sont éliminés par programme Matlab.

4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit des généralités sur la météorologie, en premier lieu les différentes catégories d'instruments de mesure, nous avons détaillé sur le radar météorologique et son fonctionnement.

Nous avons passé en revue le mécanisme de formation des nuages et les différents types d'échos. Parmi les échos nous retrouvons les échos de sol dont il est primordial de s'en débarrasser. Ainsi nous avons présenté quelques méthodes d'éliminations de ces échos.

Chapitre 2

Les méthodes d'estimation du mouvement

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

1. Introduction

L'analyse et l'estimation de mouvement sont deux études importantes dans divers domaines. Dans notre cas d'étude, le mouvement des nuages ainsi que la prédiction de leurs positions peuvent avoir un impact socio-économique important. En effet, dans le cas de nuages fortement chargé en pluie le lieu et le temps de déversement sont importants à connaitre. Des pluies fortes et de longue durée peuvent causer des dégâts humains et matériel. Nous proposons de faire une analyse du mouvement du nuages en utilisant la méthode de Lucas et Kanade et ensuite faire une prédiction du déplacement du nuage pour le court et long terme.

2. Flot optique

Le terme de *flot optique* désigne le champ de vecteurs décrivant le mouvement de chaque pixel dans une séquence d'images. Cette méthode est basée sur l'hypothèse que les pixels voisins ont des mouvements similaires et que les changements de mouvement sont lents. (Voir la figure)

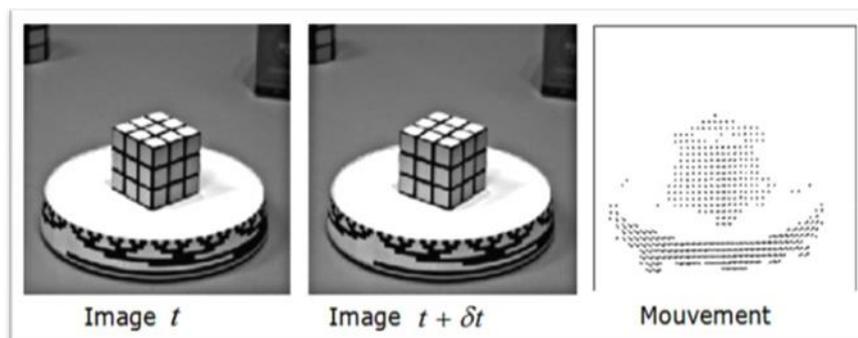


Figure 2.1: Exemple de l'estimation du mouvement du flot optique

Afin d'estimer le flot optique, de nombreuses méthodes ont été proposés. Ces dernières categories peuvent être classées en plusieurs cathégories, nous citerons les méthodes différentielles ,la mise en correspondance.

Les méthodes differentielles consistent à estimer le flot optique entre deux images successives à partir de l'estimation des gradients spatiotemporelle des pixels. Leurs

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

hypothèse est que l'intensité lumineuse de l'image ne varie pas en fonction du temps, ainsi que le déplacement entre deux images consécutives est faible [17].

Cette hypothèse est donnée par l'équation suivante :

$$I(x + dx, y + dy, t + dt) = I(x, y, t) \quad (2.1)$$

Implique que :

$$I(x, y, t) = \text{constant} \quad (2.2)$$

Où $I(x, y, t)$ est la valeur de l'intensité en niveau de gris du pixel (x, y) de l'image à l'instant t .

Un développement en série de Taylor de l'équation (2.1) donne :

$$\frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial t} dt = 0 \quad (2.3)$$

On divise l'équation (2.3) par dt on obtient :

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2.4)$$

On pose :

$$\begin{cases} u = \frac{dx}{dt} \\ v = \frac{dy}{dt} \end{cases} \quad (2.5)$$

$$\text{D'où} \quad \frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2.6)$$

L'équation (2.6) est l'équation du mouvement « flot optique ».

$$\text{Cette équation peut être écrite :} \quad I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (2.7)$$

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

$$\text{Où : } I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y} \quad \text{et} \quad I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$$

L'équation (2.7) est une équation à deux inconnues u et v , pour la résoudre il faut ajouter une hypothèse supplémentaire pour garantir l'unicité des résultats [18].

Méthode de Lucas et Kanade

C'est une méthode locale elle consiste à minimiser un critère sur un petit domaine, leur hypothèse fondamentale est que les champs de vitesse sont constants à l'intérieur d'un petit domaine Q . La fonctionnel à minimiser dans ce domaine Q est : $(I_x V_x + I_y V_y + I_t)^2$

Nous avons A qui est l'équation d'Euler –Lagrange :

$$A = \sum_{y \in Q} \sum_{x \in Q} (I_x V_x + I_y V_y + I_t)^2 \quad (2.8)$$

Ce qui implique :

$$\frac{\partial A}{\partial V_x} = 0 \quad \text{En remplaçant l'expression on aura :}$$

$$\frac{\partial A}{\partial V_x} = \frac{\partial}{\partial V_x} \sum_{y \in Q} \sum_{x \in Q} (I_x V_x + I_y V_y + I_t)^2 = 0 \quad (2.9)$$

Et de même pour $\frac{\partial A}{\partial V_y} = 0$ où :

$$\frac{\partial A}{\partial V_y} = \frac{\partial}{\partial V_y} \sum_{y \in Q} \sum_{x \in Q} (I_x V_x + I_y V_y + I_t)^2 = 0 \quad (2.10)$$

En développant les deux équations (2.9) et (2.10) on obtient le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \sum_{y \in Q} \sum_{x \in Q} 2(I_x V_x + I_y V_y + I_t) I_x = 0 \\ \sum_{y \in Q} \sum_{x \in Q} 2(I_x V_x + I_y V_y + I_t) I_y = 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

L'estimation du flot optique revient à résoudre le système d'équation suivant :

On prend V le vecteur vitesse sachant que $V : (V_x, v_y)$

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

$$Et \quad M = \begin{bmatrix} \sum \sum Ix^2 & \sum \sum Ix.Iy \\ \sum \sum Ix.Iy & \sum \sum Iy^2 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

$$Et - B = - \begin{bmatrix} \sum \sum Ix.It \\ \sum \sum Iy.It \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

$$\begin{bmatrix} Vx \\ Vy \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum \sum Ix^2 & \sum \sum Ix.Iy \\ \sum \sum Ix.Iy & \sum \sum Iy^2 \end{bmatrix}^{-1} \cdot - \begin{bmatrix} \sum \sum Ix.It \\ \sum \sum Iy.It \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

$$V = M^{-1} \cdot -B \quad (2.15)$$

Avec :

$$\det(M^{-1}) = (\sum \sum Ix^2 * \sum \sum Iy^2) - (\sum \sum Ix.Iy)^2 \quad (2.16)$$

Le flot optique se calcule pour chaque pixel ayant un déterminant différent de zéro [19].

3. Barycentre ou centre du nuage

Le barycentre d'un nuage, également connu sous le nom de centre de masse ou de centre de gravité, est le point moyen de répartition de la masse du nuage. Il représente le centre de gravité du nuage, considérant chaque partie du nuage comme ayant une masse égale.

Pour calculer le barycentre d'un nuage, nous tenons les coordonnées spatiales de chaque particule du nuage et de sa masse respective. Plus précisément, nous utilisons les coordonnées (x, y) de chaque particule et multiplier ces coordonnées par la masse de la particule. Ensuite, nous prenons tous les produits et divisez par la somme totale des masses du nuage.

Les coordonnées du barycentre (Xg ; Yg) ont données par les expressions suivantes :[21]

$$X_G = \frac{\sum m_i x_i}{\sum m_i} \quad (2.16)$$

$$Y_G = \frac{\sum m_i y_i}{\sum m_i} \quad (2.17)$$

Où :

xi et yi Sont les coordonnées du pixel i ;

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

mi Le niveau de gris correspondant au pixel i ;

4. Méthodes de suivi et prédiction à court terme

4.1. Méthode d'ajustement du parcours moyen (MPA)

Cette méthode est utilisée pour la prédiction des barycentres des nuages dans une période future à base des barycentres de la période précédente elle a été proposée par Coswani et Bhandari en 2013 précisément sur le territoire de l'océan indien [22]. Et en exploitant des nuages satellitaires.

Dans un instant « t » on calcule les coordonnées du barycentre estimés (X_t, Y_t) par la moyenne arithmétique suivante :

$$X = \frac{(x_{t-1} + x_{t-2})}{2} \quad (2.18)$$

$$Y_t = \frac{(y_{t-1} + y_{t-2})}{2} \quad (2.19)$$

On calcule le centre de masse prédit à l'instant « $t+1$ »

Les coordonnées du barycentre réel sont (x_{at}, y_{at}) :

$$x_{t+1} = \frac{(x_{at} + x_t)}{2} \quad (2.20)$$

$$y_{t+1} = \frac{(y_{at} + y_t)}{2} \quad (2.21)$$

4.2. Méthode d'ajustement du parcours moyen modifiée (AMPA)

C'est une amélioration de la méthode précédente, qui elle aussi, a pour objectif la prédiction du barycentre des nuages convectifs, basée sur le calcul de la moyenne des coordonnées du centre de masse réel et prédit.

Ce modèle calcule le centre de masse estimé de la même façon que la méthode MPA [23]

Le centre de masse estimé à l'instant $t+1$ aura comme coordonnées :

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

$$x_{t+1} = \frac{(x_{at} + x_t)}{2} + \Delta x_{mt} \quad (2.22)$$

$$y_{t+1} = \frac{(y_{at} + y_t)}{2} + \Delta y_{mt} \quad (2.23)$$

Tell que :

$$\Delta x_{mt} = x_{at} - x_t \quad (2.24)$$

$$\Delta y_{mt} = y_{at} - y_t \quad (2.25)$$

Où : Δx_{m_t} et Δy_{m_t} Représentent la différence entre le barycentre réel et le barycentre estimé.

4.3.L'approche basée sur la différence (DBA)

L'approche DBA consiste à calculer une distance entre chaque point de la séquence de référence et de la séquence d'entrée, puis à trouver la séquence d'entrée qui minimise cette distance.

Dans notre étude nous allons l'appliquer sur la région de Bordeaux. La trajectoire se fait donc dans ce cas sur trois images successives, prélevés à $t-2\Delta t$, $t-\Delta t$ et t d'un cycle de vie du nuage par la procédure illustrée sur la figure :

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

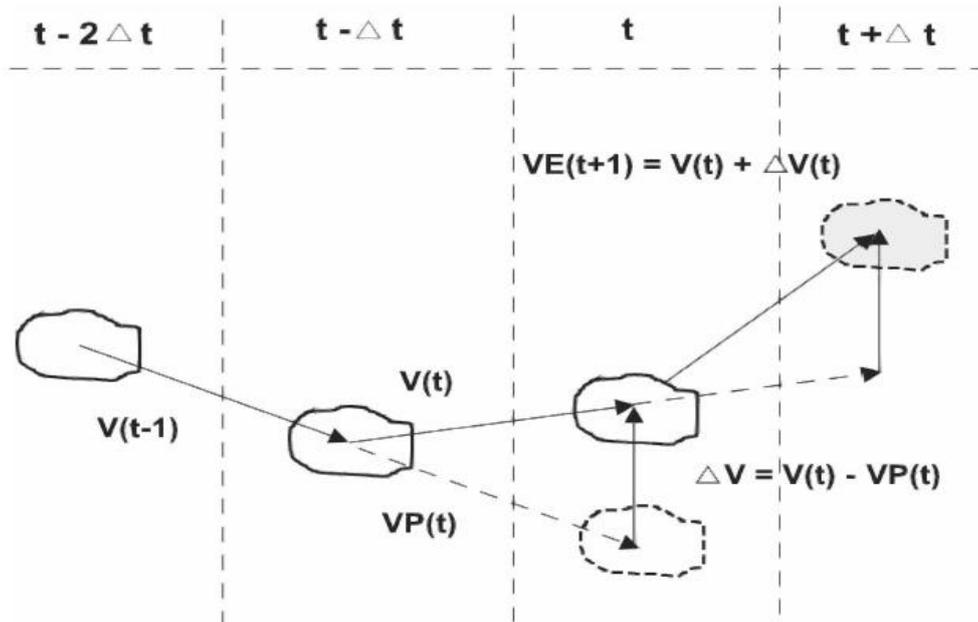


Figure 2.2: Représentation schématique de l'estimation du déplacement d'un nuage

L'estimation se réalise principalement en trois étapes :

- ❖ Estimer le vecteur de déplacement entre les instant $t-2\Delta t$ et $t-\Delta t$, pour tenir en compte le déplacement du centre de masse à l'instant t . en supposant que ce déplacement $\Delta V(t)$ ne subit pas un grand changement (à une échelle de 30 min), le champ $VP(t)$ est donc générer.

- ❖ Calculer $V(t)$ qui représente le déplacement réel entre l'intervalle de temps $t-\Delta t$ et t .

- ❖ Estimer le vecteur de déplacement à $t+\Delta t$, en faisant la somme du vecteur $V(t)$ du déplacement réel entre $t-\Delta t$ et t avec la différence $\Delta V(t)$ [24].

On estime le vecteur de déplacement du nuage à l'instant $t+1$ par les formules suivantes :

$$\overline{\Delta V}(t) = \vec{V}(t) - \overline{VP}(t) \quad (2.26)$$

$$\overline{VE}(t+1) = \vec{V}(t) + \overline{\Delta V}(t) \quad (2.27)$$

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

5. Les réseaux neurones

Les réseaux de neurones artificiels ont été développés dans les années 1940 et 1950, inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau humain. Les premiers réseaux de neurones artificiels étaient des perceptrons, qui étaient utilisés pour résoudre des problèmes simples de classification.

Dans les années 1960 et 1970, le développement de la théorie de l'apprentissage automatique a conduit à l'émergence de nouveaux modèles de réseaux de neurones artificiels, tels que les réseaux neuronaux à rétropropagation de l'erreur (back propagation). Ces modèles ont permis d'améliorer les performances des réseaux de neurones en les rendant capables d'apprendre à partir de données.[25]

Dans les années 1980 et 1990, les réseaux de neurones artificiels ont été largement utilisés dans des applications pratiques telles que la reconnaissance de caractères manuscrits et la reconnaissance de la parole. Cependant, leur utilisation a diminué à la fin des années 1990, en partie en raison de la difficulté à entraîner des réseaux de neurones profonds (avec de nombreuses couches).

Cependant, au cours des dernières années, les réseaux de neurones profonds ont connu une résurgence spectaculaire grâce à des améliorations dans les algorithmes d'apprentissage automatique, l'augmentation de la puissance de calcul et la disponibilité de grandes quantités de données. Ces réseaux de neurones profonds sont maintenant utilisés dans de nombreuses applications, y compris la reconnaissance d'image et de la parole, la traduction automatique, les véhicules autonomes et la reconnaissance de fraudes, pour n'en citer que quelques-unes.[26]

5.1. Réseau de neurones biologique

Les réseaux de neurones biologiques sont des structures complexes présentes dans le cerveau des êtres vivants, qui permettent le traitement de l'information et la prise de décision. Ces réseaux sont constitués de neurones, qui sont des cellules spécialisées dans la communication et le traitement de l'information. Chaque neurone est connecté à d'autres neurones via des synapses, qui sont des connexions spécialisées permettant la transmission de signaux électriques ou chimiques.[27]

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

Le fonctionnement des réseaux de neurones biologiques est complexe et encore mal compris, mais il est étudié en détail par la neuroscience. Les scientifiques cherchent à comprendre comment les neurones communiquent entre eux, comment les signaux sont traités et comment les réseaux de neurones peuvent produire des comportements complexes.[28]

Les réseaux de neurones biologiques ont inspiré le développement des réseaux de neurones artificiels, qui sont utilisés en intelligence artificielle pour des tâches telles que la reconnaissance d'images, la traduction automatique et la prédiction de séquences. Les réseaux de neurones artificiels sont construits en imitant le fonctionnement des réseaux de neurones biologiques, bien que de manière simplifiée et abstraite

Un neurone biologique est une cellule nerveuse qui peut être décomposée en trois régions principales :

5.1.1. Le corps cellulaire

C'est la partie centrale du neurone qui contient le noyau et les organites cellulaires. C'est ici que les protéines et les molécules nécessaires à la fonction du neurone sont produites.

5.1.2. Les dendrites

Sont des extensions ramifiées du corps cellulaire qui reçoivent les signaux provenant d'autres neurones ou de l'environnement. Les dendrites sont recouvertes de synapses, qui sont des zones spécialisées de contact entre les neurones.

5.1.3. L'axone

C'est une longue extension du corps cellulaire qui transporte les signaux électriques du neurone vers d'autres neurones ou des cellules cibles, telles que les muscles ou les glandes. Les axones sont souvent recouverts d'une gaine de myéline, qui accélère la vitesse de transmission des signaux électriques. Sur la base de cette connaissance approfondie des neurones biologiques, les chercheurs ont été inspirés et capables de mettre en œuvre le modèle mathématique décrit ci-dessus, à partir duquel des réseaux de neurones artificiels peuvent être observés.

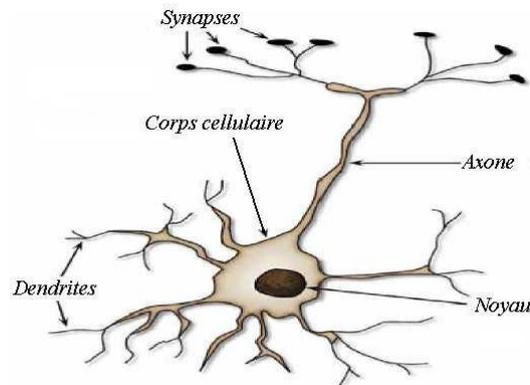


Figure 2.3 : schéma d'un neurone biologique

5.2. Les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones sont constitués de plusieurs couches de neurones, chacune étant connectée à la suivante. Chaque neurone est une unité de traitement qui prend des entrées pondérées et calcule une sortie en fonction d'une fonction d'activation non linéaire. Les poids de chaque connexion sont ajustés pendant l'entraînement du réseau à l'aide d'un algorithme d'apprentissage automatique, tel que la descente de gradient stochastique. (Voir la figure)

Les réseaux de neurones ont été utilisés pour résoudre de nombreux problèmes de manière efficace et ont été au cœur de récentes percées dans le domaine de l'intelligence artificielle.[29]

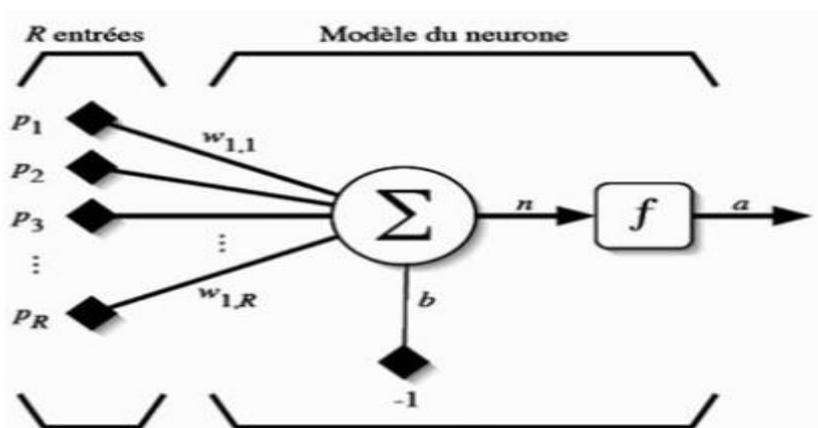


Figure 2.4 : Représentation simplifiée d'un neurone Artificiel

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

En ajoutant une fonction d'activation au modèle de la figure précédente, on obtient le modèle suivant :

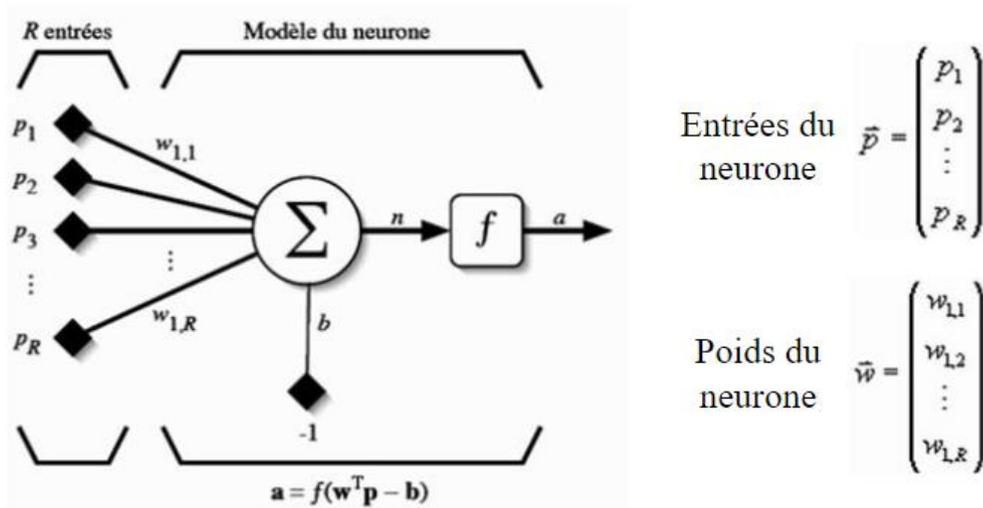


Figure 2.5 : Représentation matricielle de la structure du neurone Artificiel

La sortie du neurone sera :

$$a = f(n) = f(\mathbf{w}^T \mathbf{p} - b) \quad (2.28)$$

On a la matrice d'une seule ligne $W = w^T$ on obtient la forme générale :

$$a = f(W\mathbf{p} - b) \quad (2.29)$$

5.3. Les fonctions de transfert

Différentes fonctions de transfert peuvent être utilisées comme fonction d'activation du neurone. Les trois les plus utilisées sont les fonctions <<seuil >> (en anglais << hard limit >>), << linéaire >> et << sigmoïde >>

Les neurones seuil ont été largement utilisés dans les premiers modèles de réseaux de neurones en raison de leur simplicité et de leur interprétabilité. Cependant, ils présentent des limitations majeures, notamment leur incapacité à modéliser des relations non linéaires complexes et leur manque de continuité et de dérivabilité, qui les rendent difficiles à utiliser

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

dans les algorithmes d'optimisation modernes tels que la rétropropagation du gradient. Par conséquent, les neurones seuil ne sont plus largement utilisés dans les réseaux de neurones modernes, qui préfèrent des fonctions de transfert continues et dérivables comme la fonction sigmoïde, la fonction tangente hyperbolique (\tanh) et la fonction ReLU (Rectified Linear Unit).[25]

Un neurone linéaire est un type de neurone artificiel qui utilise une fonction de transfert linéaire pour produire une sortie proportionnelle à une entrée pondérée. Contrairement au neurone seuil qui produit une sortie binaire, le neurone linéaire peut produire une sortie continue dans une plage de valeurs.

La fonction sigmoïde a plusieurs avantages par rapport à la fonction seuil et la fonction linéaire. Elle est différentiable et continue sur tout son domaine, ce qui la rend adaptée à l'utilisation dans les algorithmes d'optimisation tels que la rétropropagation du gradient. De plus, elle permet de modéliser des relations non linéaires, ce qui la rend utile pour les tâches de classification et de prédiction dans lesquelles les données présentent des relations non linéaires complexes.[30]

Cependant, la fonction sigmoïde peut présenter des problèmes de saturation, c'est-à-dire que lorsque la somme pondérée des entrées est très grande ou très petite, la sortie du neurone sigmoïde peut s'approcher de 0 ou 1, ce qui rend la fonction de transfert insensible aux changements dans les entrées.[30]

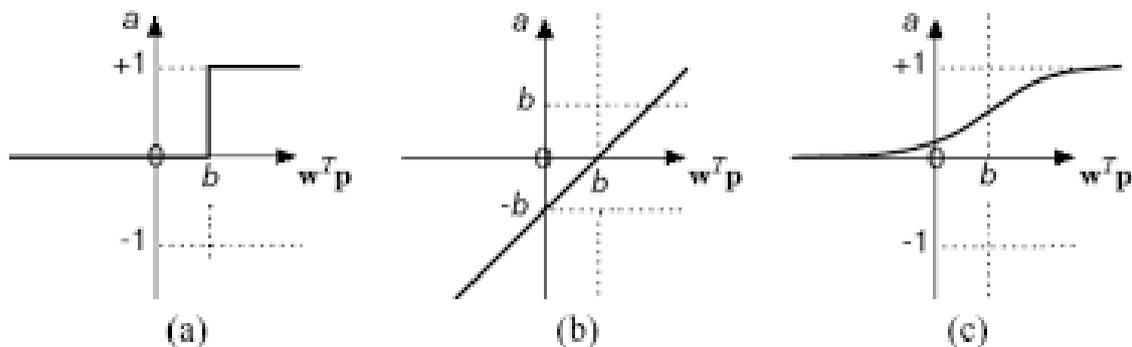


Figure 2.6 : (a) fonction seuil, (b) fonction linéaire, (c) fonction sigmoïde

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

5.4. Architecture du réseau de neurone artificiel

L'architecture d'un réseau de neurones artificiels détermine la structure et le comportement du réseau. Elle est définie par le nombre et le type de couches de neurones, le nombre de neurones dans chaque couche, les connexions entre les neurones et les fonctions d'activation utilisées [31]. (Voir la figure)

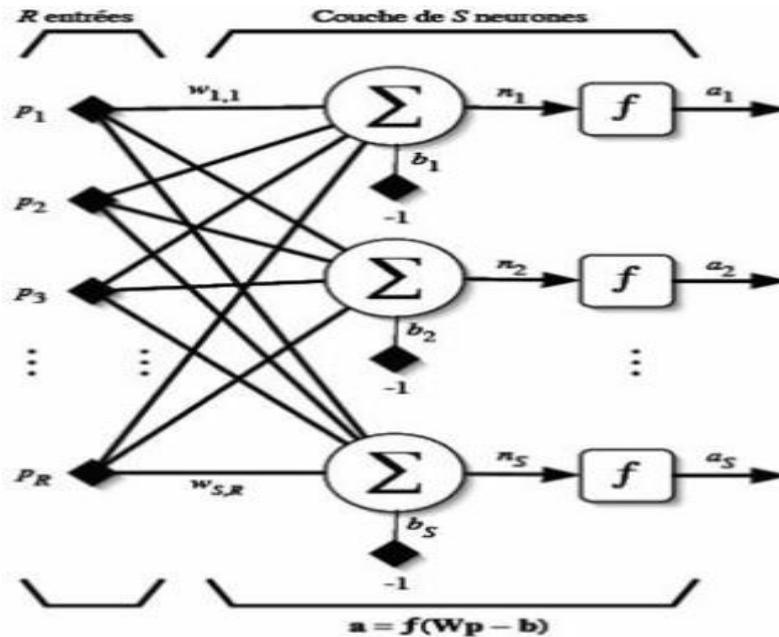


Figure 2.7 : couche de S neurones

5.5. Fonctionnement du réseau de neurones

Les réseaux de neurones sont utilisés dans de nombreuses applications, telles que la reconnaissance d'image, la traduction automatique, la prédiction de la prochaine action dans les jeux vidéo, la détection de fraude et l'analyse prédictive.

Le fonctionnement d'un réseau de neurones est inspiré du fonctionnement du cerveau humain. Il est constitué d'un grand nombre de neurones interconnectés qui communiquent les uns avec les autres pour effectuer une tâche donnée.

Chaque neurone est un nœud de traitement qui reçoit des entrées sous forme de signaux, les traite à l'aide d'une fonction d'activation et produit une sortie. Les entrées peuvent être des données brutes ou des sorties d'autres neurones. Les connexions entre les neurones sont des poids qui déterminent l'importance de chaque entrée.[32]

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

Lorsque les entrées sont présentées au réseau de neurones, elles sont propagées à travers les différentes couches du réseau. Les couches peuvent être de différents types, mais les plus courantes sont les couches d'entrée, les couches cachées et les couches de sortie.

La couche d'entrée reçoit les données brutes et les transmet à la couche suivante. Les couches cachées traitent les données en les combinant avec les poids des connexions, puis les transmettent à la couche suivante. La couche de sortie produit la réponse du réseau de neurones [33].

Le processus d'apprentissage d'un réseau de neurones consiste à ajuster les poids des connexions pour minimiser l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie souhaitée.

5.6. Le perceptron multicouche

Le perceptron multicouche, également appelé réseau de neurones feedforward ou réseau de neurones à couches multiples, est un type de réseau de neurones artificiels qui comprend plusieurs couches de neurones, y compris une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie.

Dans un perceptron multicouche, les neurones d'une couche sont connectés à tous les neurones de la couche suivante, mais pas à ceux de la même couche. Les entrées sont transmises à travers le réseau couche par couche, chaque couche effectuant une transformation non linéaire des entrées.

Les poids de chaque connexion sont ajustés pendant l'apprentissage à l'aide d'un algorithme d'optimisation tel que la rétro propagation du gradient pour minimiser une fonction de coût. La rétro propagation du gradient est une technique d'apprentissage supervisé qui calcule l'erreur de prédiction de sortie et la propage en arrière dans le réseau pour ajuster les poids.

Le perceptron multicouche est capable d'apprendre des représentations hiérarchiques des données, ce qui lui permet d'effectuer des tâches de classification et de prédiction plus complexes que les réseaux de neurones à une seule couche.

5.7. Algorithme de rétro propagation

- Présentation d'un motif d'entraînement au réseau.

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

- Comparaison de la sortie du réseau avec la sortie ciblée.
- Calcul de l'erreur en sortie de chacun des neurones du réseau.
- Calcul, pour chacun des neurones, de la valeur de sortie qui aurait été correcte.
- Définition de l'augmentation ou de la diminution nécessaire pour obtenir cette valeur (erreur locale).
- Ajustement du poids de chaque connexion vers l'erreur locale la plus faible.
- Attribution d'un blâme à tous les neurones précédents.
- Recommencer à partir de l'étape 4, sur les neurones précédents en utilisant le blâme comme erreur.

L'équation qui décrit les sorties d'une couche k dans un perceptron multicouche et donnée par :

$$a^k = f^k(w^k a^{k-1} - b) \quad (2.30)$$

Pour $k = 1, \dots, M$

Où M est le nombre total de couches et $a^0 = p$ définit le cas de base de cette formule de récurrence, Les sorties du réseau correspondent alors à a^M . L'algorithme de rétro propagation utilise comme indice de performance l'erreur quadratique moyenne, et permet un apprentissage de type supervisé avec un ensemble d'association stimulus/cible $\{(pq, dq)\}$, $q=1, \dots, Q$ où p_q représente un vecteur stimulus (entrées) et dq un vecteur cible (sortie désirée)

A chaque instant t, on peut propager vers l'avant un stimulus différent $p(t)$ à travers le réseau pour obtenir un vecteur de sortie $a(t)$. Ceci nous permet de calculer l'erreur $e(t)$ entre ce que le réseau produit en sortie pour ce stimulus et la cible $d(t)$ qui lui est associée :

$$e(t) = d(t) - a(t) \quad (2.34)$$

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

L'indice de performance F permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne :

$$F(x) = E[e^T(t)e(t)] \quad (2.35)$$

Où E désigne l'espérance mathématique et le vecteur x regroupe l'ensemble des poids et des biais du réseau

Ce qui nous permet de présenter les principales étapes de l'entraînement du perceptron multicouche :

1-Initialiser tous les poids du réseau de petites valeurs aléatoires.

2-Pour chaque association (p_q, d_p) dans la base d'apprentissage :

(a) Propager les entrées p_q vers l'avant à travers les couches du réseau :

$$\begin{cases} a^0 = p_q \\ a^k = f^k(W^k a^{k-1} - b^k); \text{ pour } k = 1, \dots, M \end{cases} \quad (2.36)$$

(b) rétro propager les sensibilités vers l'arrière à travers les couches du réseau :

$$s^M = -2F^M(n^M) \quad (2.37)$$

$$S^k = F^k(n^k)(W^{t+k})^T S^{k+1}; k = M - 1, \dots, 1 \quad (2.38)$$

(C) mettre à jour les poids et biais :

$$\Delta w^k = -\eta S^k (a^{k+1})^T; \text{ pour } k = 1, \dots, M \quad (2.39)$$

$$\Delta b^k = \eta s^k(t); \text{ pour } k = 1, \dots, M \quad (2.40)$$

3-Si le critère d'arrêt est atteint, alors on met fin à l'opération.

4-Sinon, permuter l'ordre de présentation des associations de la base d'apprentissage.

5- Recommencer l'étape 2.

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

6. Le traitement des données

Le traitement de données est une étape clé dans la mise en place d'un système d'apprentissage automatique basé sur les réseaux de neurones. Cette étape consiste à préparer les données d'entrée du réseau de neurones en les nettoyant, les normalisant et les transformant en un format telles que des capteurs, des bases de données, des fichiers texte, des images, etc.

2. Nettoyage de données : Les données collectées peuvent contenir des erreurs, des données manquantes, du bruit ou des valeurs aberrantes. Il est donc important de nettoyer les données en éliminant les erreurs et en imputant les valeurs manquantes.

3. Prétraitement de données : Les données doivent être prétraitées pour les rendre utilisables pour les réseaux de neurones. Cela peut inclure la normalisation de données, le redimensionnement d'images, l'extraction de caractéristiques, etc.

4. Séparation des données : Les données doivent être séparées en ensembles d'entraînement, de validation et de test. L'ensemble d'entraînement est utilisé pour ajuster les poids du réseau, l'ensemble de validation est utilisé pour sélectionner les hyper paramètres, et l'ensemble de test est utilisé pour évaluer les performances du réseau sur des données inconnues.

5. Augmentation de données : L'augmentation de données est une technique de prétraitement qui consiste à augmenter artificiellement la taille de l'ensemble de données d'entraînement en appliquant des transformations telles que la rotation, la translation, la mise à l'échelle, etc.

Le traitement de données est une étape importante pour garantir la qualité et la fiabilité de l'apprentissage automatique. Il peut avoir un impact significatif sur les performances du réseau de neurones et doit donc être effectué avec soin.

Les méthodes d'estimation du mouvement

Chapitre 02

7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons montré les différentes méthodes du suivi du mouvement des nuages. Nous avons présenté la méthode différentielle d'analyse du mouvement de Lucas et Kanade et ensuite les méthodes de prédiction du déplacement du nuage MPA, AMPA et DBA pour le court et long terme.

Pour le long terme nous avons proposé l'approche neuronal, nous avons présenté les réseaux de neurones d'une façon générale ainsi que les réseaux neurones artificiel et son fonctionnement. Cette méthode a révolutionné le domaine de l'intelligence artificiel. Nous avons expliqué brièvement le fonctionnement d'un réseau de neurone et donnée les principales étapes d'apprentissage de ce dernier.

Chapitre 3

Applications et résultats

Applications et résultats

Chapitre 03

1. Introduction

L'estimation du mouvement à partir de séquences d'images est d'un intérêt capital. En effet, en météorologie, elle permet de détecter et de suivre les cellules nuageuses pluvieuses pouvant être à l'origine d'un orage ou d'une catastrophe naturelle.

Nous consacrons ce chapitre au différents résultats obtenus suite à l'application des différentes méthodes présentées au chapitre 2. Nous exposons les résultats obtenus par l'algorithme de Lucas et Kanade, suivi des résultats de l'estimation à court terme des cellules nuageuses en se basant sur le déplacement du barycentre. Les méthodes exploitées sont la DBA (The Difference Based Approach), la MPA (Mean Parcour Adjustment) et L'AMPA (Advanced Mean Path Adjustment). En outre, nous avons exploité les réseaux de neurones afin d'avoir une estimation à long terme.

2. Base de données

Notre banque de données est composée d'images collectées à Bordeaux, Ces images ont été prises par un radar pulsé, non cohérent travaillant dans la gamme des microondes, les caractéristiques principales sont données par la table (3.1) :

Paramètres du radar	Bordeaux
Puissance d'émission (Kw crête)	700
Fréquence d'émission (GHz)	2,8
Gain de l'antenne (dB)	40
Durée de l'impulsion (μs)	2
Sensibilité a la réception (dBm)	-105
Résolution spéciale (km2)	1x1
Diamètre de l'antenne (m)	4
Ouverture du faisceau a 3dB	1,9°
Nombre de niveau de réflectivité	64
Période de récurrence (mn)	5

Tableau 3.1 : Caractéristiques techniques de radars de la région de Bordeaux.

Applications et résultats

Chapitre 03

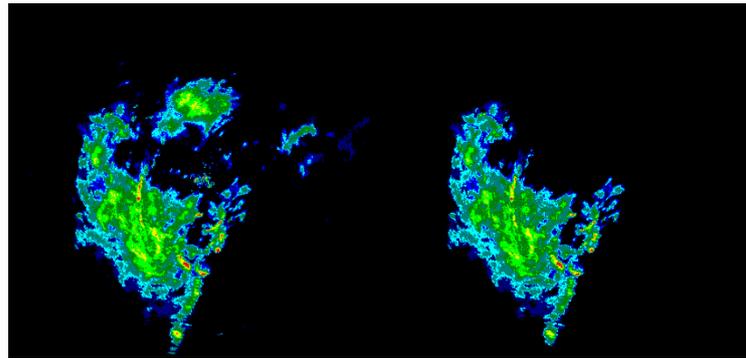
Toutes les images sont enregistrées suivant le mode PPI (Plan Position Indicator). Elles sont représentées selon le format 512x512 pixels avec une résolution de 1 km par pixel. Le nombre de niveaux de gris codant chaque pixel de ces images est de 64. Bordeaux est une ville située dans le sud-ouest de la France à 36 km de la côte atlantique. Le climat est du type océanique.

L'intensité moyenne annuelle de pluie avoisine 900 mm. Le radar est localisé à l'aéroport Bordeaux Mérignac (44°52'N, 0°30'O). Il travaille dans la bande S avec une puissance crête de 500 kW. La largeur de l'impulsion est de 5 μ s et la fréquence de répétition est de 300 Hz. L'ouverture du faisceau est à 3 dB est de 1°8. Un système numérique analysant les réflectivités sur 8 bits appelé SANAGA (Système Analogique Numérique d'Acquisition des Grains Africains) [34], permet le traitement et le stockage des données, Le radar de Bordeaux fait partie du réseau français opérationnel géré par Météo France. La région est pratiquement plate. Les images sont en grande partie contaminées par les échos du sol causés par la zone industrielle de Bordeaux sur un rayon de 40 km. Pour certaines conditions météorologiques, des anotropes sont observés à une distance de 200 km, au niveau de la chaîne de montagne des Pyrénées qui s'élèvent à 3000 m d'altitude.

3. Prétraitement des images

Les cellules nuageuses dans la région de Bordeaux présentent des distributions spatiales très variées, elles changent de formes. La région étudiée est caractérisée par un climat océanique. La plupart des précipitations sont associées à des fronts cycloniques qui se déplacent de l'océan vers le continent. L'importance de caractériser le déplacement des nuages réside dans la prévention des dégâts que peuvent causer des pluies torrentielles.

Afin de tester les approches proposées, nous avons choisi une séquence temporelle de 52 images, ces images ont d'abord été filtrées (comme dit au chapitre 1) par l'approche basée sur les SVM et la texture [35] afin d'éliminer les échos du sol. Par la suite, nous isolons une seule cellule pour assurer son suivi. La figure (3.1) est une illustration des traitements effectués.



(a)

(b)

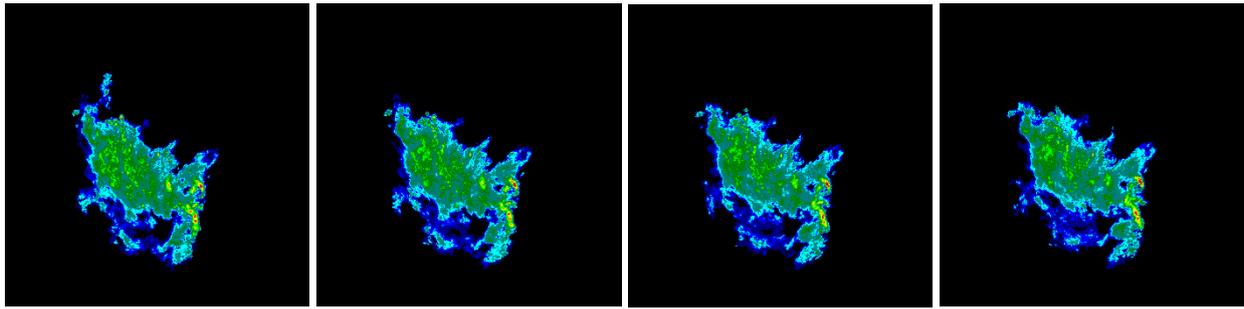
Figure 3.1 (a) Image brute, (b) Image filtrée.

4. Analyse du mouvement (flot optique)

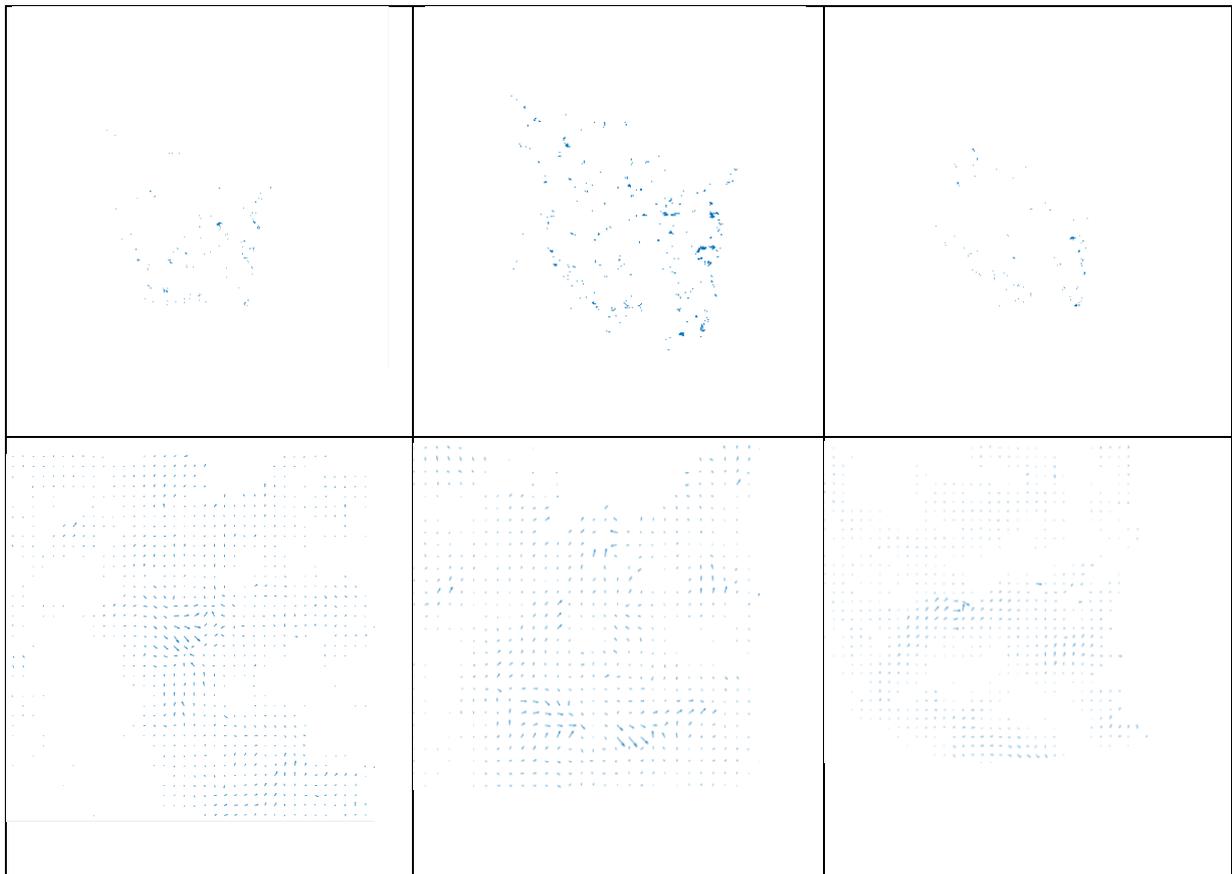
Comme nous l'avons mentionné, la méthode de Lucas et Kanade sert à estimer le mouvement. Appliquée aux images radar contenant les précipitations nous pourrions suivre le déplacement du nuage. Nous disposons d'une séquence temporelle d'images, le calcul se fait sur deux images consécutives. La méthode est basée sur une hypothèse fondamentale : les champs de vitesse sont constants à l'intérieur d'un petit domaine Q où nous considérons une dimension de 5×5 pour ce dernier. Nous illustrons les résultats obtenus sur deux séquences différentes comme le montre les figures suivantes :

Applications et résultats

Chapitre 03



(a)



(b)

Figure 3.2 (a) séquence temporelle, (b) flot optique

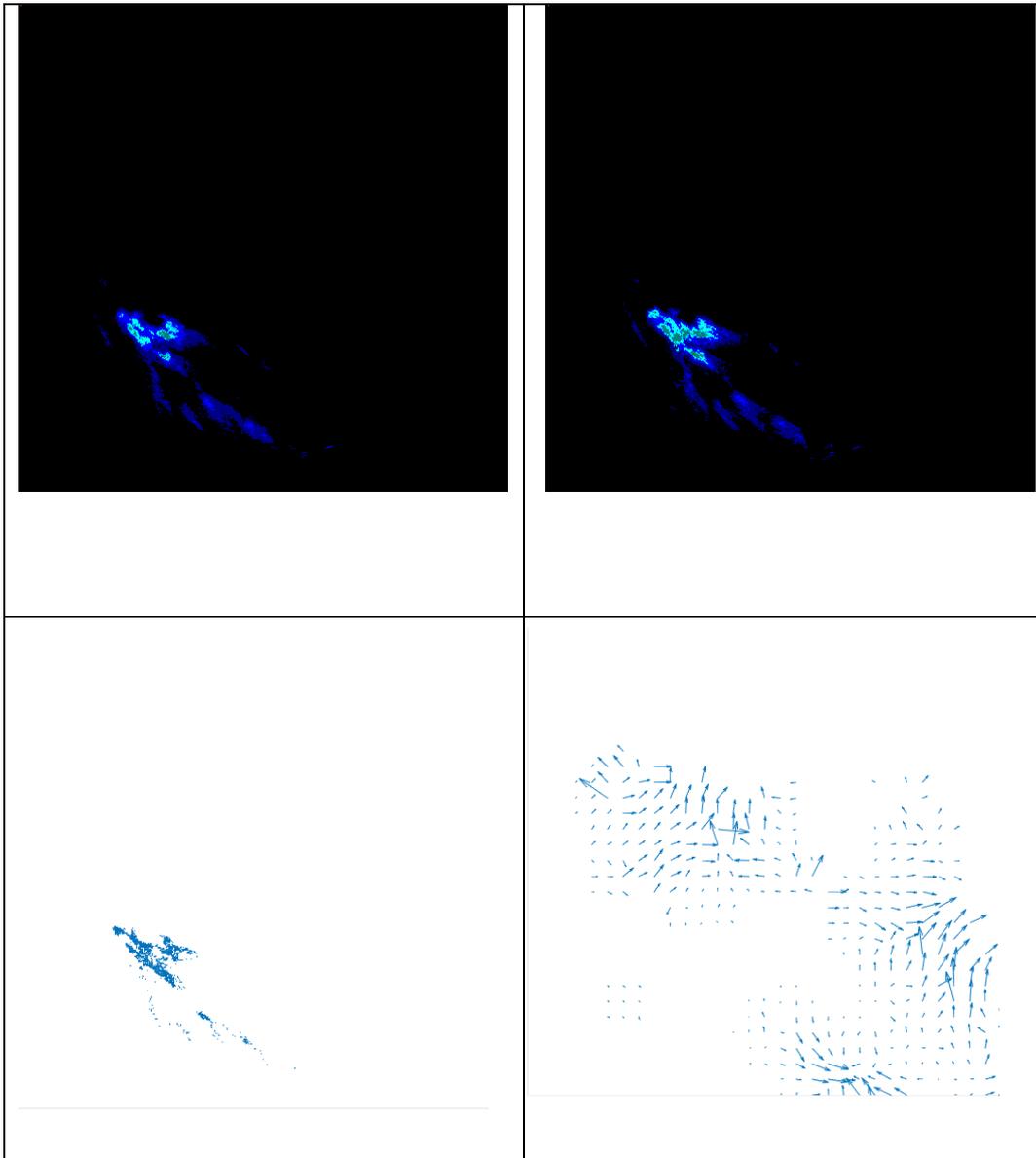


Figure 3.3 (a) séquence temporelle 2 (b) flot optique

Séquence 1 : nous avons affiché quatre images accompagnées du résultats. Nous calculons les valeurs de V_x et V_y puis nous affichons ces vecteurs sur une image de meme taille que l'image initiale. Pour cette séquence les valeurs de la vitesse sont tres petite est cea est du aux mouvements leger du nuage.

Séquence 2 : nous avons pris une séquence ou le mouvement est considerable entre deux observations et là on voit que les flèches bleues ont une plus grande taille. On voit également que la majorité des vecteurs vont du coté nord-est et cela reflète le mouvement réel du nuage.

Applications et résultats

Chapitre 03

5. Estimation à court terme (avec la DBA, MPA et AMPA)

5.1 Estimation avec la DBA, MPA et AMPA

Dans le cadre de l'estimation à court terme nous utilisons trois observations consécutives afin d'estimer la position du centre de masse à l'instant futur. La table (3.2) regroupe les résultats obtenus des différentes estimations.

Images	Xg	Yg	Xmpa	Ympa	Xampa	Yampa	Xdba	Ydba
067F	315,99	190,45						
067F	315,94	192,57						
069F	322,61	194,47						
070F	320,45	196,63	319,29	192,99	325,92	195,95	335,85	196,15
071F	314,26	200,53	319,86	195,07	321,04	198,19	309,46	199,05
072F	312,79	202,83	317,90	198,04	310,63	203,02	304,04	206,17
073F	312,87	204,99	315,07	200,71	310,51	204,96	316,04	203,53
074F	311,56	208,58	313,19	203,34	312,54	206,65	314,50	207,01
075F	311,97	212,76	312,19	206,25	310,92	210,92	308,83	213,58
076F	309,76	215,24	312,09	209,78	311,84	215,75	314,10	217,53
077F	305,69	217,54	310,76	212,96	308,75	217,52	304,93	216,02
078F	304,65	221,24	308,28	215,77	303,11	219,31	299,77	219,66
079F	303,85	224,39	306,19	218,82	303,11	223,67	306,63	226,35
080F	301,58	227,23	304,51	221,89	303,19	226,89	303,29	226,98
081F	299,91	230,91	302,91	225,02	300,24	229,44	297,84	229,76
082F	300,56	231,88	301,31	228,36	298,52	233,46	298,86	235,44
083F	298,19	238,58	300,66	231,98	300,47	237,79	303,53	239,14
084F	296,42	241,45	299,21	235,74	297,16	241,43	292,79	242,02
085F	294,27	244,45	297,90	239,09	294,94	243,80	295,25	243,47
086F	290,44	246,60	295,79	242,23	292,75	246,66	291,75	247,59
087F	276,64	250,30	292,89	244,78	278,98	248,43	284,91	247,92
088F	274,31	252,63	284,50	247,93	268,79	252,73	252,90	255,63
089F	271,31	254,48	278,93	250,55	269,70	254,71	283,44	253,49
090F	268,62	256,09	273,39	252,98	269,22	255,99	267,63	255,90
091F	265,74	258,19	270,72	254,82	266,53	257,36	266,25	257,45
092F	263,09	259,72	267,85	256,74	263,62	259,64	262,65	260,79
093F	259,41	265,13	265,13	258,43	216,04	261,01	260,68	260,68

Tableau 3.2 : Variation des centres de masse selon les méthodes proposées.

Applications et résultats

Chapitre 03

Les figures (3.4) et (3.5) représentent les courbes de variations des coordonnées X et Y du centre de masse calculé avec les méthodes MPA, AMPA et DBA que nous comparons à ceux retrouvées par les équations de variation de centre de masse selon les méthodes proposées.

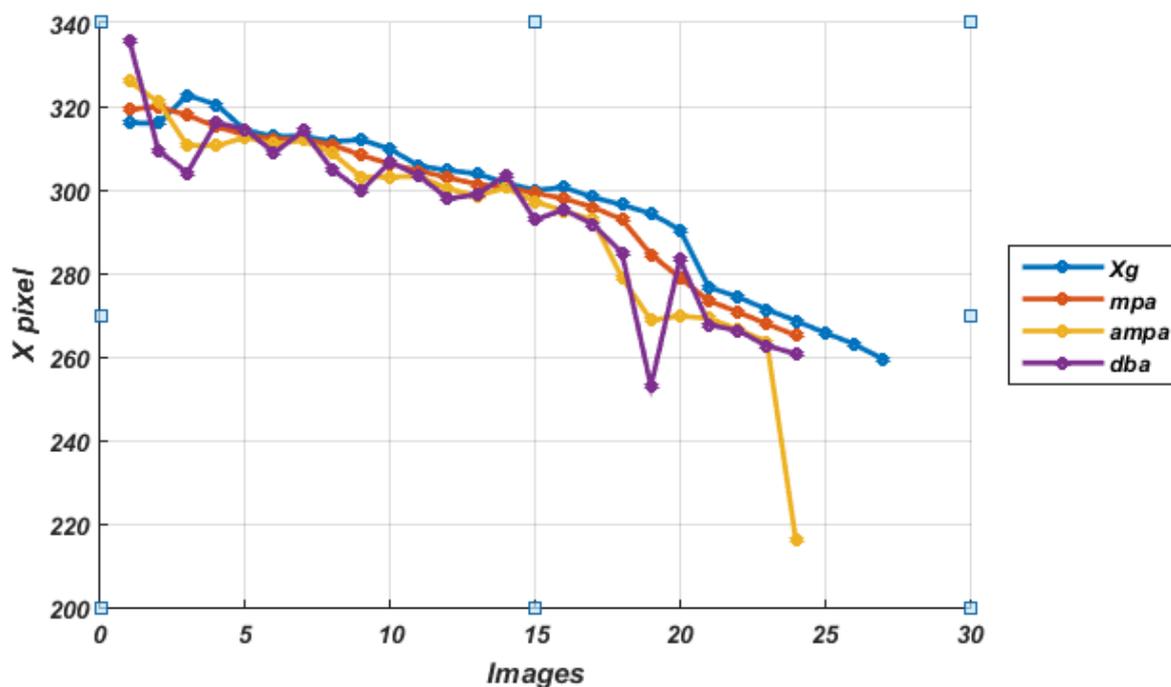


Figure 3.4: variation temporelle des Xg selon les méthodes proposées.

Applications et résultats

Chapitre 03

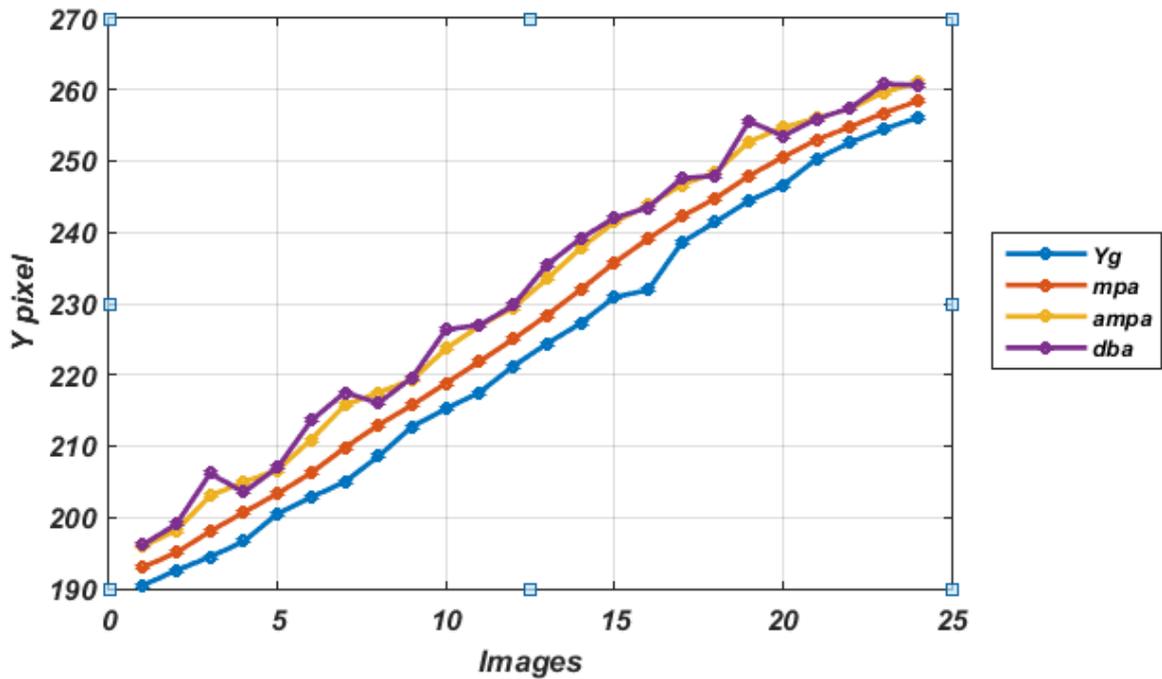


Figure 3.5: variation temporelle des Yg selon les méthodes proposées.

D'après les figures (3.4) et (3.5) on voit que l'allure des courbes correspondant à la coordonnée X et Y du centre de masse estimé avec les trois méthodes ressemble de près aux coordonnées X et Y réelles. La courbe représentant la méthode DBA montre des variations brusque des résultats de la coordonnée X. Concernant la coordonnée Y, les graphes qui représentent les résultats de la méthode MPA est pratiquement superposé par rapport à Yg réel, tandis que les valeurs données par les méthodes AMPA et DBA s'éloigne un petit peu de la coordonnée Yg réel.

Nous calculons les erreurs avec l'équation suivante, sur les coordonnées X et Y du centre de masse estimé par les méthodes mentionnées auparavant par rapport aux coordonnées réelles.

Ces erreurs se calculent par les moyennes arithmétiques suivante :

$$Ex = \frac{1}{N} \sum |X_g - X_e| \quad (3.1)$$

Applications et résultats

Chapitre 03

$$E_y = \frac{1}{N} \sum |Y_g - Y_e| \quad (3.2)$$

Ou:

E_x et E_y sont les erreurs sur les coordonnées X et Y

X_g et Y_g sont les coordonnées du barycentre réel

Méthodes	MPA	AMPA	DBA
ERREUR Y (Km)	3.6438	7.8525	8.5204
ERREUR X (Km)	3.2733	9.4242	8.5533

Tableau 3.3: erreur moyenne sur X et Y par les trois méthodes.

Les résultats retrouvés consolident la remarque précédente, la méthode MPA renvoie la plus petite erreur pour les deux coordonnées. Tandis que la DBA renvoie la plus grande erreur qui dépasse les 8Km.

6. Estimation à long terme

6.1. Estimation avec DBA, MPA et AMPA

Dans un premier temps nous essayons d'appliquer les méthodes précédentes pour une estimation à long terme. Et cela en utilisant trois observations réelles pour la prédiction et ensuite utiliser les résultats retrouvés pour la suite de la prédiction. Les résultats obtenus sont sur la table suivante :

Applications et résultats

Chapitre 03

Images	Xg	Yg	Xmpa	Ympa	Xampa	Yampa	Xdba	Ydba
067F	315,99	190,45						
068F	315,94	192,57						
069F	322,61	194,47						
070F	320,45	196,63	319,29	193	325,93	195,95	336	196,15
071F	314,26	200,53	319,28	193,26	329,26	197,17	356,11	197,61
072F	312,79	202,83	320,12	193,50	331,76	198,15	382,94	198,85
073F	312,87	204,99	319,70	193,32	333,84	198,95	416,49	199,87
074F	311,56	208,58	319,70	193,35	335,51	199,60	456,76	200,67
075F	311,97	212,76	319,81	193,38	336,87	200,13	503,75	201,25
076F	309,76	215,24	319,76	193,36	337,97	200,56	557,46	201,61
077F	305,69	217,54	319,76	193,36	338,86	200,91	617,89	201,75
078F	304,65	221,24	319,77	193,37	339,58	201,19	685,04	201,67
079F	303,85	224,39	319,77	193,37	340,16	201,42	758,91	201,37
080F	301,58	227,23	319,77	193,37	340,63	201,60	839,50	200,35
081F	299,91	230,91	319,77	193,37	341,01	201,76	926,81	198,61
082F	300,56	231,88	319,77	193,37	341,31	201,88	1,0208e+03	196,15
083F	298,19	238,58	319,77	193,37	341,56	201,98	1,1215e+03	192,97
084F	296,42	241,45	319,77	193,37	341,76	202,06	1,2289e+03	189,07
085F	294,27	244,45	319,77	193,37	341,92	202,13	1,3430e+03	184,45
086F	290,44	246,60	319,77	193,37	342,05	202,19	1,4638e+03	179,11
087F	276,64	250,30	319,77	193,37	342,16	202,24	1,5913e+03	173,05
088F	274,31	252,63	319,77	193,37	342,25	202,28	1,7255e+03	166,27
089F	271,31	254,48	319,77	193,37	342,32	202,31	1,8664e+03	158,77
090F	268,62	256,09	319,77	193,37	342,38	202,34	2,0140e+03	150,55
091F	265,74	258,19	319,77	193,37	342,43	202,36	2,1683e+03	141,61
092F	263,09	259,72	319,77	193,37	342,47	202,37	2,3293e+03	131,95
093F	259,41	265,13	319,77	193,37	342,50	202,38	2497	121,57

Tableau 3.4 : Variation des centres de masse selon les méthodes proposées.

Applications et résultats

Chapitre 03

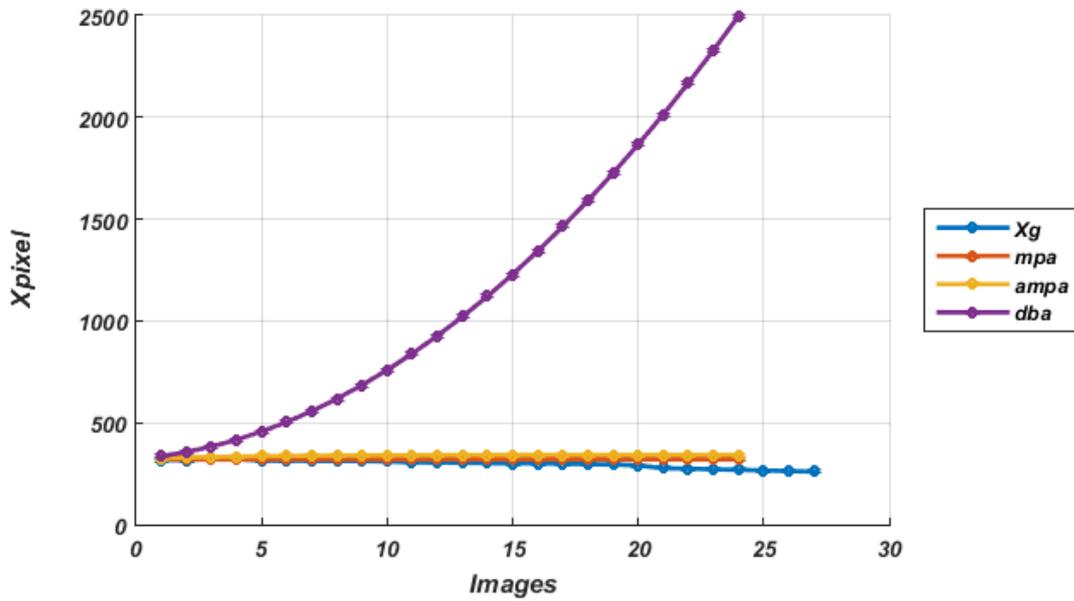


Figure 3.6 : variation temporelle des X_g selon les méthodes proposées.

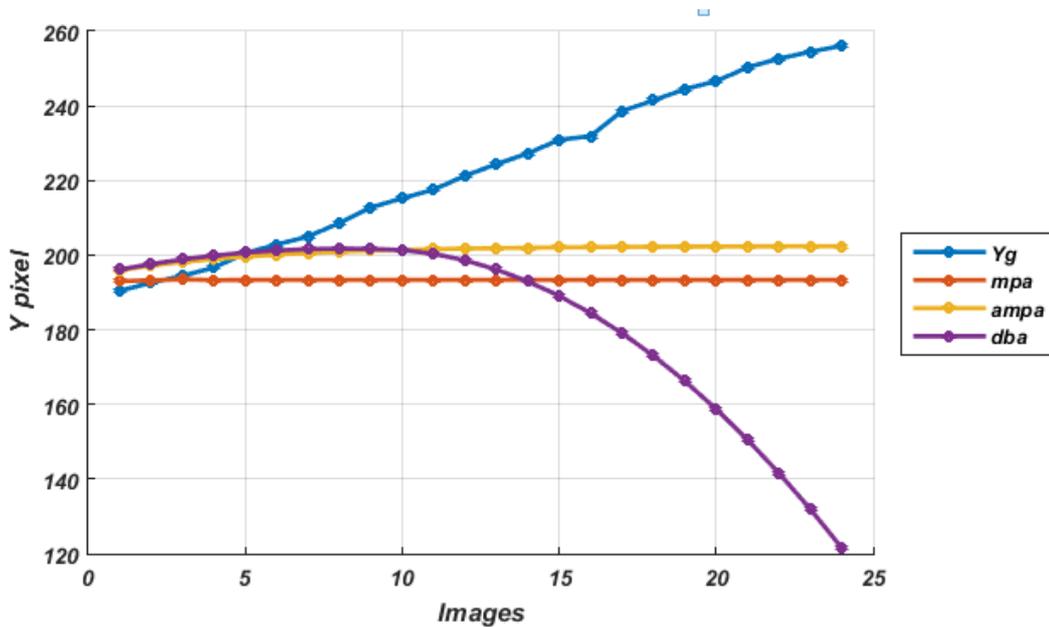


Figure 3.7 : variation temporelle des Y_g selon les méthodes proposées.

D'après la figure (3.5) on voit que l'allure des courbes correspondant à la coordonnée X du centre de masse estimé avec les méthodes MPA et AMPA ressemble de près aux coordonnées X réelles. Tandis que la courbe du DBA montre une divergence de la valeur réelle de X et cela à partir du troisième instant.

Applications et résultats

Chapitre 03

Pour la coordonnée Y sur la figure (3.6), on retient la même remarque concernant la méthode DBA et cela à partir du septième instant. La MPA et l'AMPA renvoient des courbes pratiquement stationnaire et éloignées de la courbe réelle. Nous confirmons ces constatations par le calcul d'erreur, la table (3.4) montre une erreur considérable pour la MPA et l'AMPA. Et très grande pour la DBA.

Méthodes	MPA	AMPA	DBA
ERREUR X	18.5658	37.5771	832.2008
ERREUR Y	30.1187	23.5462	42.0225

Tableau 3.4 : erreur moyenne sur X et Y par les trois méthodes

6.2. Estimation avec les réseaux de neurones

Dans un deuxième temps, nous avons utilisé les réseaux de neurones pour faire une estimation à long terme. Nous avons testé plusieurs architectures ou nous avons changé le nombre de couche ainsi que le nombre de neurone.

6.2.1. Phase d'apprentissage

L'apprentissage est un problème numérique d'optimisation. Il consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant un échantillon. La méthode la plus utilisée est la rétro propagation, qui est généralement plus économe que les autres en termes de nombres d'opérations arithmétiques à effectuer pour évaluer le gradient.

Durant la phase d'apprentissage le réseau de neurones va créer un modèle qui sera par la suite utilisé et exploité pour la phase de test Ce modèle dispose d'un paramétrage très important, le réglage des poids. En effet les poids seront réglés de manière à avoir la sortie désirée et la sortie calculée égale ou avec un taux d'erreur minime.

La plateforme NNTool offre un environnement complet et convivial pour la conception, l'entraînement et la validation de réseaux de neurones. Elle permet aux utilisateurs de créer des architectures de réseau personnalisées, de choisir des algorithmes d'optimisation et de contrôler les paramètres d'apprentissage.

Applications et résultats

Chapitre 03

Les étapes générales pour utiliser la plateforme NNTool sur MATLAB sont les suivantes :

- a) Préparation des données : Avant de commencer la conception du réseau neuronal, il est important de préparer les données d'entrée et de sortie. Cela peut inclure le chargement et la normalisation des données, ainsi que leur partitionnement en ensembles d'entraînement, de validation et de test.
- b) Ouverture de NNTool : Dans MATLAB, ouvrez la boîte à outils NNTool en tapant "nntool" dans la fenêtre de commande MATLAB ou en cliquant sur l'icône correspondante dans l'interface utilisateur.
- c) Définition de l'architecture du réseau : Dans NNTool, utilisez l'interface graphique pour définir l'architecture de votre réseau neuronal. Cela implique de sélectionner et de configurer les couches du réseau (entrée, cachée, sortie) et de définir les connexions entre elles. Vous pouvez également spécifier les fonctions d'activation pour chaque couche.
- d) Configuration de l'entraînement : Choisissez l'algorithme d'optimisation et les paramètres d'apprentissage appropriés pour l'entraînement de votre réseau. Cela peut inclure le choix de l'algorithme de rétropropagation du gradient, la spécification du taux d'apprentissage, du nombre d'époques, des critères d'arrêt, etc.
- e) Entraînement du réseau : Utilisez la fonction "Train" de NNTool pour commencer l'entraînement de votre réseau neuronal. Pendant l'entraînement, vous pouvez observer les performances du réseau, telles que les courbes d'erreur et les métriques d'évaluation, pour évaluer et ajuster les paramètres si nécessaire.

Applications et résultats

Chapitre 03

- f) Évaluation et validation : Une fois l'entraînement terminé, utilisez des données de test ou de validation pour évaluer les performances du réseau neuronal. Vous pouvez utiliser les outils fournis par NNTool pour calculer des métriques telles que la précision, le rappel, la courbe ROC, etc.

- g) Utilisation du réseau entraîné : Une fois que vous êtes satisfait des performances de votre réseau, vous pouvez l'utiliser pour effectuer des prédictions sur de nouvelles données en utilisant la fonction "Simulate" de NNTool.

Nous avons utilisé l'outil NNTOOL de Matlab (Neural Network Toolbox), qui grâce à divers paramétrages, nous permet de simuler et prédire des résultats. Ces quelques captures montrent la structure de l'interface.

La première capture figure (3.7) montre la page principale qui donne la main pour charger les données et créer le model par la suite nous avons la deuxième fenêtre sur laquelle on fixe les paramètres du réseau et faire son entrainement.

La troisième fenêtre représente le résultat du réseau avec sa structure en haut et les paramètres optimaux. Nous pouvons exporter les résultats sur le workspace de Matlab afin de visualiser les résultats obtenus.

Applications et résultats

Chapitre 03

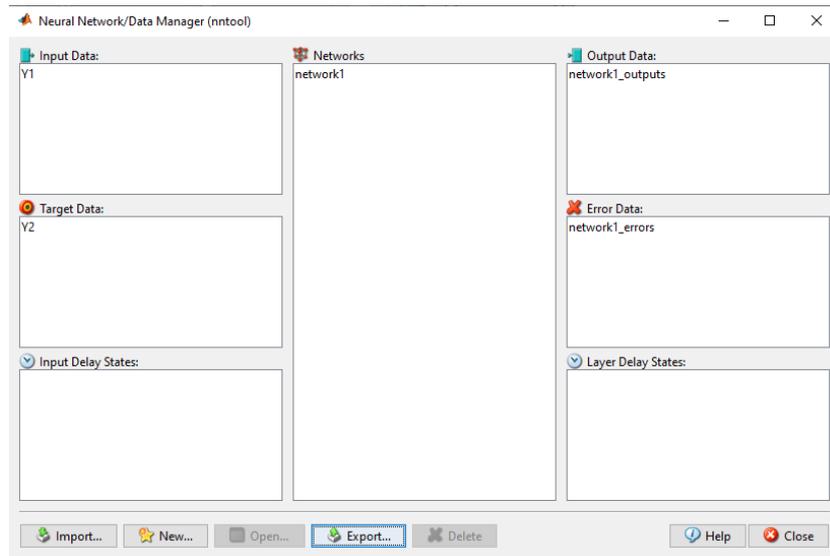


Figure 3.8 : interface de l'outil "nntool" sur "MATLAB"

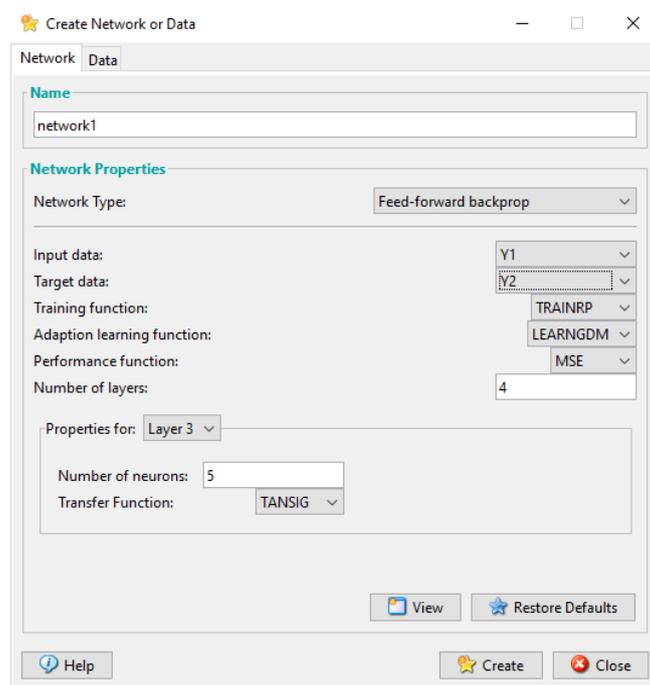


Figure 3.9 : l'interface qui montre les paramètres du réseau et comment faire l'entraînement.

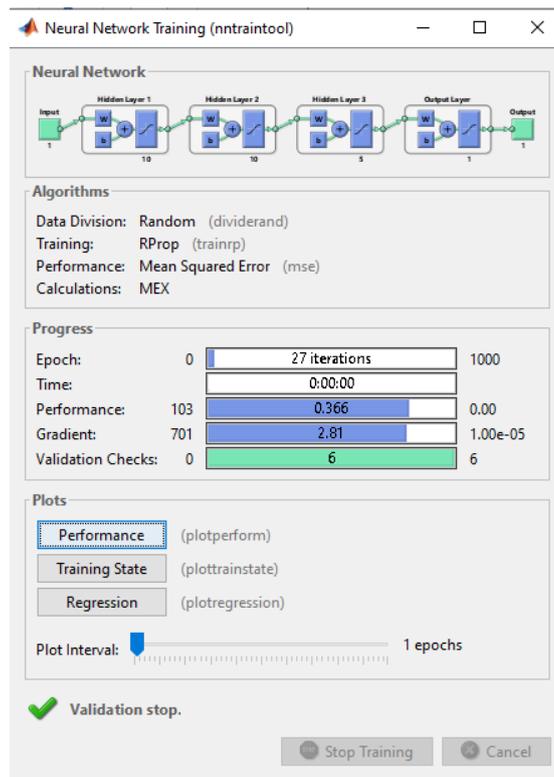


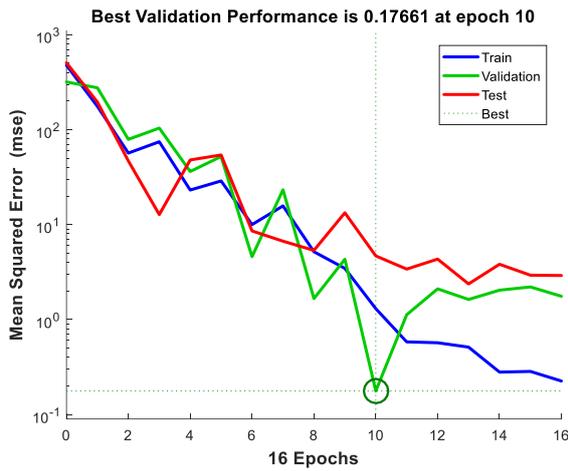
Figure 3.10 : Fenêtre représentant le réseau

- Coordonnée Y

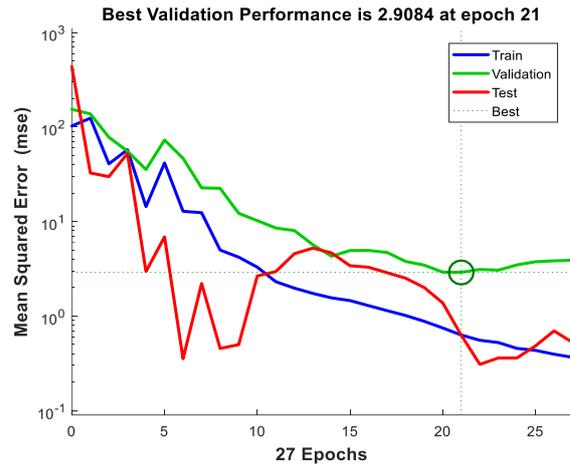
Nous commençons par la coordonnée Y ou nous avons proposé quatre architectures différentes, la figure (3.9) montre les meilleures combinaisons obtenues par le réseau et au bout de combien d'itérations la convergence se produit. Lors de l'apprentissage une partie des données est utilisée pour l'apprentissage (régulation des poids du réseau) et une autre pour la validation et test comme la montre les courbes. Le choix du model se fait sur la base de la validation qui est en vert sur les courbes. Nous faisons un test par la suite pour évaluer la robustesse du model conçu.

Applications et résultats

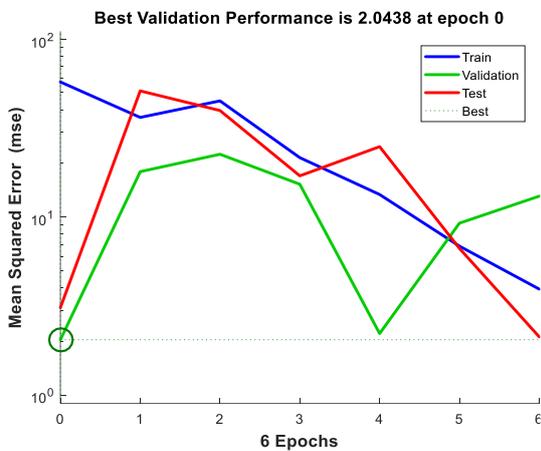
Chapitre 03



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.11 : performance des différents réseaux : (a) réseau 1, (b) réseau 2, (c) réseau 3, (d) réseau 4 pour la coordonnée Y

. Une fois le réseau créé nous faisons une estimation pour les instants futur avec de nouvelles données et nous calculons l'erreur entre les valeurs estimées et celle données par le centre de masse réelle. La table (3.5) représente les détails sur chaque réseau : nombre de couche, nombre de neurone ainsi que l'erreur.

Sur chaque figure on voit le point de convergence encerclé, ce point représente l'erreur minimal de validation et sur sa base que le modèle est conçu. Pour le premier modèle par exemple c'est au bout de la 10ème itérations que l'erreur est la plus petite.

Applications et résultats

Chapitre 03

	Nombre de couche	Nombre de neurone de l'entrée vers la sortie	Erreur du test
Réseau 1	4	(20,20,10)	13.96
Réseau 2	4	(10,10,5)	13.86
Réseau 3	3	(10,5)	15.06
Réseau 4	2	(10)	20.54

Tableau 3.5 : Structure des réseaux et erreur de test

D'après les résultats obtenus on voit que plus le réseau contient de couches et neurones plus l'erreur de test est petite ce qui nous valide le réseau 1 concernant la coordonnée Y.

- Coordonnée X

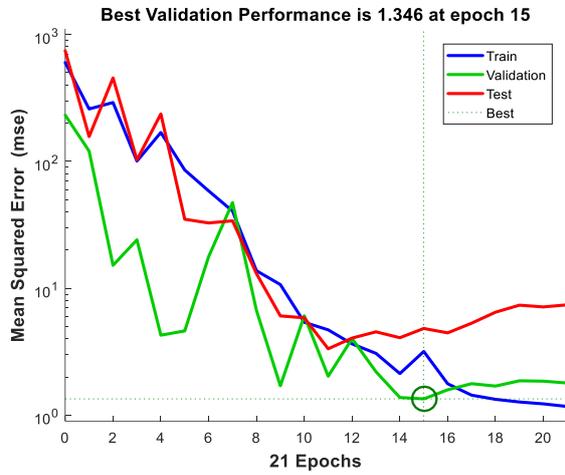
On fait l'estimation pour X en suivant les mêmes étapes et avec la même architecture des réseaux. La figure montre les performances des réseaux lors de l'apprentissage.

Pour la coordonnée X nous retenons également le premier réseau qui renvoie la plus petite erreur.

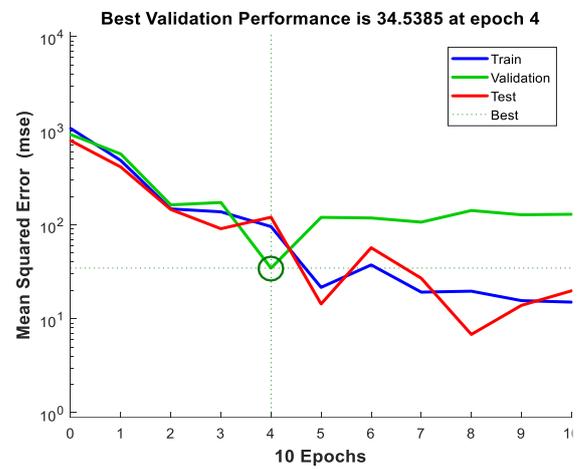
La prédiction à long terme avec les réseaux de neurones nécessite deux réseaux l'un pour le X et l'autre pour le Y. Elle permet de faire des estimations sur de plus grandes durées en comparaison à la MPA et l'AMPA avec une erreur plus petite, l'erreur est entre 18 à 37 km pour les deux méthodes.

Applications et résultats

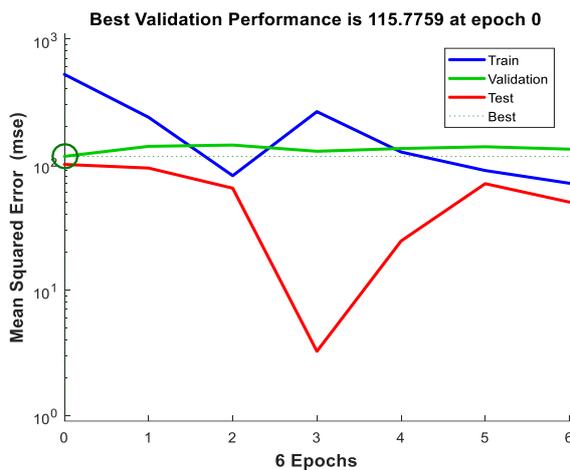
Chapitre 03



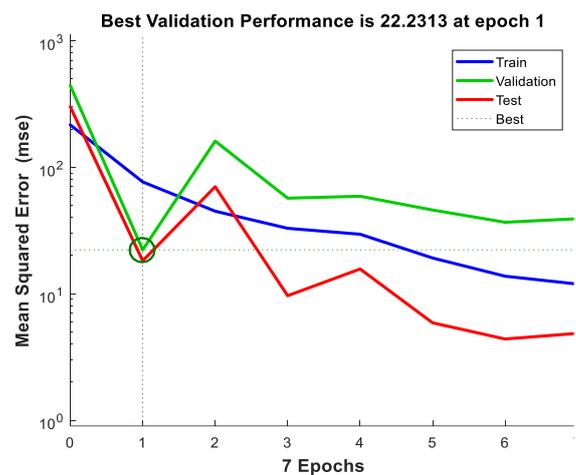
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.12 : performance des différents réseaux : (a) réseau 1, (b) réseau 2, (c) réseau 3, (d) réseau 4 pour la coordonnée X

Applications et résultats

Chapitre 03

	Nombre de couche	Nombre de neurone de l'entrée vers la sortie	Erreur du test
Réseau 1	4	(20,20,10)	15.87
Réseau 2	4	(10,10,5)	20.03
Réseau 3	3	(10,5)	16.54
Réseau 4	2	(10)	19.25

Tableau 3.6 : Structure des reseaux

La régulation et l'apprentissage du model prend que quelques secondes, avec un plus grand nombre de donnée nous pouvons élargir la durée de prédiction.

7. Conclusion

Ce chapitre englobe les résultats obtenu, nous avons commencé par une estimation a court terme. En affet, nous avons appliqué les méthodes MPA, AMPA et DBA afin de prédire la position d'une seule masse nuageuse à la fois. Les résultats sont très encourageants et les méthodes puvent être adapté pour une estimation à temps réelle.

D'autre part nous avons fait une estimation à long terme en adaptant les méthodes précédente par le biais de l'utilisation des valeurs estimées et continuer l'estimation pour les instants futurs. Dans un second temps nous avons fait recours a l'intelligence artificiel via les réseaux de neurones, ces derniers ont de bonne performance dans beaucoup de domaines.

L'association des réseaux de neurones aux centre de masse sur un interval d'observation permet de prédire la position du nuages dans le temps a venir. Les résultats sont acceptables, l'architecture du réseau demeure un réglage tres important dans les performances de ce dernier.

CONCLUSION

Conclusion générale

En conclusion, ce projet de fin d'études sur le suivi des nuages sur des images radar en utilisant les méthodes MPA, AMPA, DBA à court et à long terme, ainsi que les réseaux neuronaux, représentent une contribution significative dans le domaine de la vision par ordinateur et du traitement du signal.

Les résultats obtenus à travers l'application des méthodes MPA, AMPA et DBA démontrent leur efficacité pour estimer et suivre les mouvements des nuages à différents horizons temporels. En exploitant les modèles mathématiques, ces méthodes permettent d'obtenir des estimations précises, en tenant compte de l'incertitude et de l'imprécision des données radar.

De plus, l'utilisation du flot optique apporte une dimension supplémentaire à l'analyse des images radar en fournissant des informations sur le mouvement des nuages dans la scène. Cette approche complémentaire renforce la qualité des estimations obtenues.

L'intégration des réseaux neuronaux constitue également une avancée significative dans ce projet. Les réseaux neuronaux, tels que les réseaux de neurones convolutifs et récurrents, offrent une capacité d'apprentissage automatique à partir des données. Ils permettent d'exploiter les caractéristiques complexes et les relations temporelles dans les séquences d'images radar, améliorant ainsi la précision du suivi des nuages.

En réalisant cette étude, nous avons démontré notre maîtrise des concepts et des techniques avancées de vision par ordinateur, de traitement du signal et de l'intelligence artificielle. Notre contribution à la littérature scientifique dans ce domaine ouvre la voie à de nouvelles recherches et à des applications concrètes, telles que l'amélioration des prévisions météorologiques et la compréhension des phénomènes climatiques.

En somme, ce projet de fin d'études a permis de mettre en évidence l'efficacité des méthodes MPA, AMPA, DBA, du flot optique et des réseaux neuronaux pour le suivi des nuages sur des images radar. Cependant, nous proposons une orientation à toute personne voulant améliorer ces résultats et cela en élargissant la taille de la base utilisée, à re-modéliser le terme d'erreur, à utiliser d'autres bases de données.

Références

Bibliographies

Bibliographie

- [1] Doerflinger, E. (2001). Les applications météorologiques du système de positionnement satellitaire GPS. *La météorologie*, 2001(34), 21-37.
- [2] Penide, G. (2010). Mise en place de simulateurs d'instruments de télédétection dans un modèle méso-échelle (BRAMS): Application à l'étude d'un système convectif observé pendant la campagne AMMA (Doctoral dissertation, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II).
- [3] Béranger*, E. (2012). L'espace et les services. *Réalités industrielles*, (2), 36-43.
- [4] Hingray, B., Picouet, C., & Musy, A. (2009). *Hydrologie: Une science pour l'ingénieur* (Vol. 21). PPUR presses polytechniques.
- [5] Ristorcelli, T. (2013). Evaluation de l'apport des visées multi-angulaires en imagerie laser pour la reconstruction 3D des couverts végétaux (Doctoral dissertation, Institut Supérieur de l'Aéronautique et de l'Espace-ISAIE).
- [6] Zebiri, A. (2020). Estimation de la dynamique à partir de l'assimilation d'images radars multi-échelles: application à la prévision des taux de précipitation à courte échéance, à partir des images radars (Doctoral dissertation, Sorbonne université).
- [7] MAKHLOUF, C. (2018). Optimisation de la Détection Distribuée CA-CFAR et OS-CFAR par l'Algorithme BBO.
- [8] H.Sauvageot « Radar météorologique ». Artech House, Boston, 361 pp. , 1992 .
- [9] Élie, F. (2010). *Humidité atmosphérique et précipitations*.
- [10] Viaut, A. (1973). *La météorologie*. FeniXX.
- [11] Charbouillot, T. (2011). Physico-chimie de la phase aqueuse des nuages prélevée au sommet du puy de Dôme: caractérisation et réactivité photochimique (Doctoral dissertation, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II).
- [12] Steinberger, J. 16–Bien vivre à l'intérieur des limites planétaires. *Santé et environnement*.

- [13] CANTALLOUBE, H. (1998). L'étude des limitations théoriques montre que les méthodes de MTI plus classiques comme le filtrage Doppler (détection des cibles à vitesse radiale) ou les transformées temps-fréquence (détection des échos de pente Doppler atypique pour la mise en évidence de mouvements transversaux) ont un lien avec la méthode multi-vues proposée ici. SAR (radar à synthèse d'ouverture), cibles mobiles, MTI, compensation de mouvement, multi-vues. *Traitement du Signal*, 15(3).
- [14] Amberg, V. (2005). Analyse de scènes péri-urbaines à partir d'images radar haute résolution. Application à l'extraction semi-automatique du réseau routier (Doctoral dissertation).
- [15] Pannetier, B. (2006). Fusion de données pour la surveillance du champ de bataille (Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble I).
- [16] Benglia, L., & Zinet, M. L. (2020). Diagnostic de l'huile de transformateurs de puissance par analyse de gaz dissous utilisant un classificateur SVM multicouche (Doctoral dissertation).
- [17] Hajlani, M. (1984). Correction of the dynamic blur in liver scintigraphy by microcomputer and associated microelectronics (No. LPNHEX-T--84-05). Ecole Polytechnique
- [18] KHACHAB, S. (2018). Classes de solution pour le modèle de Perona-Malik unidimensionnel (Doctoral dissertation, FACULTE DES MATHEMATIQUES ET DE L'INFORMATIQUE Département des Mathématiques)
- [19] Béréziat, D. (2010). Contributions aux méthodes variationnelles pour le calcul du flot optique: prise en compte des informations spatiales et temporelles (Doctoral dissertation, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI)
- [21] Chaoufi, J., & Mesrar, R. (2021). Mécanique des solides rigides-50 problèmes résolus avec rappels de cours. Editions Ellipses
- [22] Kesraoui, M., & Nzisabira, C. (2017). Etude et modélisation d'une évolution d'une pathologie (Doctoral dissertation, UMMTO)
- [23] Gros, A. (2013). Modélisation de la demande énergétique des bâtiments à l'échelle d'un quartier (Doctoral dissertation, Université de La Rochelle)

- [24] Meghnoudj, T., & Tadrist, H. (2018). Implémentation sur circuit reconfigurable d'un turbo-decodeur sova pour les communications numériques (Doctoral dissertation)
- [25] Parizeau, M. (2004). Réseaux de neurones. GIF-21140 et GIF-64326, 124.
- [26] Narima, Z. E. R. M. I. (2007). Reconnaissance de mots manuscrits Arabe par les modèles de Markov cachés et les réseaux de neurones (Doctoral dissertation, ANNABA UNIVERSITY).
- [27] Purves, D., Augustine, G. J., Fitzpatrick, D., Hall, W., LaMantia, A. S., & White, L. (2019). Neurosciences.DeBoeckSupérieur.
- [28] Bear, M. F., Connors, B. W., & Paradiso, M. A. (2016). Neurosciences: à la découverte du cerveau (Vol. 4). John Libbey Eurotext.
- [29] Ammar, M. Y. (2007). Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu (Doctoral dissertation).
- [30] Baudoui, V. (2012). Optimisation robuste multiobjectifs par modèles de substitution (Doctoral dissertation, Toulouse, ISAE).
- [31] Zemouri, R. (2003). Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques: Application à la e-maintenance (Doctoral dissertation, Université de Franche-Comté).
- [32] Sara, L. A. H. L. A. L. I., Maroua, T. R. A. B. E. L. S. I., & Mohammed Kamel, B. E. N. K. A. D. D. O. U. R. Reconnaissance de forme et classification automatique: Application à la prédiction du genre et l'estimation de l'âge (Doctoral dissertation, UNIVERSITY OF KASDI MERBAH OUARGLA).
- [33] Belbezzouh, A., & Adel, O. A. G. H. (2011). Entraînement d'un réseau De neurones MLP.
- [34] Khider, M., Haddad, B., & Taleb-Ahmed, A. (2010). analyse multi fractalz des echos radar par la methode de maximus es modules de la transformee en (MMTO) 2D les sites de bordeaux (FRANCE), SÉTIF (ALGÉRIE): application a l elimination des echos parasites. Teledetection, 8(4), 271-283.

[35] Hedir, M., Haddad, B., 2016b. Automatic system for radar echoes filtering based on textural features and artificial intelligence. Atmospheric Phys. doi:10.1007/s00703-016-0488-3