



Contribution à l'exploitation des potentialités des sondeurs ATOVS : AMSU-A, MHS et HIRS

Adoum Mahamat Moussa

► To cite this version:

Adoum Mahamat Moussa. Contribution à l'exploitation des potentialités des sondeurs ATOVS : AMSU-A, MHS et HIRS. Physique Atmosphérique et Océanique [physics.ao-ph]. Université Gaston Berger de Saint-Louis (Sénégal), 2016. Français. <NNT : >. <tel-02268833>

HAL Id: tel-02268833

<https://hal.science/tel-02268833v1>

Submitted on 21 Aug 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

UNIVERSITE GASTON BERGER DE SAINT LOUIS



THESE

Pour l'obtention du diplôme de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE GASTON BERGER

Dans le cadre de l'Ecole doctorale Sciences et Technologies (ST)

Présentée et soutenue publiquement par

Adoum Mahamat MOUSSA

Le 29/11/2016

Titre :

*Contribution à l'exploitation des potentialités des
sondeurs ATOVS : AMSU-A, MHS et HIRS*

JURY

Pr Amadou Thierno GAYE, Professeur Titulaire, UCAD	Président
Pr Aboubakary DIAKHABY, Professeur Titulaire, UGB	Directeur de thèse
Pr Bouya DIOP, Maîtres de Conférences, UGB	Directeur de thèse
Pr Claude DEPOLLIER, Professeur Titulaire, Université du Maine	Rapporteur
Pr Yao TCHETCHE, Professeur Titulaire, Université Nangui-Abrogoua	Rapporteur
Pr Moctar CAMARA, Maîtres de Conférences, UASZ	Rapporteur
Pr Ali Souleymane DABYE, Professeur Titulaire, UGB	Examineur
Pr Diene NDIAYE, Maître de conférences, UGB	Examineur

DEDICACE

A mon Père

MAHADJIR MOUSSAYE

REMERCIEMENTS

Mes vives remerciements au Président de la republique du Tchad son Excellence IDRIS DEBY ITNO qui n'a ménagé aucun effort pour la délocalisation de la soutenance à Ndjamena.

Mes chaleureux remerciements aux différents membres du Jury. Merci d'avoir accepté de rapporter et d'examiner mes travaux.

Au Pr Amadou Thierno GAYE, je vous remercie de votre gentillesse, votre capacité d'écoute et d'analyse. C'est un honneur pour moi et j'espère profiter encore de votre expertise dans le domaine de physique de l'atmosphère en général et du changement climatique en particulier.

Au Pr Claude DEPOLIER de ses analyses pertinentes, des suggestions très intéressantes et des questions d'ouverture des axes de recherches.

Au Pr Yao TCHETCHE des remarques et suggestions très constructives signalées.

Au Pr Moctar CAMARA de vos pertinentes remarques.

Au Pr Ali Souleymane DABYE mon oncle de m'avoir guidé, orienté et soutenu durant tout mon parcours universitaire jusqu'à l'aboutissement de la thèse. Merci également d'avoir mis toute son énergie pour la délocalisation de la soutenance à Ndjamena. Merci enfin des propositions suggérées sur d'autres méthodes d'inversion à explorer.

Au Pr Diene NDIAYE pour sa disponibilité de tout instant. Merci d'avoir grandement contribué à ma formation tout au long de mon cursus universitaire.

Entreprendre une thèse, c'est ...

Marcher dans l'inconnu pour trouver la connaissance, marcher sur des sentiers obscurs pour trouver la lumière, parcourir des chemins infranchissables pour les rendre accessibles, avec tout ce que cela implique.

Trouver un maître qui te montre sans se montrer, un guide qui te conduise à la lumière sans t'aveugler, une personne qui t'aplanisse le chemin sans t'aplatir.

Ce maître c'est vous, Pr Bouya DIOP, depuis le premier jour que je vous ai abordé pour discuter d'un sujet de mémoire d'Ingénieur, j'ai senti une affection particulière que je dirais même parentale.

J'ai été accueilli chez vous comme dans ma demeure à tel point que je me sens membre de votre famille. Vos collègues enseignants me demandaient parfois "où est ton patron?", mais pour moi c'est mon père spirituel.

"Tout est rayonnement" m'avez-vous glissé un jour, c'est ainsi que ma passion pour la télédétection fus décuplé. Je vous remercie de ces années de collaborations, d'échanges, de respect et d'amitié.

Je tiens à remercier tout particulièrement mon co-encadreur le Pr Aboubakry DIAKHABY pour sa disponibilité, et des échanges fructueux que nous avons eu tout au long de l'avancement des travaux.

Pour arriver à cette thèse, j'ai eu la chance d'être bien formé, encadré et conseillé. Ainsi je remercie profondément tous les enseignants de l'UFR SAT.

Au Pr Amadou Seïdou MAÏGA, pour sa disponibilité et ses conseils précieux que j'écoutais avec beaucoup de plaisir.

Au Pr Aliou DIOP, pour sa simplicité.

Au Pr Moussa LÔ, pour sa promptitude.

Au Dr Abou Karim FAROTA, pour sa proximité continue.

Au Dr Abdoulaye BALDE, pour son amitié.

Au Dr Amsata NDIAYE, pour ses orientations.

Au Dr Abdoulaye DEME, une personne honnête et authentique. Je vous remercie pour votre confiance, vos conseils rigoureux sur la recherche et votre amitié.

Au Dr El Hadj DEME, un frère.

A tous les enseignants de notre UFR sans distinctions.

Je remercie également mon compagnon de souffrance, Abdoulaye SY, doctorant du Laboratoire LSAO.

Je remercie toute ma famille qui m'a tant soutenue.

A ma mère la merveilleuse.

A mon cousin Hamid Ali pour ton soutien et ta proximité

A mon cousin Ali Lamine Ali pour tant de services rendus à moi et à la famille

A mes frères et sœurs Tahir, Moussa, Nedjima, Abdramane, Saleh.

A mes cousins Mahamat Ali, Mht Tahir Malgone, Adoum Abakar.

A mes oncles, tantes, Tantes, cousins et cousines que je n'ai pas pu énumérer les noms.

A mes voisins et amis du quartier pour les bons moments passés ensemble et qu'on continue à partager, je cite particulièrement Al Hafiz Ali mon ami.

MERCI à toute la communauté Tchadienne de Saint-Louis pour la proximité depuis ma première année. Je cite Hamit Abbassi, Bara Soultane, Mahamat Ali Derdeï, Adoum Hamid, Mahamat Mahamat Zene, Abdou Koussié, Ali Saleh Bichara, Mahamat Tahir Youssouf Nahar, Hissein Lony, Ousmane Hamid, Youssouf Souleymane Dabye, la liste est longue donc je ne pourrais nommer tout le monde.

Je remercie mes voisins de chambres et amis pour le temps passé ensemble : Seydina AIDARA mon frère mon guide, Pape Samba GUEYE et Seydina SANE les sociologues avertis et Alpha DIALLO de la famille SAT.

Je remercie toute la communauté Tchadienne de Dakar pour leur hospitalité durant mes séjours. La liste est très longue mais je peux citer Issaye, Abakar Bachar Ali, Mahamat Abakar Mahamat Nour, Youssouf Abakar Mahamat Nour, Ali Bachar Ali, Hamza Bachar Ali.

Aux personnes spéciales que j'aurais omis leurs noms, je compte sur votre compréhension.

MERCI...

Résumé

Les études météorologiques et/ou climatologiques nécessitent des données diverses et indépendantes issues d'observations satellitaires ou in-situ. La répartition des stations in-situ dans la zone Sahélienne est moins dense, ce qui diminue la précision des modèles globaux dans cette zone.

Dans ce travail, on analyse le potentiel des données de télédétection pour la restitution de quelques paramètres météorologiques et l'étude de quelques cas de lignes de grains passant au-dessus de Dakar au cours de l'année 2013.

En prélude, une analyse en composante principale des données mensuelles infrarouges et micro-ondes a permis d'étudier les répartitions mensuelles des signatures spectrales des canaux ATOVS.

Afin de restituer la quantité d'eau précipitable, la température et l'humidité relative, nous nous servons des données de radiosondage et des données de températures de brillance mesurées par les radiomètres hyperfréquences AMSU-A et AMSU-B, ainsi que celles des capteurs infrarouges HIRS embarqués à bord des satellites NOAA et MetOp. Malgré leur potentiel intéressant, les radiomètres ATOVS ont jusqu'ici été peu exploités pour la restitution de ces paramètres surtout dans la zone Sahélienne. Deux approches sont utilisées pour faire cette restitution : la régression linéaire multiple et les réseaux de neurones artificiels

Nous avons également explorés les potentialités des données microondes et infrarouges ATOVS pour l'étude des lignes de grains. En utilisant cinq (05) cas de passage des lignes de grains au-dessus de Dakar, la signature atmosphérique des données ATOVS avant, pendant et après le passage des lignes de grains fût déterminée. Pour chacun des cas, une étude comparative entre les valeurs de température de brillance du cas considéré et celles de la moyenne d'été a permis d'observer les canaux ayant des grandes sensibilités.

Mots-clés : télédétection, AMSU-A, MHS, HIRS, régression linéaire multiple, réseaux de neurones, lignes de grains, ACP.

Abstract

Meteorological and / or climate studies require various and independent data from in-situ and satellite observations. The distribution of in-situ stations in the Sahelian zone is less dense, reducing global models accuracy in this area.

In this work, we analyze the potential of remote sensing data for the restitution of some meteorological parameters and the study of some cases of squall lines passing over Dakar in 2013.

As a prelude, a principal component analysis of the infrared and microwave monthly data was used to study the monthly distributions of the ATOVS channels spectral signatures.

To retrieve the precipitable water vapor, temperature and relative humidity, we use the radiosonde and brightness temperature data measured by microwave radiometers AMSU-A and AMSU-B, as well as infrared sensors HIRS on board MetOp and NOAA satellites. Despite their interesting potential, ATOVS radiometers have so far been little used for the restitution of these parameters retrieval especially in the Sahelian area. Two approaches are used to make this restitution: multiple linear regression and artificial neural networks

We also explored the potential of microwave and infrared ATOVS data for the study of squall lines. Using five (05) cases of passing squall lines above Dakar, ATOVS data atmospheric signature before, during and after the passage of squall lines was determined. In each case, a comparative study between the brightness temperature values and those of the average summer allowed to observe the channels having major sensitivities.

Keywords : Remote sensing, AMSU-A, MHS, HIRS, mutiple linear regression, neural networks, squall lines, PCA.

TABLE DES MATIERES

Introduction générale	1
CHAPITRE1 : GENERALITES SUR LES SONDEURS NOAA ATOVS.....	3
1.1. Le sondage satellitaire	3
1.1.1. La télédétection par satellite.....	3
1.1.2. Fonctionnement d'un capteur.....	4
1.1.3. Satellites géostationnaires – satellites défilants	6
1.1.3.1. Les satellites géostationnaires	6
1.1.3.2. Les satellites défilants.....	7
1.2. Théorie du transfert radiatif	7
1.2.1. Rayonnement électromagnétique	8
1.2.2. Propriétés optiques de l'atmosphère.....	9
1.2.2.1. Constituants de l'atmosphère.....	9
1.2.2.2. Mécanismes d'interaction onde-matière dans l'atmosphère.....	11
1.2.3. Equation de transfert radiatif Constituants de l'atmosphère	14
1.2.4. Fonctions de poids	17
1.3. Les sondeurs AMSU-A, MHS et HIRS	19
1.3.1. AMSU-A et AMSU-B.....	19
1.3.2. MHS.....	24
1.3.3. HIRS.....	25
CHAPITRE 2 : ZONE D'ETUDE ET DONNEES	28
2.1. Zone d'étude.....	28
2.1.1. Etat global du climat Sahélien	28
2.1.2. Caractéristiques climatiques de Dakar	32
2.2. Données.....	33
2.2.1. Radiosondages.....	33
2.2.2. Données des sondeurs satellitaires	34
2.2.3. Tableaux d'observations climatiques	35
2.2.4. Réanalyses ECMWF.....	35

2.3.	Analyse en composante principale des données 2013 de température de brillances	35
2.3.1.	Données micro-ondes de 12 hr	36
2.3.1.1.	Choix du nombre d'axes à retenir	36
2.3.1.2.	Graphes sur le plan factoriel (1,2)	37
2.3.1.3.	Interprétation des axes	38
2.3.2.	Données micro-ondes de 00 hr	39
2.3.2.1.	Choix du nombre d'axes à retenir	40
2.3.2.2.	Graphes sur les plans factoriels	41
2.3.2.3.	Interprétation des axes	43
2.3.3.	Données infrarouges de 12 hr	44
2.3.3.1.	Choix du nombre d'axes à retenir	44
2.3.3.2.	Graphes sur le plan factoriel (1,2)	45
2.3.3.3.	Interprétation des axes	46
2.3.4.	Données infrarouges de 00 hr	47
2.3.4.1.	Choix du nombre d'axes à retenir	47
2.3.4.2.	Graphes sur le plan factoriel (1,2)	47
2.3.4.3.	Interprétation des axes	48
2.3.5.	Synthèse	49
CHAPITRE 3 : INVERSION DE LA QUANTITE DE VAPEUR D'EAU PRECIPITABLE, DE LA TEMPERATURE ET DE L'HUMIDITE RELATIVE		50
3.1.	Méthodologies	50
3.2.	Méthode de régression linéaire multiple	51
3.2.1.	Restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable	52
3.2.2.	Restitution de la température de surface	54
3.2.3.	Restitution de l'humidité relative de surface	56
3.3.	Approche par réseaux de neurones	59
3.3.1.	Restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable	62
3.3.2.	Restitution de la température de surface	63
3.3.3.	Restitution de l'humidité relative de surface	64
3.4.	Restitution du profil de température et d'humidité	65
3.4.1.	Profil de température	65
3.4.2.	Profil d'humidité relative	68
3.5.	Conclusion	69

CHAPITRE 4 : ETUDE DE CAS DE LIGNES DE GRAINS AU PASSAGE AU-DESSUS DE DAKAR	71
4.1. Description des lignes de grains	71
4.2. Aspect satellitaire des lignes de grains	71
4.3. Etude de cas de lignes de grains avec les sondeurs ATOVS	73
4.3.1. Méthodologie	73
4.3.2. Moyenne d'été	74
4.3.3. Données micro-ondes	75
4.3.3.1. Avant le passage	76
4.3.3.2. Pendant le passage	76
4.3.3.3. Après le passage	77
4.3.3.4. Discussions	77
4.3.4. Données infrarouges	78
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	80
Bibliographie	84
Annexe 1 : Article publié à l'International Journal of Innovation and Applied Studies	93

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 - Schéma général d'un capteur (Girard 1999).....	5
Figure 1.2 - Mesure dans le plan d'avancement du capteur (Garrigues 2004)	6
Figure 1.3 - Spectre du rayonnement et transparence de l'atmosphère. (Benhadj, 2008).....	8
Figure 1.4 - Mesure de télédétection et interaction onde-matière (Bacour, 2001).....	12
Figure 1.5 - Éclairement solaire (E_{λ}) en haut et en bas de l'atmosphère ($\text{kW.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}$) sur tout le spectre du rayonnement solaire	13
Figure 1.6 - Bilan radiatif pour une épaisseur dz	14
Figure 1.7 - Région du spectre électromagnétique utilisée par les radiomètres AMS	20
Figure 1.8 - AMSU-A Canal 4 du 12 Mai 2013 de 11:45 à 12:23	21
Figure 1.9 – Image AVHRR du 12 Mai 2013 de 11:45 à 12:23	21
Figure 1.10 - Fonctions de poids aux fréquences de l'instrument AMSU (allant de 23 à 190 GHz) pour une atmosphère tropicale et pour une configuration de mesures au nadir (Karbou, 2006)	24
Figure 2.1 - Position moyenne des centres d'actions atmosphériques et migration de l'équateur météorologique au-dessus de l'Afrique (J. B. Suchel, 1988)	29
Figure 2.2 - Température maximale (°C) de Dakar de 1981 à 2010 (Météo France)	32
Figure 2.3 – Pluviométrie (mm) à Dakar de 1981 à 2010 (Météo France)	32
Figure 2.4 – Evolution de la quantité d'eau précipitable en 2013	33
Figure 2.5 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2	37
Figure 2.6 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2	37
Figure 2.7 – Figure 2.7 – Histogramme des valeurs propres en %	40
Figure 2.8 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2	41
Figure 2.9 – Représentation des variables sur les axes 1 et 3	41
Figure 2.10 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2	42
Figure 2.11 – Représentation des individus sur les axes 1 et 3	42
Figure 2.12 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2	45
Figure 2.13 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2	45
Figure 2.14 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2	47
Figure 2.15 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2	48

Figure 3.1 – Profil RMS de restitution de la température.....	65
Figure 3.2 – Profil RMS de restitution de l’humidité relative.....	68
Figure 4.1 – Image AVHRR d’une ligne de grains du 17 juillet 2013	72
Figure 4.2 – Moyenne d’été des données micro-ondes à 12 : 00 et à 00 : 00	74
Figure 4.3 – Moyenne d’été des données infrarouges à 12 : 00 et à 00 : 00.....	74
Figure 4.4 – Variations des températures de brillance micro-ondes des cas considérés par rapport à la moyenne d’été.....	75
Figure 4.5 – Variations des températures de brillance infrarouges des cas considérés par rapport à la moyenne d’été.....	78

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Indications sur les tailles et principaux éléments chimiques associés aux aérosols terrestres (IPCC, 1995).....	10
Tableau 1.2 : Fréquence, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux AMSU-A	22
Tableau 1.3 : Fréquence, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux AMSU-B.....	23
Tableau 14. : Fréquence, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux MHS.....	25
Tableau 1.5 : Fréquence, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux HIRS.	26
Tableau 2.1 : Valeurs propre des composante issues des données micro – ondes à 12 hr	36
Tableau 2.2 : Valeurs propre des composante issues des données micro – ondes à 00 hr	39
Tableau 2.3 : Valeurs propre des composantes issues des données infrarouges à 12 hr	44
Tableau 2.4 : Valeurs propre des composantes issues des données infrarouges à 00 hr	47
Tableau 3.1 : Équations de régressions linéaires multiples de restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable.	52
Tableau 3.2 : Performances des équations de régression de restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable par rapport aux types de données d'entrées.....	53
Tableau 3.3 : Équations de régressions linéaires multiples de restitution de la température de surface.....	54
Tableau 3.4 : Performances des équations de régression de restitution de la température de surface par rapport aux types de données d'entrées.....	55
Tableau 3.5 : Équations de régressions linéaires multiples de restitution de l'humidité de surface.	58
Tableau 3.6 : Performances des équations de régression de restitution de l'humidité de surface par rapport aux types de données d'entrées.....	59
Tableau 3.7 : Architectures des différents réseaux de neurones utilisés pour la restitution	61

Tableau 3.8 : Performances des réseaux de neurones restituant la quantité de vapeur d'eau précipitable.....	62
Tableau 3.9 : Performances des réseaux de neurones restituant la température de surface.....	63
Tableau 3.10 : Performances des réseaux de neurones restituant l'humidité de surface	64
Tableau 3.11 : Comparatif des méthodes d'inversion.....	69
Tableau 4.1 : Caractérisation des cas utilisés dans l'étude	73

LISTE D'ACRONYMES

AAPP: ATOVS and AVHRR Pre-processing Package

ACP: Analyse en Composante Principale

ADALINE: ADaptive LINar Element

AMSR-E: Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS

AMSU-A: Advanced Microwave Sounding Unit- A

AMSU-B: Advanced Microwave Sounding Unit- B

ATOVS: Advanced TIROS Operational Vertical Sounder

AVHRR: Advanced Very High Resolution Radiometer

CEPMET : Centre Européen de Prévision Météorologique à Moyen Terme

CLASS: Comprehensive Large Array-data Stewardship System

COADS: Comprehensive Ocean Atmosphere Data Set

ECMWF: European Center for Medium-range Weather Forecast

FOV: Field Of View

GFOV: Ground Field Of View

HIRS: High Resolution Infrared Radiation Sounder

HSB : Humidity Sounder for Brazil

ICI: Inversion Coupled with Image

IFOV: Instantaneous Field Of View

ISCCP: International Satellite Cloud Climatology Project

Km: Kilomètre

KNMI: Koninklijk Nederlands Meteorologisch Instituut

MHS: Microwave Humidity Sounder

MODIS: Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer

MSE: Mean Square Error

NDBC: National Data Buoy Center

NCEP: National Centers for Environmental Prediction

NESDIS: National Environmental Satellite, Data, and Information Service

NOAA: National Oceanic and Atmospheric Administration

EODAS: European **O**ffshore **D**ata **A**cquisition **S**ystem
PIRATA: **P**ilot **R**esearch moored **A**rray in the **T**ropical **A**tlantic
RMSE: Root **M**ean **S**quare **E**rror
SSM/I: **S**pecial **S**ensor **M**icrowave/**I**mager
SMMR: **S**canning **M**ultichannel **M**icrowave **R**adiometer
SST: **S**ea **S**urface **T**emperature
TAO: **T**ropical **A**tmosphere **O**cean Array
TB: **T**emperature de **B**rilliance
TIROS: **T**elevision and **I**nfrared **O**bservational **S**atellite
TU : **T**emps **U**niversel

INTRODUCTION GENERALE

La plupart de la population Africaine vit dans des zones qui sont sujettes à la sécheresse, aux inondations, à la famine ou aux maladies. Les impacts liés au climat sont susceptibles d'imposer des pressions supplémentaires sur les secteurs vitaux tels que l'agriculture, la santé et l'eau, exacerbées par des problèmes de développement, de financement, d'infrastructure limitée, ainsi que la dégradation des écosystèmes (OMM, 2013). Ceux-ci, à leur tour, diminuent la capacité d'adaptation de l'Afrique, en augmentant sa sensibilité au changement climatique prévu (quatrième rapport d'évaluation du GIEC).

Des meilleurs services climatologiques permettront d'améliorer la capacité d'adaptation des pays africains à certains des impacts prévus. Plus particulièrement au Sahel 95 % de l'Agriculture dépend de la pluviométrie (OMM, 2013). Les études climatologiques sont basées sur les données et dans cette région les ressources d'observations climatologiques sont limitées du fait du nombre moins dense des stations météorologiques.

La télédétection spatiale, c'est-à-dire les prises de vues de la Terre depuis l'espace à l'aide des capteurs embarqués surtout aux bords des satellites, présente un avantage considérable et évident sur les observations classiques. Elle permet d'obtenir des informations continues et à grande échelle et est désormais l'outil indispensable pour l'étude de l'atmosphère et, dans de nombreux cas, l'unique source d'informations (Lafont, 2005). En effet, bien que leurs données ne révèlent que des fragments de la planète, les observations à temps plein et en continu permettent une étude globale de l'atmosphère, des océans et des continents. L'exploitation des potentialités des données satellitaires au niveau de la zone Sahélienne permettra de disposer des informations avec une large couverture spatiale et temporelle, pouvant jouer un rôle essentiel dans le calcul de l'analyse atmosphérique.

Notre projet de thèse s'inscrit dans ce cadre, il s'agit d'explorer les potentialités des données des capteurs ATOVS microondes (AMSU-A et MHS) et infrarouges (HIRS) embarqués sur les satellites Américaines NOAA et dernièrement sur la plateforme Européenne MetOp.

Le premier chapitre est consacré à la description des principes physiques utilisés par la télédétection et le sondage satellitaire. La théorie du transfert radiatif est ainsi parcourue tout en établissant l'équation de transfert radiatif. Les caractéristiques des capteurs (AMSU-A, MHS et HIRS) dont les données sont utilisées dans le cadre de cette thèse, sont également étudiées dans cette partie.

Le chapitre 2 est consacré à la description des données et des méthodes utilisées. Le cadrage temporel et spatial des données est spécifié, il s'agit des données ATOVS, des radiosondages, et des réanalyses européennes ECMWF pour Dakar à l'année 2013. Une analyse en composante principale est effectuée pour l'étude de la répartition des données ATOVS par rapport aux différents mois.

L'inversion des données ATOVS en utilisant les méthodes de régression linéaire multiple et de réseau de neurones est traitée dans le chapitre 3. Pour les différentes méthodes, 2/3 de la base des données (ATOVS et radiosondages) est utilisé pour l'apprentissage et le tiers restant sert de base de test. Les réanalyses ECMWF servent de base de validation. Les paramètres restitués sont la quantité d'eau précipitable, la température de surface, l'humidité relative de surface ainsi que le profil vertical de température et d'humidité relative de la surface à l'altitude 300 hPa.

Le quatrième et dernier chapitre est consacrée à l'étude de quelque cas de lignes de grains de l'année 2014 à l'aide des données ATOVS micro-ondes et infrarouges. En tenant compte de la proximité de l'heure de passage des lignes de grains et des satellites dont les données sont prélevées, cinq (05) cas ont été retenus : Un cas de passage du LG à l'heure de passage du satellite donc du prélèvement des données ATOVS ; deux (02) cas de données prélevées avant le passage du LG et deux (02) cas après le passage du LG.

CHAPITRE 1 : GENERALITES SUR LES SONDEURS NOAA ATOVS

1.1. Le sondage satellitaire

1.1.1. La télédétection par satellite

La télédétection représente l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et biologiques d'objets ou de milieux par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci. La télédétection par satellite présente un avantage considérable et évident sur les observations classiques (provenant des stations de surface, radiosondages, avions, bouées, bateau, etc.).

Le premier satellite météorologique, le Vanguard 2, a été lancé en 1959, suivi de TIROS-1 en 1960. Depuis, plusieurs pays lancent, maintiennent et exploitent des réseaux de satellites météorologiques. Ces satellites sont munis de radiomètres qui mesurent le rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi par la Terre dans les domaines du visible, de l'infrarouge et des micro-ondes et fournissent ainsi des informations indirectes sur l'état de l'atmosphère et la surface. Elle est désormais l'outil indispensable pour l'étude de l'atmosphère et, dans de nombreux cas, l'unique source d'informations. En effet, bien que les images ne révèlent que des fragments de la planète, les observations à temps plein et en continu permettent une étude globale de l'atmosphère, des océans et des continents.

La télédétection englobe tous les processus qui consistent à capter et à enregistrer l'énergie d'un rayonnement électromagnétique émis ou réfléchi, puis à traiter l'information pour la mettre en application.

A l'origine du processus se trouve une source d'énergie; durant son parcours entre la source d'énergie et la cible, le rayonnement interagit avec la surface et l'atmosphère, la nature de cette interaction dépendant des caractéristiques du rayonnement et des propriétés de la surface. L'énergie enregistrée par le capteur est transmise, par des moyens électroniques à une station de réception où l'information est transformée en images ou données numériques. Une interprétation visuelle et/ou numérique de l'image traitée est ensuite nécessaire pour extraire l'information qu'on désire obtenir sur la cible.

Selon la prise de vue, on distingue deux types de capteurs embarqués sur les satellites : les radiomètres "imageurs" et les radiomètres "sondeurs". Les premiers font la cartographie de la surface ou de l'atmosphère, ainsi l'information obtenue est alors à deux dimensions. Avec les sondeurs on cherche à obtenir un profil de distribution d'une grandeur dans l'atmosphère : l'information est en trois dimensions.

On distingue également des capteurs passifs et des capteurs actifs. Les capteurs actifs illuminent leur cible et mesurent l'énergie rétro diffusée (exemple : le radar). Les capteurs passifs, quant à eux ne nécessitent pas de source émettrice et utilisent les capacités de réflexion ou d'émission des objets que l'on tente de caractériser.

1.1.2. Fonctionnement d'un capteur

Le capteur mesure le rayonnement électromagnétique émis par le soleil et réfléchi par une surface quelconque et son environnement. Ce signal est recueilli par un détecteur, sur des éléments de surface dont les dimensions dépendent de l'angle solide d'observation. Cet angle est défini par les caractéristiques du capteur, son altitude et la géométrie soleil-cible-capteur (Bonn and Rochon 1992).

Entre la phase de réception du rayonnement et le stockage, on distingue quatre systèmes (Figure 1.1):

- Un système de réception comportant un télescope servant d'objectif;
- Une source de calibration et un spectromètre comprenant différents détecteurs;
- Un amplificateur pour accroître le signal;
- Un système d'enregistrement qui transforme le signal reçu en signal numérique.

Il existe actuellement deux grands types de systèmes de détection très différents, ceux à balayage (miroir rotatif devant l'optique) et ceux à barrettes (capteurs comportant plusieurs cellules, chacune observant une zone spécifique).

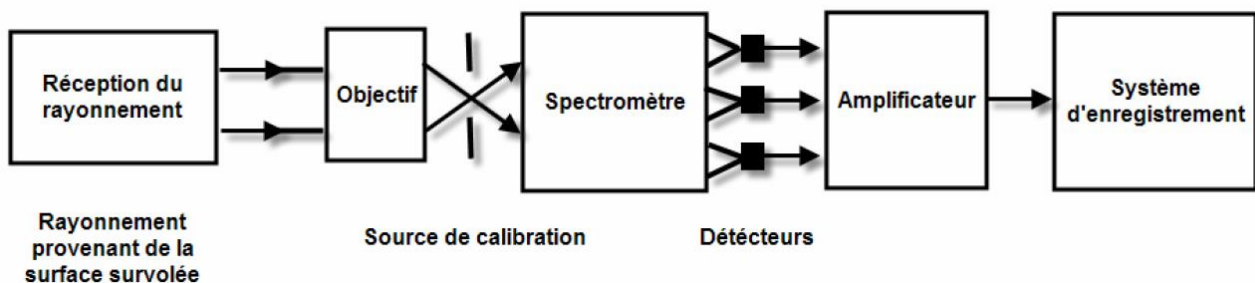


Figure 1.1 - Schéma général d'un capteur (Girard 1999).

Le processus d'acquisition se fait selon deux directions (Figure 1.2) : la première est celle de l'avancement de la plateforme et définit les lignes de l'image (direction parallèle à la trace du satellite ou in-track), la deuxième est la direction perpendiculaire à la première et définit les colonnes de l'image (direction cross-track). Précisément, le capteur observe la scène sous un angle appelé champ de vue ou IFOV, qui intervient dans la définition de la largeur du champ d'observation GFOV, autrement appelée fauchée. Ce processus entraîne la formation d'une image, qui possède des caractéristiques de nature spatiale, temporelle, directionnelle et spectrale. Ces caractéristiques dépendent de l'orbite sur laquelle évolue la plateforme spatiale, des propriétés des capteurs et des conditions d'observations. La majorité des capteurs opèrent sur des orbites héliosynchrones polaires, c'est-à-dire avec des inclinaisons (angle entre le plan équatorial et le plan d'orbite du satellite) proches de 90°.

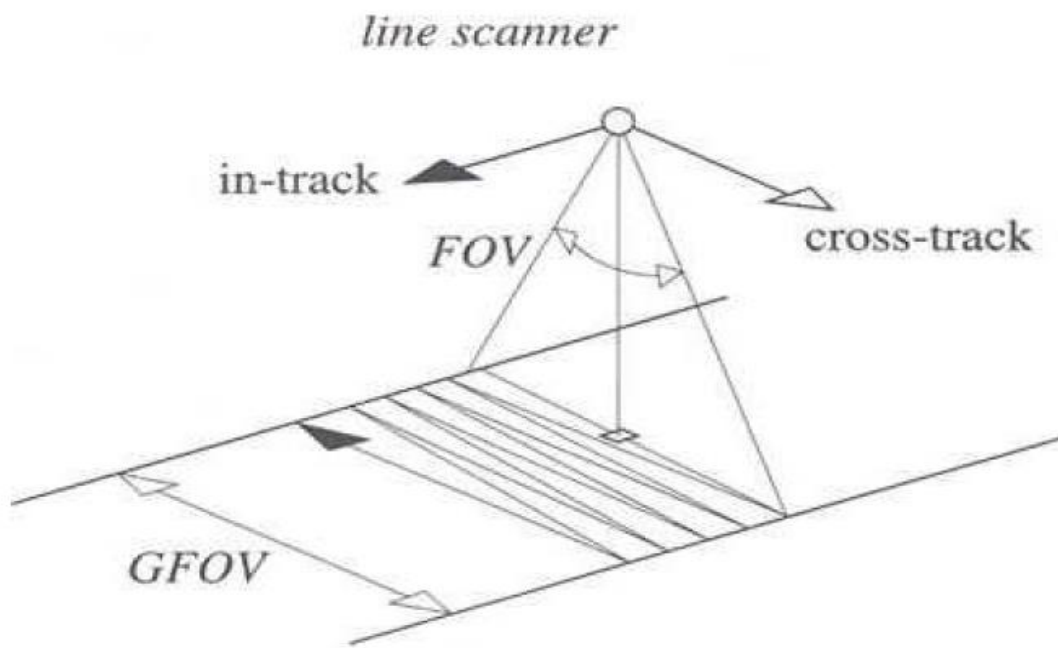


Figure 1.2 - Mesure dans le plan d'avancement du capteur (Garrigues 2004).

1.1.3. Satellites géostationnaires - satellites défilants

Il existe deux familles de satellites météorologiques selon leurs orbites: les géostationnaires et les défilants.

1.1.3.1. Les satellites géostationnaires

Les satellites géostationnaires tournent autour de la Terre sur une orbite située dans le plan de l'équateur à près de 36 000 km d'altitude. Ils tournent à la même vitesse angulaire que la Terre autour de l'axe des pôles. Ainsi, ils surplombent toujours la même partie du globe terrestre.

Leur altitude élevée et leur position fixe par rapport à la Terre leur permettent de délivrer des images couvrant une grande surface en quasi-continue.

Le satellite géostationnaire constitue pour les météorologistes un outil important de surveillance de la couverture nuageuse et de prévision immédiate du temps. Les principaux instruments utilisés sur les satellites géostationnaires sont les imageurs.

1.1.3.2. Les satellites défilants

Les satellites défilants (ou à orbite polaire) tournent autour de la Terre sur une orbite quasi circulaire passant près des pôles, à une altitude avoisinant les 800 km. Ces satellites mettent près de 100 minutes pour faire le tour de la Terre. Au total, environ 14 orbites journalières permettent d'obtenir une couverture globale de la Terre deux fois par jour. Pour la majeure partie d'entre eux, l'orbite est héliosynchrone, ce qui signifie que le plan de l'orbite suit le déplacement apparent du Soleil autour de la Terre. Ainsi, les points de la Terre situés sur un même parallèle sont tous survolés à la même heure solaire. Les capteurs dont les données sont exploitées dans cette thèse sont embarqués au bord des satellites héliosynchrones de la NOAA et du MetOp.

1.2. Théorie du transfert radiatif

Une bonne compréhension des interactions entre le rayonnement électromagnétique, les composants de l'atmosphère et la surface est indispensable à l'exploitation des mesures satellitaires. Les capteurs spatiaux reçoivent des rayonnements électromagnétiques qui sont, soit directs, c'est-à-dire originaires de la surface et de l'atmosphère, soit indirects, c'est-à-dire, réfléchis ou diffusés.

1.2.1. Rayonnement électromagnétique

Tout corps émet un rayonnement électromagnétique sous forme d'une onde, en fonction de sa température et des propriétés de sa surface. Cette onde est composée d'un champ électrique et d'un champ magnétique oscillants dans deux plans perpendiculaires. Elle est caractérisée par sa longueur d'onde (en mètres) qui est la périodicité spatiale des oscillations, sa fréquence (en hertz) qui est le nombre d'oscillations par seconde, et sa période (en seconde) qui est le temps au bout duquel le champ électrique (ou magnétique) effectue un cycle, à partir d'un instant quelconque.

Le rayonnement électromagnétique, d'origine naturelle ou artificielle, existe pour une gamme très étendue de fréquences ou de longueur d'ondes qui constitue le spectre électromagnétique (figure 1.3). Ce spectre est divisé en plusieurs domaines, comme le visible qui caractérise les longueurs d'onde comprises entre 0,3 et 0,78 μm , l'infrarouge pour les longueurs d'onde comprise entre 0,8 μm et 100 μm . Pour les hyperfréquences ou micro-ondes, les longueurs d'onde sont comprises entre 10 cm et 1 mm, soit en fréquences entre 3 GHz et 300 GHz.

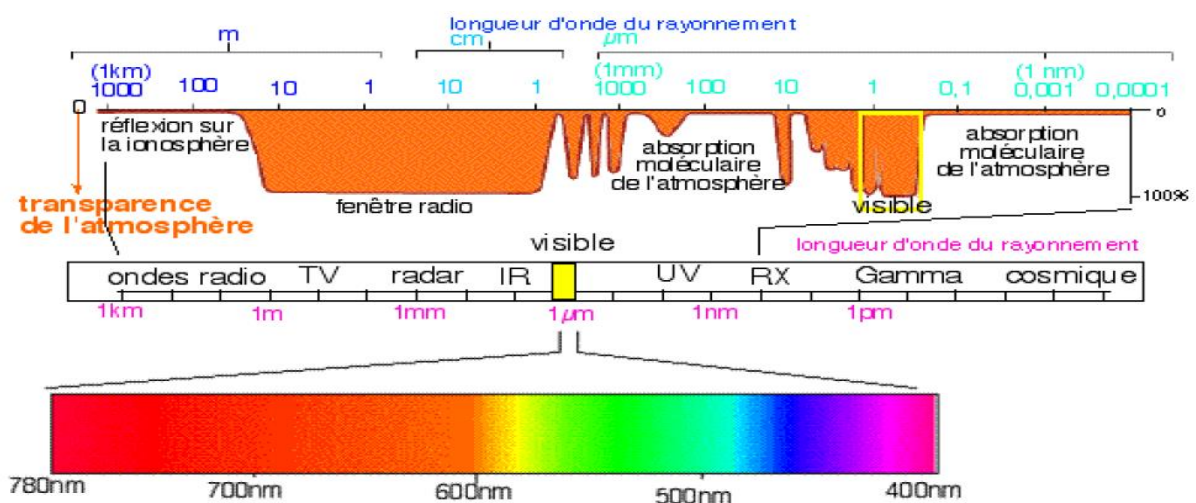


Figure 1.3 - Spectre du rayonnement et transparence de l'atmosphère. (Benhadj, 2008)

1.2.2. Propriétés optiques de l'atmosphère

1.2.2.1. Constituants de l'atmosphère

Les principaux gaz de l'atmosphère terrestre sont l'azote (N_2) avec 78% de concentration volumique, l'oxygène (O_2) avec 21%, l'argon (Ar) avec environ 1%, la vapeur d'eau (H_2O), le dioxyde de carbone (CO_2) et l'ozone (O_3). Leurs profils de concentration dépendent de la saison et du lieu. Leur composition relative est à peu près constante jusqu'à 100 km d'altitude. En effet, la distribution des gaz est régie par des flux turbulents de matière soumis à la force de gravité. En l'absence de ce phénomène de convection, les gaz les plus lourds seraient concentrés aux basses altitudes. Néanmoins, une stratification des gaz intervient pour ceux sujets aux réactions photochimiques (l'ozone par exemple).

La vapeur d'eau est par contre très variable dans l'espace et le temps. Elle est essentiellement concentrée dans les basses couches atmosphériques. Sa concentration totale U_{H_2O} (en $g.cm^{-2}$) est souvent exprimée en tant que masse d'eau, mesurée en grammes, sur une colonne atmosphérique de 1 cm^2 de section.

$$U_{H_2O} = \int_0^{\infty} \rho_V(Z).dZ \quad (1.1)$$

Où ρ_V est la masse volumique en $g.cm^{-3}$.

L'atmosphère est aussi constituée d'aérosols qui sont des particules solides et liquides en suspension dans l'air (brume, fumée). Ils ont des dimensions généralement comprises entre 0,1 et 10 μm . Leurs principales origines sont terrestres et océanique.

Leurs principales origines sont de type :

- Terrestre : résultat de l'érosion éolienne des surfaces terrestres ;
- Océanique : gouttelettes d'eau que l'évaporation peut transformer en sel ;
- Gazeuse : émissions industrielles, feux de forêts, volcans, etc.

Les aérosols peuvent être classifiés selon leur origine, qui peut être naturelle ou liée à l'activité humaine (anthropique). En terme de flux massique annuel, on estime aujourd'hui que les aérosols naturels contribuent encore pour près de 90% au flux d'émission global (IPCC, 1995).

Les sources d'aérosols terrestres peuvent être distinguées selon différents critères. Un premier critère est lié à leur mode de formation : on distingue ainsi les aérosols primaires, émis directement dans l'atmosphère sous forme particulaire, des aérosols secondaires, généralement formés dans l'atmosphère à partir de précurseurs gazeux (Tableau1.1). Ces précurseurs peuvent se condenser lorsque la température des effluents diminue, ou donner naissance à des composés secondaires dont la tension de vapeur sera suffisamment faible pour qu'ils condensent.

Tableau 1.1 : Indications sur les tailles et principaux éléments chimiques associés aux aérosols terrestres (IPCC, 1995).

	Sources	Taille	Composition	Durée de vie (jours)
NATURELLES	<i>Primaires</i>			
	Aérosols minéraux	Maj. > 1	Si, Al, Fe, Ca,	4
	Sels de mer	μm	etc.	1
	Cendres	> 1 μm	Na, Cl, S	4
	volcaniques	> 1 μm	Si, Al, Fe	4
	Débris biologiques	> 1 μm	C	
	<i>Secondaires</i>			
	Sulfates	< 1 μm	S	5
	biogéniques	< 1 μm	S	5
	Sulfates	< 1 μm	C	7
	volcaniques		N	4

	organiques secondaires Nitrates	Maj. > 1 μm		
ANTHROPIQUES	Primaires	< 1 μm	C	6
	Suies	Maj. > 1 μm	Al, Si, Fe, métaux	4
	Poussières industrielles			
	Secondaires			
	Feux de végétation	< 1 μm	C, K, Métaux	8
	Sulfates anthropiques	< 1 μm Maj. > 1 μm	S N	5 4
	Nitrates anthropiques Aérosols organiques	μm < 1 μm	C, N	7

1.2.2.2. Mécanismes d'interaction onde-matière dans l'atmosphère

Les gaz et les aérosols atmosphériques affectent le rayonnement solaire lors de sa propagation dans l'atmosphère. Les mécanismes d'interaction onde-matière mis en jeu sont de type résonant (absorption, émission) et non résonant (diffusion). Ces mécanismes sont de natures tridimensionnelles et interdépendantes (figure 1.4). Ils dépendent du rayonnement et de l'atmosphère. Les principaux paramètres sont la longueur d'onde (λ) pour le rayonnement, alors que pour l'atmosphère il s'agit surtout des variables d'état (pression et température) et des propriétés optiques de ses constituants (gaz et aérosols).

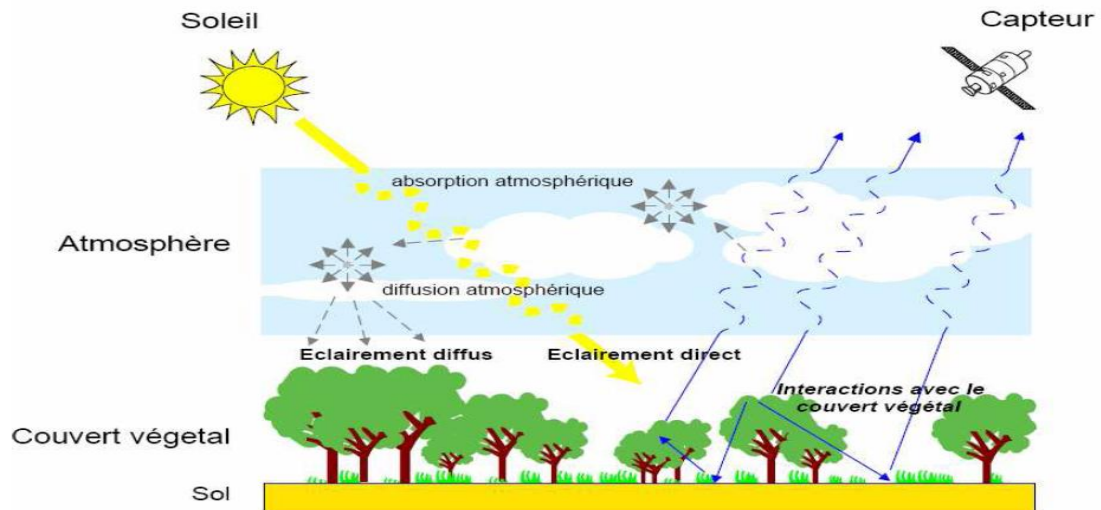


Figure 1.4 - Mesure de télédétection et interaction onde-matière (Bacour, 2001)

Tout volume atmosphérique absorbe partiellement l'onde qui le traverse. Ce phénomène est essentiellement résonant, si bien qu'il peut être négligeable ou très fort selon le spectre de l'onde et la composition du milieu. Le spectre de l'absorption résulte de la superposition, juxtaposition et étalement des nombreuses raies d'absorption gazeuses (Figure 1.5).

Les principaux gaz absorbants sont :

- Vapeur d'eau (H_2O) : Ce gaz est souvent le principal absorbant alors qu'il ne représente qu'une très faible fraction de l'atmosphère. Ses bandes d'absorption sont à $0,94 \mu m$; $1,13 \mu m$ et surtout à $1,38 \mu m$; $1,87 \mu m$ et $2,7 \mu m$ dans l'infrarouge. Dans le domaine micro-onde on note une forte absorption au niveau des fréquences $22 GHz$, $150 GHz$ et surtout autour de $183 GHz$.
- Gaz carbonique (CO_2) : Il est responsable de plusieurs bandes d'absorption dans le proche infrarouge ($1,46 \mu m$; $1,60 \mu m$; $2,04 \mu m$ et $2,75 \mu m$).
- Ozone (O_3) : L'ozone de la haute atmosphère empêche le rayonnement ultraviolet entre $0,22 \mu m$ et $0,3 \mu m$ d'atteindre la Terre (bande de Hartley). Ce gaz donne aussi des bandes d'absorption plus faibles entre $0,3 \mu m$ et $0,36 \mu m$ (bande de Huggins) et entre $0,55 \mu m$ et $0,65 \mu m$ (bande de Chappuis).

- Oxygène (O_2) : Il absorbe beaucoup les ultraviolets ($\lambda < 0,25 \mu m$). Il est caractérisé par une forte bande de $0,22 \mu m$ à $0,3 \mu m$ et deux faibles raies à $0,69 \mu m$ et $0,76 \mu m$ dans l'infrarouge. Dans l'hyperfréquence on note la bande de 50-70 GHz et une raie isolée à 118 GHz.

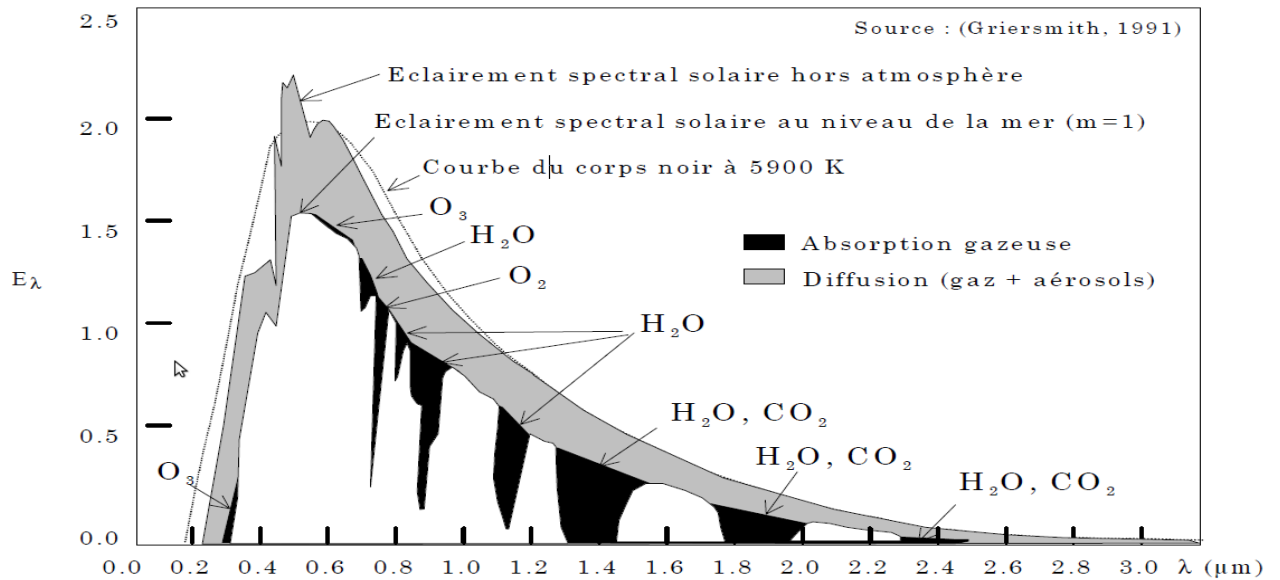


Figure 1.5 - Éclairement solaire (E_λ) en haut et en bas de l'atmosphère ($kW.m^{-2}.\mu m^{-1}$) sur tout le spectre du rayonnement solaire.

Alors que l'absorption correspond à une disparition du rayonnement incident intercepté sous forme d'énergie interne, la diffusion sans absorption correspond à une redistribution dans l'espace du rayonnement intercepté. Le mécanisme de diffusion des particules est expliqué par la théorie de Mie (Stratton, 1941). Celle-ci est basée sur les équations de Maxwell combinées aux conditions aux limites de particules sphériques.

1.2.3. Équation de transfert radiatif

Dans le cas de la télédétection, la quantité radiative la plus importante est la luminance monochromatique $L(r, \theta, \phi)$ exprimée en $\text{W.m}^{-2}.\text{sr}^{-1}.\text{Hz}^{-1}$, qui représente la densité d'énergie rayonnée (à une fréquence ν) par unité de fréquence et d'angle solide et se propageant dans la direction spécifiée par les coordonnées sphériques θ et ϕ . La réflectance correspond à l'intégration des luminances selon les deux directions θ et ϕ . En se plaçant sur un plan d'épaisseur dz (Figure 1.6), on peut faire le bilan radiatif qui peut s'écrire de la façon donnée par l'expression 1.2 (Brajard, 2006) :

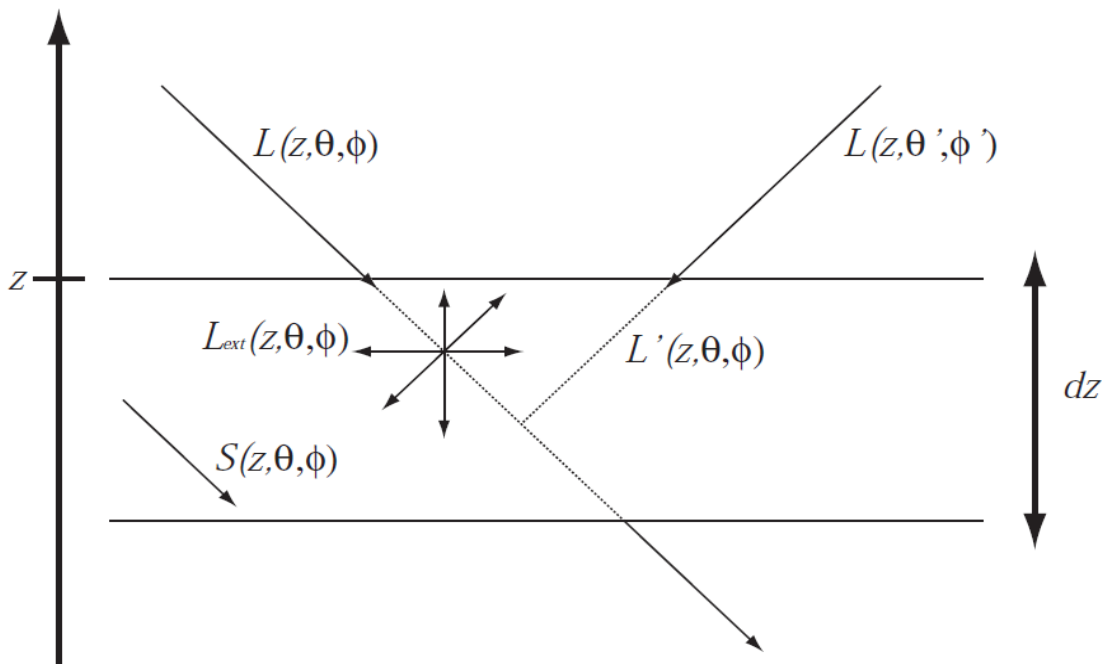


Figure 1.6 - Bilan radiatif pour une épaisseur dz .

$$dL(z, \theta, \phi) = dL_{\text{ext}}(z, \theta, \phi) + L'(z, \theta, \phi) + S(z, \theta, \phi) \quad (1.2)$$

$dL(z, \theta, \phi)$ est la variation de luminance après la traversée de la couche d'épaisseur dz .

$$dL_{\text{ext}}(z, \theta, \phi) = -\frac{k_e L(z, \theta, \phi)}{\cos \theta} dz \quad (1.3)$$

$dL_{\text{ext}}(z, \theta, \varphi)$ est la luminance perdue par extinction due à l'absorption du milieu et à la diffusion de la lumière d'incidence (θ, φ) dans des autres directions.

Soit un rayonnement électromagnétique de longueur d'onde λ , traversant un milieu transparent. La loi de Beer-Lambert stipule que l'intensité de ce rayonnement subit une diminution exponentielle en fonction de la distance parcourue et de la densité des espèces absorbantes dans ce milieu.

$$I(\lambda, X) = I_0(\lambda) 10^{-\alpha X} = I_0(\lambda) e^{-\alpha' X} \quad (1.4)$$

I_0 est l'intensité de la lumière incidente.

I est l'intensité de la lumière sortante.

α (α') est le coefficient d'absorption (en m^{-1} ou en cm^{-1}).

X est la longueur du trajet optique (en m ou en cm).

Selon la loi de Beer-Lambert, l'extinction du rayonnement le long d'un incrément de chemin dz est proportionnelle au coefficient d'extinction volumique k_e qui est dépendant de la composition chimique et d'un certain nombre de variables physiques.

Le coefficient d'extinction k_e est la somme du coefficient d'absorption k_a et du coefficient de diffusion k_s .

$L'(z, \theta, \varphi)$ représente le gain de luminance dû à la diffusion provenant d'autres trajets électromagnétiques (voir Figure 1.6).

$S(z, \theta, \varphi)$ représente le gain de luminance dû à l'émission thermique propre de l'atmosphère. L'extinction correspond à la combinaison entre l'absorption et la diffusion.

D'après la loi de Kirchhoff, l'émission thermique par la matière est proportionnelle à k_a et la fonction de Planck définie par 1.5.

$$B(T) = \frac{2h\nu^3}{c^2 (e^{h\nu/kT} - 1)} \quad (1.5)$$

Où T est la température thermodynamique, c la vitesse de la lumière, h la constante de Planck et k la constante de Boltzmann. Ce qui donne 1.6.

$$S(z, \theta, \varphi) = k_a \frac{\frac{2h\nu^3}{c^2 (e^{h\nu/kT} - 1)}}{\cos \theta} dz \quad (1.6)$$

L'augmentation du rayonnement par diffusion $L'(z, \theta, \varphi)$ peut être exprimée comme le produit de l'albédo de diffusion simple $\alpha = k_s/k_e$ et la moyenne sur l'angle solide de la luminance incidente L provenant de toutes les directions ; cette dernière étant pondérée par la fonction de phase $P(\theta, \varphi, \theta', \varphi')$, qui exprime la fraction d'énergie diffusée depuis une direction (θ, φ) dans une direction (θ', φ') . Ce qui donne 1.7 ;

$$L'(z, \theta, \varphi) = \frac{\alpha}{4\pi} \iint \frac{P(\theta, \varphi, \theta', \varphi') L(\theta', \varphi') \sin \theta' d\theta' d\varphi'}{\cos \theta} dz \quad (1.7)$$

Avec les définitions précédentes, on réécrit l'équation de transfert radiatif (équation 1.2) sous la forme 1.8;

$$dL(z, \theta, \varphi) = [k_a \frac{2h\nu^3}{c^2 (e^{h\nu/kT} - 1)} + \frac{\alpha}{4\pi} \iint \frac{P(\theta, \varphi, \theta', \varphi') L(\theta', \varphi') \sin \theta' d\theta' d\varphi'}{\cos \theta} - k_e L(z, \theta, \varphi)] \frac{dz}{\cos \theta} \quad (1.8)$$

$dL(z, \theta, \varphi) = \text{émission} + \text{diffusion} - \text{extinction}$

Dans le cadre des micro-ondes on peut approximer la fonction de Plank (1.4) en utilisant l'approximation de Rayleigh-Jeans qui établit que 1.9 :

$$h\nu/kT \ll 1 \quad (1.9)$$

Donc en première approximation, on a 1.10.

$$B(T) \approx \frac{2\nu^2 k}{c^2} T \quad (1.10)$$

Ce qui donne 1.11.

$$S(z, \theta, \varphi) = k_a \left(\frac{2\nu^2 k}{c^2} T \right) \frac{dz}{\cos \theta} \quad (1.11)$$

Il s'agit de trouver une relation entre la luminance et la température. On sait qu'un corps naturel à une température physique T émet un rayonnement moins énergétique que celui du corps noir à la même température physique.

On lui associe alors une "température radiométrique équivalente de corps noir", appelée température de brillance $T_B(z, \theta, \varphi)$ dans la direction (θ, φ) , définie comme étant la température d'un corps noir qui rayonnerait la même brillance spectrale que ce corps naturel à la température physique T . Elle répond à la relation 1.12.

$$B(T) T_B(z, \theta, \varphi) = B(z, \theta, \varphi) (T) \quad (1.12)$$

Donc avec 1.13.

$$T_B(z, \theta, \varphi) = \left(\frac{c^2}{2\nu^2 k} \right) B(z, \theta, \varphi) (T) \quad (1.13)$$

Alors, on a 1.14.

$$L(z, \theta, \varphi) = \left(\frac{2\nu^2 k}{c^2} \right) T_B(z, \theta, \varphi) \quad (1.14)$$

Finalement l'équation de transfert radiatif en fonction de la température de brillance T_B devient 1.15.

$$dT_B(z, \theta, \varphi) = [k_a T + \frac{\alpha}{4\pi} \iint \frac{P(\theta, \varphi, \theta', \varphi') T_B(\theta', \varphi') \sin \theta d\theta' d\varphi'}{\cos \theta} - k_e T_B(z, \theta, \varphi)] \frac{dz}{\cos \theta} \quad (1.15)$$

1.2.4. Fonctions de poids

Le principe de base du sondage atmosphérique réside dans le choix minutieux des fréquences d'observation en fonction de leurs proximités des raies d'absorption des molécules (oxygène et de vapeur d'eau dans le cas de la température et de l'humidité). Plus la fréquence d'observation est proche de la fréquence de résonance de la molécule, plus la transmission atmosphérique est faible (presque nulle). Dans ce cas-là, l'équation de transfert radiatif se retrouve simplifiée en 1.16 :

$$T_B(\nu, \theta) = \int_0^\infty \alpha(\nu, z) e^{-\int_z^\infty \alpha(\nu, z) dz} T(z) dz \quad (1.16)$$

$T_B(\nu, \theta)$: La température de brillance mesurée par le satellite à la fréquence ν et à l'angle d'observation θ .

$T(z)$: Temperature physique de l'atmosphère à l'altitude z .

$\alpha(\nu, z)$: Coefficient d'absorption du milieu sur le parcours dz (Np/m).

Cette dernière équation nous permet d'introduire le concept de fonction de poids en température comme suit 1.17 :

$$W_{(\nu, \theta)}(z) = e^{\frac{-\tau(z, \infty)}{\cos(\theta)}} \alpha(z) \quad (1.17)$$

Ou bien 1.18

$$W_{(\nu, \theta)}(z) = \frac{\partial \Gamma_{(\nu, \theta)}(z, \infty)}{\partial z} \quad (1.18)$$

$\Gamma = e^{\frac{-\tau(0, \infty)}{\cos(\theta)}}$ la transmission atmosphérique.

Les fonctions de poids dépendent à la fois de la température et du rapport de mélange d'un gaz absorbant. En plus, elles sont fonction de l'altitude. Les fonctions de poids sont principalement utilisées pour caractériser la quantité d'un gaz dans l'atmosphère, c'est-à-dire, comment ses propriétés de transmission changent avec l'altitude. La fonction de poids étant la dérivée du profil de transmission atmosphérique, elle présente des pics de sensibilité de la mesure à une grandeur physique bien déterminée à une altitude donnée correspondant au maximum d'absorption. Ainsi, la fonction de poids croît jusqu'à une altitude Z_{\max} , qui caractérise l'altitude du maximum de sensibilité, et puis décroît jusqu'au au sommet de l'atmosphère. La connaissance des altitudes du maximum de sensibilité permet d'identifier les couches atmosphériques qui ont le plus contribué au signal reçu par le satellite.

En effet, quand le capteur balaye du nadir aux angles forts, le chemin optique parcouru par le signal entre le satellite et la Terre devient plus important. Par conséquent, le choix des fréquences de sondage d'une grandeur physique (la température ou l'humidité atmosphérique dans notre cas) se fait sur la base des maximums des fonctions de poids et de leur largeur.

En effet, effectuer des mesures à une fréquence dont la fonction de poids admet un maximum à l'altitude Z revient à restituer de façon préférentielle les paramètres atmosphériques à cette altitude.

1.3. Les sondeurs AMSU-A, MHS et HIRS

Les données satellitaires utilisées dans cette thèse sont les températures de brillances issues des sondeurs atmosphériques micro-ondes (AMSU-A, MHS) et infrarouge (HIRS). Ces capteurs conçues par la NOAA et embarquées à partir de la NOAA 15 sont aussi dernièrement à bord de la plateforme AQUA (AMSU-A) et des satellites MetOp (AMSU-A, MHS et HIRS).

1.3.1. AMSU-A et AMSU-B

Les radiomètres AMSU (Advanced Microwave Sounding Unit) mesurent les rayonnements hyperfréquences émis par la terre, l'océan et l'atmosphère, dans des fréquences différentes. Ces rayonnements sont convertis en température de brillance. Les mesures hyperfréquences faites à des fréquences inférieures à 20 GHz présentent l'intérêt d'avoir des longueurs d'onde très importantes par rapport à la taille des gouttes d'eau dans l'atmosphère (figure 1.7), et suffisamment grandes pour traverser l'atmosphère et atteindre la surface (Smith and Mugnai, 1989). Elles sont par conséquent peu gênées par les nuages contrairement aux mesures infrarouges. Par contre pour les fréquences supérieures à 40 GHz, l'effet de l'eau liquide dans l'atmosphère se fait fortement ressentir dans les mesures (Gérard et al. 1996).

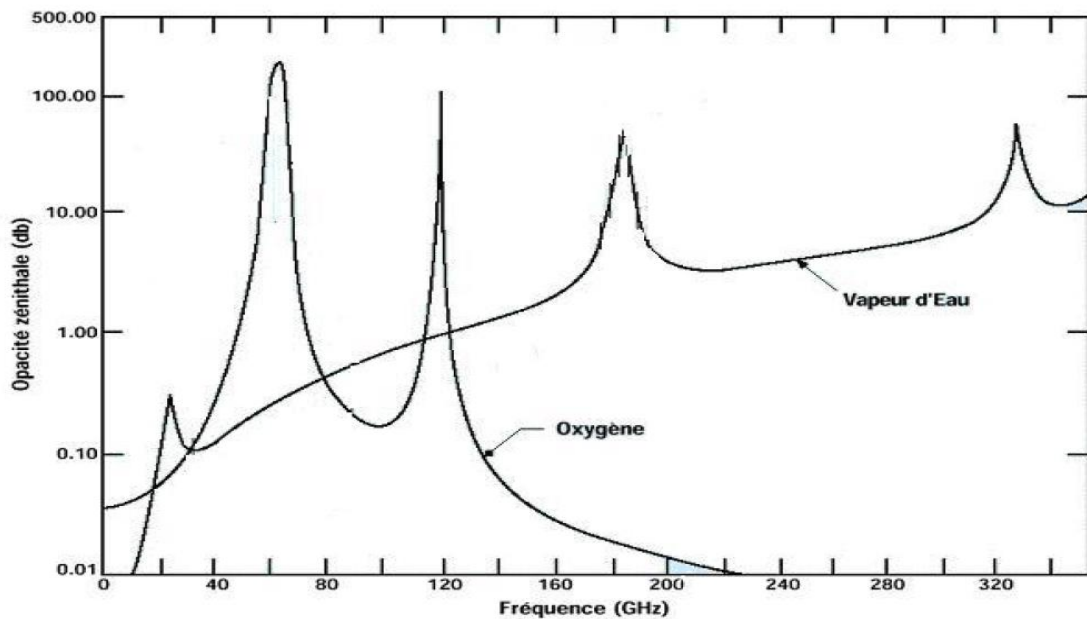


Figure 1.7 - Région du spectre électromagnétique utilisée par les radiomètres AMSU
(NOAA/NESDIS)

AMSU-A est un capteur de balayeur linéaire conçu pour mesurer les radiances en 15 canaux (Tableau 1.1) de fréquence discrète. Le système AMSU-A est implémenté dans deux modules séparés : AMSU-A1 et AMSU-A2.

Il est utilisé pour mesurer le profil vertical de la température et d'humidité atmosphérique et fournit des informations sur l'eau atmosphérique dans toutes ses formes (exception faite aux petites particules de glaces transparentes aux hyperfréquences).

La figure 1.8 présente les données de température de brillance du canal 4 AMSU-A du 12 Mai 2013 couvrant la région Sahélienne.

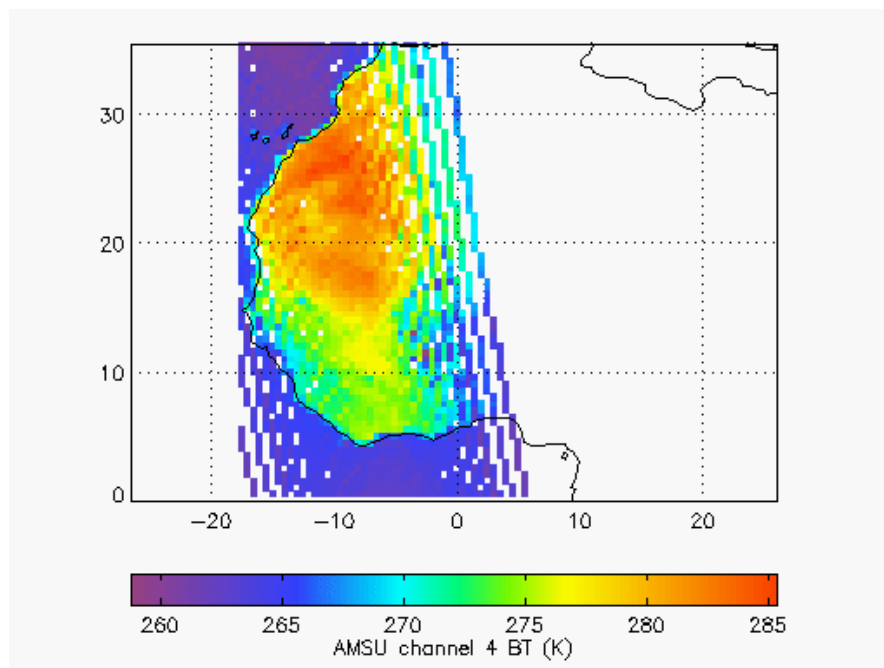


Figure 1.8–AMSU-A Canal 4 du 12 Mai 2013 de 11:45 à 12:23

La figure 1.8 peut être corrélée à la figure 1.9 de l'image AVHRR correspondant à la même date. On observe ainsi un ciel dégagé au-dessus de Dakar et une ligne de grain passante au Sud, dans la zone des côtes de Guinée.

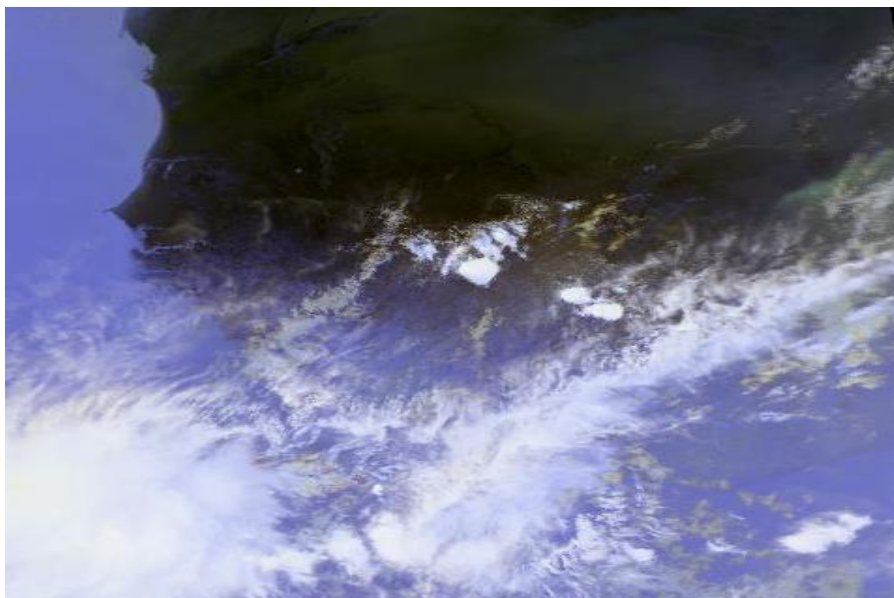


Figure 1.9 – Image AVHRR du 12 Mai 2013 de 11:45 à 12:23

Le module AMSU-A1 (canaux 3 à 15) dispose de deux systèmes d'antennes tandis que le module AMSU-A2 (canaux 1 et 2) en utilise une seule. Les trois antennes sont paraboliques et effectuent des rotations complètes toutes les 8 secondes. Chaque système d'antenne de AMSU-A possède un IFOV (qui correspond à la taille d'un pixel) identique pour tous les canaux et correspondant à une ouverture de 3,3°, et fait un balayage de -48° à + 48° par rapport au nadir (point de la surface terrestre situé sur la verticale en dessous du satellite), correspondant à 30 IFOV par ligne de balayage. Les mesures de ces 30 IFOV se font donc chaque 8 secondes. La résolution du capteur AMSU-A est de 48 Km au nadir.

Tableau 1.2 : Fréquences, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux AMSU-A.

Canal	Fréquence (GHz)	Molécule absorbant	Niveau de sensibilité maximale (hPa)
1	23,8	H ₂ O	Surface
2	31,4	H ₂ O	Surface
3	50,3	H ₂ O	Surface
4	52,8	H ₂ O	950
5	53,596 ± 0,115	O ₂	750
6	54,4	O ₂	400
7	54,94	O ₂	250
8	55,5	O ₂	150
9	57,290	O ₂	85
10	57,29 ± 0,217	O ₂	50
11	57,29 ± 0,322 ± 0,048	O ₂	25
12	57,29 ± 0,322 ± 0,022	O ₂	10
13	57,29 ± 0,322 ± 0,010	O ₂	5
14	57,29 ± 0,322 ± 0,0045	O ₂	2,5
15	89	H ₂ O	Surface

AMSU-B a été créé pour le sondage de l'humidité et comporte 05 canaux de fréquences (tableau 1.2), dont 02 canaux centrés à 89 GHz et 150 GHz, et les trois autres sont centrés autour de la raie d'absorption de la vapeur d'eau à 183,31 GHz. AMSU-B a un IFOV de 1.1° et mesure chaque 8/3 de secondes 90 IFOV, avec une résolution de 16 Km au nadir.

Tableau 1.3 : Fréquences, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux AMSU-B.

Canal	Fréquence (GHz)	Molécule absorbant	Niveau de sensibilité maximale (hPa)
1	89,9 ± 0,9	H ₂ O	Surface
2	150 ± 0,9	H ₂ O	Surface
3	183,31 ± 1,00	H ₂ O	500
4	183,31 ± 3,00	H ₂ O	700
5	183,31 ± 7,00	H ₂ O	950

Le niveau atmosphérique de sensibilité maximal par rapport à une molécule correspondant à chaque fréquence des différents canaux, est déterminé grâce aux fonctions de poids des capteurs (figure 1.8).

La figure 1.7 montre l'opacité due à l'oxygène (O₂) et à la vapeur d'eau (H₂O) en fonction des fréquences micro ondes. A 23,8 GHz (canal 1 AMSU-A) nous avons une faible raie d'absorption par la vapeur d'eau. Autour de 89 GHz (canal 15 AMSU-A) et au canal 1 de AMSU-B, on remarque l'existence de fenêtres atmosphériques (c'est-à-dire un domaine de fréquences où l'absorption par l'atmosphère est minimale). Ces fenêtres facilitent « l'accès à la surface » et permettent ainsi d'étudier ses variables.

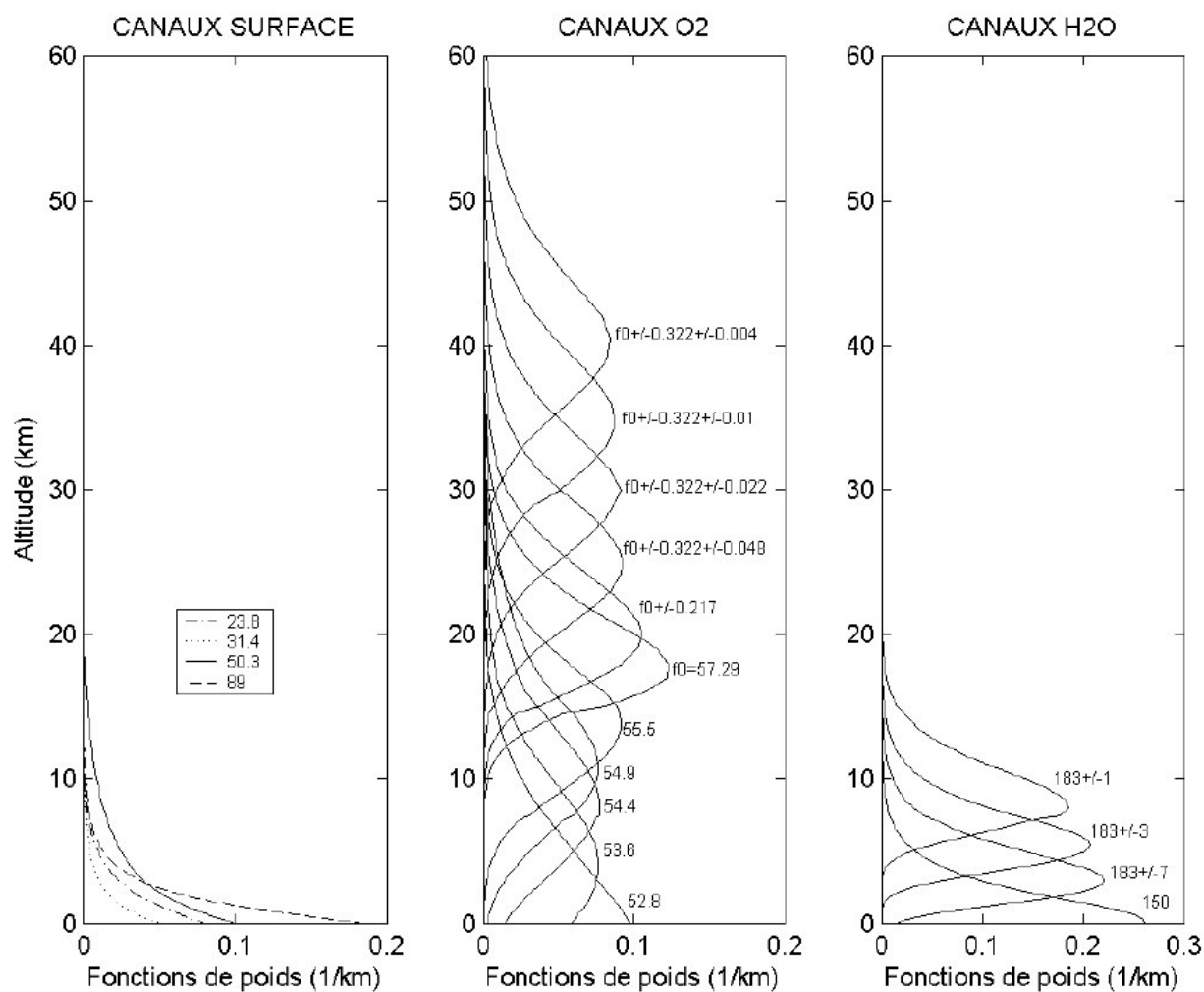


Figure 1.10 – Fonctions de poids correspondants aux fréquences des instruments AMSU (entre 23 et 190 GHz) pour une atmosphère tropicale (Karbou et al., 2006).

1.3.2. MHS

Le radiomètre MHS (Microwave Humidity Sounder) disposant de 5 canaux est une évolution d'AMSU-B dont les canaux 1, 3 et 4 sont identiques (Tableau 1.3). Il a une résolution de 16 Km au nadir.

Tableau 1.4 : Fréquences, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux MHS.

Canal	Fréquence (GHz)	Molécule absorbant	Niveau de sensibilité maximale (hPa)
1	89,9	H ₂ O	Surface
2	157	H ₂ O	950
3	183,31 ± 1,00	H ₂ O	500
4	183,31 ± 3,00	H ₂ O	700
5	190,3	H ₂ O	900

1.3.3. HIRS

HIRS est un capteur de sondage atmosphérique à 20 canaux (Tableau 1.4) opérant dans l'infrarouge. Il fournit des données multi-spectrales d'un canal visible (0,69 µm), de 07 canaux ondes courtes (3,7 – 4,6 µm) et de 12 canaux grandes ondes (6,7 – 15 µm) en utilisant un seul télescope et un filtre rotatif contenant 20 filtres spectraux individuels.

A partir d'un engin spatial à l'altitude de 870 km l'IFOV couvre une surface circulaire de 10,477 km de diamètre. Un miroir de balaye elliptique fournit un balayage cross-track de 56 pas de 1,8° chacun. Le miroir roule rapidement en s'arrêtant sur chaque position pendant que la radiation optique passant à travers les 20 filtres spectraux est échantillonnée. Chaque balayage dure 6,4 secondes et couvre 49,5° du nadir.

Tableau 1.5 : Fréquences, molécule absorbant et couche atmosphérique de sensibilité maximum correspondant aux différents canaux HIRS.

Canal	Fréquence		Molécule absorbant	Niveau de sensibilité maximale (hPa)
	(cm ⁻¹)	(μm)		
1	668	14,95	CO ₂	30
2	680	14,71	CO ₂	60
3	690	14,49	CO ₂	100
4	703	14,22	CO ₂	400
5	716	13,97	CO ₂	600
6	733	13,64	CO ₂ / H ₂ O	800
7	749	13,35	CO ₂ / H ₂ O	900
8	900	11,11	Fenêtre	Surface
9	1,030	9,71	O ₃	25
10	802	12,47	H ₂ O	900
11	1,365	7,33	H ₂ O	700
12	1,533	6,52	H ₂ O	500
13	2,188	4,57	N ₂ O	1000
14	2,210	4,52	N ₂ O	950
15	2,235	4,47	CO ₂ / N ₂ O	700
16	2,245	4,45	CO ₂ /N ₂ O	400
17	2,420	4,13	CO ₂	5
18	2,515	4,00	CO ₂	Surface
19	2,660	3,76	Fenêtre	Surface
20	14,500	0,69 (m)	Visible	Surface / Nuages

Depuis son premier lancement au bord du satellite NOAA TIROS-N en 1978, il y a eu quatre (04) générations de HIRS mais seules des modifications mineures ont été apportées à la conception originale. Les fondamentaux des canaux de sondage restent les mêmes. Le capteur mesure les températures de brillance dans le spectre infrarouge dont les données peuvent être utilisées en conjonction avec les données micro-ondes pour calculer le profil vertical de température et d'humidité de l'atmosphère, la température de la surface, les niveaux de l'ozone atmosphérique ou la couverture nuageuse.

CHAPITRE 2 : ZONE D'ETUDE ET DONNEES

2.1 Zone d'étude

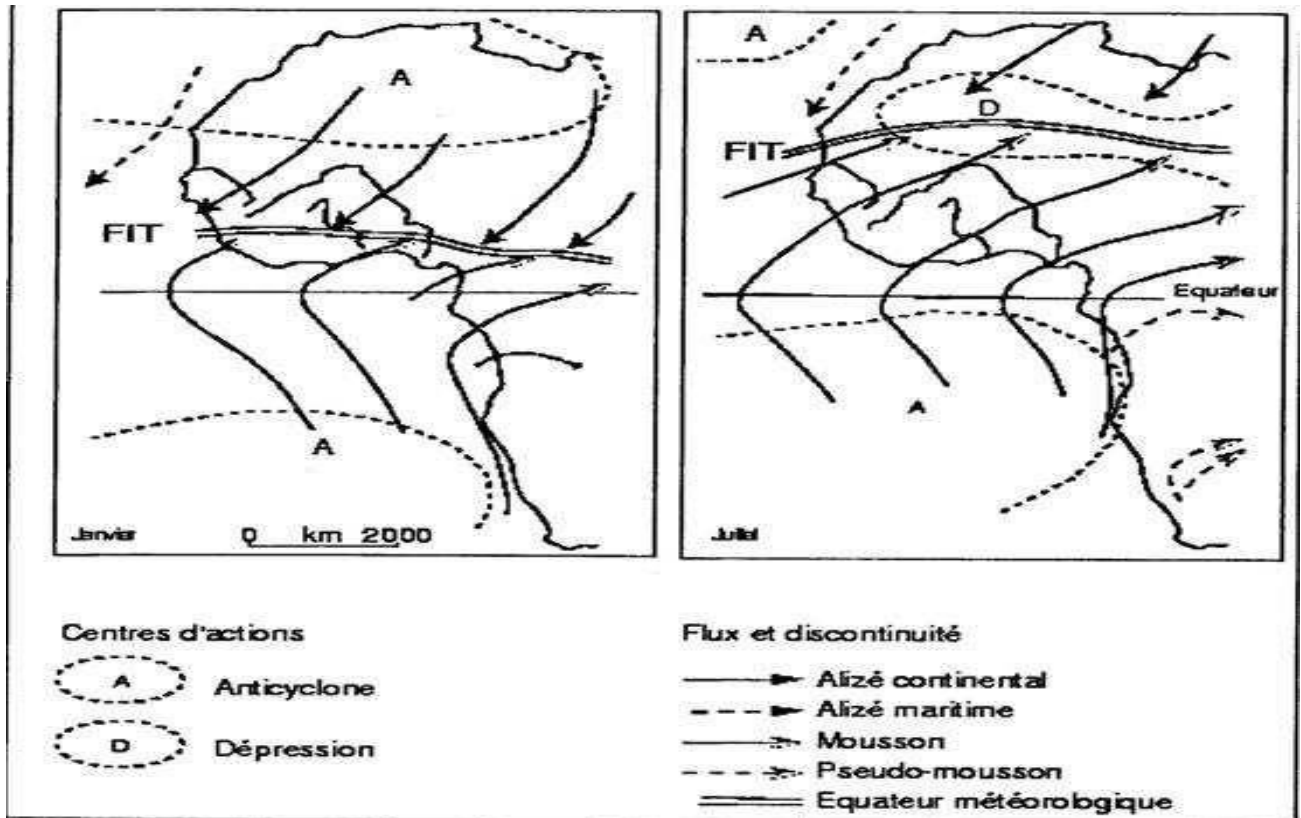
Le sahel présente une faible densité de stations météorologiques ainsi qu'un manque de diversité des données. La population de cette zone étant majoritairement dépendante de la pluviométrie, il est très pertinent donc d'explorer les potentialités que peuvent offrir les données ATOVS pour une meilleure connaissance des mécanismes climatique du Sahel. La zone d'étude de cette thèse est la région de Dakar, zone sahélienne située à l'interface terre – mer. Le point $14,73^{\circ}$ de latitude et $-17,5^{\circ}$ de longitude est pris comme point central, c'est le lieu de lancement de radiosondages.

2.1.1. Etat global du climat Sahélien

Les mécanismes pluviogéniques de toute l'Afrique tropicale en général, et des régions soudaniennes en particulier sont sous la dépendance de trois centres d'action atmosphériques :

- ✓ Le premier est l'Anticyclone des Açores, très instable dont la position moyenne au sol avoisine en longitude 30° à 50° ouest; en latitude, sa position en surface occupe les 30°N en janvier et 40°N en juillet ; en altitude, il se situe aux environs de 700 hpa en position relative à 15°N en janvier et 27°N en juillet. Il dirige sur l'Afrique occidentale les flux d'alizé maritime.
- ✓ Le second est l'Anticyclone de Sainte Hélène, plus stable que le premier, occupe en position longitudinale moyenne au sol 10 à 25°W en altitude ; en latitude 30°S (janvier) et 28°S (juillet) en surface tandis qu'en altitude (700 hpa) il se situe par 17°S en janvier et 12°S en juillet. Cet Anticyclone envoie sur l'Afrique occidentale les flux de mousson.
- ✓ Enfin, le troisième est l'Anticyclone égypto-libyen. C'est un centre d'action continental et dynamique centré sur 15°E . Ses variations méridien es se limitent entre 20 et 25°N . En été boréal, il n'existe qu'en altitude et se fait remplacer en surface par la dépression saharienne qui aspire fortement les flux en provenance de l'hémisphère sud ; en hiver, il est responsable de l'alizé sec connu aussi sous le nom de l'Harmattan.

Ce sont ces trois centres qui déterminent la configuration isobarique de la zone sahélienne occidentale ; de leurs activités et vigueur dépendent les fluctuations de la Zone de la convergence intertropicale (ZCIT) et des types de circulation et perturbation atmosphériques.



S'agissant des types de circulation atmosphérique, on observe dès le début du mois d'avril à mai, des orages dus à la thermoconvection locale ; puis on passe à un changement du mécanisme pluviogénique qui installera la saison de pluie qui dure jusqu'en septembre ou octobre.

D'un côté, l'Anticyclone des Açores se trouve affaibli en surface du fait de l'échauffement du continent ; de l'autre, l'Anticyclone saharien se trouve remplacé par la dépression de surface d'origine thermique (B. Fontaine, 1985).

C'est ainsi que la ZCIT se trouve pousser vers sa position la plus septentrionale. Les centres de haute pression subtropicale de l'hémisphère sud devenant plus actifs, s'étendent sur les océans et le continent. De ceux-ci s'écoule un flux d'air chargé d'humidité qui aborde l'Afrique occidentale après un parcours maritime. Cet alizé austral se transforme en flux de mousson qui est l'une des principales sources de précipitations en Afrique occidentale et centrale.

En même temps, dans les couches moyenne et supérieure de l'atmosphère, on note la présence des deux courants jets, respectivement le Jet d'Est Africain (JEA) et le Jet Tropical d'Est (JTE) qui se manifestent. Situé en haute troposphère (200 à 100 hpa), le JTE a une structure de grande ampleur car il provient des confins tibétain et sud asiatique (B. Sarr, 1988). Ce courant résulte de la différence de température qui oppose en été, l'océan indien et les plateaux tibétains qui constituent une forte source de chaleur latente (B. Fontaine, 1981). Vers juillet-août, le JTE parcourt au niveau de l'Afrique les régions situées entre 5 et 15°N ; il est soutenu à partir de la longitude 15°E où il alimente la branche supérieure de la cellule de Walker africaine.

Toujours entre juillet et août, les contrastes méridiens entre le Sahara et l'Océan Atlantique (à grande inertie thermique) deviennent prépondérants. Ils renforcent les gradients de températures et géo potentiel au-dessus de la couche limite en accentuant la composante thermique du vent. Il résulte de ce fait un vent thermique, le JEA vers 600 hpa qui se situe vraisemblablement entre les longitudes 20°W et 20°E au-dessus des régions sahariennes en août (B. Fontaine, 1990).

Tous ces courants de trajectoire Est-Ouest des couches moyenne et supérieure de la troposphère sont certainement à l'origine des « ondes d'est » qui servent de nid aux lignes de grains générant les perturbations à caractère orageux. (F. Afouda, 1990).

De ce fait, ils constituent avec le mécanisme des moussons, les plus importants processus pluviogéniques de l'Afrique tropicale. Ils affectent ainsi les domaines soudanien et sahélien et sont en partie responsables de la variabilité spatiale du champ de la pluviométrie.

Quant aux perturbations atmosphériques, on en distingue trois principaux types :

- Les pluies de mousson : Elles sont dues à la montée de la CIT, composée de nuages à grand développement vertical donnant lieu aux pluies abondantes et continues qui sont le fait des nuages cumuliformes fortement convectifs. Les averses des mois de juin à août au cours desquels le corps de la ZCIT est centré sur la région, ces pluies de mousson s'individualisent par leur occurrence la nuit et le matin lorsque le fléchissement thermique entraîne une augmentation de la condensation (V. Moron, 1993)
- Les lignes de grains : Ces sont des MCS (Mesoscale Convective System) rapides bien organisées (Mathon et al., 2002). Ils sont constitués d'un alignement du sud vers le nord de cumulo-nimbus et se déplace d'est en ouest. Diop en 1996 et Garba Adamou 1992 au sein du LPAO-SF ont étudié les Lignes de grains. Leurs caractéristiques, leurs trajectoires, leurs vitesses de déplacement et leurs durée de vie ont été bien déterminées dans la zone sahélienne (Dhonneur 1987, SALL 2002, Desbois et al., 1988 ; Amadou 1992 ; D'Amato and Lebel, 1998, Diop 1996, 2012).
- Les orages isolés : ils sont dus à des nuages cumuliformes et sont typiques de la zone B de la mousson, là où la faible épaisseur de la couche humide et la subsidence supérieure interdisent les formes les plus évoluées (V. Moron, 1993). Ils sont associés à des vents de moins de 20 nœuds (J. Bayo Omotosho, op cit).

2.1.2. Caractéristiques climatiques de Dakar

Située dans une zone tropicale subdésertique, Dakar bénéficie d'un microclimat de type côtier, influencé par les alizés maritimes et la mousson.

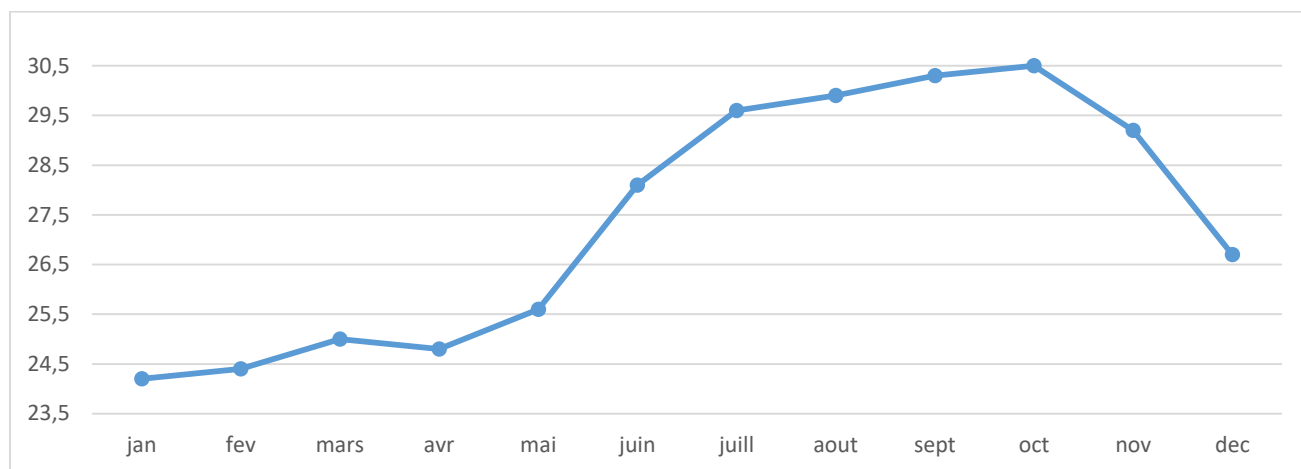


Figure 2.2 – Température maximale (°C) de Dakar de 1981 à 2010 (Météo France)

La saison chaude et humide s'étend de juin à octobre avec des températures dépassant 28 °C et un pic de précipitations en août. Pendant la saison sèche et un peu plus fraîche qui commence en novembre et dure jusqu'en mai, il ne pleut pratiquement pas.

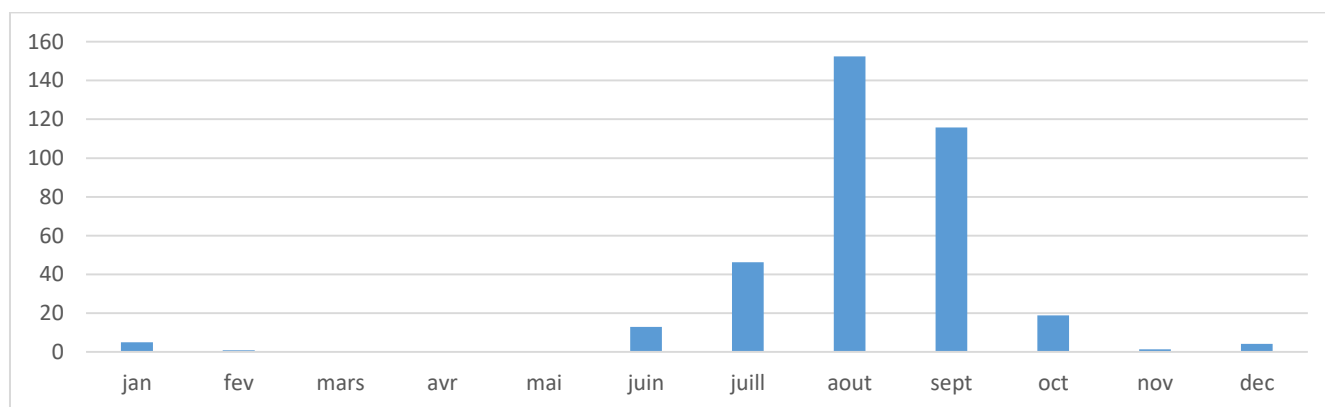


Figure 2.3 – Pluviométrie (mm) à Dakar de 1981 à 2010 (Météo France)

2.2 Données

Plusieurs jeux de données ont été utilisés pour cette thèse, il s'agit principalement des données satellitaires ATOVS des capteurs AMSU-A, MHS et HIRS, des radiosondages, des tableaux d'observations climatiques et des réanalyses ECMWF.

2.2.1 Radiosondages

Les radiosondages sont les données de base utilisées pour l'étude du climat. Le radiosondage est un procédé de mesures météorologiques *in situ* (Diop, 2012). Un ensemble de capteurs mesurant les données pertinentes intégrés à l'intérieur d'un boîtier de quelques centaines de grammes -la *radiosonde*- s'élève dans l'atmosphère grâce à un ballon en latex. L'ascension dure en général entre une et deux heures et permet de tracer un profil vertical des données mesurées - une coupe de l'atmosphère. Les radiosondages permettent de relever des observations sur toute l'épaisseur de l'atmosphère sur une altitude allant de 20 à 30 km.

Lancés chaque jour à 00 heure TU et 12 heures TU au point de Dakar 14,73° de latitude et -17,5° de longitude, les radiosondages fournissent plusieurs données en altitude. Les paramètres qui nous intéressent sont la température (en degré Celsius), l'humidité (en pourcentage) et la quantité d'eau précipitable sur toute la hauteur du sondage (en mm). Les données sont disponibles sur le site web de l'université de Wyoming aux États-Unis ; <http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>.

La figure 2.4 représente l'évolution mensuelle de la quantité d'eau précipitable enregistrée en 2013.

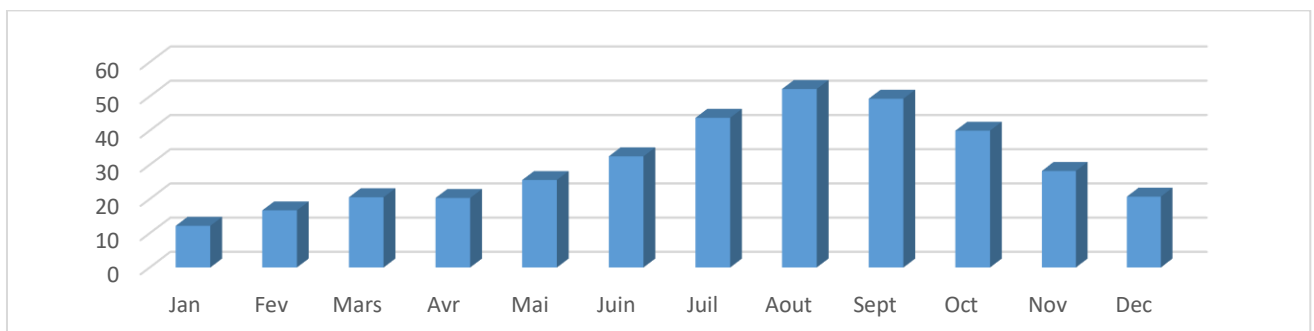


Figure 2.4 – Evolution de la quantité d'eau précipitable en 2013

Le graphique montre logiquement que l'évolution de la quantité d'eau précipitable est proportionnelle à la pluviométrie. Le maximum est atteint le mois d'août avec 50 mm et descend à son niveau le plus bas en janvier avec 12 mm.

2.2.2 Données des sondeurs satellitaires

L'objectif principal de notre étude est l'utilisation des potentialités des sondeurs ATOVS embarqués sur les satellites héliosynchrones de la NOAA, MetOp ou d'autres plateformes. Grâce aux progrès effectués dans la conception des capteurs météorologiques embarqués sur satellites depuis une vingtaine d'années, mais aussi grâce à l'amélioration constante des méthodes d'assimilation de données en prévision numérique, l'impact des données satellitaires sur la qualité des prévisions est désormais sensible : on estime que cet impact est maintenant près de deux fois plus important que celui apporté par les observations météo traditionnelles (Météo-France, 2014).

Compte tenu de la disponibilité des radiosondages qu'à 00 heure TU et à 12 heures TU, nous nous sommes intéressés aux données satellitaire de Dakar à ces heures. Ainsi grâce à un logiciel de suivi des satellites, ceux passant au-dessus de Dakar aux heures fixées ont été répertoriés, il s'agit du NOAA 19 et du MetOp-A pour l'année 2013. Une base de données des capteurs AMSU-A, MHS et HIRS pour la région de Dakar fut constitué pour toute l'année 2013 à 00 heure et à 12 heures.

Les données ATOVS sont à accès libre sur le site internet de la NOAA CLASS : <http://www.class.noaa.gov/>. Les données satellitaires brutes obtenues ont été prétraité à l'aide du software AAPP (ATOVS and AVHRR Pre-processing Package) réalisé par Met Office, en partenariat avec ECMWF, KNMI et Météo-France.

La résolution spatiale des données est de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ autour du point de Dakar $14,73^\circ$ de latitude et $-17,5^\circ$ de longitude, point de lancement des ballons de sondage. Les données de températures de brillance sont les données moyennées dans cette grille, par canal.

2.2.3 Tableaux d'observations climatiques

Le tableau d'observation climatique quotidien fournit les paramètres météorologiques de surface à un pas régulier d'une heure. Ils permettent d'avoir un aperçu quasi instantané du climat avec les paramètres tels la température, l'humidité, la visibilité, vitesse du vent, hauteur des précipitations, etc.

2.2.4 Réanalyses ECMWF

C'est un modèle opérationnel du Centre Européen de Prévision Météorologique à Moyen Terme (CEPMMT ou ECMWF en Anglais). Il produit 04 analyses globales par jour, à 00, 06, 12 et 18Hobtenues à partir 2 cycles d'assimilation 4D-var (méthode d'ajustement du modèle aux observations). Les réanalyses ERA-Interim (Dee et al., 2011) réalisent la synthèse de l'ensemble des données in situ et de télédétection disponibles depuis 1979. Les données sont dimensionnées sur la grille de $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ fixée au tour du point de lancement des radiosondages à Dakar.

Elles peuvent être récupérer sur le site web dédié : http://data-portal.ecmwf.int/data/d/interim_full_daily/.

2.3 Analyse en composante principale des données 2013 de température de brillances

On étudie les moyennes mensuelles des températures de brillance annuelles en 2013 issues des canaux spectraux micro-ondes (AMSU-A + MHS) et infrarouges (HIRS). Les mois constituent les individus et les données ATOVS représentent les variables. Les données moyennes mensuelles de quantité d'eau précipitable sont également ajoutées. Cela permet d'identifier les canaux pouvant permettre de calculer cette variable physique. L'étude ACP est effectuée avec le logiciel R.

L'étude concerne succinctement les données enregistrées à 00 heures et celles à 12 heures. Dans la suite nous adopterons ces nomenclatures :

- AMA_i = Canal spectral AMSU-A numéro i ;
- MHS_i = Canal spectral MHS numéro i ;
- HIRS_i : Canal spectral HIRS numéro i.

2.3.1 Données Micro-ondes de 12 hr

Les valeurs propres (variances de chaque composante) obtenues sont représentées dans le tableau 2.1.

Tableau 2.1 : Valeurs propre des composante issues des données micro – ondes à 12 hr.

Valeurs propres	11,39	3,68	1,90	1,37	1,01	0,80	0,53	0,16	0,09	0,04	0,01
Pourcentage des variances (%)	54,25	17,53	9,04	6,53	4,83	3,83	2,53	0,76	0,45	0,19	0,05

2.3.1.1 Choix du nombre d'axes à retenir

Le critère de Kaiser suggère de garder tous les facteurs dont la valeur propre est supérieure à la valeur propre moyenne (qui vaut par définition 1 divisé par le nombre de facteurs). Ici, le critère de Kaiser incite à retenir les facteurs dont le pourcentage d'inertie est supérieur à $100/11 = 9,09\%$

Le tableau 2.1 nous montre que le premier axe retient 54,25 % de l'inertie totale. L'axe 2 retient tout de même 17,53 % de l'inertie, ce qui n'est pas négligeable, et qui conduit à un taux d'inertie expliquée de 71,78 %, ce qui est un très bon résultat. Le critère de Kaiser nous conduit à retenir les deux premiers axes.

2.3.1.2 Graphes sur le plan factoriel (1,2)

La figure 2.5 présente la représentation des variables sur les axes 1 et 2.

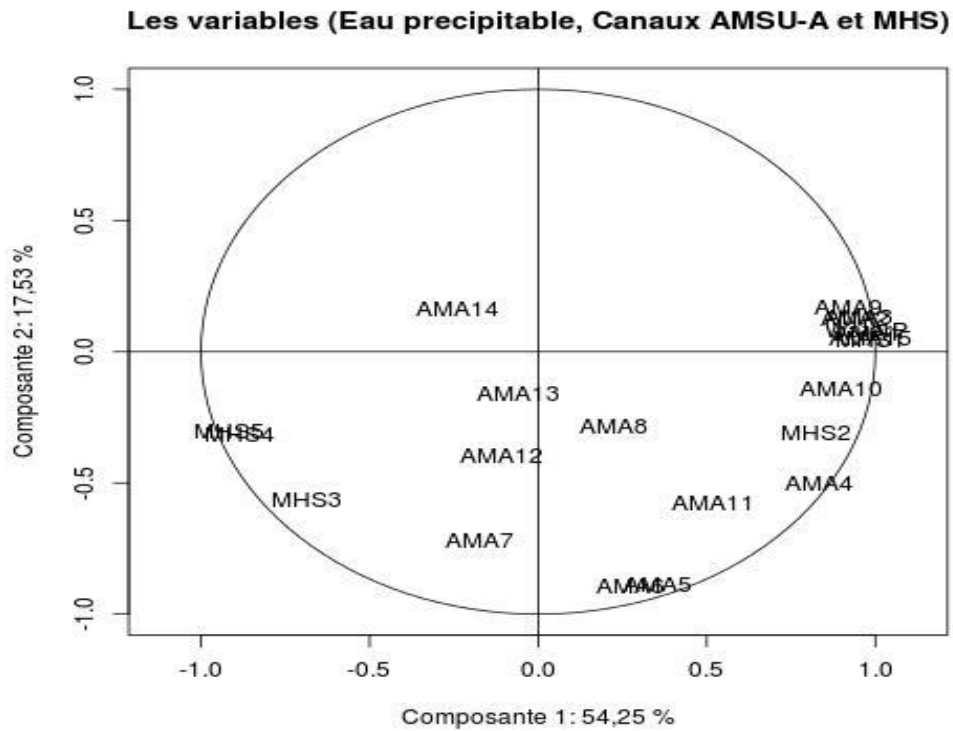


Figure 2.5 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2

La représentation des individus sur les axes 1 et 2 est faite sur la figure 2.6.

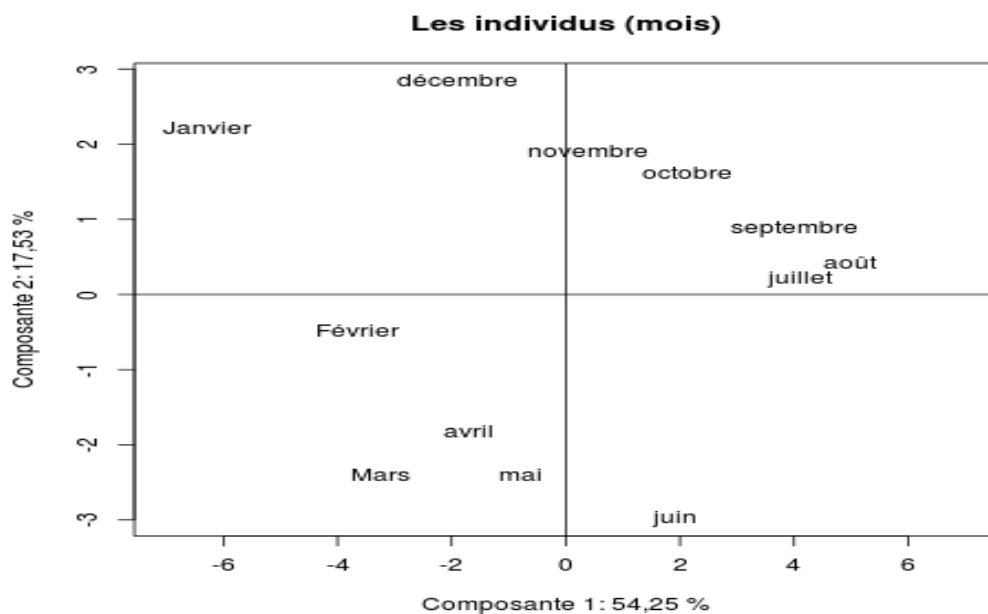


Figure 2.6 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2

2.3.1.3 Interprétation des axes

L'interprétation des axes factoriels se fait séquentiellement, pour chaque axe et chaque nuage de points, en regardant les contributions à la formation des axes.

- **Axe 1 :**

- **Variables :** On sait que les variables contribuant le plus à la formation de l'axe 1 sont celles dont les coordonnées sur cet axe sont proches de 1 en valeur absolue. On peut avoir une idée de la qualité de représentation d'une variable sur un axe en lisant directement le graphique : une variable bien représentée est proche du bord du cercle de corrélation.

La première composante explique bien les canaux AMA1, AMA2, AMA3, AMA4, AMA10, AMA11, AMA15, MHS1, MHS2, MHS3, MHS4 et MHS5.

Les canaux AMA5, AMA6, AMA7, AMA8, AMA9, AMA12, AMA13 et AMA14 semblent moins actifs.

- **Individus :** De même, les individus contribuant le plus à la formation de l'axe 1 sont ceux dont les coordonnées sur cet axe sont les plus élevées en valeur absolue.

La première composante principale explique bien les mois de Janvier, février, Mars, juillet, août et septembre. Le mois de novembre ne peut pas être expliqué par cet axe car sa valeur est nulle.

L'axe 1 présente une représentation moyenne des mois d'Avril, Mai, juin, octobre et décembre.

Conclusion : L'axe 1 reflète donc l'opposition qui existe entre le groupe des mois composé de juillet août et septembre au groupe du mois de janvier, février mars dans leur comportement radiatif.

Quant aux canaux ATOVS, l'axe 1 explique uniquement les canaux de sondage de l'humidité spécifique à savoir les canaux AMA1, AMA2, AMA3, AMA4, AMA10, AMA11, AMA15, MHS1, MHS2, MHS3, MHS4 et MHS5 et la quantité d'eau précipitable.

L'axe 1 met en opposition les canaux de sondage de l'humidité agissant près de la surface (AMA1, AMA2, AMA3, AMA4, AMA15, MHS3, MHS4 et MHS5) aux canaux d'altitude (MHS3, MHS4 et MHS5).

▪ **Axe 2 :**

- **Variables :** En utilisant le même procédé, on remarque que l'axe 2 n'explique que la répartition des canaux AMA5 et AMA6. Les canaux MHS3, AMA4, AMA7 et AMA11 sont également assez bien représenté.
- **Individus :** L'axe 2 explique bien les mois de janvier, mars, avril, mai, juin, octobre, novembre et décembre.

Conclusion : L'axe 2 semble discriminer les groupes de mois constitué d'octobre, novembre, décembre et janvier par rapport au groupe constitué de mars, avril, mai et juin. Le premier groupe correspond à la période de fin de mousson et le second à la période d'installation de la mousson.

2.3.2 Données micro – ondes de 00 hr

Le tableau 2.2 présente les variances de chaque composante obtenue.

Tableau 2.2 : Valeurs propre des composante issues des données micro – ondes à 00 hr.

Valeurs propres	10,47	3,26	2,95	2,13	0,58	0,35	0,13	0,06	0,03	0,02	0,004
Pourcentage des variances (%)	52,38	16,29	14,75	10,64	2,89	1,75	0,67	0,32	0,17	0,09	0,02

2.3.2.1 Choix du nombre d'axes à retenir

Le critère de Kaiser incite à retenir les facteurs dont le pourcentage d'inertie est supérieur à 9,09%. Le tableau 2.2 nous montre que le premier axe retient 52,38 % de l'inertie totale. L'axe 2 retient tout de même 16,29 % de l'inertie, l'axe 3 14,75 % et l'axe 4 10,64%. Les quatre premiers axes répondent ainsi au critère de Kaiser.

La figure 2.7 présente l'histogramme des valeurs propres en pourcentage.

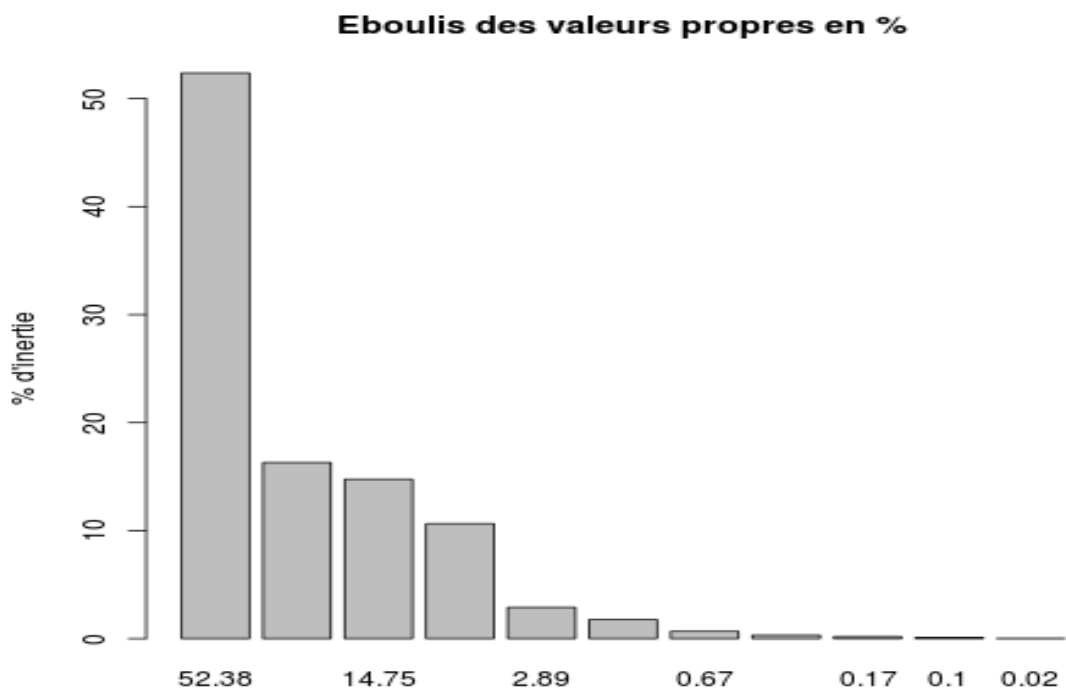


Figure 2.7 – Histogramme des valeurs propres en %

En appliquant le critère du coude qui consiste à sélectionner les axes précédant un saut dans le diagramme de décroissance des valeurs propres, on peut retenir trois (03) axes.

2.3.2.2 Graphes sur les plans factoriels

Les figures 2.8 et 2.9 présentent successivement la représentation des variables sur les axes (1,2) et sur les axes (1,3).

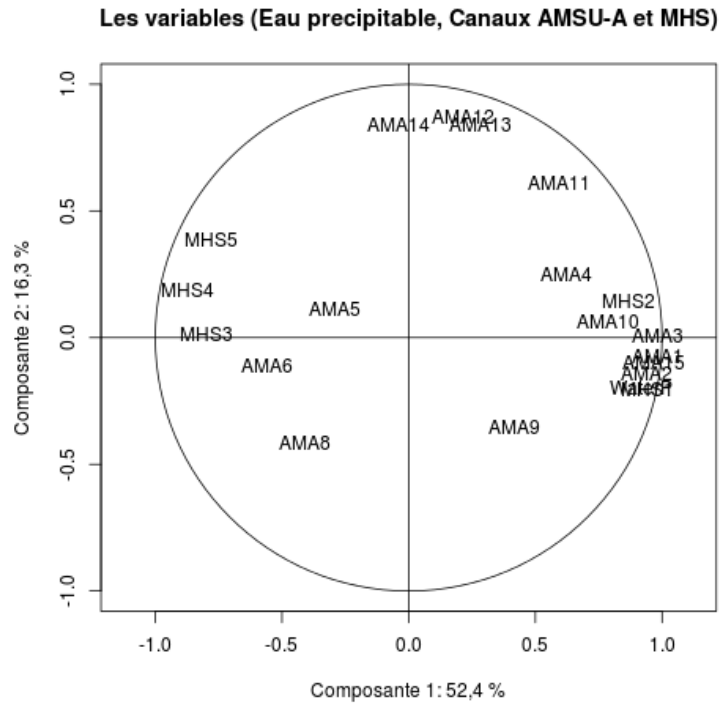


Figure 2.8 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2.

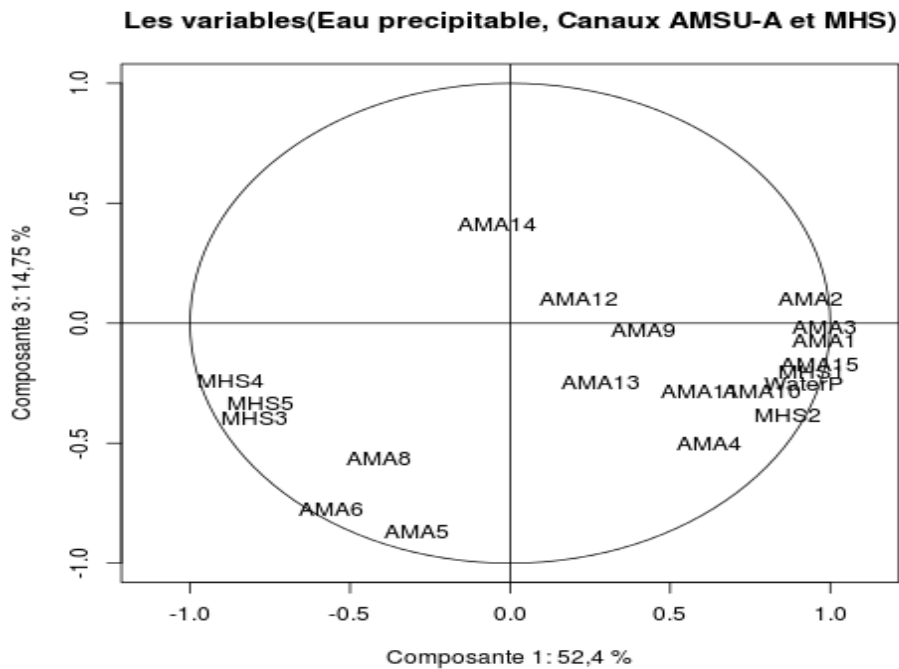


Figure 2.9 – Représentation des variables sur les axes 1 et 3

Les figures 2.10 et 2.11 présentent successivement la représentation des individus sur les axes (1,2) et sur les axes (1,3)

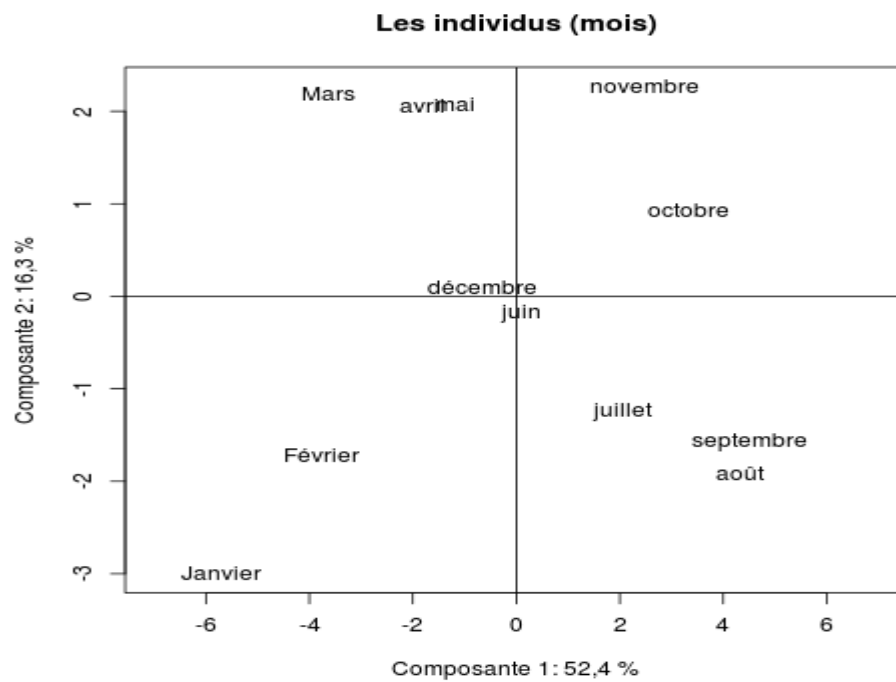


Figure 2.10 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2.

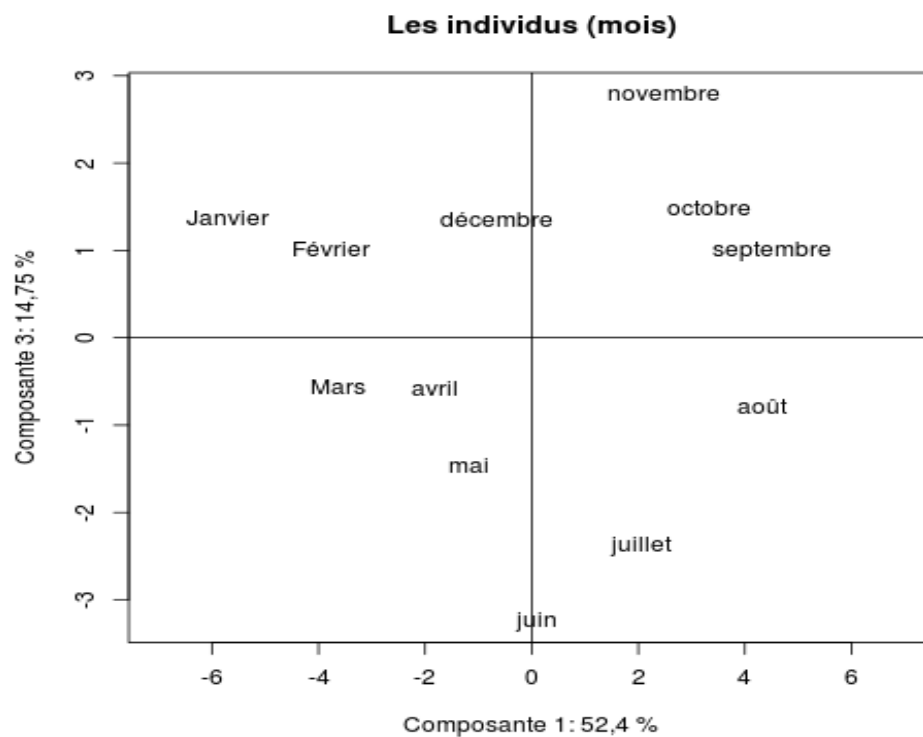


Figure 2.11 – Représentation des individus sur les axes 1 et 3.

2.3.2.3 Interprétation des axes

L'interprétation des axes factoriels se fait séquentiellement, pour chaque axe et chaque nuage de points, en regardant les contributions à la formation des axes.

▪ **Axe 1 :**

- **Variables :** La première composante semble bien expliquer tous les canaux à l'exception des canaux AMA5, AMA9, AMA12, AMA13, AMA14.
- **Individus :** La première composante principale explique bien les mois de Janvier, février, Mars, juillet, aout, septembre et octobre. Les mois de juin et décembre ont des correspondances nulles.

Conclusion : Compte tenu de leurs comportements radiatifs, l'axe 1 fait 04 regroupements des mois, soient (janvier, février), (mars, avril), (mai, juin, décembre), (juillet, novembre) et (aout, septembre, octobre).

L'axe 1 explique mieux les canaux de sondage d'humidité par rapport aux canaux de sondage de température à l'exception du canal AMA10. Cet axe met en opposition les canaux de sondage de l'humidité agissant près de la surface aux canaux d'altitude.

▪ **Axe 2 :**

- **Variables :** L'axe 2 semble bien expliquer les canaux AMA11, AMA12, AMA13 et AMA14.
- **Individus :** L'axe 2 caractérise assez bien le mois de janvier.

Conclusion : L'axe 2 met en opposition les groupes de mois constitué de juillet, aout et septembre par rapport au groupe constitué de mars, avril et mai. Le premier groupe correspond à la période de mousson et le second à la période sèche. Les canaux de sondage de température en altitude (2-10 hPa) sont regroupés par l'axe 2

▪ **Axe 3 :**

- **Variables :** L'axe 3 semble bien expliquer les canaux AMA5, AMA6 et AMA8.
- **Individus :** L'axe 3 représente assez bien le mois de juin et novembre.

Conclusion : L'axe 3 met en opposition les groupes de mois constitué de décembre, janvier et février par rapport au groupe constitué de mars, avril et mai. Cet axe oppose également le groupe (septembre, octobre, novembre) au groupe des mois (juin, juillet). Ces périodes correspondent respectivement à la fin de la mousson et à l'installation de la saison pluvieuse.

L'axe 3 permet le regroupement des canaux MHS3, MHS4 et MHS5. Il regroupe également les canaux AMSU-A de sondage de température en altitude AMA5, AMA6 et AMA8. La quantité d'eau précipitable est regroupé avec les canaux de sondage d'humidité de surface AMA15, MHS1, MHS2 ainsi que les canaux d'altitude (10-25 hPa) sensibles à la molécule d'oxygène AMA10 et AMA11.

2.3.3 Données infrarouges de 12 hr

Le tableau 2.3 présente les valeurs propres de chaque composante obtenue.

Tableau 2.3 : Valeurs propre des composantes issues des données infrarouges à 12 hr.

Valeurs propres	15.26	3,4	1,11	0,71	0,25	0,16	0,07	0,0	0,0	0,0017	0,0011
Pourcentage des variances (%)	72.66	16.19	5.24	3.34	1.19	0.31	0.19	0.10	0,17	0.008	0.005

2.3.3.1 Choix du nombre d'axes à retenir

Le critère de Kaiser incite à retenir les facteurs dont le pourcentage d'inertie est supérieur à 9,09%. Le tableau 2.3 nous montre que le premier axe retient 72,66 % de l'inertie totale. L'axe 2 retient tout de même 16,19 % de l'inertie, et qui conduit à un taux d'inertie expliquée de 88, 85 %. On retiendra ainsi les deux axes.

2.3.3.2 Graphes sur le plan factoriel (1,2)

Les figures 2.11 et 2.12 présentent successivement la représentation des variables et des individus sur les axes (1,2).

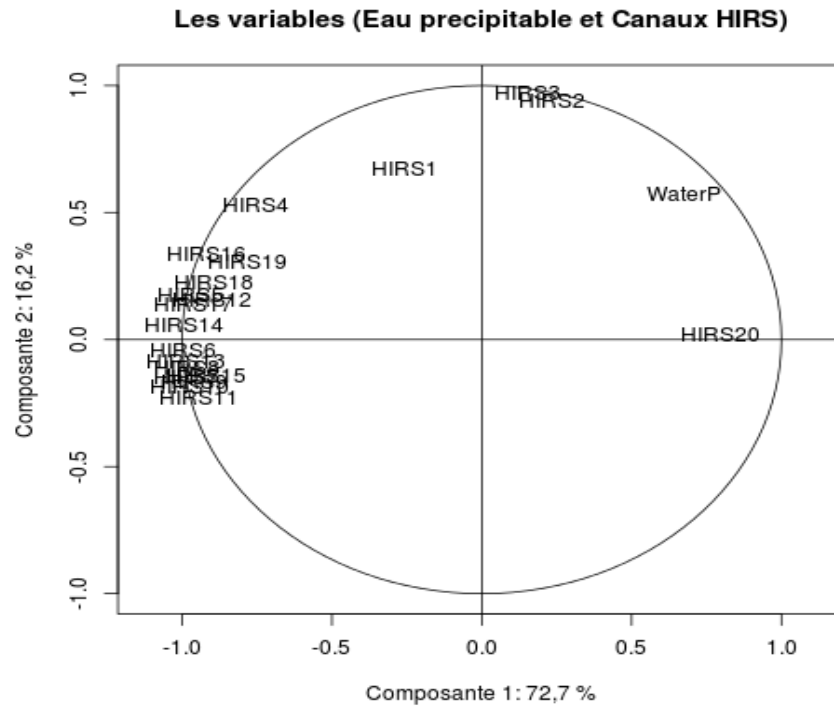


Figure 2.12 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2

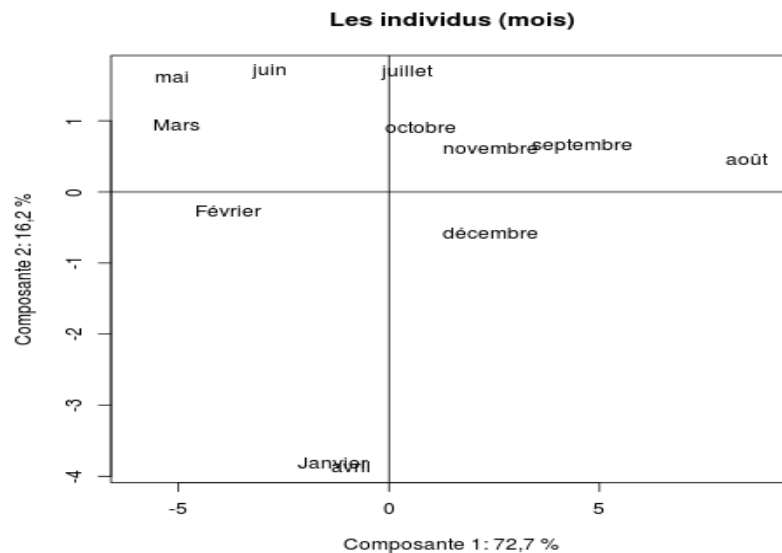


Figure 2.13 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2

2.3.3.3 Interprétation des axes

L'interprétation des axes factoriels se fait séquentiellement, pour chaque axe et chaque nuage de points, en regardant les contributions à la formation des axes.

▪ **Axe 1 :**

- **Variables :** La première composante semble bien expliquer tous les canaux à l'exception des canaux HIRS1, HIRS2 et HIRS3.
- **Individus :** La première composante principale explique bien les mois de Janvier, février, Mars, mai, juin, aout, septembre, novembre et décembre.

Conclusion : L'axe 1 permet un regroupement des mois (janvier, avril), (mars, mai), (septembre, novembre). L'axe 1 oppose le comportement radiatif infrarouge des mois de janvier à juin à ceux de juillet à décembre.

Tous les canaux infrarouges sont regroupés à l'exception des canaux d'altitude (30-100) à savoir HIRS1, HIRS2 et HIRS3 ; du canal visible HIRS 20 et de la variable quantité d'eau précipitable.

▪ **Axe 2 :**

- **Variables :** L'axe 2 semble bien expliquer les canaux HIRS1, HIRS2, HIRS3, HIRS4 et de WaterP.
- **Individus :** L'axe 2 caractérise assez bien les mois de janvier et avril.

Conclusion : L'axe 2 met en opposition le mois de décembre au groupe de mois constitué de septembre et novembre. Les canaux HIRS2 et HIRS3 sont mieux discriminés par rapport aux autres canaux.

2.3.4 Données infrarouges de 00 hr

Le tableau 2.4 présente les valeurs propres de chaque composante obtenue.

Tableau 2.4 : Valeurs propre des composantes issues des données infrarouges à 00 hr.

Valeurs propres	17,28	1,87	0,47	0,25	0,06	0,03	0,015	0,011	0,006	0,002	0,0003
Pourcentage des variances (%)	86,42	9,36	2,35	1,25	0,3	0,14	0,07	0,06	0,03	0,01	0,001

2.3.4.1 Choix du nombre d'axes à retenir

En appliquant le critère de Kaiser le tableau 2.4 incite à retenir l'axe 1 et l'axe 2.

2.3.4.2 Graphes sur le plan factoriel (1,2)

Les figures 2.13 et 2.14 présentent successivement la représentation des variables et des individus sur les axes (1,2)

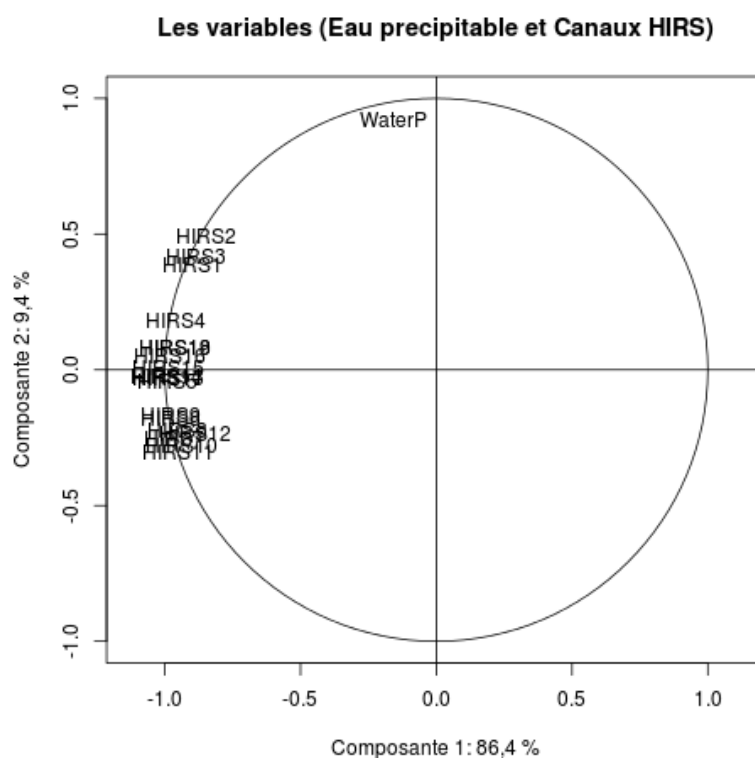


Figure 2.14 – Représentation des variables sur les axes 1 et 2

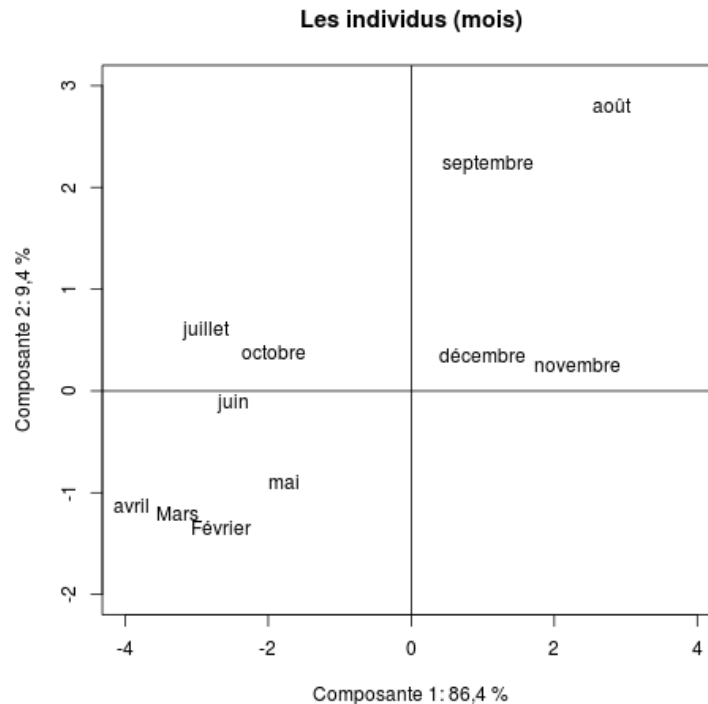


Figure 2.15 – Représentation des individus sur les axes 1 et 2

2.3.4.3 Interprétation des axes

L'interprétation des axes factoriels se fait séquentiellement, pour chaque axe et chaque nuage de points, en regardant les contributions à la formation des axes.

▪ Axe 1 :

- **Variables** : La première composante semble bien expliquer toutes les variables à l'exception de la variable quantité d'eau précipitable.
- **Individus** : La première composante principale explique bien les mois de Janvier, février, Mars, avril ainsi que celui de novembre.

Conclusion : L'axe 1 permet un regroupement des mois (février, mars, avril, mai), (juin, juillet, octobre), (août, septembre), (novembre, décembre). Ces différents groupes ont ainsi des caractéristiques radiatives infrarouges homogènes. Le mois de janvier ne semble plus être représentatif.

Tous les canaux HIRS ont une bonne représentation par l'axe1, en opposant les canaux d'altitude 30-100 hPa sensibles au dioxyde de carbone (HIRS1, 2 et 3) aux canaux sensible à la molécule de l'eau (HIRS 8, 9, 10, 11 et 12).

▪ **Axe 2 :**

- **Variables :** L'axe 2 semble bien expliquer la variable de quantité d'eau précipitable.
- **Individus :** L'axe 2 caractérise assez bien les mois de janvier et avril.

Conclusion : L'axe 2 met en exergue la particularité radiative du mois d'août par rapport aux autres. Le comportement radiatif infrarouge du mois de septembre s'approche également du mois d'août compte tenue de la forte convection observée habituellement durant cette période. Les mois de juin, juillet et octobre correspondant au début et à la fin de mousson reflètent également des comportements radiatifs similaires.

2.3.5. Synthèse

Cette étude permet de discriminer la répartition des mois dans les saisons sahéliennes. Les mesures radiatives des canaux ATOVS confirment les répartitions saisonnières classiquement établies.

La faible corrélation entre la hauteur d'eau précipitable et les températures de brillances mesurées nous poussent à utiliser des outils d'analyse statistique sophistiqués, à savoir la régression linéaire multiple et les réseaux des neurones.

CHAPITRE 3 : INVERSION DE LA QUANTITE DE VAPEUR D'EAU PRECIPITABLE, DE LA TEMPERATURE ET DE L'HUMIDITE RELATIVE

3.1. Méthodologies

Les sondeurs ATOVS ont un fort potentiel de restitution de paramètres météorologiques (Karbou, 2004). Au-dessus des océans, la restitution de la température, de l'humidité ou de la quantité de vapeur d'eau précipitable est actuellement bien avancée, et même assimilée dans les modèles globaux (de Météo-France, ECMWF, NOAA, etc.). Par contre, les données des sondeurs satellitaires au-dessus des surfaces continentales sont moins exploitées.

Dans cette partie, deux approches seront utilisées afin de restituer la température, l'humidité et la quantité de vapeur d'eau précipitable au-dessus de Dakar: la régression linéaire multiple et les réseaux de neurones. Pour ces différentes approches la restitution se fera en utilisant trois types de données :

- ✓ Micro-ondes (AMSU-A et MHS) : 19 canaux sont concernées, compte tenue d'un dysfonctionnement au niveau du canal 7 d'AMSU-A.
- ✓ Les données infrarouges (HIRS) : De même le canal 20 de HIRS ne fournit pas assez de données exploitables, on dispose ainsi de 19 canaux.
- ✓ Synergie des données micro-ondes et infrarouges : Les 19 canaux micro-ondes et les 19 canaux infrarouges, donc au total 38 canaux.

Cette approche permettra de mesurer l'efficacité du type de données utilisé par rapport à la variable inversée. Notre objectif est de pouvoir inverser les données satellitaires dans toutes les conditions, nuit ou jour, ciel nuageux ou clair, etc. Ainsi les données à 00 heure et à 12 heures pour toute l'année 2013 sont combinées.

La base de données finale que nous disposons est constitués de :

- ✓ 617 données micro-ondes ;
- ✓ 546 données infrarouges ;
- ✓ 528 mixées micro-ondes et infrarouges.

Cette différence entre le nombre des données s'explique du fait que pour certains prélèvements, les données de certains capteurs sont indisponibles (surtout HIRS), compte tenue de l'indépendance de fonctionnement des capteurs embarqués au bord des satellites. Pour chaque cas le 2/3 de la base de données est utilisé pour l'apprentissage alors que le 1/3 restant constitue la base de test. Les données de réanalyses ECMWF sont utilisées pour la validation.

3.2. Méthode de régression linéaire multiple

La méthode de restitution par régression linéaire multiple permet d'identifier facilement les canaux prépondérants, et les défauts de distributions sur les variables d'entrées ou de sortie. Un filtre de variables d'entrées (canaux) à retenir est mis en place avec un test de significativité à 5 %.

Dans la régression linéaire, chaque sortie de l'algorithme est une combinaison linéaire des différentes entrées plus un biais éventuel. Les paramètres (les différents poids de chaque entrée et le biais) de la régression sont ajustés de façon à minimiser l'écart entre les variables restituées et les variables réelles (au sens des moindres carrés), grâce à la base d'apprentissage. Les entrées dénuées d'informations ne pollueront pas la restitution.

Les variables statistiques utilisées pour évaluer la performance du modèle sont : Le coefficient de détermination du modèle R^2 , le RMS du modèle, le coefficient de corrélation (Corr) et l'écart-type (std) entre les données réelles de la base de données test et les données prédites par le modèle. La variable RMS est le carré de la variance résiduelle du modèle alors que R^2 mesure l'écart entre les données et la droite de régression ajustée.

L'écart-type (std) et la corrélation entre les données restituées et les données ECMWF permettra d'évaluer la validation.

3.2.1. Restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable

La quantité de vapeur d'eau précipitable est essentielle pour les études météorologiques en raison de son effet de serre et son influence sur la prévision. Le tableau 3.1 reporte les équations de régression ajustées pour les 03 types de données, où AMA_i représente les données du canal i d'AMSU-A, MHS_i le canal i de MHS et HIRS_i le canal i de HIRS.

Tableau 3.1 : Équations de régressions linéaires multiples de restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable.

Données d'entrées	Équation trouvée
AMSU-A et MHS	$-202,20 + 0,68 \times \text{AMA1} - 0,57 \times \text{AMA2} + 0,41 \times \text{AMA3} - 1,31 \times \text{AMA4} + 1,68 \times \text{AMA6} + 0,43 \times \text{MHS1} - 0,20 \times \text{MHS2}$
HIRS	$7,93 + 6,34 \times \text{HIRS2} - 7,14 \times \text{HIRS3} - 3,84 \times \text{HIRS4} + 7,49 \times \text{HIRS5} - 6,56 \times \text{HIRS7} + 2,51 \times \text{HIRS8} - 2,82 \times \text{HIRS9} + 1,22 \times \text{HIRS14} + 2,29 \times \text{HIRS15}$
AMSU-A, MHS et HIRS	$-298,6 + 0,68 \times \text{AMA1} - 0,49 \times \text{AMA2} + 0,99 \times \text{AMA6} + 0,46 \times \text{MHS1} - 0,25 \times \text{MHS2}$

Les paramètres de performances (statistiques) de ces équations (Tableau 3.2) permettent de juger quel type de données restitue la quantité de vapeur d'eau précipitable avec une plus grande précision. Les RMS des modèles montrent nettement que les données infrarouges ne sont pas assez informatives pour la restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable.

Les données micro-ondes et infrarouges utilisées en synergie offrent un meilleur résultat avec un RMS de 4,3 mm. Les données sont bien corrélées (96%) avec la droite de régression et l'écart entre les données restituées et les données réelles de la base test est de 3,2 mm. Le modèle utilisant les données micro-ondes a des résultats assez proches du modèle combinant les données micro-ondes et infrarouges.

Tableau 3.2 : Performances des équations de régression de restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable par rapport aux types de données d'entrées.

Données	R² (%)	RMS (mm)	corr (%)	std (mm)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (mm)
AMSU-A et MHS	93	4,65	93	3,8	87	4,4
HIRS	64	10,74	59	8,3	47	10,9
AMSU-A, MHS et HIRS	96	4,3	94	3,2	87	4,3

Les données de validation ECMWF confirment les résultats trouvés ci-haut. Les données restituées avec le modèle utilisant les données micro-ondes et infrarouges en synergie et les données de réanalyses ont une assez bonne corrélation (87%) et un écart-type de 4,3 mm. De même, la validation du modèle micro-onde présente une corrélation de 87 % et un écart-type de 4,4 mm. Les données de quantité de vapeur d'eau précipitable restituées avec le modèle infrarouge sont faiblement corrélées avec les données ECMWF avec un écart-type de 10,9 mm.

3.2.2. Restitution de la température de surface

L'émissivité de l'océan est d'environ 0,5 ce qui permet l'inversion et l'assimilation de la température de la surface de la mer (SST) dans les modèles globaux du climat. L'émissivité des surfaces continentales proche de 1 augmente la difficulté de restitution des paramètres de surface. Notre zone d'étude, la région de Dakar, est située sur la côte donc nos données de télédétection sont contaminés par l'émissivité continentale. Le tableau 3.3 détaille les algorithmes de régression misent en place pour la restitution de la température de surface.

Tableau 3.3 : Équations de régressions linéaires multiples de restitution de la température de surface.

Données d'entrées	Équation trouvée
AMSU-A et MHS	$-146,99 + 0,19 \times \text{AMA1} - 0,11 \times \text{AMA2} - 0,19 \times \text{AMA3} + 1,86 \times \text{AMA5} - 2,18 \times \text{AMA8} + 0,79 \times \text{AMA10} - 0,66 \times \text{AMA11}$
HIRS	$17,95 - 0,6 \times \text{HIRS3} + 1,02 \times \text{HIRS4} + 0,94 \times \text{HIRS6} - 2,76 \times \text{HIRS7} - 0,39 \times \text{HIRS9} + 1,23 \times \text{HIRS10} + 0,5 \times \text{HIRS17}$
AMSU-A, MHS et HIRS	$-276,86 + 1,4 \times \text{AMA5} - 1,09 \times \text{AMA6} + 0,09 \times \text{AMA9} - 1,02 \times \text{HIRS7} + 0,7 \times \text{HIRS10} - 1,23 \times \text{HIRS13} + 1,02 \times \text{HIRS15} + 1,38 \times \text{HIRS18} - 0,83 \times \text{HIRS19}$

L'émission passive micro-onde peut pénétrer les nuages non précipitant, offrant ainsi une meilleure représentation de la température de surface dans presque toutes les conditions par rapport à la couverture nuageuse (Chen et al., 2010). Ainsi, les données micro-ondes fournissent un meilleur résultat avec un RMS de 2,27 °K (Tableau 3.4).

Le RMS de l'équation mise en place avec les données infrarouges est assez proche de celui des micro-ondes (2,74 °K) mais l'équation n'approxime pas bien la droite de régression ($R^2=0,49$). Ceci est confirmé par une corrélation de 0,53 entre les données inversées et les données réelles de la base de données test. Le modèle des données utilisées en synergie présente un plus grand RMS (5,07 °K) et les données qu'il restitue ont une corrélation de 42% avec les données de température de surface.

Tableau 3.4 : Performances des équations de régression de restitution de la température de surface par rapport aux types de données d'entrées.

Données	R² (%)	RMS (°K)	corr (%)	std (°K)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (°K)
AMSU-A et MHS	82	2,27	86	2,24	82	2,47
HIRS	49	2,74	53	2,6	49	4,2
AMSU-A, MHS et HIRS	40	5,07	42	3,5	35	5,1

Les données utilisées en synergie donnent un mauvais résultat avec un RMS de 5,07 °K. Les données ECMWF confirment les bonnes performances de données micro-ondes et amplifient les erreurs de restitutions des algorithmes obtenus à partir des données infrarouges et des données utilisées en synergie.

Les sondeurs ATOVS sont peu utilisés pour la restitution de la température des surfaces continentales. Shi (2000) inversa la température de surface au-dessus de l'État de Louisiane aux États-Unis. En utilisant les données AMSU-A il obtient un RMS de 4,8 °C. En ciel clair, Paul et al. (2013) obtinrent un RMS de 2,2 °K avec les données AMSU-A et MHS, ces données utilisées en synergie avec les données infrarouges IASI fournissent un RMS de 1,8 °K.

Tandis que au-dessus des océans en ciel clair, le RMS est de 2,6 °K avec les données AMSU-A et MHS, et de 0,9 °K avec les données micro-ondes et infrarouges utilisées en synergie.

L'inversion de la température de surface a aussi été effectuée avec d'autres types de capteurs. Mao et al. (2007a, b) établissent un modèle de régression linéaire entre les données micro-ondes AMSR-E et les produits de surface de MODIS. Les données concernent la province de Guangdong en Chine et le RMS de la restitution est d'environ 3°K.

3.2.3. Restitution de l'humidité relative de surface

La restitution de l'humidité de surface au-dessus des océans à partir des données satellitaires en utilisant une méthode de régression linéaire multiple fut l'objet de plusieurs recherches. Lui et Niiler (1984) ont proposé un algorithme pour la restitution de l'humidité spécifique sur l'océan en mettant en place une relation empirique entre le contenu de vapeur d'eau intégrée et l'humidité spécifique de surface entre 10 et 20 m.

Cette relation a été établie en utilisant les données de radiosondage sur quatre îles, et vérifiée en utilisant les observations du radiomètre SMMR. L'écart type (RMS) entre valeurs restituées et observations in situ est de 0,8 g/kg.

Pour avoir une meilleure estimation de l'humidité spécifique avec le radiomètre SSM/I à l'échelle instantanée, Schulz et al. (1993) ont développé une méthode pour la restitution du contenu intégré en vapeur d'eau sur une altitude comprise entre 0 et 500 m, considérant que la majorité de la vapeur d'eau se trouve dans la couche limite. Pour établir l'algorithme, ils ont utilisé des données de radiosondages effectués par différents navires océanographiques sur l'océan atlantique, la mer du nord, l'océan indien, l'atlantique Nord Est. Ensuite, pour valider leurs résultats, ils se sont servis d'observations faites à partir des navires océanographiques. Leurs résultats indiquent un écart-type de 1.2 g/kg par rapport aux mesures in situ.

Ensuite, Schulz et al. (1993) ont utilisé les températures de brillance mesurées par SSM/I aux fréquences 19 GHz, 22 GHz, et 37 GHz, ainsi que les mesures de radiosondages afin d'établir un modèle de régression linéaire multiple.

La précision de cette relation est de 0.06 g/cm^2 en RMS.

Schlüssel et al. (1995) ont légèrement amélioré la qualité de l'estimation de l'humidité spécifique, grâce à l'utilisation d'une relation plus directe entre l'humidité et la température de brillance, qui utilise notamment des fréquences différentes de celles exploitées par Schulz et al. (1993). Dans leurs travaux, Schlüssel et al. utilisent des observations in situ de navires, à l'échelle instantanée. L'écart type de cette restitution est de $1,1 \text{ g/kg}$.

Cependant une comparaison faite par Schulz et al. (1996) entre le modèle de Schlüssel et les mesures in situ, montre certes un biais faible de 0.06 g/kg , mais un RMS important de 1.6 g/kg . Ceci prouve (d'après Schulz et al., 1996) que le modèle de Schlüssel ne tient pas compte de toutes les situations possibles, et qu'il n'est adapté qu'à une région bien précise.

De même, Bentamy et al (2003) ont montré que le modèle de Schulz présentait un biais saisonnier assez important. Pour éliminer ce biais ils proposèrent, par la méthode de régression linéaire, un nouveau modèle qui utilise les mêmes canaux de fréquences SSM/I que Schulz, mais les données in situ sont issues des bouées TAO, NDBC (National Data Buoy Center) et ODAS (European Offshore Data Acquisition System). Ce modèle a été validé avec les mesures COADS (Comprehensive Ocean Atmosphere Data Set) qui représentent une collection d'observations de surface de l'océan de 1784 à 1997. L'algorithme de Bentamy et al. (2003) possède un RMS de $1,1 \text{ g/kg}$.

Jackson et al. (2006) furent les premiers à explorer le potentiel d'AMSU pour la restitution de l'humidité spécifique. Ils visaient surtout à améliorer la restitution de l'humidité, alors obtenue avec SSM/I. A cette fin, ils ont développés une nouvelle méthode de restitution de l'humidité à l'échelle instantanée, basée sur l'utilisation d'AMSU mais aussi de SSM/I.

Les mesures in situ utilisées pour l'ajustement de la méthode d'inversion sont issues d'un hygromètre fonctionnant aux longueurs d'ondes infrarouges, et placé à bord de navires océanographiques à l'occasion de plusieurs campagnes de mesures.

L'écart type trouvé par Jackson et al. (2006) est de 0,96 g/kg.

En utilisant les données AMSU-A et AMSU-B au-dessus de l'océan, Mbengue et al. (2009) ont mis en place un algorithme de restitution de l'humidité spécifique de RMS 1,01 g/kg et 0,86 g/kg, par rapport aux données de validation, qui sont les observations horaires des mouillages TAO et PIRATA.

Tableau 3.5 : Équations de régressions linéaires multiples de restitution de l'humidité de surface.

Données d'entrées	Équation trouvée
AMSU-A et MHS	$552,93 - 4,6 \times \text{AMA5} + 6,74 \times \text{AMA6} - 4,47 \times \text{AMA8} - 2,39 \times \text{AMA10} + 1,93 \times \text{AMA11} + 0,54 \times \text{MHS1}$
HIRS	$94,68 + 1,81 \times \text{HIRS3} - 2,68 \times \text{HIRS4} + 1,44 \times \text{HIRS6} - 1,7 \times \text{HIRS9} - 1,87 \times \text{HIRS13} + 2,66 \times \text{HIRS14} + 0,94 \times \text{HIRS17} - 0,59 \times \text{HIRS19}$
AMSU-A, MHS et HIRS	$339,96 - 4,34 \times \text{AMA5} + 6,4 \times \text{AMA6} - 4,08 \times \text{AMA8} + 0,61 \times \text{MHS1} + 0,3 \times \text{MHS2} - 3,37 \times \text{HIRS8} + 3,79 \times \text{HIRS10} - 0,45 \times \text{HIRS19}$

Le tableau 3.5 reporte les algorithmes trouvés à partir des 3 jeux de données utilisés. L'émissivité maximum au-dessus des continents influe fortement sur les paramètres de surface à restituer à partir de données satellitaires. Toute fois les données micro-ondes donnent un résultat moyen avec un RMS de 2,17 et une corrélation de 0,7 entre les données d'humidité relative prévus par le modèle et les données réelles de la base test (Tableau 3.6). Le modèle développé à partir des données infrarouges ainsi que le modèle développé à partir des données utilisées en synergie ne fournissent pas de meilleurs résultats.

Tableau 3.6 : Performances des équations de régression pour la restitution de l'humidité de surface par rapport aux types de données d'entrées.

Données	R² (%)	RMS (%)	Corr (%)	std (%)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (%)
AMSU-A et MHS	75	2,37	70	6,4	63	9
HIRS	44	6,7	52	10,2	43	15,2
AMSU-A, MHS et HIRS	23	15,5	25	14,8	31	18,3

Les données ECMWF et les données restituées présentent globalement une faible corrélation et un grand écart. Toutefois, le réseau performé avec les données micro-ondes fournit une corrélation de 63 % et un écart-type de 9 %. L'approche en régressions multiple n'est donc pas appropriée pour la restitution de l'humidité relative de surface.

La régression linéaire multiple, comme son nom l'indique est une méthode linéaire, qui peut alors être inadaptée pour simuler des relations non-linéaires entre les entrées et les sorties. Il est fréquent d'utiliser cette méthode comme un premier test pour la méthode neuronale utilisée par la suite (Paul, 2013).

3.3. Approche par réseaux de neurones

Les méthodes neuronales sont des algorithmes particulièrement efficaces pour la télédétection. Les restitutions effectuées ci-après seront toutes effectuées grâce à des réseaux de neurones. Les réseaux de neurones que nous allons utiliser sont des Perceptrons Multicouches (Rumelhart et al. 1986). Si assez d'échantillons sont fournis, toutes les relations continues, aussi complexes soient-elles, entre les entrées et les sorties peuvent être représentées par un perceptron multicouche (Hornik et al. 1989; Cybenko 1989).

Cette étude est scindée en 2 parties, premièrement, nous allons restituer les trois paramètres de l'étude précédente: la quantité de vapeur d'eau précipitable, la température de surface et l'humidité relative de surface. Ensuite une méthode de restitution de la température et de l'humidité relative sur 33 niveaux de pression allant de la surface au niveau géo potentiel 300 hPa est mise en place. Les données sur 33 niveaux de pression proviennent des radiosondages.

Les restitutions se feront avec les trois (03) jeux de données micro-ondes, infrarouges et synergies. Les réseaux de neurones sont une forme de régression non linéaire. Ainsi pour chaque type de données la restitution de la température de l'humidité relative et/ou de la quantité de vapeur d'eau précipitable se fera simultanément. Ce qui nous permettra de concevoir un réseau par type de données. Les 2/3 des données sont utilisés pour l'apprentissage, le 1/3 pour tester le réseau et les données ECMWF seront comparées aux données restituées.

Le réseau de neurones utilisant les données micro-ondes pour la restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable, la température de surface et l'humidité de surface est composé de 19 entrées (14 canaux AMSU-A et 5 canaux MHS), de 2 couches cachées de 20 neurones chacune. Le nombre de sorties est de 3 (Tableau 3.7). De même pour le réseau de restitution utilisant les données infrarouges, le nombre des entrées est de 19 (canaux HIRS 1 à 19), les dispositions des couches cachées sont les mêmes. Le réseau utilisant les données en synergie disposera donc de 38 entrées (2 x 19).

Tableau 3.7 : Architectures des différents réseaux de neurones utilisés pour la restitution.

Type de restitution	Données	Nombre d'entrées	Nombres de couches cachées	Nombre de neurones par couche cachée	Nombre de sorties
03 paramètres	Micro-ondes	19	2	20-20	3
03 paramètres	Infrarouges	19	2	20-20	3
03 paramètres	Micro-ondes et Infrarouges	38	2	30-20	3
Profils de Température et d'humidité	Micro-ondes	52	2	40-35	66
Profils de Température et d'humidité	Infrarouges	52	2	40-40	66
Profils de Température et d'humidité	Micro-ondes et Infrarouges	71	2	50-40	66

Pour la restitution du profil vertical de la température et de l'humidité relative sur 33 niveaux de pression, nous fixons les niveaux de pressions au niveau des entrées. Ainsi le réseau utilisant les données micro-ondes dispose de 52 (19 + 33) entrées, de même pour le réseau utilisant les données infrarouges. Le réseau utilisant les données en synergie dispose de 71 entrées (19 x 2 + 33). Le nombre de sorties étant identique pour les différents réseaux et égale à 66 (33 profils de température et 33 profils d'humidité).

Trois (03) variables statistiques sont utilisées pour l'évaluation des réseaux de neurones restituant la quantité de vapeur d'eau précipitable, la température et l'humidité de surface. Il s'agit du RMS (entre les données tests réelles et les données restituées), de la corrélation et de l'écart type entre les données ECMWF et les données restituées. Le RMS permettra d'évaluer les performances des réseaux de neurones restituant les profils de température et d'humidité.

3.3.1. Restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable

Qiao et al (2008) sont les premiers à utiliser les données AMSU-B pour la restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable avec un réseau de neurones. Au-dessus de la région arctique ils obtinrent un RMS de 1 mm. En utilisant les données MHS (3 canaux identiques qu'AMSU-B) combinées avec les données AMSU-A on obtient un RMS de 0,56 mm (Tableau 3.8).

Tableau 3.8 : Performances des réseaux de neurones restituant la quantité de vapeur d'eau précipitable.

Données	RMS (mm)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (mm)
AMSU-A et MHS	0,56	92	2,7
HIRS	3,4	73	5,6
AMSU-A, MHS et HIRS	2,25	81	3,4

Les données infrarouges présentent le plus grand biais de restitution, compte tenue de l'absorption du rayonnement infrarouge par les particules d'eau. Mais les réseaux de neurones améliorent la restitution par rapport à la régression linéaire multiple avec une différence de RMS de 7,34 mm pour les données infrarouges et de 2,05 mm pour les données utilisées en synergie.

Les données de réanalyses sont bien corrélées avec les données restituées par le réseau utilisant les données micro-ondes dont l'écart-type est de 2,7 mm. Cet écart est de 5,6 mm avec les données infrarouges et de 4,4 mm avec les données utilisées en synergie soient respectivement une amélioration de 5,6 mm et de 0,9 mm par rapport aux équations de régression linéaire multiple.

Le RMS de la restitution avec les données micro-ondes du capteur AMSR-E est environ 3 mm au-dessus de l'Europe (Basili et al., 2008), et celui des données infrarouges atteint 6,8 mm au-dessus de l'Europe et de l'Afrique (Schroedter-Homscheidt et al, 2008).

3.3.2. Restitution de la température de surface

Prigent et al. (2003) développèrent un réseau de neurones de RMS 2.9 °K pour la restitution de la température de surface en utilisant les données SSM/I et ISCCP. Karbou et al. (2006) inversa la température sur une surface continentale avec un RMS de 2,1 °K en tenant compte de l'émissivité avec les données AMSU-A et AMSU-B, ECMWF et ISCCP.

Le RMS du réseau de neurones conçu (Tableau 3.9) avec les données micro-ondes est de 1,18 °K donc une diminution de 1,09 °K par rapport au RMS du modèle de régression linéaire multiple. Les données utilisées en synergie donnent le meilleur résultat avec un RMS de 0,87 °K soit 4,2 °K de moins que celui du modèle de régression. Le réseau de neurones utilisant les données infrarouges fournit un RMS de 2,75 °K.

Tableau 3.9 : Performances des réseaux de neurones restituant la température de surface.

Données	RMS (°K)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (°K)
AMSU-A et MHS	1,18	88	2,3
HIRS	2,75	79	1,7
AMSU-A, MHS et HIRS	0,87	92	1,2

Les données restituées et les données ECMWF présentent une bonne corrélation pour le réseau utilisant les données micro-ondes et un écart-type de 2,3 °K. Pour le réseau utilisant les données infrarouges les performances sont légèrement inférieures. Mais les données utilisées en synergie améliorent les résultats de validation avec une corrélation de 92 % et un écart-type de 1,2°K.

3.3.3. Restitution de l'humidité relative de surface

En utilisant un réseau de neurones Karbou et al. (2006) inversèrent l'humidité spécifique sur une surface continentale avec un RMS de 9 % avec les données AMSU-A et AMSU-B, ECMWF et ISCCP en tenant compte de l'émissivité. Ce même RMS est trouvé pour le réseau de neurones faisant l'apprentissage avec les données micro-ondes (Tableau 3.10). Le RMS du réseau avec les données utilisées est légèrement inférieur (8%) tandis que celui du réseau utilisant les données infrarouges est assez élevé (13%).

Tableau 3.10 : Performances des réseaux de neurones restituant l'humidité de surface.

Données	RMS (%)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (%)
AMSU-A et MHS	9	84	9
HIRS	13	64	15
AMSU-A, MHS et HIRS	8	88	7

Les données ECMWF présentent une bonne corrélation (80%) et un écart-type moindre (7%) avec les données restituées du réseau utilisant les données en synergie. Le réseau utilisant les données micro-ondes a des résultats similaires. Pour le réseau conçu avec les données infrarouges la corrélation est faible (64%) et l'écart-type entre les données de réanalyses et les données restituées est de 15 %.

3.4. Restitution du profil de température et d'humidité

3.4.1. Profil de température

Les profils de température, allant de la surface à 300 hPa, restituées avec les trois (03) jeux de données sont présentés à la figure 3.1. Le réseau de neurones ajusté avec les données utilisés en synergie a un RMS de 0,87 °K à la surface, qui décroît avec l'altitude atteignant son minimum à 0,7 °K. Le réseau de neurones utilisant les données micro-ondes a un RMS de 1,18 °K à la surface, il atteint son minimum de 0,86 °K à l'altitude 552 hPa et reste constant jusqu'au niveau 300 hPa.

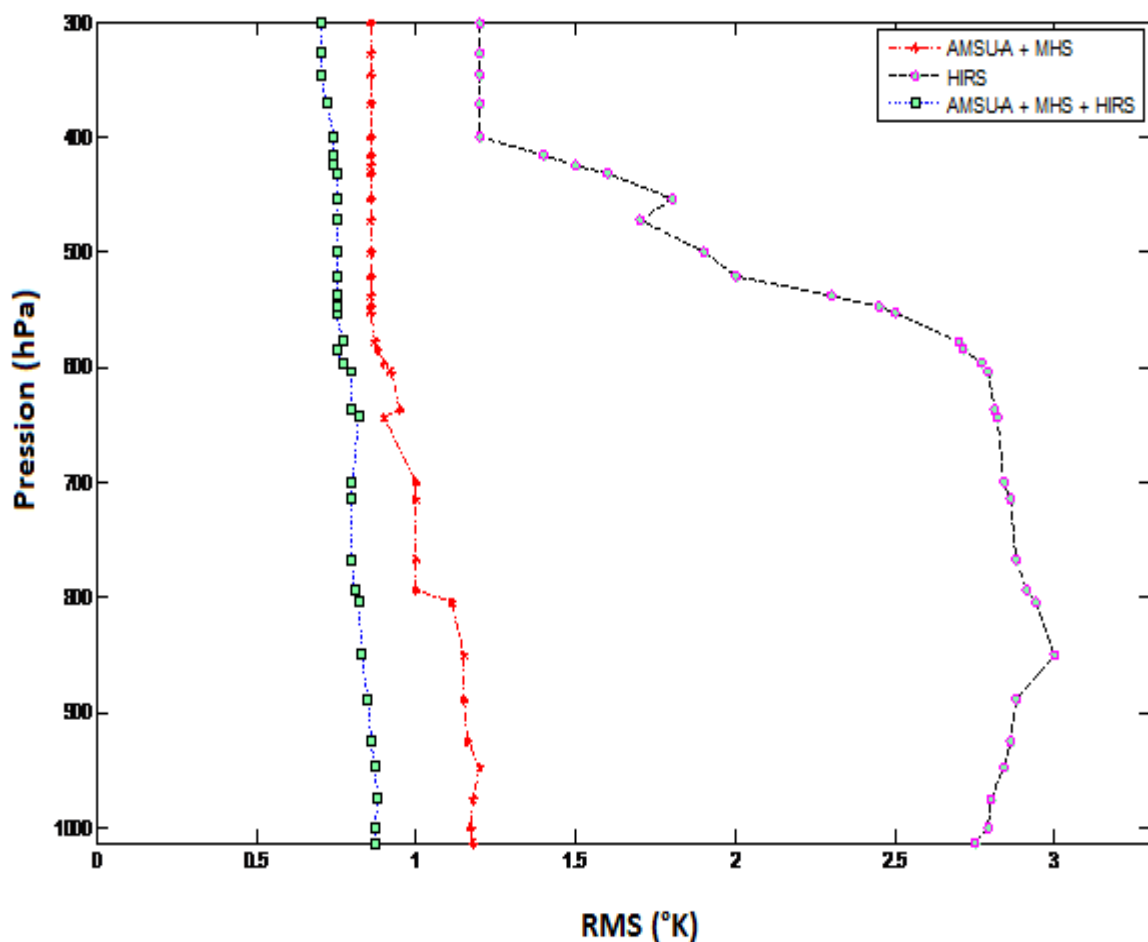


Figure 3.1 – Profil RMS de restitution de la température

Le réseau performé avec les données infrarouges a le plus grand RMS de tous les jeux de données. Le RMS à la surface est de 2,75 °K atteignant son maximum de 3 °K au niveau 850 hPa, il commence à décroître avec l'altitude. Son minimum de 1,2 °K est atteint au niveau 400 hPa et reste constant jusqu'au niveau 300 hPa.

Shi (2000) procéda à la restitution du profil de température avec un réseau de neurones utilisant les données AMSU-A au-dessus de l'Etat de Louisiane aux Etats-Unis. Le RMS à la surface est de 3,2°C, décroissant à 2,4 °C au niveau 1000 hPa ; 1,6 °C à 800 hPa ; 1,2 °C à 600 hPa. Le RMS reste constant à 1,2 °C jusqu'au niveau 300 hPa.

Les données AMSU-A ont aussi été utilisées par Mitra et al. (2010). La restitution a été faite avec les données de 2006 et 2007 au-dessus de l'Inde. Le RMS trouvé est d'environ 3 °C à la surface, et de 0.9 °C à 2.2 °C entre 700 et 300 hPa.

Karbou et al. (2006) combinèrent les données AMSU-A et AMSU-B. En tenant compte de l'émissivité de surface ils améliorent la restitution avec un RMS de 2,1 °K à la surface. Le RMS décroît à 1,2 °K au niveau 930 hPa et à 0,9 °K à 850 hPa. Entre 800 et 300 hPa le RMS reste constant à 0,8 °K.

Les données micro-ondes (AMSU et HSB) et infrarouges (AIRS) utilisées en synergie (Susskind et al., 2005) fournissent un RMS moins de 1 °K, de la surface à 300 hPa sous une couverture nuageuse partielle.

En utilisant seulement les données AMSU-A, AMSU-B et HIRS de Janvier 2002 au-dessus de l'Inde, Singh et al. (2007) mettent en place un réseau de neurones inversant le profil vertical de température. Les RMS obtenus tout au long du profil sont supérieurs ou égales à 4 °K. Ce résultat est dû certainement à leur base de données très limitée.

Paul et al. (2013) sont le premier à combiner les données AMSU-A et MHS pour la restitution du profil de température sur une surface continentale. En ciel clair il obtient un RMS de 2,3 °k à 938,53 hPa, qui décroît jusqu'à 1,3 °K à 600 hPa et reste constant entre 600 et 300 hPa. En utilisant ces données en synergie avec les données infrarouges IASI, ils améliorent la restitution.

Les données AMSU-A utilisées exclusivement pour la restitution du profil de température avec les réseaux de neurones fournissent des RMS assez élevés. Le RMS est de 3,2°K à la surface pour l'Etat de Louisiane aux Etats-Unis (Shi, 2000) et de 3 °K en Inde (Mitra et al., 2010).

En combinant les données AMSU-A et AMSU-B et en tenant compte de l'émissivité de surface Karbou et al. (2005) obtinrent un RMS de 2,1 °K à la surface. Le RMS décroît à 1,2 °K au niveau 930 hPa et à 0,9 °K à 850 hPa et reste constant à 0,8 °K jusqu'au niveau 300 hPa.

En ciel clair et au-dessus d'une surface continentale, Paul et al. (2013) utilisèrent les données MHS combinées avec celles d'AMSU-A. Les résultats obtenus sont similaires à celles de Karbou et al.

La restitution est améliorée en utilisant en synergie les données micro-ondes et infrarouges (AMSU, HSB et AIRS). Même sous une couverture nuageuse partielle Susskind et al. (2005) développèrent un modèle fournissant un RMS de moins de 1°K de la surface à 300 hPa.

Certainement dû à la faible consistance de la base de données utilisée, Singh et al. (2007) obtinrent un RMS supérieur ou égale à 4°K sur tout le profil vertical.

Les données annuelles micro-ondes (AMSU-A et MHS) et infrarouges (HIRS) utilisées en synergie permettent d'obtenir un RMS de moins de 1°K sur tout le long du profil vertical.

3.4.2. Profil d'humidité relative

Le profil vertical d'humidité relative restitué à partir des réseaux de neurones utilisant les 3 types de données présente assez de similitude par rapport au profil de la température (Figure 3.2). Les données utilisées en synergie permettent de minimiser le RMS qui est compris entre 8 % à la surface et 6 % à l'altitude 300 hPa.

Le réseau utilisant les données micro-ondes présente un RMS de 9 % à la surface atteignant son minimum de 7 % au niveau 430 hPa et reste constant jusqu'à l'altitude 300 hPa.

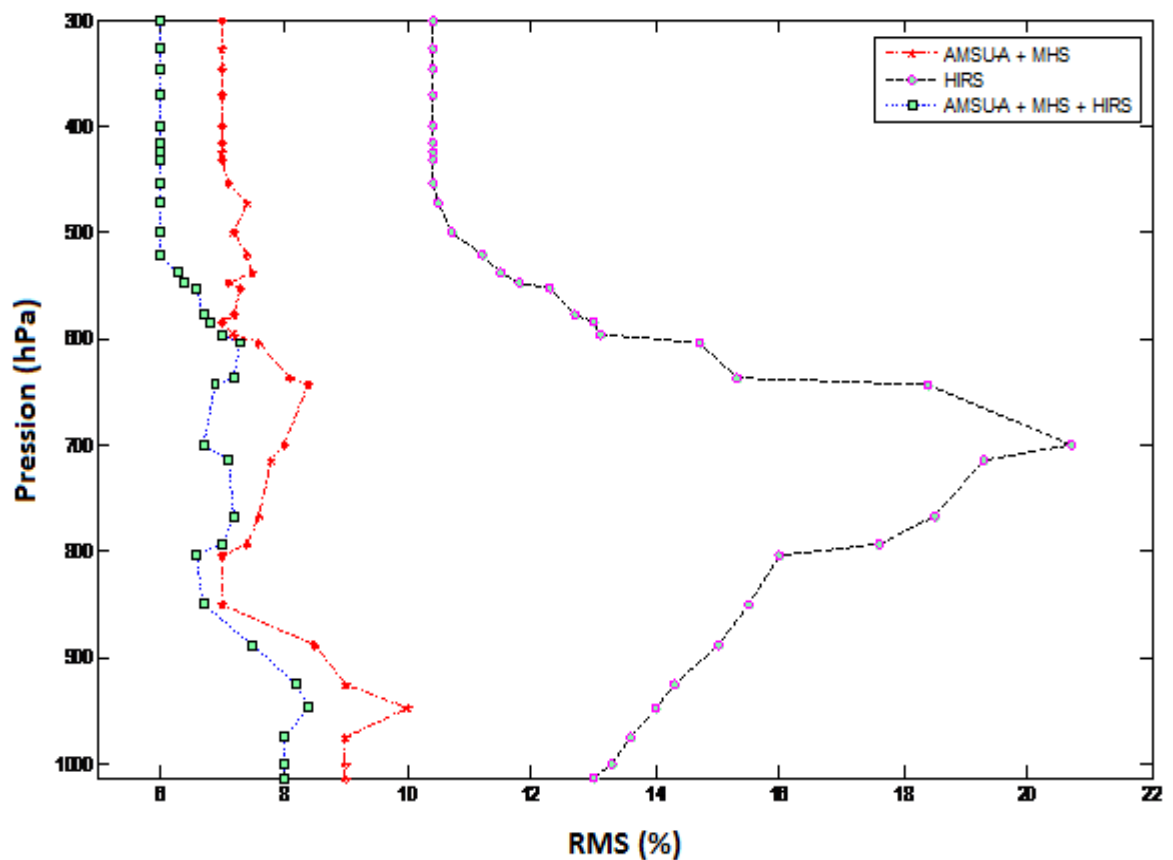


Figure 3.2 – Profil RMS de restitution de l'humidité relative

Les données infrarouges fournissent la plus grande erreur de restitution. Avec un RMS de 13 % à la surface, il croît et atteint son pic maximum de 20,7 % à l'altitude 700 hPa. Il commence à décroître et atteint son niveau le plus bas de 10,4 % à 450 hPa. Ce RMS reste constant jusqu'à l'altitude 300 hPa.

Karbou et al. (2006) ont procédé la restitution du profil d'humidité simultanément au profil de température décrit dans la partie précédente. Le réseau qu'ils ont conçu a un RMS de 9 % à la surface qui décroît à 7,5 % au niveau 910 hPa. Le RMS revient à 9 % à l'altitude 800 hPa avant d'atteindre son maximum de 10 % à 700 hPa. Enfin il décroît à 7,5 % à l'altitude 300 hPa.

De même, Paul et al. (2013) restituent le profil d'humidité avec un RMS allant 9 % à 7 % entre 938,53 hPa et 300 hPa.

3.5. Conclusion

En utilisant la méthode de régression linéaire multiple, les données micro-ondes et infrarouges utilisées en synergie offrent le meilleur résultat avec un RMS de 4,3 mm pour la restitution de la quantité d'eau précipitable. En outre, les données micro-ondes et infrarouges combinés fournissent les RMS les plus élevés pour la restitution de la température de surface et de l'humidité relative de surface. On note respectivement 5,07°K et 15,5%. Les données micro-ondes produisent les meilleures restitutions avec un RMS de 2,27 °K de température et 2,37 % d'humidité relative de surface.

L'approche par perceptron multi couche exploite la mise en synergie des données micro-ondes et infrarouges et améliore considérablement la précision de l'inversion. Les modèles conçus avec les données utilisées en synergie fournissent des RMS bas sauf pour la restitution de la quantité d'eau précipitable pour lequel le réseau conçu avec les données micro-ondes présente le RMS le moins élevé soit 0,56 mm.

Tableau 3.11 : Comparatif des méthodes d'inversion

Paramètre inversé	Eau précipitable		Température de surface		Humidité relative de surface	
	Régression	Neurones	Régression	Neurones	Régression	Neurones
Méthode						
AMSU-A + MHS	Moyen	Bon	Moyen	Bon	Moyen	Moyen
HIRS	Mauvais	Moyen	Mauvais	Moyen	Mauvais	Mauvais
AMSU-A + MHS + HIRS	Moyen	Bon	Mauvais	Bon	Mauvais	Moyen

Du point de vue de l'interprétation, le réseau de neurones ne nous permet pas de comprendre quelles variables entrent en jeu dans l'inversion du paramètre météorologique considéré. Tandis que la régression linéaire nous donne des informations sur l'importance des certains canaux par rapport à d'autres pour l'inversion du paramétré météorologique considéré.

Il apparait clairement que la méthode de réseaux de neurone fourni de meilleurs résultats (Tableau 3.11) par rapport à la méthode de régression linéaire multiple compte tenue des RMS inferieurs.

CHAPITRE 4 : ETUDE DE CAS DE LIGNES DE GRAINS AU PASSAGE AU DESSUS DE DAKAR

4.1. Description des lignes de grains

Les lignes de grains sont des perturbations pluvio-orageuses improprement dénommées tornades se manifestant en été boréal dans les régions sahéliennes. Ce sont des systèmes convectifs de méso-échelle (MCS en Anglais) rapides et bien organisés (Mathon et al., 2002). Les lignes de grains sont constituées d'un alignement Sud vers le Nord de cumulo-nimbus et se déplacent d'Est en Ouest. Sa largeur dans le sens Nord-Sud est généralement comprise entre 300 et 800 km, mais peut atteindre 1500 km (Adamou, 1992). Elles s'affaiblissent progressivement de façon générale en atteignant les côtes Ouest-Africaines (Aspliden, 1976). Ce sont les conditions de grandes échelles qui gouvernent son organisation (Débois et al., 1988) même si des conditions locales favorables au développement de la convection sont requises (Diop B., 1996).

Laurent et al. (1998) ont estimé que les lignes de grains contribuent pour 95% à la pluie annuelle et qu'elles représentent 80% de la nébulosité convective au Sahel. Dans cette zone climatique la population humaine tire l'essentiel de ses moyens de subsistance des activités agro-pastorales.

4.2. Aspect satellitaire des lignes de grains.

Sur l'imagerie satellitale, les lignes de grains se présentent comme une masse nuageuse dont le bord Ouest est net et convexe, le bord Est est plus diffus. Dès le début des années 1980 Fortune (1980), Martin et Scheiner (1981) ont indiqué que les lignes de grains pouvaient se distinguer des autres systèmes nuageux par imagerie satellitaire parce qu'elles présentent une forme plus compacte et ovale.

Une ligne de grain présente une bordure nette à l'avant, précédée d'une zone de «ciel clair», c'est-à-dire sans nuage, tandis que l'arrière, qui correspond souvent au bord Est de l'amas nuageux, est difficilement délimitable.

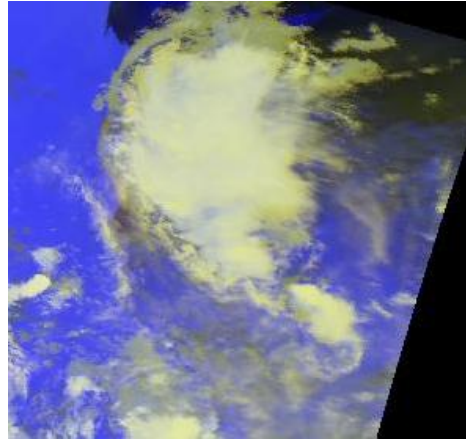


Figure 4.1 – Image AVHRR d'une ligne de grain du 17 juillet 2013

Ce phénomène de première importance a fait l'objet de nombreuses études, principalement de nature descriptive et dynamique (Zipser, 1969 ; House 1977). Garba Adamou en 1992 et B. Diop en 1996 au sein du LPAO-SF ont étudié les lignes de grains. Leurs trajectoires, leurs vitesses de déplacement et leurs durée de vie ont été bien déterminées dans la zone sahélienne [Dhonneur, 1987 ; Desbois et al., 1988 ; D'Amato and Lebel, 1998 ; Sall 2002]. Les travaux de Chong et Hauser, 1989 ; Houze 1993, 1997; Diop et al. , 1996, 2012 ont estimés les contributions de la partie convective et de la partie stratiforme (65 % et 35% respectivement).

Les applications faites des données satellitaires pour l'étude des lignes de grains sont surtout descriptives. L'avantage des données ATOVS est qu'elles permettent d'avoir une vue verticale de l'atmosphère en considérant les longueurs d'ondes. Ainsi, il est intéressant de faire une étude de l'atmosphère soumise au passage de ligne de grains avec ces données. On prend 05 cas de l'année 2013 dont 02 cas avant le passage, 01 cas pendant le passage et 02 cas après le passage des lignes de grains au-dessus de la région de Dakar.

4.3. Étude de cas de lignes de grains avec les sondeurs ATOVS

4.3.1.Méthodologie

L'analyse des données d'observations climatiques quotidiennes a permis de relever toutes les lignes de grains ayant passées au-dessus de Dakar pour l'année 2013. Les LG relevées sont au nombre de 11, mais comme les données ATOVS utilisées correspondent aux heures ponctuelles de 12 : 00 et 00 : 00, les cas sélectionnés ont pour référence ces heures. Selon la proximité de l'heure de passage des lignes de grains et les données ATOVS prélevées, cinq (05) cas ont été retenus. Un cas de passage du LG à l'heure de référence, deux (02) cas de données prélevées avant le passage et deux (02) cas après le passage de LG. Le tableau 1.1 suivant détaille les dates et les heures des données prélevées ainsi que celles de passage des lignes de grains.

Tableau 4.1 : Caractérisation des cas utilisés dans l'étude

Jours et heures de passage	Données ATOVS considérées	Caractérisation
27 Septembre à 22 : 00	28 Septembre à 00 : 00	02 heures après
19 Septembre à 06 : 00	19 Septembre à 12 : 00	06 heures après
07 Août à 12 : 00	07 Août à 12 : 00	Passage
17 Septembre à 14 : 00	17 Septembre à 12 : 00	02 heures avant
30 Août à 16 : 00	30 Août à 12 : 00	04 heures avant

L'étude a consisté à faire une analyse d'anomalies des valeurs de températures de brillance par rapport à la moyenne d'été. En considérant les données micro-ondes et infrarouges et pour chacun des cinq (05) cas, cette étude permet de relever l'ampleur variationnelle des valeurs de températures de brillance de chaque canal.

4.3.2. Moyenne d'été

La moyenne d'été constituée des mois de Juillet, Août et Septembre est effectuée avec les données micro-ondes (AMSU-A et MHS) et infrarouges (HIRS) à 12 : 00 TU et 00 : 00 TU. La figure 4.2 montre qu'en considérant les données micro-ondes, la signature atmosphérique verticale est presque la même à midi et à minuit.

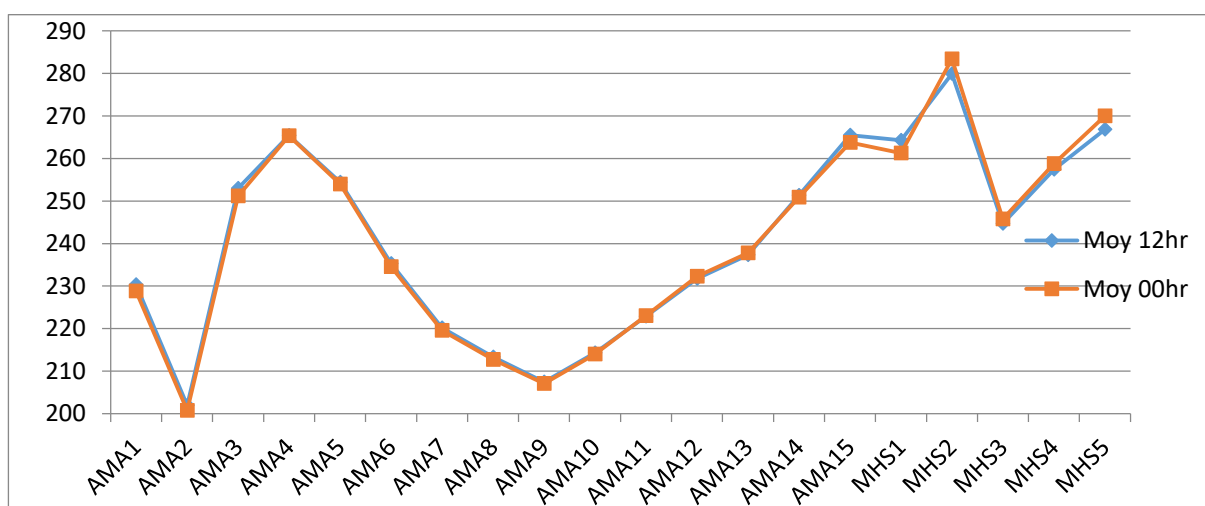


Figure 4.2 – Moyenne d'été des données micro-ondes à 12 : 00 et à 00 : 00

De même pour les données infrarouges, les moyennes d'été nocturne et diurne sont presque identiques pour tous les canaux. Sauf pour les canaux de surface 18 et 19, les valeurs moyennes de température de brillance à midi sont supérieures à celles de minuit.

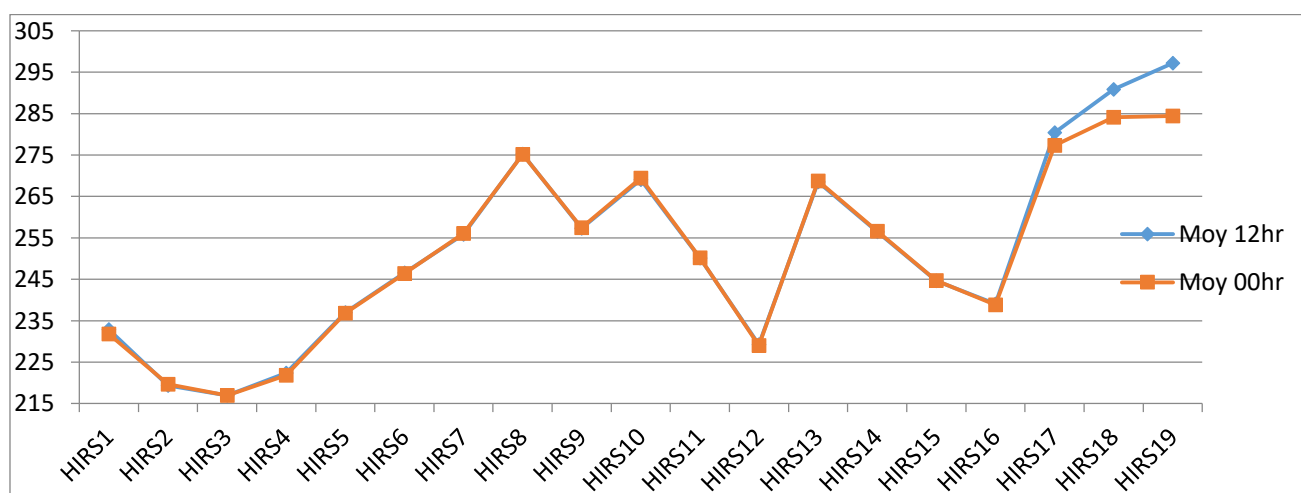


Figure 4.3 – Moyenne d'été des données infrarouges à 12 : 00 et à 00 : 00

4.3.3. Données micro-ondes

Comme indiqué dans le tableau, la majorité des canaux AMSU-A sont sensibles au dioxygène (O_2) donc utilisés surtout pour le sondage de température. Les fréquences des canaux AMSU-A 1, 2, 3 et 4 ainsi que tous les canaux MHS sont sensibles aux molécules de vapeur d'eau (H_2O), donc utilisés pour le sondage de l'humidité spécifique.

Le capteur MHS étant une évolution du sondeur AMSU-B avec trois canaux identiques sur les cinq (05). Les canaux de vapeur d'eau AMSU-B ont des avantages uniques, tels que la haute sensibilité aux particules de glace [par exemple Burns et al., 1997; Wang et al., 1997; Bennartz et Bauer, 2003] et de l'impact négligeable de la surface du sol et de nuages d'eau liquide du bas à la troposphère moyen. La figure 4.4 représente les variations des canaux pour les cinq cas par rapport à la moyenne d'été.

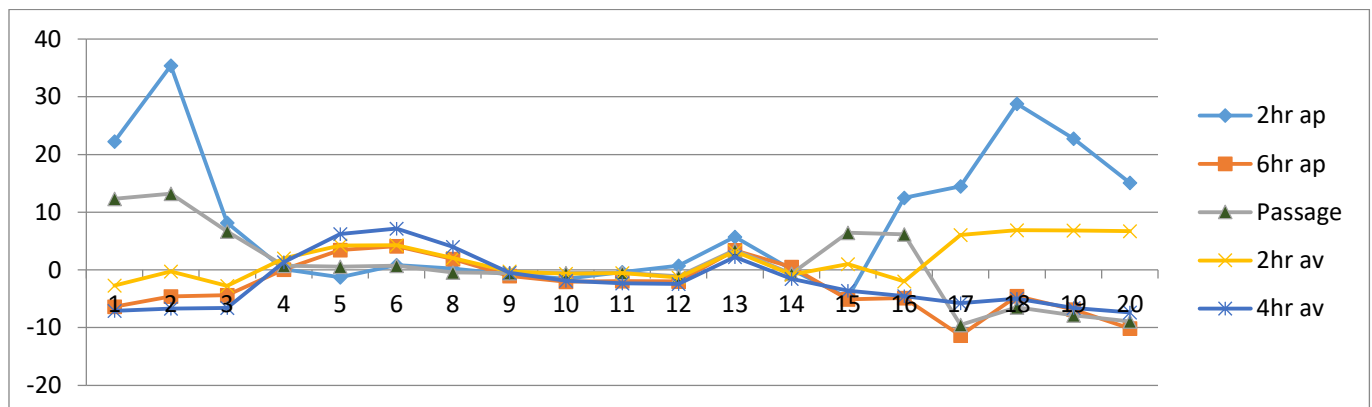


Figure 4.4 – Variations des températures de brillance microondes des cas considérés par rapport à la moyenne d'été

Afin de bien discriminer les canaux de plus grandes variations selon la situation atmosphérique nous effectuerons une analyse par canaux sensibles aux molécules de dioxygène et canaux sensibles à la vapeur d'eau.

4.3.3.1. Avant le passage

Canaux sensibles à la vapeur d'eau

Quatre (04) heures avant le passage du LG, les données de température de brillance des différents canaux sont largement inférieures à la moyenne d'été sauf pour les canaux 4, 5, 6 et 8. Deux (02) heures avant le passage du LG, les températures de brillance sont sensiblement égales à celle de la moyenne d'été, sauf pour les canaux d'altitude 17, 18, 19 et 20. Pour ces canaux, il y a une augmentation significative de la température de brillance par rapport à la moyenne d'été.

Canaux sensibles au dioxygène

Les données de température de brillance des canaux sensibles au dioxygène sont globalement proches de la moyenne d'été quatre (04) heures avant le passage du LG. Une augmentation d'environ 7°K est observée au niveau des canaux 5, 6 et 8 couvrant la couche 750-150 hPa. De même 02 heures avant le passage, ces canaux présentent une légère augmentation par rapport à la moyenne. Les températures de brillance sont globalement proches de celles de la moyenne d'été pour les canaux restants.

4.3.3.2. Pendant le passage

Au passage du LG, Les valeurs des températures de brillance concernant les canaux de surface (1, 2, 3, 15, et 16) montrent qu'il y a une nette augmentation par rapport à la moyenne d'été. Les canaux 7, 18, 19 et 20 couvrant la couche 950-500 hPa présentent une baisse de température de brillance par rapport à la moyenne d'été. Les canaux restants sensibles aux molécules d'O₂ ne manifestent pas une grande variation par rapport à la moyenne d'été.

4.3.3.3. Après le passage

Canaux sensibles à la vapeur d'eau

Deux (02) heures après le passage du LG, hormis le canal 15, les canaux sensibles au vapeur d'eau présentent une forte augmentation de la température de brillance par rapport à celles de la moyenne d'été, avec un pic de + 35,4 pour le canal 2. Six (06) heures après le passage du LG, les données de température de brillance sont inférieures à celles de la moyenne, sauf pour le canal 4.

Canaux sensibles au dioxygène

Deux (02) heures et même six (06) heures après le passage du LG, les canaux utilisés pour le sondage de température présentent des données de température de brillance inférieures à celle de la moyenne d'été. En outre, les canaux 5, 6, 8 et 13 manifestent des données de température de brillance légèrement supérieures à la moyenne d'été.

4.3.3.4. Discussions

Cette étude nous a permis de déceler que les données des canaux microondes 1, 2, 3 et 15 du capteur AMSU-A, ainsi que celles de tous les canaux MHS présentent une grande variation de valeurs pour une atmosphère soumise au passage de ligne de grains.

Yann Delhenger et Bouya Diop (2003) ont étudié une ligne de grains au passage sur Dakar le 27 Octobre 2001 en utilisant les données du sondeur AMSU-B. Ils ont constaté qu'au moment du passage de la ligne de grains la température du canal 1 AMSU-B (16 sur la figure 4.4) présente un maximum, alors que tous les autres canaux pressentent un minima. La figure 4.4 confirme ces résultats, ainsi pour les canaux 17, 18, 19 et 20 le cas du passage de la ligne de grains présente la plus basse valeur de température de brillance par rapport aux autres cas. De même le canal 16 présente une valeur élevée lors du passage de la ligne de grains.

En utilisant les données du sondeur AMSU-B et du modèle global Goddard Cumulus, Gang Hong et al. (2005) ont étudié une ligne de grains océanique tropicale simulée comme entrée d'un modèle de transfert radiatif. Ils constatent que tous les canaux sont influencés par les nuages convectifs profonds et leurs cirrus épais écoulant vers l'extérieur. De même tous les canaux sont généralement sensibles aux variations de la teneur glacière des hydrométéores à des niveaux supérieurs à 7 km.

Les canaux AMSU-B à 89, 150 et $183,3 \pm 7$ GHz sont fortement sensibles aux variations de la teneur en eau liquide à des niveaux supérieurs à 5 km. La sensibilité suggère qu'il devrait être possible d'estimer les propriétés des hydrométéores congelés à des niveaux supérieurs à 7 km pour des systèmes convectifs tropicaux profonds en utilisant les canaux autour de 183 GHz (canaux 18, 19 et 20).

4.3.4. Données infrarouges

Les lignes de grains sont des systèmes convectifs profonds et le signal infrarouge s'évanouit fortement à la traversé des nuages. Ainsi les signaux infrarouges des canaux du sondeur HIRS pourront difficilement atteindre les couches atmosphériques près de la surface. Toutefois ces données utilisées en coordination avec les données microondes pourront être un complément améliorant les résultats de l'étude de l'atmosphère au passage des lignes de grains. La figure 4.5 présente les fluctuations des valeurs des températures de brillance des canaux HIRS (1 à 19) pour les différents cas.

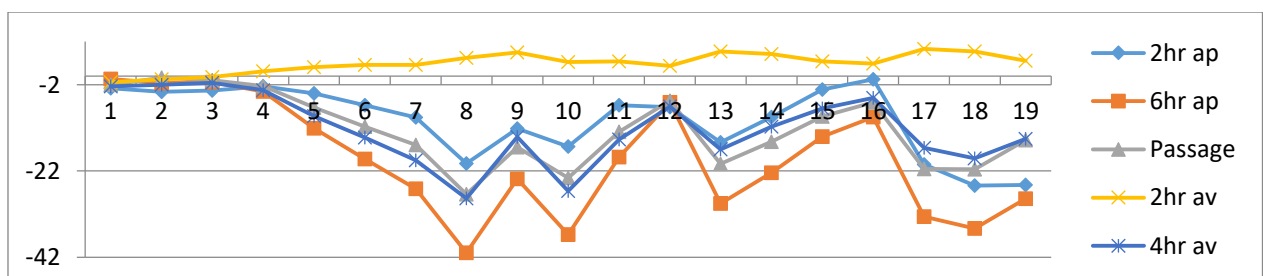


Figure 4.5 – Variations des températures de brillance infrarouges des cas considérés par rapport à la moyenne d'été

Globalement toutes les observations présentent des températures de brillances inférieures à la moyenne d'été sauf pour le cas 02 heures avant le passage du LG. Les canaux avec une plus grande variation de valeurs de température de brillance sont : 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 17, 18 et 19. Les canaux 1, 2, 3 et 4 qui sont sensibles aux molécules de CO₂ couvrant la couche 400-10 hPa ne manifestent pas assez de fluctuations par rapport à la moyenne d'été pour les différents cas considérés.

Deux (02) heures avant le passage de la ligne de grains, les données de température de brillance de tous les canaux présentent des valeurs proches, ce qui pourra avoir des potentialités pour faire des prévisions à court terme du passage des lignes de grains.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

L'essentiel de la population de la zone Sahélienne vit des activités agropastorales dépendant ainsi directement des conditions climatiques. De nos jours, de nombreuses plateformes satellitaires d'observation de l'atmosphère orbitent autour de la terre disposant, pour la plupart, de plusieurs capteurs sondant à différentes longueurs d'onde (visible, infrarouge, micro-onde).

L'apport du sondage atmosphérique par satellite peut être primordial, car il permet de fournir, de façon continue, des données précises et globales sur l'état de l'atmosphère. Ces données sont nécessaires aux prévisions météorologiques mais aussi à un suivi des changements climatiques.

En dépit de la disponibilité de ces observations multifréquences, peu d'efforts ont été investis jusqu'à présent afin de concevoir des algorithmes de restitution qui exploiteraient au mieux les synergies potentielles.

Cette thèse s'inscrit dans ce cadre, il a consisté à l'étude du potentiel des capteurs ATOVS micro-ondes AMSU-A, MHS et infrarouge HIRS avec deux applications :

- ✓ L'utilisation des données de température de brillance des sondeurs pour la restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable, de la température et de l'humidité relative.
- ✓ L'étude de quelques cas de lignes de grains avec les données des sondeurs.

L'étude ACP des données mensuelles ATOVS ont permis de confirmer pour chaque type de données les différentes saisons régissant la zone d'étude. Les canaux ayant des caractéristiques spectrales proches sont aussi regroupés. La variable quantité d'eau précipitable ne présentait pas de bonnes corrélations avec les différents canaux utilisés. Une étude d'inversion avec les méthodes de régression linéaire multiple et de réseaux de neurones pourraient aboutir à des résultats assez satisfaisants.

L'inversion des paramètres précités est effectuée en utilisant comme données auxiliaires les données de radiosondages, des tableaux d'observations climatiques et les données de validation sont les réanalyses ECMWF.

Deux approches ont été utilisées en utilisant 03 types de données distinctes : les données micro-ondes (AMSU-A+MHS), les données infrarouges (HIRS) et les données micro-ondes et infrarouges utilisées en synergie (AMSU-A, MHS et HIRS). Il s'agit d'une approche par la méthode de régression linéaire multiple et une approche par la méthode des réseaux de neurones.

Pour la restitution de la quantité de vapeur d'eau précipitable, avec la méthode de régression linéaire multiple les données utilisées en synergie offrent un meilleur résultat, soit un rms de 4,3 mm et une corrélation de la droite de régression de 96 %. L'inversion avec les données micro-ondes présente le meilleur rms en utilisant la méthode des réseaux de neurones (0,56 mm). Les données infrarouges offrent des moins bons résultats pour les deux méthodes.

Les réseaux de neurones offrent une plus grande précision pour l'inversion de la température de surface en utilisant les données micro-ondes et infrarouges en synergie, avec un rms de 0,87°K. Le réseau de neurones modélisé avec les données infrarouges offrent de moins bon résultats avec un rms de 2,75°K. Les données micro-ondes offrent une inversion avec un rms de 1,18°K.

Les données micro-ondes fournissent un meilleur résultat avec un RMS de 2,27 °K avec l'équation de régression linéaire multiple modélisée. Le rms de l'équation mise en place avec les données infrarouges est assez proche de celui des micro-ondes (2,74 °K) mais l'équation n'approxime pas bien la droite de régression ($R^2=0,49$). Ceci est confirmé par une corrélation de 0,53 entre les données inversées et les données réelles de la base de données test. Le modèle des données utilisées en synergie présente le plus grand rms (5,07 °K) et les données qu'il restitue ont une corrélation de 42% avec les données de température de surface.

Le rms de l'équation de régression linéaire multiple modélisé avec les données micro-ondes pour l'inversion de l'humidité relative de surface est de 2,37% mais la corrélation entre cette équation et la droite de régression est assez faible (75%). Les corrélations des équations modélisées avec les données infrarouges et les données utilisées en synergie sont également faibles, soit respectivement 44% et 23% pour un rms respectif de 6,7% et 15,5%.

Ainsi, l'approche par la régression linéaire multiple n'est pas appropriée pour la restitution de l'humidité relative à partir des données ATOVS. Les réseaux de neurones proposent des améliorations avec un rms de 8% pour le modèle conçu à l'aide des données micro-ondes et infrarouges mixées. Les données restituées à partir de ce modèle présentent une corrélation de 88% avec les données ECMWF.

Les résultats du modèle utilisant les données micro-ondes sont assez proche avec celui du modèle précédent, soit un rms de 9% et une corrélation de 84 % avec les données des réanalyses européennes. Les données infrarouges fournissent un rms de 13% et les données inversées présentent seulement 64% de corrélations avec les données ECMWF.

L'exploitation des données micro-ondes et infrarouges ATOVS pour l'étude des lignes de grains a permis d'obtenir plusieurs résultats :

✓ **Comparaison des moyennes d'été**

La moyenne d'été constituée des mois de Juillet, Août et Septembre 2013 est effectuée avec les données micro-ondes (AMSU-A et MHS) et infrarouges (HIRS) à 12 :00 TU et 00 : 00 TU distinctement.

La comparaison des moyennes micro-ondes à midi et à minuit a montré que la signature atmosphérique verticale est presque la même pour tous les canaux. On constate tout de même un léger écart de température de brillance pour les canaux MHS1 et MHS5. De même pour les données infrarouges, les moyennes d'été nocturne et diurne sont presque identiques pour tous les canaux. Sauf pour les canaux de surface 18 et 19 dont les valeurs moyennes de température de brillance à midi sont supérieures à celles de minuit.

✓ **Etude des lignes de grains avec les données micro-ondes**

La comparaison des données de température de brillance micro-ondes des 05 cas considérées (02 cas de données des situations avant le passage de lignes de grains, 01 cas de données ATOVS prélevées lors du passage d'une ligne de grain et 02 cas de données après le passage des lignes de grains) a permis d'évaluer l'ampleur variationnelle de chaque canal.

Les données des canaux microondes 1, 2, 3 et 15 du capteur AMSU-A, ainsi que celles de tous les canaux MHS présentent une grande variation de valeurs de température de brillance pour une atmosphère soumise au passage de ligne de grains. Ces canaux peuvent fournir d'indicateurs pour l'étude ou la prévision de ces phénomènes orageux.

✓ **Etude des lignes de grains avec les données infrarouges**

Avec les données infrarouges, toutes les observations présentent des températures de brillance inférieures à la moyenne d'été sauf pour le cas 02 heures avant le passage du LG. Les canaux avec une plus grande variation de valeurs de température de brillance sont les suivants : 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 17, 18 et 19. Les canaux 1, 2, 3 et 4, qui sont en outre sensibles aux molécules de CO₂ couvrant la couche 400 –10 hPa ne manifestent pas assez de fluctuations par rapport à la moyenne d'été pour les différents cas considérés.

Les potentialités des données des sondeurs ATOVS micro-ondes et infrarouges sont très peu exploitées. Les résultats obtenus dans cette thèse peuvent être approfondies en élargissant les dimensions temporelle et spatiale de la base de données ATOVS utilisée. En effet, selon la disponibilité des données satellitaires, l'étude peut concerner plusieurs villes Sahéliennes et ceci sur une période assez large.

Des bases de données supplémentaires telles issues des réanalyses NCEP/NCAR, des modèles numériques globaux ou régionaux, peuvent servir de base d'apprentissage, ou de base de validation pour l'inversion de certains paramètres météorologiques. Enfin des champs de recherches tels que des études de prévision à court terme ou d'estimation de la pluviométrie pourront exploiter les potentialités des données ATOVS micro-ondes et infrarouges.

BIBLIOGRAPHIE

Adamou, G., 1992: Approche des modifications des LG en zone côtière Ouest Africaine. Thèse, Ensut, UCAD, 164pp.

Afouda, F., 1990: L'eau et les cultures dans le Bénin central et septentrional : étude de la variabilité des bilans de l'eau dans leurs relations avec le milieu rural de la savane Africaine. Thèse de doctorat, Université de Paris IV Sorbonne, 428pp.

Aires, F., C. Prigent, W. B. Rossow, and M. Rothstein, 2001: A new neural network approach including first guess for retrieval of atmospheric water vapor, cloud liquid water path, surface temperature, and emissivities over land from satellite microwave observations, *J. Geophys. Res.*, vol. 106, pp. 14887-14907.

Aires, F., A. Chedin, N. Scott, and W. B. Rossow, 2002a: A regularized neural network approach for retrieval of atmospheric and surface temperatures with the IASI instrument, *J. Appl. Meteorol.*, vol. 41, No. 2, pp. 144–159.

Aires, F., W. B. Rossow, N. A. Scott, and A. Chédin, 2002b: Remote sensing from the infrared atmospheric sounding interferometer instrument: 1. Compression, denoising, and first-guess retrieval algorithms, *J. Geophys. Res.*, 107(D22), 4619, doi:10.1029/2001JD000955.

Aires, F. and C. Prigent, 2007: Sampling techniques in high-dimensional spaces for the development of satellite remote sensing database, *J. Geophys. Res.*, Vol. 112.

Aires, F., F. Bernardo, C. Prigent, 2012: Atmospheric water vapor profiling from passive microwave sounders over ocean and land. Part 1: Methodology for the Megha-Tropiques mission. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*

Aires, F., M. Paul, C. Prigent, B. Rommen, and M. Bouvet, 2011a: Measure and exploitation of multi-sensor and multi-wavelength synergy for remote sensing: Part II - An application for the retrieval of atmospheric temperature and water vapour from MetOp. *Journal of Geophysical Research*, 116(D02302). doi: 10.1026/2010JD014702.

Aires, F., C. Prigent, F. Bernardo, C. Jiménez, R. Saunders, and P. Brunel, 2011b: A Tool to Estimate Land-Surface Emissivities at Microwave frequencies (TELSEM) for use in numerical weather prediction. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137, pp. 690–699. doi: 10.1002/qj.803.

Aires, F., O. Aznay, C. Prigent, M. Paul, and F. Bernardo, 2012: Synergetic multi-wavelength remote sensing versus a posteriori combination of retrieved products : Application for the retrieval of atmospheric profiles using MetOp. *Journal of Geophysical Research*, 117 (D18304), doi: 10.1029/2011JD017188. 20, 122.

Atkinson, P.M and A. R. L. Tatnall, 1977: Neural networks in remote sensing, *Int. J. Remote Sens.*, vol. 18, pp. 699 – 709.

Bacour, C., 2001 : Contribution à la détermination des paramètres biophysiques des couverts végétaux par inversion de modèles de réflectances: analyses de sensibilité comparatives et configuration optimales, Thèse de l'Université Paris 7, pp. 228.

Basili, P., S. Bonafoni, V. Mattioli, F. Pelliccia, A. Serpolla, E. Bocci, P. Ciotti, 2008: Development of a neural network for precipitable water vapor retrieval over ocean and land, *Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Environment*, pp.1-4.

Bennartz, R., and P. Bauer, 2003: Sensitivity of microwave radiances at 85-183 GHz to precipitating ice particles, *Radio Sci.*, 38 (4), 8075, doi: 10.1029/2002RS002626.

Bentamy, A., K. B. Katsaros, A. M. Mestas-Nunoz, W. M. Drennan, E. B. Forde, and H. Roquet, 2003: Satellite estimates of wind speed and latent heat flux over the global oceans. *J. Climate*, vol. 16, pp. 637–656.

Benhadj, I., 2008: Observation spatiale de l'irrigation d'agrosystèmes semi-arides et Gestion durable de la ressource en eau en plaine de Marrakeck. Thèse de l'Université de Toulouse, 298pp.

Bishop, C. M., 1994: Neural networks and their applications, *Rev. Sci. Instrum.*, vol. 65, No. 6, pp. 1803-1832.

Bobylev, L. P., V. Z. Elizaveta, L. M. Mitnik and M. L. Mitnik, 2008: Atmospheric Water Vapor and Cloud Liquid Water Retrieval over the Arctic Ocean Using Satellite Passive Microwave Sensing, TGRS-2008-00629.R1.

Blackwell, W. J., 2005: A Neural-Network Technique for the Retrieval of Atmospheric Temperature and Moisture Profiles from High Spectral Resolution Sounding Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, pp. 2535–2346.

Bonn, F. and Rochon, G., 1992 : Précis de télédétection – Volume 1 – Principes et Méthodes. Université Francophones, Presses de l'Université de Quebecr, pp.485.

Buehler, S., M. Kuvatov, T. Sreerekha, V. John, B. Rydberg, P. Eriksson, 2007: A cloud filtering method for microwave upper tropospheric humidity measurements. *Atmos. Chem. Phys.* 7: 5531–5542.

Buehler S, M. Kuvatov, V. John, M. Milz, B. Soden, D. Jackson, J. Notholt, 2008: An upper tropospheric humidity data set from operational satellite microwave data. *J. Geophys. Res.* 113: D14110, doi: 10.1029/2007JD009314.

Burpee, R. W., 1972: The origin and structure of easterly waves in the lower troposphere of North Africa., *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 29.

Butler, C. T., R. V. Z. Meredith and A. P. Stogryn, 1996: Retrieving atmospheric temperature parameters from DMSP SSM/T-1 data with a neural network, *J. Geophys. Res.* Vol. 101, pp. 7075–7083.

Chahine, M. T., 1974: Remote Sounding of Cloudy Atmospheres. I. The Single Cloud Layer, *J. Atmos. Sci.*, vol. 31, pp. 233-243.

Chahine, M. T., 1977: Remote Sounding of Cloudy Atmospheres. II Multiple Cloud Formations, *J. Atmos. Sci.*, 34, pp. 744-757.

Chalon, J. P., G. Jaubert, F. Roux, and J. P. Lafore, 1988: The West African squall line observed on 23 June 1981 during COPT 81: mesoscale structure and transports," *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 45, no. 19, pp. 2744–2763.

Chédin, A., N. A. Scott, C. Wahiche, and P. Moulinier, 1985: The improved initialization inversion method: A high-resolution physical method for temperature retrievals from satellites of the TIROS-N series, *J. Clim. Appl. Meteorol.*, vol. 24, pp. 128– 143.

Chen, S-S., X. Chen, W-Q. Chen, Y-X. Su, Da. Li, 2011: A simple retrieval method of land surface temperature from AMSR-E passive microwave data—A case study over Southern China during the strong snow disaster of 2008 ; *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* ; vol. 13, pp. 140–151.

Chong, M., P. Amayenc, G. Scialom, and J. Testud, 1987: A tropical squall line observed during the COPT 81 experiment in West Africa: part 1: kinematic structure inferred from dual- Doppler radar data, *Monthly Weather Review*, vol. 115, no. 3, pp. 670–694..

Cybenko, G., 1989: Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of control, signals and systems*, vol. 2, no. 4, pp. 303–314.

Dee, D., S. Uppala, A. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, U. Andrae, M. Balmaseda, G. Balsamo, P. Bauer, A. Beljaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, C. Delsol, R. Dragani, M. Fuentes, A. Geer, L. Haimberger, S. Healy, H. Hersbach, E. Holm, L. Isaksen, P. Kallberg, M. Kohler, M. Matricardi, A. McNally, B. Monge-Sanz, J.-J. Morcrette, B.-K. Park, C. Peubey, P. de Rosnay, C. Tavolato, J.-N. Thépaut, and F. Vitart, 2011: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137: 553–597, doi: 10.1002/qj.828.

Del Frate, F. and G. Schiavon, 1998: Neural networks for the retrieval of water vapor and liquid water from radiometric data, *Radio Science*, vol. 33, no. 5, pp. 1373-1386.

Delhenger, Y., B. Diop, 2009: Squall line mark by NOAA-TOVS-ATOVS, EUMETSAT Conference, doi: 10.1.1.4.3566.

Diop, B., S. Fongang, 1994: Profils énergétique vertical de l'atmosphère au passage des lignes de grains à Dakar, *AIC*, 9, pp. 119-126.

Diop, B., 1996: Etude des échanges énergétiques dans l'atmosphère au passage des lignes de grains à Dakar entre 1968 et 1992. Thèse d'Univ. C.D. de Dakar, 125pp.

Diop, B., 2004: Bilan hydrique Terre-Atmosphere au passage des ligne de grains à Dakar. *AIC*.

Diop, B., 2012: Etude énergétique de l'atmosphère soumise à l'influence des lignes de grains dans la zone sahelienne. Thèse d'Univ. Cheikh Anta Diop de Dakar, 167pp.

English, S., 1999: Estimation of temperature and humidity profile information from microwave radiances over different surface types, *J. Appl. Meteorol.*, vol. 38, pp. 1526-1541.

Escobar, J., 1993 : Base de données pour la restitution de paramètres atmosphériques à l'échelle globale; étude sur l'inversion par réseaux de neurones des données des sondeurs verticaux atmosphériques satellitaires présents et à venir, Ph.D. thesis, Univ. Denis Diderot, Paris VII, Paris.

Eymard, L., F. Karbou, S. Janicot, N. Chouaib, F. Pinsard, 2010: On the use of Advanced Microwave Sounding Unit-A and -B measurements for studying the monsoon variability over West Africa. *J. Geophys. Res.*115: D20115, DOI: 10.1029/2009JD012935.

Fontaine, B., S. Janicot and V. Moron, 1995 : Rainfall anomaly patterns and wind field signals over West Africa in August (1958-1989), *J. Clim*, Vol. 8, pp. 1503-1510, doi :10.1175/1520-0442(1995)008<1503 :RAPAWF>2.0.CO;2.

Franquet, S., 2003: Contribution à l'étude du cycle hydrologique par radiometrie hyperfréquence: Algorithmes de restitution (réseaux de neurones) et validation pour la vapeur d'eau (instrument AMSU, SAPHIR) et les précipitations (AMSU, Radars au sol Baltrad), Ph.D. thesis, Univ. Paris-Diderot, Paris VII, Paris.

Gaye, A.T., 2002: Pluviosité et dynamique des lignes de grains en Afrique de l'Ouest. These D'état Univ. C.A.D de Dakar, 173pp.

Gaye, A., A. Viltard, and P. de Félice, 2005: Squall lines and rainfall over Western Africa during summer 1986 and 87, *Meteorology and Atmospheric Physics*, vol. 90, no. 3-4, pp. 215-224.

Garrigues, S., 2004: Hétérogénéité spatiale des surfaces terrestres en télédétection: caractérisation et influence sur l'estimation des variables biophysiques. Thèse Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes, 380pp.

Girard, C.M., and Girard, M.C., 1999 : Traitement des données de télédétection. Edition DUNOD Paris, ISBN 2 10 004185 1, pp. 527.

Goodrum, G., K. B. Kidwell, and W. Winston, 2000: NOAA KLM User's Guide, NOAA, Silver Spring, Md.

Hervéou, M., A. Scott, and A. Chedin, 1997: The retrieval of temperature and water vapor profiles from ATOVS data: An adaptation of the 3I-Scheme", Technical proceedings of the ninth international TOVS study conference, Igls, Austria.

Hong, G., G. Heygster, J. Miao, K. Kunzi, 2005: Sensitivity of microwave brightness temperatures to hydrometeors in a tropical deep convective cloud system at 89-190 GHz ; *RADIO SCIENCE*, VOL. 40, RS4003, doi:10.1029/2004RS003129.

Hong, G., G. Heygster, J. Miao, and K. Kunzi, 2005: Detection of tropical deep convective clouds from AMSU-B water vapor channels measurements, *J. Geophys. Res.*, 110, D05205, doi: 10.1029/2004JD004949.

Hornik, K., M. Stinchcombe, and H. White, 1989: Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, Vol. 2, no. 5, pp. 359–366.

Houze, R. A., 1977: Structure and dynamics of a tropical squall line system, *Structure and Dynamics of a Tropical Squall Line System*, vol. 105, pp. 1540–1567.

IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change), 1995: Radiative forcing of climate change 1994, Report from the scientific assessment Working Group (WGI), UNEP/WMO.

Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), 2007: Fourth Assessment Report. The physical science basis. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press.

Jackson, D. L., G. A. Wick, and J. J. Bates, 2006: Near-surface retrieval of air temperature and specific humidity using multisensor microwave satellite observations. *J. Geophys. Res.*, 111, D10306, doi: 10.1029/2005JD006431.

Jackson, D.L., G.A. Wick, 2010: Near-Surface Air Temperature Retrieval Derived from AMSU-A and Sea Surface Temperature Observations; *Journal of atmospheric and oceanic technology*, 27.

Jiménez, C. and P. Eriksson, 2001: A neural network technique for retrieving atmospheric species from microwave limb sounders, *Radio Sci.*, vol. 36, No. 5, pp.-941-953.

Jiménez, C., P. Eriksson, and D. Murtagh, 2003: First inversions of observed sub-millimetre limb sounding radiances by neural networks", *J. Geophys. Res.*, Vol. 108, No. 24, pp. 4791.

Johnsen, K., J. Miao, and S. Q. Kidder, 2004: Comparison of atmospheric water vapor over Antarctica derived from CHAMP/GPS and AMSU-B data, *Physics and Chemistry of the Earth*, vol. 29, pp. 251–255.

Karbou, F., 2004: Inversion des mesures radiométriques haute fréquence au dessus des surfaces continentales. Thèse d'Univ. de Versailles Saint Quentin en Yvelines, 157pp.

Karbou, F., F. Aires, C. Prigent, and L. Eymard, 2005: Potential of Advanced Microwave Sounding Unit-A (AMSU-A) and AMSU-B measurements for atmospheric temperature and humidity profiling over land, *Journal of Geophysical Research (Atmospheres)*, vol. 110(D9), pp. 7109.

Krasnopolsky, V. M., W. H. Gemmill, and L. C. Breaker, 2000: A neural network multi-parameter algorithm SSM/I ocean retrievals: Comparisons and validations, *Remote Sens. Environ.*, vol. 73, pp. 133– 142.

- Lafont, D., 2005 : Prise en compte des heterogeneités dans la restitution de l'eau nuageuse et des precipitations par radiometrie micro-onde passive. Thèse de l'Université Blaise Pascal, 193pp.
- Lavanant L., P. Brunel, G. Rochard and T. Labrot, 1999: NOAA-15 sounding profiles retrieved with the ICI scheme. ITSC No.10.
- Li, J., W. Wolf, W. P. Menzel, W. Zhang, H-L. Huang and T. H. Achtor, 1999: Global Soundings of the Atmosphere from ATOVS Measurements: The Algorithm and Validation, J. of Applie. Meteo., vol. 39, pp. 1248-1268.
- Mallet, C., E. Moreau, L. Casagrande, and C. Klapisz, 2002: Determination of integrated cloud liquid water path and total precipitate water from SSM/I data using a neural network algorithm," Int. J. Remote Sens., vol. 23, pp. 661-674.
- Mao, K.B., J.C Shi, Z.L Li, 2007a: A physics-based statistical algorithm for retrieving land surface temperature from AMSR-E passive microwave data. Science in China Series D: Earth Sciences vol. 50, no. 7, pp. 1115-1120.
- Mao, K.B., H.J. Tang, Q.B. Zhou, Z.X. Chern, Y.Q. Chen, D.Z. Zhao, 2007b: A study of the relationship between AMSR-E/MPI and MODIS LAI/NDVI. Remote Sensing for Land and Resources 1 (71), pp. 27-31.
- Mathon, V., Laurent, H., Lebel, T., 2002: Mesoscale convective system rainfall in the Sahel. Journal of Applied Meteorology, vol. 41, pp. 1081-1092.
- Mbengue, A. A., 2009: Estimation par satellite de l'humidité specifique au dessus de l'océan par radiometrie hyperfrequence. Thèse d'Univ. de Versailles Saint-Quentin en Yvelines, 150pp.
- McFarland, M.J., R.L. Miller, C.M.U Neale, 1990: Land surface temperature derived from the SSM/I passive microwave brightness temperatures. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 28 (5), 839-845.
- Miao, J., N. Schlüter, G. Heygster, 1997: Retrieval of Total Water Vapor in Polar Regions Using SSM/T2 Channels, Geoscience and Remote Sensing 1997, IGARSS'97, Remote Sensing – A Scientific Vision for Sustainable Development., 1997 IEEE International, Vol.1, No.19, pp.61-63.
- Miao, J., 1998: Retrieval of Atmospheric Water Vapor Content in Polar Regions Using Spaceborne Microwave Radiometry, Buchhandlung Karl Kamloth.
- Miao, J., K. Kunzi, G. Heygster, T. Lachlan-Cope, J. Turner, 2001: Atmospheric water vapor over Antarctica derived from special Sensor Microwave/Temperature 2 data. J. Geophys. Res. Vol. 106, pp. 10187-10203.
- Mitra, A.K., P.K Kundu, A. K Sharma, S.K Roy Bhowmik, 2010: A neural network approach for temperature retrieval from AMSU-A measurements onboard NOAA-15 and NOAA-16 satellites and a case study during Gonu cyclone, Atmosfera, Vol. 23, No. 3, pp. 225-239.

Moreau, E., C. Mallet, B. Maxbboux, F. Badran, and C. Klapisz, 2002: Atmospheric liquid water retrieval using a gated experts neural network," *J. Atmos. Ocean Technol.*, vol. 19, pp. 457–467.

Moussa, A. M., B. Diop, A. Diakhaby, A. Deme, and A. Sy, 2014 : Precipitable water vapor, temperature and humidity retrieval using AMSU-A, MHS and HIRS, *International Journal of Innovation and Applied Studies*, vol. 9, no. 4, pp. 1793–1808.

Njoku, E.G., 1993: Surface temperature estimation over land using satellite microwave radiometry. JPL Technical Report Server, 93-0046, pp. 1–28.

Njoku, E.G., L. Li, 1997: Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6 to 18 GHz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1–43.

Paul, M., 2013: Synergie infrarouge et micro-onde pour la restitution atmosphérique. Thèse d'Univ. Pierre et Marie Curie, 253pp.

Paul, M., F. Aires, C. Prigent, I. Trigo, and F. Bernardo, 2012: An innovative physical scheme to retrieve simultaneously surface temperature and emissivities using high spectral infrared observations from IASI. *Journal of Geophysical Research*, 117(D11).

Pequignot, P., 2006: Détermination de l'émissivité et de la température des surfaces continentales. Application aux sondeurs spatiaux HIRS et AIRS/IASI. PhD thesis, Ecole Polytechnique, 39, 148 pp.

Pequignot, P., A. Chedin, and N. Scott, 2008: Infrared continental surface emissivity spectra reatrieved from AIRS hyperspectral sensor. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 47 doi: 1619–1633, 2008.

Pierre, C., 2010: Variabilité interannuelle des emissions d'aerosols minéraux en zone semi-aride sahelienne, These de doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie.

Prigent, C., and W. B. Rossow, 1999: Retrieval of surface and atmospheric parameters over land from SSM/I: Potential and limitations, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 125, 2379– 2400.

Prigent, C., F. Aires, and W. B. Rossow, 2003: Land surface skin temperatures from a combined analysis of microwave and infrared satellite observations for an all-weather evaluation of the differences between air and skin temperatures, *J. of Geophys. Res.*, VOL. 108, NO. D10, 4310, doi: 10.1029/2002JD002301.

Qiao, M., J. Miao, 2008: Retrieving Integrated Water Vapor Using AMSU-B Channels over Arctic Region, *International Journal of Energy and Environment*, Issue 3, Vol. 2.

Reed, R. J., D. C. Norquist, and E. E. Recker, 1977: The structure and properties of African wave disturbances as observed during Phase III of GATE," *Monthly Weather Review*, vol. 105, pp. 317–333.

- Rosenkrantz, P., 2001: Retrieval of temperature and moisture profiles from AMSU-A and AMSU-B measurements, *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 39, 2429– 2435.
- Roux, F., 1988: The West African squall line observed of 23 June 1981 during COPT 81: kinematics and thermodynamics of the convective region, *Journal of the Atmospheric Sciences*, vol. 45, no. 3, pp. 406–426.
- Rowell, D. P. and J. R. Milford, 1993 : On the generation of African squall lines, *Journal of Climate*, vol. 6, no. 6, pp. 1181–1193.
- Rubio, E., V. Caselles, and C. Badenas, 1997: Emissivity measurements of several soils and vegetation types in the 8–14mwave band: analysis of two field methods. *Remote Sensing of Environment*, vol. 59, pp. 490–521.
- Rumelhart, D. E., G. E. Hinton, and R. J. Williams, 1986: Learning internal representations by error propagation, in *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, vol. I, Foundations, edited by D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, and the PDP Research Group, pp. 318– 362, MIT Press, Cambridge, Mass.
- Saunders, R. W., T.J. Hewison, S.J. Stringer and N. C. Atkinson, 1995: The Radiometric characterization of AMSU-B, *IEEE Trans. Micr. Theory Techni*, vol. 43, pp. 760–771.
- Shi, L., 2000: Retrieval of Atmospheric Temperature Profiles from AMSU-A Measurement Using a Neural Network Approach, *J. of Atmos. And Ocean. Tech.*, Vol. 18, 340–347.
- Shi, L., 2001: Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSUA measurements using a neural network approach, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, vol. 18, pp. 340–347.
- Singh, D. and R. C. Bhatia, 2007: Retrieval of atmospheric temperature and moisture profiles from satellite data over India using the ICI inversion model, *Indian journal of Radio Space Physics*, vol. 36, pp. 44-51.
- Smith, J.W., A. E. Reynolds, A. S. Pratt, S. Salack, B. Klotz, T. L. Battle, D. Grant, A. Diop, T. Fall, A. Gaye, D. Robertson, M. S. DeLonge, and S. Chan, 2012: Observations of an 11 September Sahelian Squall Line and Saharan Air Layer Outbreak during NAMMA-06, *International Journal of Geophysics*, Vol. 2012, Article ID 153256, 14 pages, doi: 10.1155/2012/153256.
- Stratton, J.A., 1941 : *Electromagnetic theory*, Mc. Graw-Hill, New-York.
- Suchel J. B., 1987 : “Les climats au Cameroun”. Thèse de Doctorat d’Etat, Université de Saint Etienne (en 3 tomes), 1186 p.
- Susskind, J., C. Barnet, and J. Blaisdell, 2003: Retrieval of atmospheric and surface parameters from AIRS/AMSU/HSB data in the presence of clouds. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 41, No.2, pp.390–409.

Thorncroft, C. and K. Hodges, 2001: African easterly wave variability and its relationship to Atlantic tropical cyclone activity, *Journal of Climate*, vol. 14, no. 6, pp. 1166–1179.

Wang, J. R., J. Zhan, and P. Racette, 1997: Storm-associated microwave radiometric signatures in the frequency range of 90–220 GHz, *J. Atmos. Ocean Technol.*, vol. 14, pp. 13–31.

Yang, H. and Z.D. yang, 2006: A modified land surface temperature split window retrieval algorithm and its applications over China. *Global and Planetary Change*, vol. 52, 2pp. 07–215.

Zhigang Y., Ch. Hongbin and L. Longfu, 2005: Retrieving atmospheric temperature profiles from AMSU–A data with neural networks. *Adv. Atmos. Sci*, vol. 22, pp. 606–616.

Zipser, E. J., 1977: Mesoscale and convective-scale downdrafts as distinct components of SL circulation,” *Monthly Weather Review*, vol. 105, pp. 1568–1589.

Zipser, E. J., C. H. Twohy, S.-C. Tsay, et al., 2009: The Saharan air layer and the fate of African Easterly Waves: NASA’s AMMA 2006 field program to study tropical cyclogenesis: NAMMA, *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol. 8, pp. 1137–1156.

Annexe 1

International Journal of Innovation and Applied Studies

ISSN 2028-9324 Vol. 9 No. 4

Dec. 2014, pp. 1793-1808 ©

2014 Innovative Space of
Scientific Research Journals

<http://www.ijias.issr-journals.org/>

Precipitable water vapor, temperature and humidity retrieval using AMSU-A, MHS
and HIRS

Adoum Mahamat MOUSSA¹, Bouya DIOP¹, Aboubakary DIAKHABY², Abdoulaye
DEME¹, and Abdoulaye SY¹

1 Laboratoire des Sciences de l'atmosphère et des Océans (LSAO),
Université Gaston Berger, 224,
BP 224, Saint-Louis, Senegal

2 Laboratoire d'Etudes et de Recherches en Statistiques et Développement
(LERSTAD),
Université Gaston Berger, 224,
BP 224, Saint-Louis, Senegal

Copyright © 2014 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ABSTRACT: A multiple linear regression method and a neural network method are performed to retrieve the Precipitable Water Vapor, surface temperature and relative humidity using microwave (AMSU-A, MHS) and infrared (HIRS) ATOVS sounders. Each method is performed using microwave, infrared, and mixed data separately to assess the best. Near nadir ATOVS data of Dakar region (Senegal) at 12:00 AM and 12:00 PM are used for the whole year 2013. Learning data are from radiosonde and in situ measurements. By comparing them with retrieved data, ECMWF reanalysis data help to validate the different methods. The multiple linear regression method provides good results for microwave data with an RMS of 4.65 mm, 2.27 °K and 2.37 % respectively for PWV, surface temperature and surface relative humidity retrieval. Mixed data presents the greatest RMS error, except for PWV retrieval (2.3 mm) whose regression equation, moreover, contains only microwave channels. The neural network significantly improve the results, providing RMS error of 0.56 mm for the PWV retrieval with the microwave neural network, 0.87 °K for the surface temperature restitution with the mixed data neural network and 8% for the surface relative humidity retrieval with the mixed data neural network too. Additionally with the neural network method we retrieved the temperature and relative humidity profiles at 33 pressure levels from the surface to 300 hPa. Mixed data provide better results with an RMS between 0.7 °K and 0.87 °K for the temperature profile and between 6% and 8% for the relative humidity profile.

KEYWORDS: AMSU-A, MHS, HIRS, PWV, Temperature, Humidity, Neural network, Regression.

1 INTRODUCTION

Radiosonde is the reference tool for atmospheric sounding; however the effectiveness of radiosonde is limited by their low and inhomogeneous spatial distribution on the globe, especially in African region, and also by their insufficient time availability (usually twice a day). Nowadays numerous atmospheric observation satellite platforms orbiting around the earth embark, mostly, multiple sensors at different (microwave, visible, infrared) wavelengths. Despite the availability of these multi-frequency observations, little effort has been invested to design algorithms that exploit the best potential synergies for atmospheric variables retrieval. Several sensors can be sensitive to the same atmospheric variables, so using them in conjunction can improve the accuracy of the retrievals.

ATOVS (Advanced TIROS Operational Vertical Sounder) radiometers flying on the NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), MetOp, AQUA and other polar orbiting satellites have several potential not exploited enough. ATOVS sounders AMSU-A, MHS (evolution of AMSU-B) and HIRS measure the outgoing radiances from the atmosphere and the Earth surface in the microwave band (AMSU-A and MHS) or the infrared band (HIRS).

Corresponding Author: Adoum Mahamat MOUSSA

Several retrieval techniques have been developed for temperature and/or humidity sounding with ATOVS and other sounders measurements [[1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], etc.]. Over ocean, the ATOVS measurements are now routinely assimilated in NWP systems and they provide unique atmospheric profiling capabilities. Over land however, the ATOVS measurements are not fully exploited. At best, only the channels that are not contaminated by surface contributions are assimilated, thus limiting the profiling potential to the higher atmospheric layers.

Contrarily to the ocean emissivity, the land surface emissivity is high, often close to unity, leading to difficulties in discriminating between surface and atmosphere contributions. In the present study, we used AMSU-A, MHS and HIRS brightness temperature data to retrieve Precipitable Water Vapor (PWV), surface temperature and humidity with two (02) methods: A multiple linear regression method and a neural network approach. Initial guess data are radiosonde and in-situ measurements. ECMWF data are used for validation by comparing them with retrieved data.

Additionally with the neural network method, we retrieved the atmosphere's vertical temperature and humidity profiles from the surface to 300 hPa altitude. Information of temperature and moisture distribution in the vertical atmosphere is useful in Aviation meteorology, synoptic forecasting and numerical modeling.

In the first section we describe the study data. The retrieval approaches are presented in section 2. In the section 3 we will present the retrieval results and discussions. Section 5 concludes this study.

2 DATA

Several data sets are used for this study; it is mainly satellite ATOVS sounders AMSU-A, MHS and HIRS, radiosonde, climate observations tables and ECMWF reanalysis. The study area is that of Dakar, Senegal.

2.1 RADIOSONDE

Radiosonde observations provide independent and unique reference for many altitude meteorological variables such as PWV, temperature and humidity profiles, wind speed etc. However, they are unevenly distributed over the Earth with different measurement accuracy. They are particularly scarce in Africa. Launched at the Dakar point latitude 14.73° and longitude 17.5°, radiosonde system provides data at fixed times twice a day at 12:00 AM and 12:00 PM. Records of radiosonde measurements are archived at many meteorological centers. We used data available on the University of Wyoming (United States) website: <http://weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>.

2.2 ATOVS DATA

The main objective of our study is the use of ATOVS sounders retrieval potential. In keeping with the availability of radiosonde at 12:00 AM and 12:00 PM, we are interested in satellite data of Dakar at these times. By using a tracking satellites software, those passing over Dakar at any hours were listed, it is the NOAA 19 and Metop-A for the year 2013. A database of AMSU-A, MHS and HIRS sounders was formed for the Dakar region for the full year 2013 at 12:00 AM and 12:00 PM. ATOVS data are freely available on the website of the NOAA CLASS (Comprehensive Large Array-data Stewardship System): <http://www.class.noaa.gov/>. The raw satellite data are pre-processed using the AAPP (ATOVS and AVHRR Preprocessing Package) software produced by the Met Office, in partnership with ECMWF, KNMI and Météo-France. Data's spatial resolution is $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ around the Dakar point 14.73° latitude and 17.5° longitude, the radiosonde balloon launching point. The brightness temperature data included in this grid are averaged.

2.2.1 AMSU

AMSU (Advanced Microwave Sounding Unit) radiometers measure microwave radiations emitted by the earth, the ocean and the atmosphere in different frequencies. This radiation is converted into brightness temperature. Microwave measurements at frequencies below 20 GHz have the advantage of having very large wavelengths compared to the size of water droplets in the atmosphere, and large enough to cross the atmosphere and reach the surface (Smith and Mugnai 1989).

They are two AMSU sensors, AMSU-A and AMSU-B (former to the MHS). With channels in the oxygen absorption band, AMSU-A is designed to retrieve the atmospheric temperature from about 3 hPa (~ 45 km) down to the Earth's surface. AMSUB module makes measurements in the vicinity of the strong water vapor absorption line at 183 GHz and is used for atmospheric water vapor sounding. Therefore, the use of AMSU measurements in operational Numerical Weather Prediction (NWP) models can potentially provide accurate monitoring of both air temperature and moisture profiles with good temporal and spatial sampling. Compared to infrared sounding measurements, AMSU observations are less sensitive to high thin and non precipitating clouds.

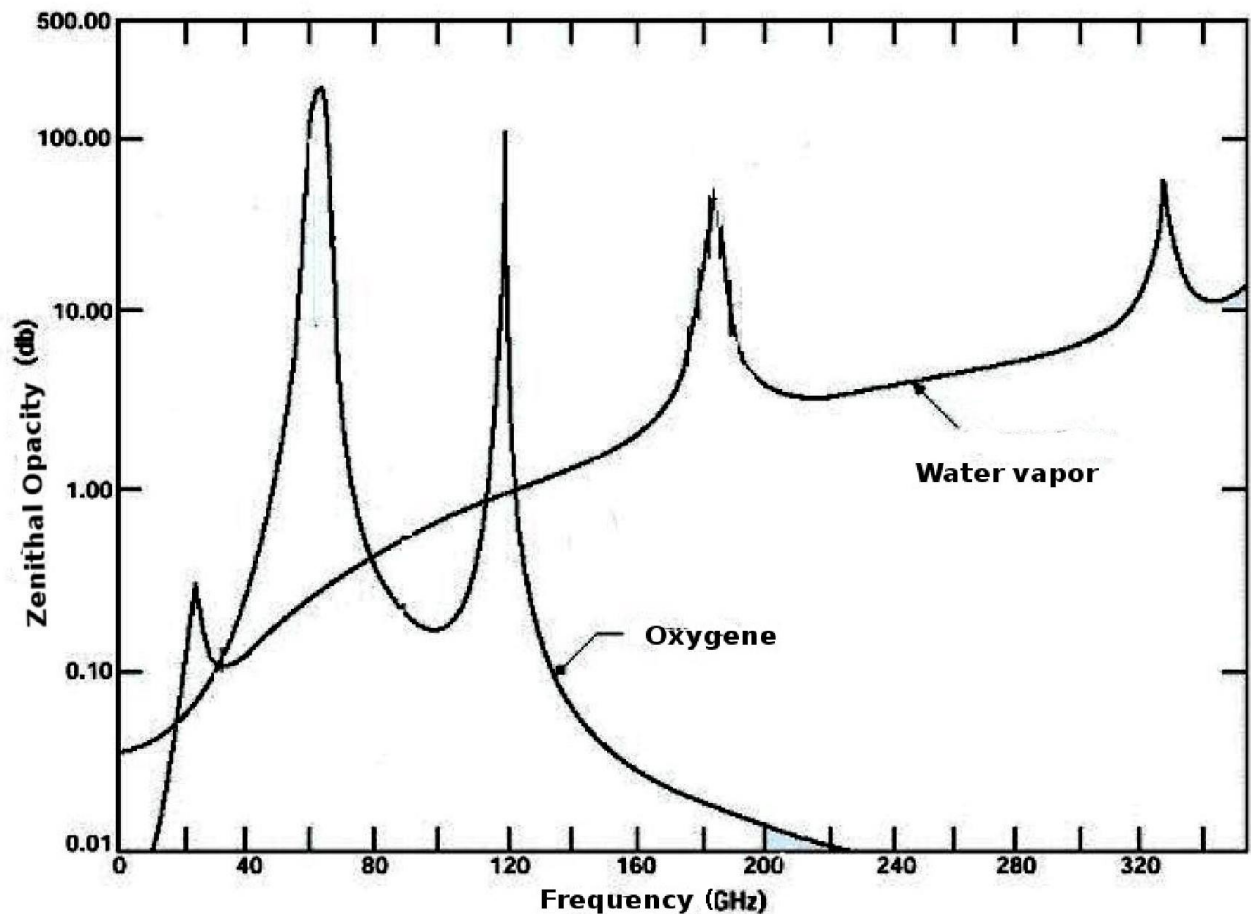


Fig. 1. Electromagnetic spectrum region used by microwave radiometers

AMSU-A is designed to measure radiances in 15 channels (Table 1) in discrete frequency. It is used to measure the vertical profile of atmospheric temperature and humidity and provides information on atmospheric water in all its forms (except for ice small particles transparent to microwave).

Table 1. Frequencies, absorbing constituent and atmospheric layer of maximum sensitivity corresponding to AMSU-A channels

Channel	Frequency (GHz)	Principal absorbing Constituent	Level of maximum sensitivity (hPa)
1	23.8	H2O	Surface
2	31.4	H2O	Surface
3	50.3	H2O	Surface
4	52.8	H2O	950
5	53.596 \pm 0.115	O2	750
6	54.4	O2	400
7	54.94	O2	250
8	55.5	O2	150
9	57,290	O2	85
10	57.29 \pm 0.217	O2	50
11	57.29 \pm 0.322 \pm 0.048	O2	25
12	57.29 \pm 0.322 \pm 0.022	O2	10
13	57.29 \pm 0.322 \pm 0.010	O2	5
14	57.29 \pm 0.322 \pm 0.0045	O2	2.5
15	89	H2O	Surface

AMSU-B has 5 frequency channels created for humidity sounding and comprises (Table 2). Two (O2) channels are centered at 89 GHz and 150 GHz, and the other three are centered on the water vapor absorption line at 183.31 GHz.

Table 2. Frequencies, absorbing constituent and atmospheric layer of maximum sensitivity corresponding to AMSU-B channels.

Channel	Frequency (GHz)	Principal absorbing Constituent	Level of maximum sensitivity (hPa)
1	89.9 \pm 0.9	H2O	Surface
2	150 \pm 0.9	H2O	Surface
3	183.31 \pm 1.00	H2O	500
4	183.31 \pm 3.00	H2O	700
5	183.31 \pm 7.00	H2O	950

Atmospheric maximum sensitivity level with respect to a molecule for each channels frequency channels, is determined using the sensors weighting functions (Figure 2). Figure 1 shows the opacity due to oxygen (O2) and water vapor (H2O) according to the microwave frequencies. At 23.8 GHz (Channel 1 of AMSU-A) we have a weak water vapor absorption ray.

Around 89 GHz (Channel 15 of AMSU-A) and channel 1 of AMSU-B, we notice the existence of atmospheric windows (frequency band where the absorption by the atmosphere is minimal). These windows facilitate "access to the surface" and thus make possible its variables study.

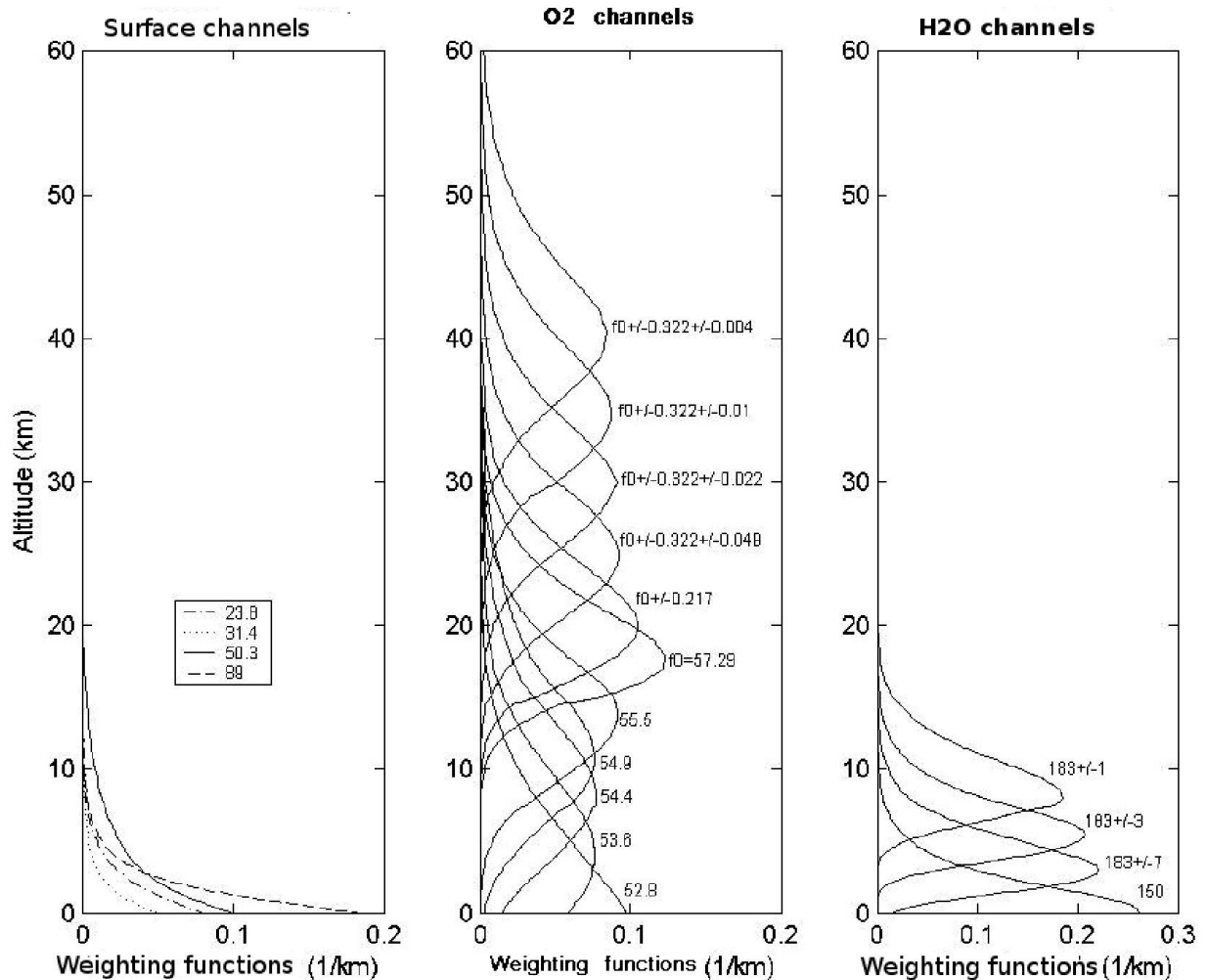


Fig. 2. AMSU frequencies Weighting functions (23 to 190 GHz) for a tropical atmosphere and a nadir measurement configuration (Karbou et al., 2006)

2.2.2 MHS

MHS (Microwave Humidity Sounder) is a 5 channels radiometer which is a development of AMSU-B. Channels 1, 3 and 4 are the same for the two sensors (Table 3).

Table 3. Frequencies, absorbing constituent and atmospheric layer of maximum sensitivity corresponding to MHS channels.

Channel	Frequency (GHz)	Principal absorbing Constituent	Level of maximum sensitivity (hPa)
1	89.9	H ₂ O	Surface
2	157	H ₂ O	950
3	183.31 ± 1.00	H ₂ O	500
4	183.31 ± 3.00	H ₂ O	700
5	190.3	H ₂ O	900

2.2.3 HIRS

HIRS (High-resolution Infrared Radiation Sounder) is a 20 atmospheric sounding channels (Table 4) operating in the infrared. It provides multi-spectral data of a visible channel (0.69 microns), 07 shortwave channels (3.7 to 4.6 microns) and 12 long wave channels (6.7 to 15 microns) using one telescope and a rotating filter containing 20 individual spectral filters.

Table 4. Frequencies, absorbing constituent and atmospheric layer of maximum sensitivity corresponding to HIRS channels.

Channels	Frequency		Principal absorbing Constituent	Level of maximum sensitivity (hPa)
	-1 (cm ⁻¹)	(μm)		
1	668	14,95	CO ₂	30
2	680	14,71	CO ₂	60
3	690	14,49	CO ₂	100
4	703	14,22	CO ₂	400
5	716	13,97	CO ₂	600
6	733	13,64	CO ₂ / H ₂ O	800
7	749	13,35	CO ₂ / H ₂ O	900
8	900	11,11	Window	Surface
9	1,030	9,71	O ₃	25
10	802	12,47	H ₂ O	900
11	1,365	7,33	H ₂ O	700
12	1,533	6,52	H ₂ O	500
13	2,188	4,57	N ₂ O	1000
14	2,210	4,52	N ₂ O	950
15	2,235	4,47	CO ₂ / N ₂ O	700
16	2,245	4,45	CO ₂ / N ₂ O	400
17	2,420	4,13	CO ₂	5
18	2,515	4,00	CO ₂	Surface

19	2,660	3,76	Window	Surface
20	14,500	0,69 (m)	Visible	Surface / Clouds

Since its first launch on NOAA TIROS-N in 1978, there have been four generations of HIRS but only minor changes were made to the original design. The basic sounding channels remain the same. The sensor measures the brightness temperatures in the infrared spectrum of which data can be used in conjunction with microwave data to calculate the temperature and humidity vertical profiles, oceans surface temperature, atmospheric ozone or cloud cover.

2.3 CLIMATE OBSERVATION TABLE

The daily climate observation table provides meteorological surface parameters every hour. They can provide almost instant overview of climate with various parameters such as temperature, humidity, dew point temperature, pressure, visibility, wind speed, wind direction, rainfall, etc.

2.4 ECMWF REANALYSIS

It is an operational model of the European Center for Medium range Weather Forecasting (ECMWF). It produces 04 global analyzes per day, 00, 06, 12 and 18H obtained from two cycles of assimilation 4D-var (method of fitting the model to observations). ERA-Interim reanalysis [8] realize the synthesis of all in situ and remote sensing data from 1979. The data we use are sized on the grid set around the radiosonde launch point in Dakar. They can be retrieved from the dedicated website: http://data-portal.ecmwf.int/data/d/interim_full_daily/.

3 METHODOLOGY

ATOVS sounders have meteorological parameters retrieval potential not fully exploited [5]. Over the ocean, temperature, humidity or PWV retrieval is now well advanced, and even assimilated into some global models (Météo-France, ECMWF, NOAA, etc.). Therefore it is very interesting to be able to implement effective retrieval methods over the continents.

Two (02) approaches are used in order to retrieve the temperature, humidity and PWV: Multiple linear regression, and neural networks. PWV, temperature and humidity profiles data used for learning are from radiosonde. Surface temperature and humidity are from climate observations tables. Each retrieval method uses three (03) types of data:

- Microwave data (AMSU-A and MHS): 19 channels are concerned, having held a malfunction at the channel 7 of AMSU-A.

- Infrared data (HIRS): Similarly, the HIRS channel 20 does not provide enough usable data, thus has 19 channels.
- Microwave and infrared data synergy: 19 microwave channels and 19 infrared channels, so a total of 38 channels.

This approach will allow us to measure the effectiveness of the data type in relation to the retrieved variable. Our objective is to retrieve the satellite data in all conditions, day or night, cloudy or clear sky, etc. Thus day time data (12:00 PM), night data (12:00 AM) and 2013 all seasons data are mixed.

So the final database that we have is:

- 617 microwave data;
- 546 Infrared data;
- 528 microwave and infrared mixed data.

The difference between the data numbers is due to the fact that for some samples, data from some sensors are unavailable (especially HIRS), according to the operational sensors independence. For each case, 1/3 of the data are assigned to the test database whereas 2/3 of the data are attributed to the learning database. ECMWF reanalysis data are used for validation.

4 RESULTS AND DISCUSSIONS

4.1 MULTIPLE LINEAR REGRESSION METHOD

Multiple linear regression method allows identifying easily the predominant channels. A filter of inputs variables (channels) is set up with a significance test at 5 %. In the linear regression, each output of the algorithm is a linear combination of the inputs and an eventual bias. The parameters (different weights for each input and bias) of the regression are adjusted to minimize the difference between the retrieved variables and real variables (in the sense of least squares) through the learning base.

Statistical variables used to evaluate the model performance are: The model coefficient of determination R^2 , the RMS (root mean squared) of the model, correlation coefficient (corr) and standard deviation (std) between real data of the test database and data predicted by the model. The RMS variable is the square of the residual variance of the model while R^2 measures the difference between the data and the fitted regression line.

The standard deviation (std) and the correlation between retrieved data and ECMWF data will evaluate the validation.

4.1.1 PWV RETRIEVAL

The precipitable water vapor (PWV) is essential for weather studies because of its greenhouse effect and its influence on the prediction. Table 5 reports the model equations found for 03 types of data, which AMA_i is channel *i* of AMSU-A, MHS_i channel *i* of MHS and HIRS_i channel *i* of HIRS.

Table 5. Multiple linear regression equations for precipitable water vapor restitution

Inputs	Model equation
AMSU-A and MHS	$-202.20 + 0.68 * AMA1 - 0.57 * AMA2 + 0.41 * AMA3 - 1.31 * AMA4 + 1.68 * AMA6 + 0.43 * MHS1 - 0.20 * MHS2$
HIRS	$7.93 + 6.34 * HIRS2 - 7.14 * HIRS3 - 3.84 * HIRS4 + 7.49 * HIRS5 - 6.56 * HIRS7 + 2.51 * HIRS8 - 2.82 * HIRS9 + 1.22 * HIRS14 + 2.29 * HIRS15$
AMSU-A, MHS and HIRS	$-298.6 + 0.68 * AMA1 - 0.49 * AMA2 + 0.99 * AMA6 + 0.46 * MHS1 - 0.25 * MHS2$

Performance parameters (statistics) of these equations (Table 6) can judge what kind of data retrieve the PWV with utmost accuracy. Retrievals model RMS errors clearly show that the infrared data are not informative enough for PWV retrieval (10.74 mm).

Microwave and infrared data used synergistically provide a better outcome with an RMS of 4.3 mm. Data are also well correlated (96 %) with the regression line the std between the rendered data and the actual data in the database test is 3.2 mm. The model using microwave data has results quite close to the model combining the microwave and infrared data. This explains why the model designed with mixed microwave and infrared data has no infrared channel.

Table 6. Regression equations for precipitable water vapor restitution performances.

Inputs	R ² (%)	RMS (mm)	corr (%)	std (mm)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (mm)
AMSU-A and MHS	93	4.65	93	3.8	87	4.4
HIRS	64	10.74	59	8.3	47	10.9
AMSU-A, MHS and HIRS	96	4.3	94	3.2	87	4.3

ECMWF Validation data confirm the results found above. The model using microwave and infrared data synergistically has the best results. PWV data retrieved with this model have a correlation of 87% and a standard deviation of 4.3 mm with reanalysis PWV data. Similarly, the validation of the microwave model presents a correlation of

87% and a standard deviation of 4.4 mm. PWV data retrieved from the infrared model are weakly correlated with the ECMWF data with a standard deviation of 10.9 mm.

4.1.2 SURFACE TEMPERATURE RESTITUTION

The Ocean emissivity is about 0.5 which enables the sea surface temperature (SST) assimilation in NWP models. Continental surfaces emissivity close to 1 increases the difficulty of surface parameters restitution. Our study area, Dakar region is located on the coast so our remote sensing data are contaminated by continental emissivity. Table 7 details the regression algorithms implemented.

Table 7. Multiple linear regression equations for surface temperature retrieval

Inputs	Model equation
AMSU-A and MHS	$-146.99 + 0.19 * AMA1 - 0.11 * AMA2 - 0.19 * AMA3 + 1.86 * AMA5 - 2.18 * AMA8 + 0.79 * AMA10 - 0.66 * AMA11$
HIRS	$17.95 - 0.6 * HIRS3 + 1.02 * HIRS4 + 0.94 * HIRS6 - 2.76 * HIRS7 - 0.39 * HIRS9 + 1.23 * HIRS10 + 0.5 * HIRS17$
AMSU-A, MHS and HIRS	$-276.86 + 1.4 * AMA5 - 1.09 * AMA6 + 0.09 * AMA9 - 1.02 * HIRS7 + 0.7 * HIRS10 - 1.23 * HIRS13 + 1.02 * HIRS15 + 1.38 * HIRS18 - 0.83 * HIRS19$

The passive microwave emission can penetrate non-precipitating clouds, providing a better representation of the surface temperature in almost any condition with respect to cloud cover. Thus microwave data provide a better result with an RMS of 2.27 °K (Table 8).

The RMS of the infrared equation is quite close to that of the microwave (2.74 ° K) but the equation does not fit the regression line ($R^2 = 0.49$). This is confirmed by a correlation of 0.53 between the inverted data and real data of the test database. Microwave and infrared mixed data model is not accurate. Its RMS is 5.07 °K and the retrieved data has a correlation of 42 % with surface temperature data.

Table 8. Regression equations for surface temperature restitution performances.

Inputs	R ² (%)	RMS (°K)	corr (%)	std (°K)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (°K)
AMSU-A and MHS	82	2.27	86	2.24	82	2.47
HIRS	49	2.74	53	2.6	49	4.2
AMSU-A, MHS and HIRS	40	5.07	42	3.5	35	5.1

ECMWF data confirm the microwave model good performance with a correlation of 82 % and 2.47 °K standard deviation with retrieved data. Surface temperature retrieved from infrared model and mixed data model are poorly correlated with reanalysis data (respectively 49% and 35 %). these models are not accurate enough.

ATOVS sensors are not used enough to retrieve land surface temperature. Reference [2] retrieved the surface temperature over the state of Louisiana (United States). Using AMSU-A data, his model has an RMS of 4.8°C. In clear sky, [7] obtained an RMS of 2.2°K with a multiple regression model using AMSU-A and MHS data. They performed also a model using microwave AMSU-A and MHS in synergy with infrared IASI data, it provides an RMS of 1.8°K. While over ocean in clear sky, the RMS is 2.6° K for the microwave model, and 0.9°K for mixed data model. Land surface temperature retrieved are also performed with other sensors, [9] established a linear regression model between the microwave sensor AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer-EOS) and MODIS (Moderate-Resolution Imaging Spectroradiometer) surface products. Data refer to the Guangdong Province of China and the RMS of the retrieval is about 3°K.

4.1.3 SURFACE RELATIVE HUMIDITY RESTITUTION

Surface humidity retrieval over ocean from satellite data using a multiple linear regression method was the subject of much research. Reference [10] proposed an algorithm for the specific humidity retrieval by setting up an empirical relationship between the content of integrated water vapor and surface specific humidity between 10 and 20 m. This relationship was established using radiosonde data on four islands and verified using SMMR (Scanning Multichannel Microwave Radiometer) radiometer observations. The RMS between retrieved values and in situ observations is 0.8 g/kg.

To get a better specific humidity estimation using the SSM/I (Special Sensor Microwave/Imager) radiometer at instantaneous scale, [11] developed a method for the integrated water vapor retrieval over an altitude between 0 and 500m, whereas the majority of the water vapor in the boundary layer. To establish the algorithm, they used data from radiosonde carried out by different research boats in the Atlantic Ocean, the North Sea, the Indian Ocean and the North East Atlantic. To validate their results, they used the research boats data. Their results show a standard deviation of 1.2 g/kg compared with in situ measurements.

Reference [11] used SSM/I brightness temperatures measured at 19 GHz, 22 GHz and 37 GHz frequencies, as well as measurements of radiosonde to establish multiple linear regression model. The accuracy of this relation is 0.06 g/cm RMS.

Reference [12] have slightly improved the specific humidity estimation quality through the use of a more direct relationship between the brightness temperature and the

humidity, which uses different frequencies from those operated by [11]. In their work, [12] used boats in situ observations instantaneously. The retrieval RMS is 1.1g/kg.

However, a comparison made by [11] between [12]'s model and in situ measurements, shows a low bias of 0.06 g/kg, but a significant RMS of 1.6 g/kg. This proves that model does not take account for all possible situations, and it is only suitable for a specific region.

Similarly, [13] showed that [11]'s model had a sizeable seasonal bias. To eliminate this bias they proposed, by the linear regression method, a new model that uses the same SSM/I channels frequency than [11], but in situ data are from buoys TAO, NDBC (National Data Buoy Center) and ODAS (European Offshore Data Acquisition System). This model was validated with COADS (Comprehensive Ocean Atmosphere Data Set) measurements which represent a collection of ocean surface observations from 1784 to 1997. Reference [13]'s algorithm has an RMS of 1.1 g/kg.

Reference [14] was the first to explore AMSU potential for specific humidity retrieval. They mainly focused on improving the specific humidity retrieved SSM/I. To this purpose, they developed a new instantaneously humidity retrieval method, based on AMSU data but also SSM/I data. In situ measurements used for the retrieval method adjustment are from a hygrometer operating at infrared wavelengths, and placed aboard research boats during several measurement campaigns. The difference found by [14] is 0.96 g/kg.

Using AMSU-A and AMSU-B data over the ocean, [6] developed an algorithm for specific humidity retrieval with an RMS of 1.01g/kg and 0.86 g/kg, compared to the validation data, which are hourly PIRATA and TAO observations.

Table 9. Multiple linear regression equations for surface relative humidity retrieval

Inputs	Model equation
AMSU-A and MHS	$552.93 - 4.6 * AMA5 + 6.74 * AMA6 - 4.47 * AMA8 - 2.39 * AMA10 + 1.93 * AMA11 + 0.54 * MHS1$
HIRS	$94.68 + 1.81 * HIRS3 - 2.68 * HIRS4 + 1.44 * HIRS6 - 1.7 * HIRS9 - 1.87 * HIRS13 + 2.66 * HIRS14 + 0.94 * HIRS17 - 0.59 * HIRS19$
AMSU-A, MHS and HIRS	$339.96 - 4.34 * AMA5 + 6.4 * AMA6 - 4.08 * AMA8 + 0.61 * MHS1 + 0.3 * MHS2 - 3.37 * HIRS8 + 3.79 * HIRS10 - 0.45 * HIRS19$

Table 9 reports algorithms found from the three used data sets. The maximum emissivity over continents strongly influences the surface parameters retrieval from satellite data. Microwave model have accurate retrieval RMS of 2.37% but the model fitted 75% the regression line (Table 10).

The correlation between retrieved surface relative humidity from this model and real data is about 70%. Infrared model's RMS increase to 6.7% for $R^2=0.44$ and a correlation of 52%. Mixed data model provide a 15.5 % with $R^2=0.23$ and 25 % of correlation. Microwave model provide best results.

Table 10. Regression equations for surface relative humidity restitution performances.

Inputs	R^2 (%)	RMS (%)	corr (%)	std (%)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (%)
AMSU-A and MHS	75	2.37	70	6.4	63	9
HIRS	44	6.7	52	10.2	43	15.2
AMSU-A, MHS and HIRS	23	15.5	25	14.8	31	18.3

Validation performances are in respect with models performances. So the biggest standard deviation is for the mixed data model (18.3%), then the infrared model (15.2%) and finally the microwave model (9%).Correlations are distributed inversely with 63% for the microwave model, 43 % for the infrared model and 31 % for the mixed data model.

4.2 NEURAL NETWORK APPROACH

Multiple linear regression, as the name suggests is a linear method, which can be inadequate to simulate non-linear relationships between inputs and outputs. It is common to use this method as a first test for neuronal method used thereafter [7]. Neural methods are particularly efficient algorithms for remote sensing. Retrievals done following are with neural networks. Neural networks that we use are Multi Layer Perceptrons [15]. If enough samples are provided, all continuous relations, as complex as they are, between inputs and outputs can be represented by a multi-layer perceptron.

This study is divided into two parts; firstly, we will retrieve the previous study parameters: PWV, surface temperature and relative humidity. Then a method to retrieve 33 temperature and relative humidity profiles from surface to 300 hPa is performed. Data of 33 pressure levels are from radiosonde.

Retrievals will be made with three (03) data sets: Microwave, infrared and mixed. Neural networks are a form of nonlinear regression. Thus for each data type temperature, relative humidity and/or PWV will retrieve simultaneously. This allows us to design a network by data type (Table 11). 2/3 of the database are used for learning, the third to test the network and ECMWF data will be compared with data returned for validation (only for PWV, surface temperature and humidity retrieval).

The neural network using microwave data for PWV, surface temperature and specific humidity retrievals have 19 inputs (15 AMSU-A channels and 5 MHS channels), 2 hidden layers of 20 neurons each. The number of outputs is 3 (Table 10).

Similarly for the neural network using infrared data, the number of inputs is 19 (channels 1 to 19 HIRS), the provisions of hidden layers are the same. Network using data synergy will therefore have 38 inputs (2 x 19).

Table 11. Retrieval neural networks Architectures.

Retrieval type	Data	Inputs	Hidden layers	Neurons per hidden layer	Outputs
03 parameters	Microwave	19	2	20-20	3
03 parameters	Infrared	19	2	20-20	3
03 parameters	Microwave and infrared	38	2	30-20	3
Temperature and relative humidity profiles	Microwave	52	2	40-35	66
Temperature and relative humidity profiles	Infrared	52	3	40-40	66
Temperature and relative humidity profiles	Microwave and infrared	71	3	50-40	66

For the vertical profile of temperature and relative humidity at 33 pressure levels retrieval, we set these pressure levels as inputs. Thus the network using microwave data have 52 (19 + 33) inputs, even for the network using infrared data. Network using data synergy has 71 inputs (19 x 2 + 33). The number of outputs is the same for the various networks and equal to 66 (33 temperature profiles and 33 humidity profiles).

Three (03) variables are used for statistical evaluation of PWV, surface temperature and specific humidity retrievals. The RMS (between retrieved data and test data), correlation (corr) and standard deviation (std) between the ECMWF data and retrieved data. Only RMS will evaluate the temperature and humidity profiles neural networks performances.

4.2.1 PWV RESTITUTION

Reference [16] was the first to use AMSU-B data to retrieve the PWV with a neural network. Above the Arctic region they got a 1 mm RMS. Using MHS data combined with AMSU-A, we got a 0.56 mm RMS (Table 12). Infrared data show the largest RMS, in keeping infrared radiation absorption by water particles. However, neural networks improve the restitution relative to the multiple linear regressions with an RMS difference of 7.34 mm for infrared data and 2.05 mm for the data used in synergy.

Table 12. Performances of PWV retrieval neural networks.

Inputs	RMS (mm)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (mm)
AMSU-A and MHS	0.56	92	2.7
HIRS	3.4	73	5.6
AMSU-A, MHS and HIRS	2.25	81	3.4

Reanalysis data are well correlated (92%) with the retrieves PWV by the microwave network whose standard deviation is 2.7 mm data. The standard deviation is 5.6 mm (73 % of correlation) with the infrared network retrieved data and 4.4 mm (81 % of correlation) with the mixed network retrieved data. Improvements are respectively 5.6 mm and 0.9 mm from the multiple linear regression models.

Retrieval RMS with the microwave sensor AMSR-E data using a neural network is about 3 mm above Europe [17], and the infrared data to 6.8 mm above the Europe and Africa [18].

4.2.2 SURFACE TEMPERATURE RETRIEVAL

Reference [3] developed a new neural network and variant assimilation method, and the theoretical RMS of land surface temperature retrieval over globe is 1.3K in clear-sky conditions and 1.6K in cloudy scenes. Reference [19] performed a neural network with 2.9 °K RMS for the surface temperature restitution using the SSM/I and ISCCP data. Reference [5] retrieved land surface temperature using neural network model with a RMS of 2.1 °K taking into account emissivity data with AMSU-A and AMSU-B, ECMWF and ISCCP data.

The RMS of the neural network (Table 13) designed with microwave data is 1.18 °K thus a decrease in RMS of 1.09 °K relative to the multiple linear regression model. Synergy data network give the best result with an RMS of 0.87 °K, 4.2 °K less than the regression model RMS. The neural network using infrared data provides an RMS of 2.75 °K.

Table 13. Performances of surface temperature retrieval neural networks

Inputs	RMS (°K)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (°K)
AMSU-A and MHS	1.18	88	2.3
HIRS	2.75	79	1.7
AMSU-A, MHS and HIRS	0.87	92	1.2

Surface temperature retrieved data using the microwave neural network is well correlated with the ECMWF surface temperature data. The standard deviation is 2.3 °K. For the network using infrared data, performances are slightly lower. But the data used synergistically improve validation results with a correlation of 92% and a standard deviation of 1.2 °K.

4.2.3 SURFACE RELATIVE HUMIDITY RESTITUTION

Using a neural network model, [5] retrieved specific humidity on a land surface with a RMS of 9% with AMSU-A and AMSU-B, ISCCP and ECMWF data taking into account the emissivity. This same RMS is found with the neural network designed by learning microwave data (Table 14). The RMS of the microwave network is slightly lower (8%) than the while the infrared neural network has an RMS of 13%.

Table 14. Performances of surface relative humidity retrieval neural networks

Inputs	RMS (%)	ECMWF corr (%)	ECMWF std (%)
AMSU-A and MHS	9	84	9
HIRS	13	64	15
AMSU-A, MHS and HIRS	8	88	7

ECMWF data show good correlation (80 %) and lower standard deviation (7%) with surface relative humidity retrieved from the neural network using microwave and infrared data synergistically. The network using microwave data has similar results. For the infrared neural network the correlation is weak (64%) and 15% of standard deviation.

4.2.4 TEMPERATURE AND HUMDITY PROFILES RETRIEVAL

4.2.4.1 TEMPERATURE PROFILE RETRIEVAL

Temperature profiles, from the surface to 300 hPa, retrieved with three (03) datasets are presented in Figure 3. The network with the mixed data has an RMS of 0.87 °K at the surface, which decreases with the height reaching a minimum of 0.7 °K. The microwave network has an RMS of 1.18 °K on the surface; it reaches a minimum of 0.86 °K at 552 hPa and remains constant up to 300 hPa.

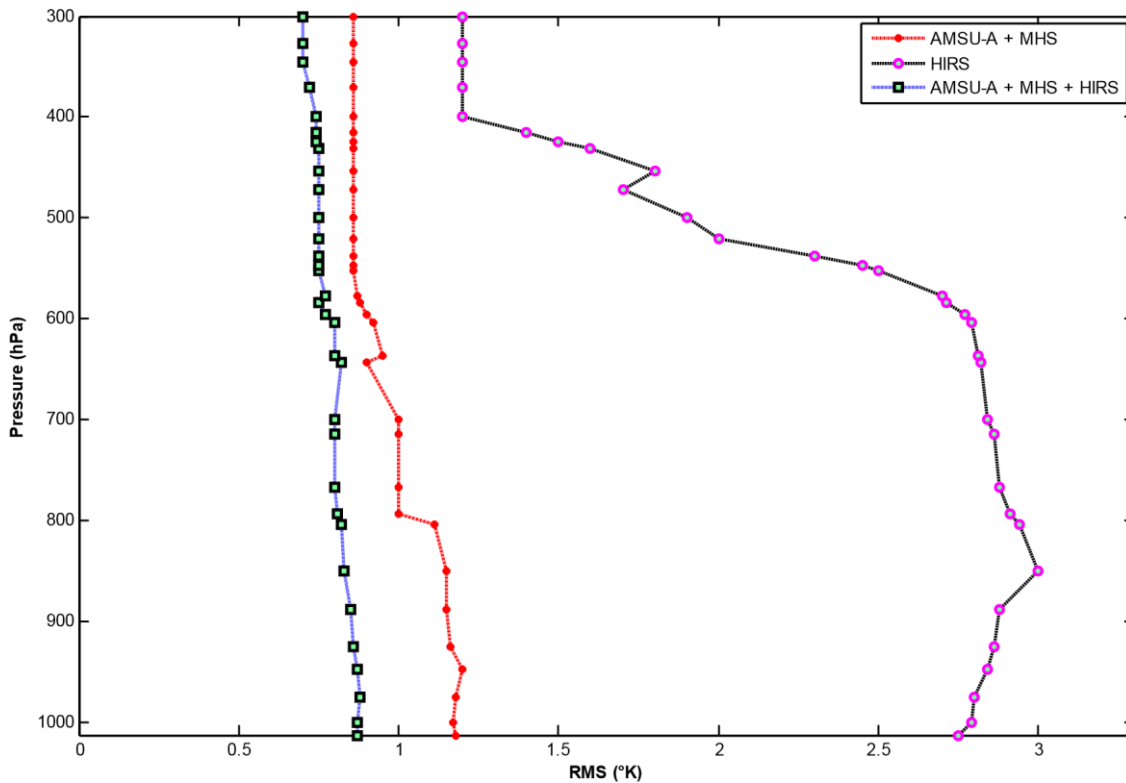


Fig. 3. RMS error profiles for temperature profile retrieval

The network performed with infrared data has the largest RMS of all datasets. The surface RMS is 2.75 °K, peaking 3° K at 850 hPa, it begins to decrease with altitude. A minimum of 1.2 °K is reached at level 400 hPa and remains constant up to 300 hPa.

Reference [2] carried out temperature profile retrieval with a neural network using AMSU-A data over Louisiana State (United States). The RMS on the surface is 3.2 °C, decreasing to 2.4 °C at 1000 hPa, 1.6 °C at 800 hPa, 1.2 °C to 600 hPa. The RMS level remains constant until 300 hPa.

Microwaves (AMSU and HSB) and infrared data (AIRS) used in synergy [20] provide an RMS less than 1 °K from the surface to 300 hPa at partial cloud cover situation.

Reference [5] combined AMSU A and AMSU-B data taking into account the surface emissivity improve the restitution with an RMS of 2.1°K at the surface. The RMS decreases to 1.2°K at 930 hPa and 0.9°K at 850hPa. Between 800 and 300hPa it remains constant at 0.8°K. Using AMSU-A, AMSU-B and HIRS January 2002 data over India, [21] developed a neural network retrieving the vertical temperature profiles. The RMS obtained throughout the profile is superior or equal to 4°K. This result is probably due to their very limited data base.

Reference [22] also uses a neural network approach for temperature profile retrieval from AMSU-A measurements of 2006 and 2007 over the Indian region. The RMS is about 3 °C at the surface, 0.9 °C to 2.2 °C between 700 and 300 hPa.

Reference [7] is the first to use AMSU-A and MHS data to retrieve the temperature profile on continental surface. In cloudless situation, they get an RMS of 2.3 °k at 938.53 hPa, which decreases to 1.3 °K at 600 hPa and remains constant between 600 and 300 hPa. Using these data in synergy with the IASI infrared data, they improve retrievals.

4.2.4.2 RELATIVE HUMIDITY PROFILE RETRIEVAL

The vertical relative humidity profile retrieved from the 03 datasets neural networks present enough similarity to the temperature profile (Figure 4). The data used in synergy help to minimize the RMS which is between 8% and 6% from the surface to 300 hPa altitude. The network using microwave data presents a 9% RMS at the surface reaching a minimum of 7% at the 430 hPa; it remains constant up to 300 hPa altitude.

The infrared network provides the biggest restitution errors. With an RMS of 13% at the surface, it grows, and reaches its maximum peak of 20.7% at the altitude 700 hPa. It started to decrease and reached its minimum of 10.4% at 450 hPa level. This RMS remains constant up to the altitude 300 hPa.

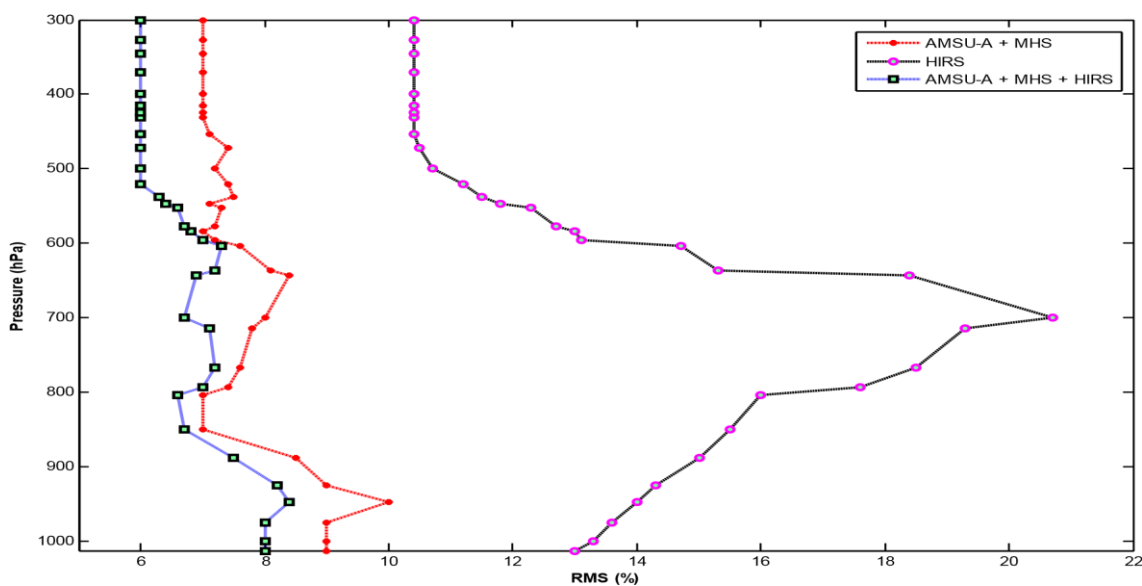


Fig. 4. RMS error profiles for relative humidity profile retrieval

Reference [5] conducted humidity profile retrieval simultaneously with temperature profile retrieval described in the previous section. The network they have designed has an RMS of 9% at the surface which decreases to 7.5% at 910 hPa. The RMS returns to 9% at 800 hPa altitude before reaching its maximum of 10% at 700 hPa. Finally, it decreases to 7.5% at the 300 hPa altitude. Similarly, [7] retrieved the humidity profile with a RMS from 7% to 9% between 300 and 938.53 hPa.

5 CONCLUSION

In this study, we use two methods to retrieve PWV, surface temperature and surface relative humidity from ATOVS microwave sounders (AMSU-A, MHS) data, infrared (HIRS) data, and mixed data (AMSUA, MHS and HIRS); Multi-linear regression and neural network methods.

With the multiple linear regression method, results show that microwave data are more suitable for the retrievals, with an RMS of 4.65 mm, 2.27 °K and 2.37 % respectively for PWV, surface temperature and surface relative humidity. While mixed microwave and infrared data are not appropriate.

Neural Network (NN) techniques have proved very successful in developing computationally efficient algorithms for remote sensing applications. They are found capable of connecting the nonlinear relation between ATOVS channel measurements and atmospheric variables, providing RMS error of 0.56 mm for the PWV retrieval with the microwave neural network. The mixed data neural network provides the smallest RMS for surface temperature (0.87°K) and surface relative humidity (8%) retrievals. ECMWF data show good correlation and relatively small standard deviation with mixed neural network retrieved data.

Additionally, with the neural network approach, we retrieved temperature and relative humidity profiles from surface to 300 hPa altitude at 33 pressure levels. A neural network uses maximum a priori information to limit the number of free parameters in the neural model so as to constrain the retrieval to a “better-posed” problem. Therefore mixed microwave and infrared data provide the best results with a RMS between 0.7 °K and 0.87 °K for the temperature profile, respecting the World Meteorological Organization (WMO) specifications; 1 °K RMS error for the instantaneous temperature retrieval with 1km vertical resolution. Mixed neural network relative humidity retrieval RMS is 8% at the surface, which decreases with altitude to its minimum 6%.

REFERENCES

- [1] P. Rosenkranz, "Retrieval of temperature and moisture profiles from AMSU-A and AMSU-B Measurements," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 39, pp. 2429-2435, 2001.
- [2] L. Shi, "Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSU-A measurements using a neural network approach," *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, vol. 18, pp. 340-347, 2001.
- [3] F. Aires, C. Prigent, W. B. Rossow, and M. Rothstein, "A new neural network approach including first guess for retrieval of atmospheric water vapor, cloud liquid water path, surface temperature, and emissivities over land from satellite microwave observations," *Journal of Geophysical Research*, vol. 106, no. 14, pp. 887-907, 2001.
- [4] Franquet, S., Contribution à l'étude du cycle hydrologique par radiométrie hyperfréquence: algorithmes de restitution (réseaux de neurones) et validation pour la vapeur d'eau (instruments AMSU, SAPHIR) et les précipitations (AMSU, Radars au sol Baltrad), PhD dissertation, Université Paris-Diderot (Paris VII), 2003.
- [5] Karbou, F., Inversion des mesures radiométriques haute fréquence au dessus de surfaces continentales, PhD dissertation, Université de Versailles Saint-Quentin. 2004.
- [6] Mbengue, A. A., Estimation par satellite de l'humidité spécifique au dessus de l'océan par radiometrie hyperfrequence, PhD dissertation, Université de Versailles Saint-Quentin, 2009.
- [7] M. Paul, F. Aires, C. Prigent, I. Trigo, and F. Bernardo. "An innovative physical scheme to retrieve simultaneously surface temperature and emissivities using high spectral infrared observations from IASI," *Journal of Geophysical Research*, vol. 117, no.11, 2012.
- [8] D. Dee, S. Uppala, A. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, U. Andrae, M. Balmaseda, G. Balsamo, P. Bauer, A. Beljaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, C. Delsol, R. Dragani, M. Fuentes, A. Geer, L. Haimberger, S. Healy, H. Hersbach, E. Holm, L. Isaksen, P. Kallberg, M. Kohler, M. Matricardi, A. McNally, B. Monge-Sanz, J.-J. Morcrette, B.-K. Park, C. Peubey, P. de Rosnay, C. Tavolato, J.-N. Thépaut, and F. Vitart, "The ERA-Interim reanalysis : configuration and performance of the data assimilation system," *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 137, pp. 553– 597, 2011.
- [9] S. Chen, X. Chen, W. Chen, Y. Su, D. Li, "a simple retrieval method of land surface temperature from AMSR-E passive microwave data — A case study over Southern China during the strong snow disaster of 2008," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 13, pp. 140-151, 2011. Shi, L., Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSU-A measurements using a neural

- [10] K. B. Mao, J. C. Shi, Z. L. Li, "A physics-based statistical algorithm for retrieving land surface temperature from AMSR-E passive microwave data," *Science in China Series D: Earth Sciences*, vol. 50, no. 7, pp. 1115–1120, 2007.
- [11] W. T. Liu and P. P. Niiler, "Determination of monthly mean humidity in the atmospheric surface layer over oceans from satellite data," *Journal of Physical Oceanography*, vol. 14, pp. 1451-1457, 1984.
- [12] J. Schulz, P. Schlüssel and H. Grassl, "Water vapour in the atmospheric boundary layer over oceans from SSM/I measurements," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, pp. 2773-2789, 1993.
- [13] P. Schlüssel, L. Schanz and G. Englich, "Retrieval of latent heat flux and longwave irradiance at the sea surface from SSM/I and AVHRR measurements," *Advances in Space Research*, vol. 16, pp. 107-116, 1995.
- [14] A. Bentamy, K. Katsaros, A. Nunez, W. Drennan, and H. Rocquet "Satellite estimates of wind speed and latent heat flux over the global oceans," *Journal of Climate*, vol. 16, pp. 637-656, 2003.
- [15] D. L. Jackson, G. A. Wick and J.J. Bates, "Near surface Retrieval of air temperature and specific humidity using multisensor microwave satellite observations," *Journal of Geophysical Research*, vol. 111, 2006.
- [16] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams, R. J., Learning internal representations by error propagation, in *Parallel Distributed Processing: Explorations in the microstructure of cognition, Vol.I, Foundations*, edited by D.E. Rumelhart, J.L. McClelland, and the PDP Research group, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, pp. 318-362, 1986.
- [17] M. Qiao and J Miao, "Retrieving Integrated Water Vapor Using AMSU-B Channels over Arctic Region," *International Journal of Energy and Environment*, Vol. 2, no. 3, 2008.
- [18] P. Basili, S. Bonafoni, V. Mattioli, F. Pelliccia, A. Serpolla, E. Bocci and P. Ciotti, "Development of a neural network for precipitable water vapor retrieval over ocean and land," *Microwave Radiometry and Remote Sensing of the Environment*, pp. 1-4, 2008.
- [19] M. Schroedter-Homscheidt, A. Drews and S. Heise, "Total water vapor column retrieval from MSG-SEVIRI split window measurements exploiting the daily cycle of land surface temperatures," *Remote Sensing of Environment*, Vol. 112, pp. 249-258, 2008
- [20] C. Prigent, F. Aires and W. B. Rossow, "Retrieval of surface and Atmospheric Geophysical Variables Over Snow-Covered land from combined Microwave and Infrared Satellite Observations," *Journal of Applied Meteorology*, vol. 42, pp. 368380, 2002.
- [21] J. Susskind, C. Barnett, J. Blaisdell, L. Iredell, F. Keita, L. Kouvaris, G. Molnar, and M. Chahine, "Accuracy of geophysical parameters derived from Atmospheric Infrared

- Sounder/Advanced Microwave Sounding Unit as a function of fractional cloud cover," *Journal of Geophysical Research*, vol. 111, 2006.
- [22] D. Singh, and R. Bhatia, "Retrieval of Atmospheric Temperature and Moisture Profiles from Satellite Data over India Using the ICI Inversion Model," *Indian Journal of Radio Space Physics*, vol. 36, pp. 44–51, 2007.
- [23] A.K. Mitra, P.K Kundu, A. K Sharma and S.K Roy Bhowmik, "A neural network approach for temperature retrieval from AMSU-A measurements onboard NOAA-15 and NOAA-16 satellites and a case study during Gonu cyclone," *Atmosfera*, vol. 23, no. 3, pp. 225-239, 2010.

/