

## ANALYSE DES NUAGES A PARTIR DES DONNEES IR ET VIS

N. Selami\*, N. Benabadji  
Laboratoire d'Analyse et d'Application du Rayonnement LAAR  
Faculté des sciences, Département de physique  
Université des sciences et de la technologie d'Oran Mohamed Boudiaf  
B.P. 1505, El Mnouar, ORAN, ALGERIE  
Sellami\_nada@yahoo.fr

### RESUME

Les nuages sont les éléments clés du bilan radiatif du système Terre/océan/atmosphère car ils contribuent de façon très importante aux effets de serre et d'albédo. Leurs propriétés micro- et macro physiques déterminent leur impact sur le bilan radiatif, il est donc essentiel de pouvoir identifier correctement les différents type de nuages dans les modèles climatiques [7].

Il est possible, cependant, de définir un nombre limité de formes caractéristiques, qui permettent de classer les nuages en différents groupes suivant leur altitude, et leur épaisseur. Par conséquent nous nous sommes intéressés à développer une méthode à seuil qui analyse les données des 5 canaux de la sonde AVHRR du satellite NOAA, et une méthode statistique qui utilise les propriétés statistiques des radiances des canaux VIS et IR du satellite METEOSAT.

### 1. INTRODUCTION

Compte tenu des nombreux avantages offerts par l'imagerie numérique, l'utilisation des outils de traitement d'image et de vision par ordinateur s'est accentuée dans des domaines très divers durant ces deux dernières décennies. De nombreuses améliorations techniques et théoriques ont été proposées dans ces domaines, de sorte qu'aujourd'hui des études de plus en plus précises sont envisageables. Ainsi, de nombreuses recherches sur l'exploitation d'images acquises par capteurs satellitaires en général, et météorologiques en particulier, sont actuellement en cours. Les techniques élaborées en traitement d'image et en vision par ordinateur offrent en effet la possibilité d'exploiter les données de façon plus ou moins supervisée et/ou interactive. Certaines d'entre elles sont plus particulièrement dédiées à l'étude de structures nuageuses [1].

Les nuages peuvent être divisés en trois catégories selon le niveau caractéristique d'apparence: nuages bas, nuages de niveau intermédiaire, et nuages élevés [1], Le quatrième groupe de nuages tient compte de la forte extension verticale de certains nuages qui peuvent se retrouver sur plus d'un étage à la fois. La forme des nuages permet d'opérer une différenciation [2].

Les météorologues ont ainsi identifié un nombre limité de formes caractéristiques en fonction de l'altitude et des conditions de formation. Les espèces de nuages se rapportent à une ou plusieurs des caractéristiques suivantes : la forme (nuages en banc, en couches, en nappes, en voile, etc.), la dimension (surface des éléments constitutifs, extension verticale, etc.) [1].

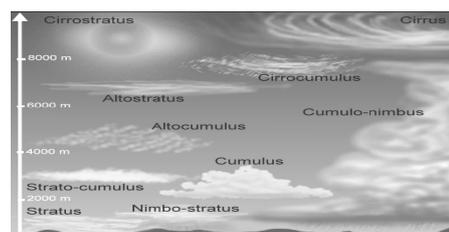


Figure 1. Principaux types de nuages suivant leur altitude de base [1].

## **2. METHODE DE CLASSIFICATION DES NUAGES A PARTIR DES IMAGES SATELLITAIRES**

Nous avons analysé les données des 5 canaux de la sonde AVHRR et identifié les dispositifs spécifiques, ou caractéristiques d'une scène nuageuse. Pour cela, nous avons appliqués un algorithme qui utilise une structure de type "arbre de décision". L'algorithme d'analyse des nuages a été développé sous la phase I de SERCAA (Support of Environmental Requirements for Cloud Analysis and Archive).

La méthode utilise une combinaison d'informations spectrales, spatiales issues du satellite NOAA14. Les données disponibles sont :

- Les données numériques brutes des 5 canaux du capteur AVHRR : ces données sont converties en valeur de température de brillance pour les canaux thermiques (T3, T4, T5) et en valeur de réflectances pour les canaux visible et proche-infrarouge (A1, A2) [5],
- Les données angulaires solaires et satellitaires,
- Les coefficients de calibration en vol,
- Les valeurs de seuils utilisés pour l'analyse des nuages.

L'analyse par L'arbre de décision fournis une base pour une classification multispectrale de scène d'attributs selon des facteurs tels que l'illumination de scène, le type de fond et l'information spectrale [3]. Chaque noeud d'un arbre de décision contient un test (IF...THEN) et les feuilles ont les valeurs Oui ou Non.

Tous les traitements effectués durant cette étude relèvent d'un ensemble de modules regroupés dans le logiciel ENVI 4.2.

Trois tests additionnels ont été développés pour identifier la problématique des surfaces de fonds qui peuvent classer une scène claire comme nuageuse [3].

L'algorithme est structuré pour exécuter tous les tests et stockés les résultats intermédiaires intérieurement [3]. Une décision finale de présence de nuage est faite en évaluant conjointement les résultats intermédiaires des tests appliqués aux nuages et aux surfaces de fonds. Les différents tests donnent un bon nombre d'information sur tout l'environnement du nuage [3].

Les tests appliqués aux nuages et aux surfaces de fonds sont discutés dans les sections qui suivent:

### **2.1 Les tests de surface de fond [3]**

Ces tests sont employés pour résoudre le problème des surfaces de fond qui ont une signature spectrale similaire à celle d'un nuage. Les résultats de ces tests sont employés pour modifier les tests affectés aux nuages ou éliminer des canaux du processus d'analyse.

#### *2.1.1 Réflexion Spéculaire du soleil*

Ce test est employé pour détecter la réflexion spéculaire du soleil par les surfaces d'eau et qui pourrait être identifié comme étant un nuage par des tests qui se fondent sur le rayonnement solaire réfléchi.

Une série de conditions, impliquant la surface de fond, la géométrie soleil/satellite et la signature spectrale, doivent être rencontrées pour détecter le reflet spéculaire du soleil.

#### *2.1.2 Test de fond désert*

Ce test est employé pour identifier les scènes claires des fonds désert pour l'examen des données multispectrales d'AVHRR pour le jour. Une série de quatre conditions spectrales doivent être rencontrée pour affecter la classe de désert sans nuage au pixel traité.

### 2.1.3 Test de fond couvert de neige/glace

Ce test utilise les données des canaux visibles et infrarouges pour identifier premièrement les caractéristiques conformées à la neige/glace, qui ne sont pas nécessairement séparés des nuages, et ensuite employer une discrimination multispectral pour séparer la neige/glace des nuages.

## 2.2. Tests de la couverture nuageuse [3]

Les tests sur les nuages sont divisés en trois groupes:

- 1) Ceux qui se fondent seulement sur le rayonnement solaire réfléchi (test de nuage pour le jour);
- 2) Ceux qui sont applicables seulement en l'absence de lumière directe du soleil (test de nuage pour la nuit);
- 3) Ceux qui sont applicables pour toutes les conditions sans respecter la quantité d'illumination solaire sur la scène (test de nuage indépendant du soleil).

### 2.2.1 Nuages bas et brouillard (le jour)

Ce test se fonde sur les caractéristiques radiatives des gouttes d'eau qui constituent le nuage pour les canaux 3 et 4.

### 2.2.2 Nuages précipitants (le jour)

Ce test est appliqué pour détecter les cumulonimbus, il exploite la nature réfléchissante des nuages de glaces à grande extension verticale à  $3.7\mu\text{m}$ .

### 2.2.3 Cirrus minces (le jour)

Ce test des nuages de cirrus minces identifie le nuage que si la valeur normale d'albédo dans le canal visible soit inférieure au seuil de détection de nuage.

### 2.2.4 Rapport de brillance visible (le jour)

Le test du rapport de la brillance visible compare les grandeurs relatives des données d'albédo des canaux 1 et 2.

### 2.2.5 Brillance visible (le jour)

Le test de brillance visible est appliqué à un seul canal, ce test est employé pour distinguer les albédos relativement élevés des nuages à partir des prédictions d'albédo d'un fond de scène claire.

### 2.2.6 Nuages froids (le jour et la nuit)

C'est un test qui identifie la signature thermique des nuages moyenne altitude à partir des signatures thermiques des scènes claires.

### 2.2.7 Cirrus (le jour et la nuit)

Le test de cirrus identifie le nuage par la différence T4-T5.

### 2.2.8 Stratus bas et brouillard (la nuit)

Ce test détecte les nuages en comparant les températures de brillance de T3 et T5.

### 2.2.9 Cirrus minces (la nuit)

Le test du brouillard et des stratus bas exploite le fait que dans la nuit la radiance du canal 3 mesure seulement la composante émise, et l'émissivité des gouttelettes d'eau est plus grande à  $3.7\mu\text{m}$  que celles à  $10.7\mu\text{m}$ .

## 2.3 Résultat

Pour une revue des différents tests de classification des nuages, nous avons pris une image d'une partie de la méditerranée, captée le 30/01/2006 à 08:33 UTC.

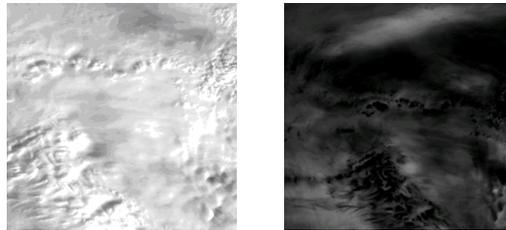


Figure 2. Image visible à gauche, et infrarouge à droite.

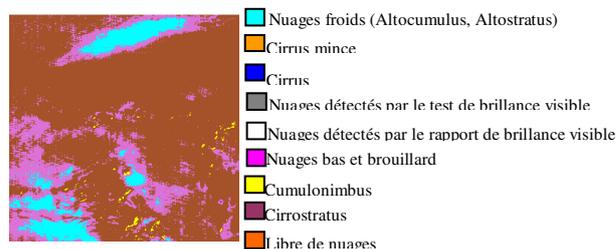


Figure 3. Résultat obtenu par l'utilisation de l'algorithme d'analyse des nuages développé par SERCAA.

L'analyse est effectuée dans l'espace radiométrique et coordonnées images. Le résultat des requêtes développées, nous a permis de classer les masses nuageuses selon leurs natures physiques.

## 3. METHODE DE CLASSIFICATION DES NUAGES A PARTIR DES IMAGES SATELLITAIRES METEOSAT

Nous avons appliqué une méthode statistique pour classer les nuages. Cette méthode est inspirée du modèle développé par Desbois et Séze qui a été largement validée et adaptée en opérationnel sur l'Europe et dans les régions tempérées, ce dernier est basé sur l'examen d'un segment d'image, en utilisant des propriétés statistiques des radiances VIS et IR.

Cependant, des études ont montré que l'utilisation des seuls canaux VIS et IR (cas de jour) et d'un seul canal IR (cas de nuit) ne permet pas de détecter tous les nuages, à cause de la variation spatiale et temporelle des propriétés de surface et à l'impossibilité de séparer quelques genres de nuages [4].

L'algorithme de classification que nous adoptons dans cette étude est une technique des nuées dynamiques, suivi d'une classification supervisée (minimum de distance). Cette méthode utilise un segment d'image, une distribution statistique des radiances et leurs variances spatiales locales ( $Var_{VIS}$  et  $Var_{IR}$ ), pour avoir une bonne représentation des différents types de nuage ou de surface dans le segment d'image pour la classification. Elle remplace ensuite chaque pixel élémentaire dans une des classes [4].

### 3.1 Nuées dynamiques

Cette classification est généralement utilisée lorsqu'on ne dispose d'aucune information "classification non supervisée" sur le contenu de l'image. Cette méthode consiste à agréger tous les pixels de l'espace des radiométries au centre le plus proche, en fonction d'une distance généralement euclidienne [4]. La classification se déroule généralement en sept phases [4]:

1. Un nombre  $N$  de classes est choisi;
  2. Un ensemble  $F$  de point est choisi aléatoirement pour chaque classe; cet ensemble est appelé noyau de la classe;
  3. Pour chaque noyau le centre de gravité et la variance sont calculés;
  4. Les classes sont construites; chaque point est affecté à la classe dont le centre de gravité est le plus proche (au sens de la distance euclidienne). Durant ce processus, si le nombre d'éléments d'une classe devient très petit, la classe est supprimée;
  5. Le centre de gravité et la variance sont calculés une nouvelle fois;
  6. De nouveaux noyaux  $F$  de points sont à nouveau définis;
  7. Une nouvelle itération est commencée à partir de 3.
- Ce traitement s'effectue à l'aide du logiciel pscatwin v3.11 développé dans notre laboratoire.

### 3.2 Minimum des distances

C'est une méthode de classification supervisée, avec cette méthode, la règle de décision pour l'affectation d'un pixel à une classe est la distance minimum entre la valeur du pixel et le centre d'un nuage de points présentant une classe [4].

Ainsi, les pixels sont affectés à la classe dont la moyenne est la plus proche. Cette proximité spatiale est souvent mesurée par la distance euclidienne [4].

Un seuil (threshold), dont l'unité est l'écart-type, permet d'indiquer la distance maximale entre le pixel et la moyenne de la classe [6].

Elle est appliquée comme suit [4]:

1. Pour un nombre  $K$  de zones références;
2. Cinq images en entrée:
  - Vis, IR;
  - VarVis, VarIR;
  - Image zone;
3. Un nombre  $M$  de noyaux de  $K$  classes; ces noyaux servent à initialiser la méthode; pour chaque pixel on calcul la distance (euclidienne) minimale aux  $K$  classes, pour la zone correspondante;
4. On affecte le pixel à la classe de distance minimale.

Nous avons utilisé le module "MINIMUM DISTANCE" existant dans le logiciel ENVI 4.2 pour maître en évidence notre méthode.

Pour choisir les zones de références nous avons utilisé un histogramme à deux dimensions avec la même image comme entrée.

Nous avons affecté aux centres de gravité un nombre de classes. Il faut noter que la surface au dessous des nuages se divise en plusieurs classes, ce qui rend le choix de classes difficile. Pour y remédier, Nous avons regroupé ces derniers en une seule classe que nous avons nommé surface.

### 3.3 Résultat

Les résultats que nous avons obtenus sont présentés dans les figures suivantes:

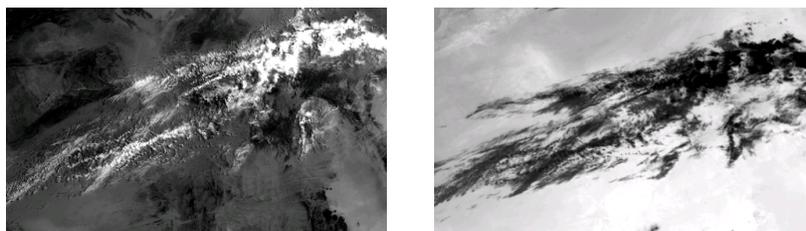


Figure 4. Image visible à gauche et infrarouge à droite, prises le 28/04/2000.

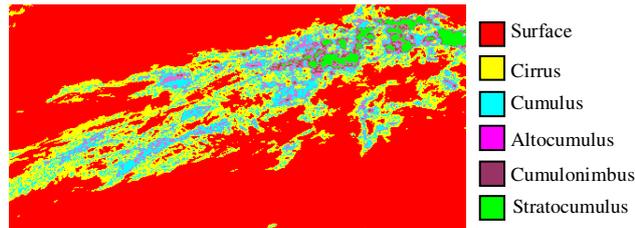


Figure 5. Résultat de classification par application des centres de gravités aléatoires retenus de l'application directe des nuées dynamiques.

Notre méthode nous a permis d'identifier six classes (suivant la zone considérée).

#### 4. CONCLUSION

Dans cet article, nous nous sommes intéressés à un phénomène naturel aléatoire qui est la présence des nuages d'une part et les caractéristiques physiques (qui sont la nature des nuages) d'autre part.

Nous avons pu disposer, pour les satellites **NOAA**, d'un certain nombre de résultats sur l'ensemble des situations étudiées. Nous pouvons déduire que le canal utilisé ainsi que le nombre de tests influent sur les résultats.

En ce qui concerne le satellite **METEOSAT**, Les résultats obtenus dépendent fortement des nombres de classes choisies et d'après les essais, le choix de dix classes semblent donner des résultats les plus crédibles. L'application nous a permis de distinguer le sable par rapport à tous les objets composant l'image (Nous avons signalé ce résultat vu que le sable possède dans le visible une signature spectrale similaire à certaines classes des nuages).

#### REFERENCES

- [1] D. Lafont. Prise en Compte des Hétérogénéités dans la Restitution de l'Eau Nuageuse et des Précipitations par Radiométrie Micro-Onde Passive. (27 Janvier 2005).
- [2] J. Grazzini. Analyses multiéchelle et multifractale d'images météorologiques : Application à la détection de zones précipitantes. (19 décembre 2003).
- [3] Gary B. Gustafson, Charles P. Sarkisian, Ronald G. Isaacs, Daniel C. Peduzzi, Robert P. d'Entremont, Brian T. Pearson, Jeanne M. Sparrow, Vida D. Jakabhazy, Thomas M. Hamill, James S. Belfiore, Christopher Grassotti, Anthony S. Lisa, Douglas W. Johnson. Support of Environmental Requirements for Cloud Analysis and Archive (SERCAA): Algorithm Descriptions. (28 Mars 1994).
- [4] B. Farki, D. Dagorne, B. Guillot, P. Le Borgne, A. Marsoun. Classification des nuages sur l'Afrique à l'aide de METEOSAT 4. (Novembre 1992).
- [5] Méthode d'étalonnage des canaux AVHRR.  
<http://www.satmos.meteo.fr/html/index2.html>
- [6] G. Dos Santos. Partie III: classification automatique. (juin 2001).
- [7] H. Chepfer, J.L. Dufresne. Proposition de thèse. (2007).