

PARTIE IV

Paramètres de surface et signatures spectrales

31

Observation spatiale des paramètres de surface

JEAN-PHILIPPE GASTELLU-ETCHEGORRY¹, FRÉDÉRIC ADRAGNA²,
YANN KERR¹, JEAN-PIERRE LAGOUARDE³, M. LEROY¹ et THUY LE
TOAN¹

¹ CESBIO (UPS-CNES-CNRS), 18, Av. Edouard Belin, 31401 Toulouse cdx 4 (France);
Tel: (33) 5-61-55-61-30; télécopieur : (33) 5-61-55-85-00; courriel :
gastellu@cesbio.cnes.fr

² CNES, 18 Av. Edouard Belin, 31401 Toulouse cdx 4 France

³ INRA - Bioclimatologie, Domaine de la Grande Ferrade, BP 81, 33883 Villenave
d'Ornon

Résumé

La modélisation du fonctionnement de la végétation et des processus de surface (flux de masse et d'énergie) s'appuie sur l'emploi de paramètres (température, LAI, humidité, etc.) caractéristiques des surfaces terrestres. Dans cet article, on présente les principaux paramètres de surface qui peuvent être estimés par télédétection visible, infrarouge et hyperfréquences. Leur estimation repose en général sur des relations semi-empiriques étalonnées avec des mesures sur le terrain. Le manque de robustesse de ces relations, du fait des nombreuses variables biophysiques et de la complexité des interactions électromagnétiques à l'origine des mesures satellitaires, explique les travaux actuels pour les remplacer par l'inversion de modèles de télédétection précis et robustes.

1. Introduction

Ayant été initialement perçue comme un développement de la photographie aérienne, la télédétection a tout d'abord été utilisée pour fournir une segmentation spatiale des milieux observés (*i.e.*, carte d'occupation du sol) et non une description quantitative de ses variables biophysiques ou biochimiques. La curiosité scientifique, les impératifs économiques et les progrès technologiques expliquent les travaux actuels pour interpréter les images satellitaires en terme de paramètres de surface, c'est-à-dire des grandeurs intégratrices de variables biophysiques. L'objectif est de ne plus percevoir ces images comme une simple extension de la vision humaine mais comme la représentation d'un champ bi-dimensionnel, ou même tridimensionnel, caractéristique de grandeurs physiques.

Les paramètres de surface considérés ici sont les quantités intégratrices utilisées pour représenter l'action des différentes composantes des couverts terrestres dans les modèles de simulation des processus de surface et de fonctionnement de la végétation. Certains de ces paramètres servent aussi dans les modèles de télédétection. Plusieurs domaines scientifiques (BRUNET *et al.*, 1997) sont donc concernés : physique du rayonnement, physique du sol, physique de l'interception de l'eau par le couvert, mécanique des fluides et physiologie des plantes.

La signification des paramètres de surface peut différer en fonction du modèle dans lequel on les utilise. Ceci est le cas du paramètre « indice foliaire » selon qu'il représente le rôle de la biomasse foliaire dans un modèle de surface ou dans un modèle de simulation de mesures satellitaires. Les principaux paramètres de surface sont des paramètres structuraux (indice foliaire, etc.), optiques (albédo, etc.), biochimiques (chlorophylle, azote, lignine, etc.) et physiologiques (rendement quantique de la photosynthèse, etc.). La variabilité spatiale et temporelle de ces paramètres souligne la nécessité de l'outil télédétection à cause de sa capacité d'observation continue et globale de la planète. D'autre part, ces paramètres doivent être estimés à une échelle cohérente à l'échelle d'analyse des modèles où il est utilisé. Ainsi, l'initialisation et le forçage de modèles de circulation générale impliquent souvent des échelles d'analyse de la centaine de kilomètres.

Dans cet article, on indique tout d'abord les principaux paramètres de surface observables par télédétection, c'est-à-dire des quantités représentatives de variables biophysiques qui affectent les mesures satellitaires. Après une synthèse sur la sensibilité de ces mesures aux variables biophysiques, quelques relations semi-empiriques utilisées pour estimer, par télédétection, les paramètres de surface sont présentées. Finalement, l'estimation des paramètres par inversion de modèles de télédétection est brièvement discutée.

2. Paramètres de surface

2.1. Indice foliaire (LAI) et orientation foliaire (LAD)

Étant l'interface entre la plante et l'atmosphère, la biomasse foliaire influence beaucoup les mesures spatiales et divers processus de surface comme la photosynthèse (60 %-95 % de la photosynthèse totale) et l'évapotranspiration (RUNNING and COUGHAN, 1988), la production végétale (GHLOZ, 1982) et les transferts de masse (CO_2 , vapeur d'eau, pluie, etc.) et d'énergie (rayonnement, chaleur sensible et vent, etc.) entre les plantes et leur environnement (BOTKIN, 1986).

L'indice foliaire est souvent utilisé pour quantifier la densité surfacique de biomasse foliaire. Ce paramètre adimensionnel, habituellement désigné par l'acronyme anglais LAI (*Leaf Area Index*), est défini comme la demi-surface totale du feuillage (m^2) par unité de surface (m^2) de sol. D'autre part, la répartition de la biomasse foliaire en tout point r est souvent représentée par la densité volumique des surfaces foliaires $u_f(r)$. Elle est exprimée en m^2 de feuille par m^3 d'espace. Dans un couvert arboré, l'hétérogénéité spatiale de u_f peut provenir du regroupement d'arbres ou de feuilles dans les couronnes d'arbres.

Le LAI est donc un paramètre clé des modèles de surface (SELLERS *et al.*, 1996), de circulation générale (ROYER *et al.*, 1997) et de simulation des mesures de télédétection. En fait, pour des couverts arborés, les mesures satellitaires dépendent aussi de la biomasse épigée (*i.e.* troncs, branches), surtout si le LAI est faible. L'indice de bois WAI (*Wood Area Index*) est souvent utilisé pour caractériser la capacité d'interception de la biomasse épigée. Par suite, il est souvent utilisé le PAI (*Plant Area Index*), avec $PAI = WAI + LAI$. On a $PAI \approx WAI$ en l'absence de feuilles (*i.e.*, $LAI = 0$) et $PAI \approx WAI$ avec un couvert foliaire très développé (*i.e.* LAI élevé).

La distribution angulaire de l'orientation des feuilles (LAD) est une autre caractéristique structurale de la biomasse foliaire qui affecte beaucoup les mesures satellitaires, l'activité photosynthétique et les échanges d'énergie des couverts. Le LAD est dit sphérique avec une distribution foliaire isotrope (sr^{-1}), planophile avec des feuilles plutôt horizontales et érectophile avec des feuilles plutôt verticales.

2.2. Rayonnement photosynthétiquement actif absorbé

La photosynthèse de la végétation est activée par le rayonnement absorbé par la chlorophylle dans le domaine spectral 400 nm-700 nm. Ce rayonnement est qualifié de rayonnement photosynthétiquement actif (PAR). La connaissance du PAR absorbé (APAR) est essentielle pour estimer la production primaire et le cycle global du carbone. On appelle fAPAR la fraction du PAR incident qui est absorbé par le couvert. Contrairement au LAI, le fAPAR ne caractérise pas seulement le couvert mais aussi les conditions d'éclairement de celui-ci. Il varie donc tout au long de la journée avec la direction solaire et l'éclairement atmosphérique. Ceci explique que l'on considère souvent le fAPAR intégré durant la journée et non seulement le fAPAR instantané.

2.3. Albédo A

L'albédo d'un milieu est la fraction de rayonnement solaire réfléchi par ce milieu. Il joue un rôle essentiel au niveau du bilan d'énergie terrestre. Ainsi, la fraction (*i.e.*, $1-A$) du rayonnement solaire non absorbé est transformée en des flux de masse et d'énergie qui conditionnent l'état et la dynamique de l'atmosphère. Toute modification de l'albédo terrestre peut à moyen terme fortement influencer le climat. La modélisation du climat requiert une précision relative de $\pm 5\%$ sur l'albédo.

La présence de nuages ainsi que l'absorption et la diffusion atmosphérique expliquent que l'albédo de surface peut fortement différer de l'albédo planétaire du système « Terre + atmosphère ». Ces deux albédos résultent d'une intégration spectrale sur (0,3-3 μm) et d'une intégration sur toutes les directions montantes. Ainsi, l'albédo de surface est :

$$A \approx \frac{1}{\pi} \int_{0.3\mu m}^{3\mu m} \int_{2\pi} \rho_{dd}(\Omega_i, \Omega_r, \lambda) \cdot \mu_r \cdot d\Omega_r \cdot d\lambda = \frac{1}{\pi} \int_{0.3\mu m}^{3\mu m} \rho_{dh}(\Omega_i, \Omega_r, \lambda) \cdot d\lambda$$

où $\rho_{dd}(\Omega_i, \Omega_r, \lambda)$ est le facteur de réflectance bidirectionnel (FRB) de la surface, pour la direction incidente (Ω_i) et la direction de visée (Ω_r).

2.4. Fraction de végétation σ_f

La fraction de végétation, ou couverture végétale σ_f , indique la fraction de surface occupée par la végétation. Ce paramètre adimensionnel compris entre 0 et 1 permet de représenter les contributions relatives du sol et de la végétation dans plusieurs quantités biophysiques (émissivité, température, réflectance, etc.) et processus (flux d'énergie et de masse entre la biosphère et l'atmosphère, etc.). Il est en particulier utilisé pour modéliser la couche limite atmosphérique (LACAZE, 1999).

2.5. Concentration en éléments biochimiques

Le fonctionnement de la végétation dépend beaucoup de sa concentration en eau, chlorophylle, azote, cellulose, protéine, etc. Ainsi, la décomposition de la litière dépend du rapport de ses concentrations en lignine et azote, et ses concentrations en chlorophylle et en azote conditionnent la productivité primaire nette des couverts végétaux.

2.6. Température

L'estimation depuis l'espace de ce paramètre clé est certes imprécise, mais la simple extrapolation de mesures ponctuelles à de grandes surfaces n'est pas supposée être plus précise. Une difficulté associée à l'emploi de la notion de température est que la valeur de celle-ci dépend de la définition considérée :

- température thermodynamique (*i.e.*, agitation cinétique moléculaire);
 - température de brillance (apparente) T_B , définie par : « $L_B(\lambda, T_B) = L_{mes}$ »;
 - température radiométrique T_{rad} où $L_{mes} = \epsilon_\lambda \cdot L_B(\lambda, T_{rad}) + (1 - \epsilon_\lambda) \cdot L_a(\lambda)$ est la luminance mesurée, ϵ_λ l'émissivité de surface, $L_B(\lambda, T)$ la luminance du corps noir de température T et $L_a(\lambda)$ la luminance atmosphérique;
 - température radiative T_{rad} . Elle permet de représenter le bilan radiatif total de surface : $R_n = (1 - \alpha) \cdot R_G + \epsilon \cdot R_a - \epsilon \cdot \sigma \cdot T_{rad}^4$, où R_G est le rayonnement net aux courtes longueurs d'onde et R_a est le rayonnement atmosphérique;
 - température aérodynamique $T_{aéro}$, pour estimer le flux de chaleur sensible
- « $H = \rho \cdot c_p \frac{T_{aéro} - T_a}{r_a}$ », où r_a est la résistance aérodynamique de surface.

2.7. Humidité du sol

Le contenu en eau de la végétation W_c (kg/m³), et donc la biomasse, dépendent beaucoup de l'humidité du sol m_v (m³/m³). Cette dernière conditionne de nombreux processus comme:

- le développement de la végétation (germination, levée des plantes, etc.);
- les flux d'évaporation des sols, en liaison avec les variables climatiques;
- la transpiration de la végétation, car l'humidité du sol module le déficit de saturation de l'air dans les couverts (CHOUDHURY and MONTEITH, 1988).

3. Télédétection des paramètres de surface

3.1. Présentation

La mesure M de télédétection est une quantité radiométrique souvent fournie en tant que luminance. Elle est assimilée à une réflectance apparente au sommet de l'atmosphère dans le domaine du rayonnement solaire réfléchi, à une température apparente dans les domaines de l'infrarouge thermique et des hyperfréquences passives, et à un coefficient de rétrodiffusion dans le domaine radar (hyperfréquences actives). Toute mesure M dépend de l'atmosphère A , des conditions d'observation O (longueur d'onde, direction de visée, etc.) et des propriétés radiométriques R de la surface observée et de son environnement. Ces propriétés dépendent de diverses variables biophysiques C ($u_f(r)$, LAD, réflectance foliaire, etc.) plus ou moins directement associées à des paramètres de surface P . On a donc : « $M = f(O, A, C)$ », où f est un modèle physique qui simule la mesure satellitaire.

L'opération $f^{-1}(O, A, C)$ qui transforme les mesures M en variables C ou paramètres P comprend deux étapes majeures regroupées ou séparées (figure 1). La première est la transformation de M en propriété radiométrique R de surface. Dans le domaine optique, elle inclue la correction atmosphérique et le filtrage des nuages. La précision de R dépend alors des conditions expérimentales et des modèles de capteur et d'atmosphère. Les quantités M et R sont parfois normalisées pour rendre comparables des observations multidirectionnelles.

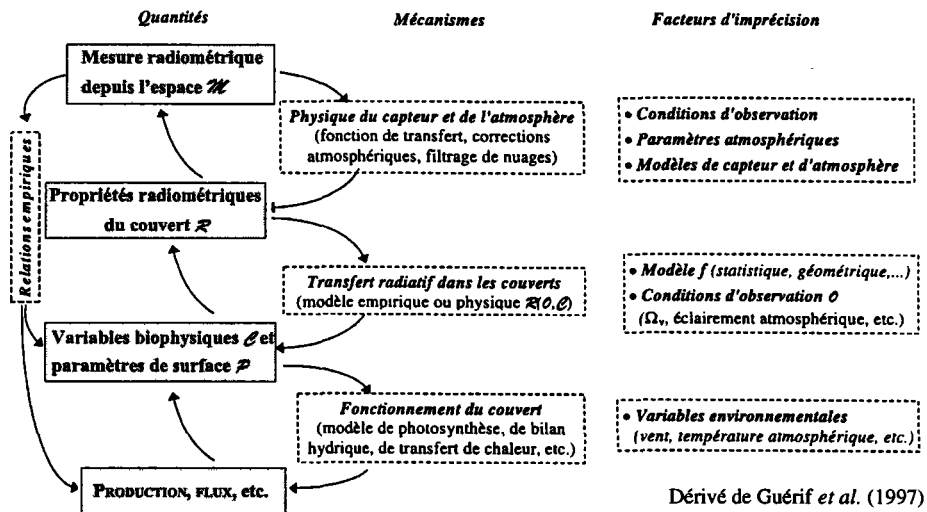


Figure 1. Lien entre mesures satellitaires M , variables biophysiques C et processus de surface, avec mention de facteurs d'imprécision.

Ceci est nécessaire si l'algorithme biophysique de l'étape (2) ne prend pas en compte la configuration d'observation. La deuxième étape est la transformation f de R en variable C ou paramètre P . Leur précision dépend de : i) précision de R , du modèle f et des conditions d'observation, ii) sensibilité des mesures M aux quantités C et P et (iii) disponibilité d'information annexe (type de couvert, etc.).

En pratique, f^1 est souvent une simple fonction empirique qui exprime une relation statistique entre la mesure M et l'information biophysique recherchée. L'intérêt des relations empiriques est d'autoriser une estimation rapide et régulière des paramètres de surface. Leur inconvénient est de ne pas être robustes dans le temps et l'espace. En effet, de nombreux facteurs biophysiques et expérimentaux qui affectent les mesures M sont pris en compte avec des coefficients de régression spécifiques au site.

3.2. Sensibilité des mesures de télédétection M aux variables biophysiques C

La précision de paramètres de surface P dérivés de mesures M dépend de l'influence que les variables biophysiques C associées à ces paramètres P ont sur les mesures M disponibles. En fait, cette influence dépend du capteur (domaine spectral, précision radiométrique, résolution spatiale, etc.) et des conditions d'observation (direction de visée, répétitivité, etc.) (tableau 1).

3.2.1. Mesures visible (VIS), proche infrarouge (PIR) et moyen infrarouge (MIR)

Les facteurs biophysiques qui affectent le plus les mesures VIS, PIR et MIR sont l'architecture (LAI, LAD, σ_f , etc.) et les propriétés spectrales de ses composantes (sol, feuilles, etc.). Les principales sources de bruit sont l'atmosphère et les directions de visée et solaire. L'impact de ces facteurs est illustré ici par des simulations (figures 31-2 (voir cahier couleur), 3, 4) de mesures satellitaires réalisées avec le modèle réaliste DART (GASTELLU-ETCHEGORRY *et al.*, 1996).

Tableau 1. Paramètres de surface et facteurs expérimentaux qui affectent les mesures M .

Mesures $\mathcal{M}$	Paramètres de surface $\mathcal{P}$	Facteurs expérimentaux $\mathcal{O}$
VIS, PIR et MIR (réflectance)	Structure : biomasse foliaire (LAI, LAD), taux de couverture α_f , etc.	Directions de visée et solaire. Atmosphère : éclairage terrestre, transmittance, réflectance propre.
	Optique : ρ_{sol} , ρ_f , τ_f (biochimie)	
Infrarouge thermique (T_{app})	Températures T_f, T_{sol}	Direction de visée.
	Structure : biomasse foliaire, σ_f , etc.	Atmosphère : T_{app} et transmittance.
	Émissivités $\epsilon_f, \epsilon_{sol}$ (rugosité, humidité)	
Hyperfréquence passif (T_{app})	Rugosité de surface (sol + végétation)	Direction de visée.
	Émissivités $\epsilon_f, \epsilon_{sol}$ (humidités m_v et W_c)	Atmosphère : T_{app} et transmittance
	Températures T_f, T_{sol}	Polarisation.
Radar (coef. de rétrodif. σ_0)	Rugosité de surface (sol + végétation)	Direction de visée.
	Humidité de surface (sol + végétation)	Polarisation.
	Végétation = biomasse foliaire et/ou ligneuse selon le domaine fréquentiel.	

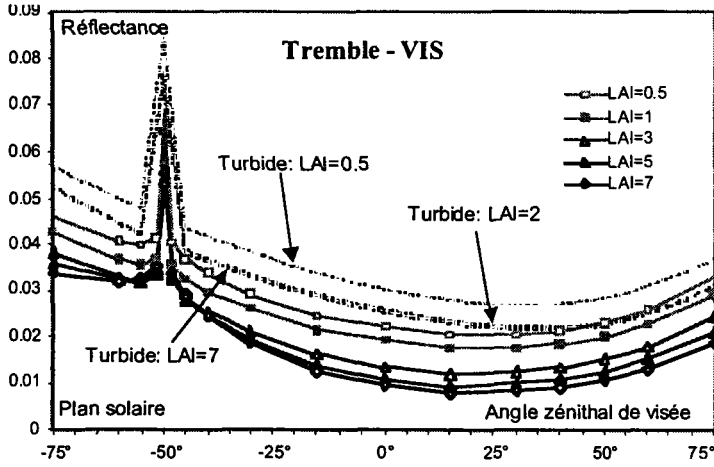


Figure 3. Influence du LAI sur les FRB VIS d'un couvert de trembles et d'un milieu turbide, simulés avec un sol lambertien ($r_{\text{sol}} = 4\%$), $r_f = 4,8\%$, $t_f = 4,5\%$, $q_s = 50^\circ$.

La réflectance ρ_c d'un couvert végétal est souvent approchée par :

$$\rho_c(\Omega_s, \Omega_v) = \frac{\Gamma(\Omega_s, \Omega_v)}{G(\theta_s) |\mu_s| + G(\theta_v) |\mu_v|} [1 - \exp[-\text{LAI} \cdot (\frac{G(\theta_s)}{|\mu_s|} + \frac{G(\theta_v)}{|\mu_v|})]] + \rho_{\text{sol}} \exp[-\text{LAI} \cdot (\frac{G(\theta_s)}{|\mu_s|} + \frac{G(\theta_v)}{|\mu_v|})]$$

La fonction de phase $\frac{\Gamma(\Omega_s, \Omega_v)}{\pi}$ donne la distribution angulaire de la diffusion volumique foliaire en fonction de la direction incidente (Ω_s), des propriétés optiques foliaires et du LAD. Le terme $G(\theta)$ est la fraction foliaire de surface efficace d'interception selon la direction Ω . De plus : $\mu = \cos\theta$.

Quoique très approximative, car elle néglige l'architecture ($\sigma_f, \dots$) des couverts et les ombres associées, cette expression $\rho_c(\Omega_s, \Omega_v)$ souligne la forte anisotropie (selon θ_s et θ_v) des mesures et leur saturation avec le LAI. Il est souvent admis que ρ_c sature pour $\text{LAI} \approx 2-3$ dans le visible et pour $\text{LAI} \approx 4-5$ dans le PIR. En fait, ces limites asymptotiques dépendent des conditions d'observation (directions de visée, etc.) et du couvert (architecture, etc.). Ainsi, le FRB de couverts où u_f est élevé et spatialement variable (e.g., forêts) peut fortement différer de celui du couvert théorique turbide* souvent utilisé pour modéliser le FRB de couverts agricoles homogènes. Toute hétérogénéité de u_f induit des ombres qui tendent à diminuer la réflectance du couvert par rapport à un milieu turbide de même LAI. Sur la figure 3, on illustre cet effet avec le FRB VIS d'un milieu turbide et d'un couvert de trembles de forêt boréale (GASTELLU-ETCHEGORRY *et al.*, 1999). De manière classique, les deux FRB diminuent quand le LAI augmente. Cette diminution est beaucoup plus forte pour les trembles que pour le milieu turbide, car l'augmentation du LAI renforce les ombres dans le couvert de trembles.

3.2.2. Mesures infrarouge thermique (IRT)

Ce sont des températures apparentes T_b (précision $\approx 0,1$ K) qui dépendent fortement de l'émissivité ϵ et de la température T des surfaces terrestres, de l'atmosphère et de la

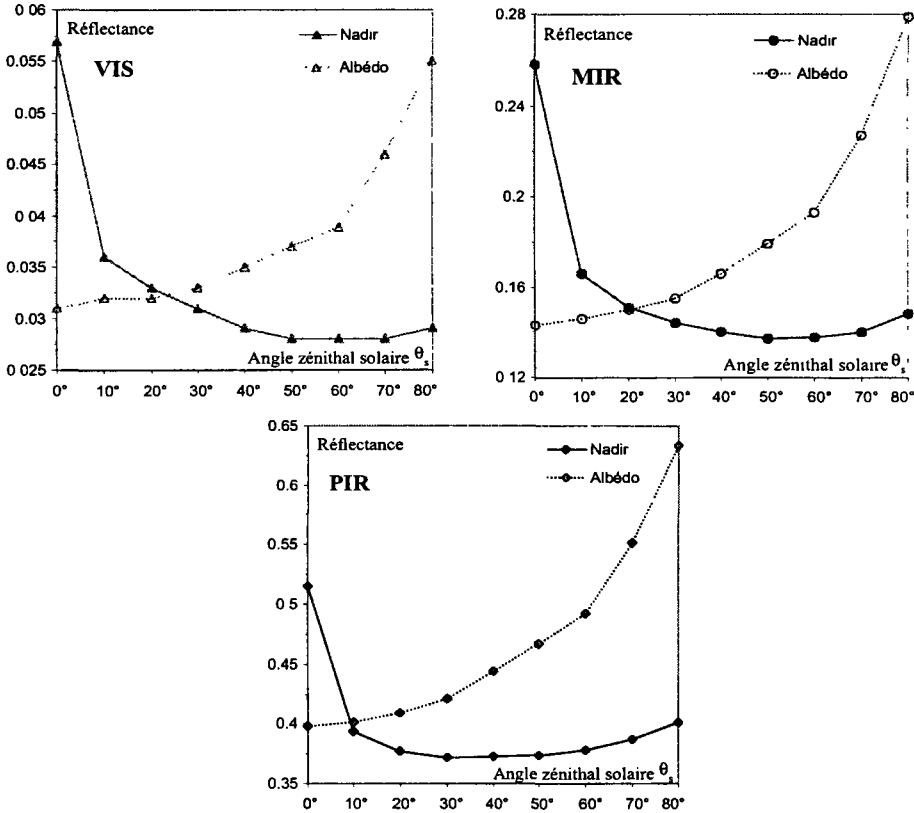


Figure 4. Influence de l'angle zénithal solaire θ_s (0° à 80°) sur l'albédo et la réflectance au nadir VIS, PIR et MIR d'une forêt tropicale. L'estimation de l'albédo avec la seule réflectance au nadir peut conduire à de fortes erreurs.

direction de visée (figure 5). En général, T_b est d'autant plus anisotrope que les surfaces sont hétérogènes et que la température et l'émissivité de leurs composantes (e.g., arbres et sol) diffèrent.

Pour un capteur de bande spectrale $\Delta\lambda_i$ qui observe une surface de température T et d'émissivité ϵ_i , on a : $T_b = \epsilon_i^{1/n_i} T$, où n_i est défini pour approcher la loi de Planck, compte tenu de la sensibilité spectrale du capteur. Cette expression est à l'origine de l'indice TISI (T_b^m / T_b^n) indépendant de T . De plus, elle montre que T_b est beaucoup moins sensible à l'émissivité qu'à la température T . En effet, n_i est supérieur à 1 dans les domaines spectraux utilisés ($\approx 12,6$ à $3,73 \mu\text{m}$, $\approx 4,4$ à $10,4 \mu\text{m}$ et $\approx 4,1$ à $11,8 \mu\text{m}$), et la dynamique de l'émissivité des surfaces naturelles est relativement faible. Elle est en général comprise entre 0,9 (sol sec) et 0,96 (végétation). La température T considérée est la température de la couche superficielle (quelques micromètres) des surfaces terrestres observées.

3.2.3. Mesures hyperfréquence passive

Ces mesures sont des températures apparentes T_b dont la précision ($\approx 1\text{-}3\text{K}$) dépend de la fréquence. Contrairement aux mesures IRT, elles fournissent une information tout temps,

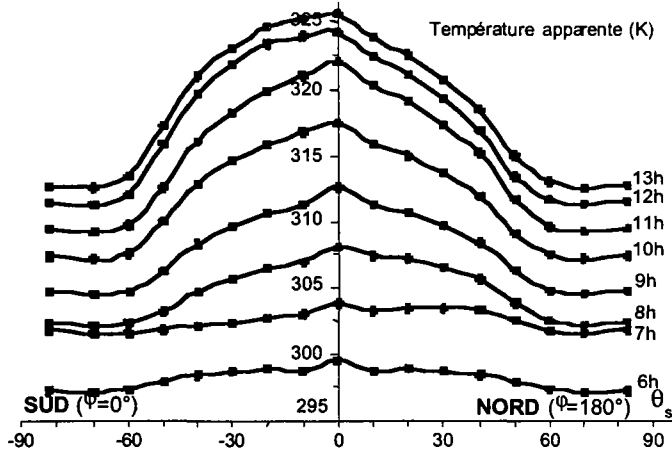


Figure 5. Température apparente de coton (6 h à 13 h) selon des directions de visée θ_s normales aux rangées. Simulations avec le modèle DART (Guillevic, 1999).

car elles sont peu affectées par l'atmosphère et les nuages, et cette information ne provient pas que de la partie superficielle des milieux observés, mais d'un plus grand volume. Ainsi, le rayonnement émis par un sol à 1,4 GHz provient d'une couche de $\approx 2-5$ cm d'épaisseur, selon l'humidité, la texture et la rugosité du sol.

En hyperfréquence, T_b est quasiment proportionnelle à la température et à l'émissivité des surfaces observées. Elle est d'autant plus due au sol que la fréquence est basse, car la végétation est alors de plus en plus transparente. Ainsi, le rayonnement émis par un couvert agricole fermé est surtout du au sol à basse fréquence (1,4 GHz) et à la végétation à moyenne fréquence (10 GHz).

L'émissivité des surfaces terrestres est souvent la principale information recueillie avec des mesures hyperfréquence passives, car elle a une dynamique généralement plus élevée que la température. D'une manière générale, elle dépend surtout des états hydriques du sol (m_v) et de la végétation (W_c). Ainsi, l'émissivité ϵ_{sol} d'un sol de rugosité donnée est quasiment inversement proportionnelle à sa teneur en eau m_v . Le rayonnement émis par un sol humide est donc plus faible que celui émis par un sol sec, à température égale. Par exemple, une diminution de 20 % de l'humidité peut augmenter T_b de l'ordre de 50 à 60 K.

En première approximation, au bas de l'atmosphère il est souvent considéré:

$$T_b(\theta) \approx \epsilon_{sol} \cdot T_{sol} \cdot e^{-\tau/\mu} + (1 - \omega) \cdot T_{veg} \cdot (1 - e^{-\tau/\mu})$$

où t est l'épaisseur optique du couvert et $(1 - \omega)$ est l'émissivité de la végétation. Les températures du sol T_{sol} et de la végétation T_{veg} sont souvent supposées égales. En pratique, τ est plus ou moins proportionnel à W_c . Ce modèle, souvent appelé " $\tau - \omega$ " met bien en évidence que l'influence du sol est d'autant plus faible que le sol est humide et que la biomasse est importante.

3.2.4. Mesures hyperfréquences actives

Comme les mesures hyperfréquences passives, les mesures hyperfréquences actives sont très sensibles à l'humidité du sol (surtout aux basses fréquences) et à la biomasse (surtout aux hautes fréquences). Par contre, elles sont beaucoup plus sensibles à la structure de

surface (rugosité du sol, architecture des couverts). Ceci explique l'aptitude des mesures radar à différencier les types d'occupation du sol.

La puissance P_r reçue par une antenne est généralement exprimée par l'équation radar, à partir de la puissance P_t transmise par l'antenne, du gain G et de la surface A de l'antenne, de la distance R de l'antenne à la cible, et de la surface $\Delta\Sigma$ et du coefficient de rétrodiffusion σ_0 de la cible :

$$P_r = [P_t \cdot \frac{G}{4\pi R^2}] \cdot [\sigma_0 \cdot \Delta\Sigma] \cdot [\frac{A}{4\pi R^2}]$$

Le terme σ_0 dépend de la géométrie du couvert, de l'humidité du sol m_v et du contenu en eau de la végétation W_c . En première approximation :

$$\sigma_0 = \sigma_{0,\text{sol}} \cdot e^{-2d \cdot W_c / \cos\theta} + \sigma_{0,\text{veg}} \quad \text{où } \sigma_{0,\text{sol}} = a + b \cdot m_v \text{ et } \sigma_{0,\text{veg}} = c \cdot \cos\theta \cdot (1 - e^{-2d \cdot W_c / \cos\theta})$$

Les coefficients de calage (a , b , c , d) dépendent de l'architecture du couvert et de la rugosité du sol. Ils sont souvent obtenus par régression avec des mesures terrain. À basse fréquence, $\sigma_{0,\text{veg}} \approx 0$ alors qu'à haute fréquence $\sigma_0 \approx \sigma_{0,\text{veg}}$.

Ce modèle indique bien que le sol a une composante d'autant plus faible qu'il est sec et que la biomasse est forte. En fait, les mesures radar dépendent d'un grand nombre de paramètres de surface, si bien que toute estimation peut nécessiter des mesures à plusieurs fréquences, polarisations ou directions d'observation. La non disponibilité de telles mesures explique le faible nombre d'applications opérationnelles des radars pour l'extraction de paramètres de surface (GUÉRIF *et al.*, 1997).

3.3. Relations semi-empiriques

3.3.1. Biomasse

La biomasse foliaire est surtout estimée avec des mesures VIS/PIR/MIR et la biomasse ligneuse est surtout estimée avec des mesures hyperfréquence.

- Mesures VIS, PIR, MIR

Il existe de nombreuses relations semi-empiriques pour estimer le LAI et le fAPAR. Elles sont dites génériques, si elles sont appliquées sur l'ensemble du globe, et locales, si elles sont spécifiques à un site donné. Elles utilisent souvent des rapports de combinaisons linéaires de mesures spectrales. Par rapport aux mesures M , ces rapports sont généralement conçus pour être plus dépendants des paramètres P caractéristiques de la végétation et moins dépendants de facteurs perturbateurs comme le sol, le relief et l'atmosphère. Ils sont donc appelés indices de végétation.

Les deux principaux sont l'indice de végétation normalisé NDVI = $\frac{\rho_{\text{PIR}} - \rho_{\text{VIS}}}{\rho_{\text{PIR}} + \rho_{\text{VIS}}}$ et le simple rapport SR = $\frac{\rho_{\text{PIR}}}{\rho_{\text{VIS}}}$ où ρ_{PIR} et ρ_{VIS} sont les

réflectances PIR et VIS. Tous deux sont maximaux avec des couverts végétaux denses et fermés, et minimaux avec des surfaces non végétales. D'autres indices (BARET and GUYOT, 1991; BANNARI *et al.*, 1995) ont été conçus pour mieux diminuer l'effet de l'atmosphère et du sol, ou pour rendre plus linéaire la relation "LAI - NDVI".

Exemple de relations génériques : les relations indiquées ici sont utilisées pour le calcul systématique du LAI et du fAPAR des biomes terrestres à partir de l'indice SR de données

AVHRR de NOAA et de valeurs pré-tabulées des fAPAR et SR extrêmes des différents biomes (SELLERS *et al.*, 1996).

$$LAI = LAI_{j,max} \cdot \frac{\log((1 - fAPAR))}{\log(1 - fAPAR_{j,max})} \text{ ou } LAI = LAI_{j,max} \cdot \frac{fAPAR}{fAPAR_{j,max}} \text{ selon le biome } j$$

$$\text{avec } fAPAR = fAPAR_{j,max} \cdot \frac{SR - SR_{j,min}}{SR_{j,max} - SR_{j,min}}$$

Exemple de relations locales : elles dépendent du couvert, de la correction des mesures et des conditions expérimentales (atmosphère, direction de visée, résolution spatiale, etc.). Les relations les plus fiables ont été conçues pour les cultures. Ainsi, pour un couvert de maïs, certains chercheurs utilisent “NDVI=0,942-0,778.e-0,463.LAI”. Par contre, pour une forêt de feuillus, ESTÈVE (1998) emploie “LAI = 50.25.NDVI^{8.71}”, en l’absence de correction atmosphérique, et “LAI = 12.9.NDVI^{11.24}”, après correction atmosphérique.

- Mesures hyperfréquence passive

La détermination de la biomasse de couverts agricoles requiert en général des mesures dans deux fréquences pour fournir les deux principales composantes de la mesure : la teneur en eau du sol (m_v) et de la végétation (W_v). La biomasse (W_v) est d’autant mieux estimée que la contribution du sol est faible, c’est à dire que la fréquence est élevée et que le sol est humide.

- Mesures hyperfréquence active

Les hautes fréquences renseignent plutôt sur la biomasse foliaire, les fréquences intermédiaires sur la biomasse ligneuse et les basses fréquences sur la rugosité et l’humidité des sols. Ainsi, en bande C (5,3 GHz), la rétrodiffusion d’un couvert forestier est surtout due aux feuilles et petites branches du haut des couronnes (CHAMPION *et al.*, 1997), si bien que les relations empiriques développées ne sont en général valides que pour une biomasse inférieure à 10 kg.m⁻². La biomasse ligneuse est assez bien corrélée aux mesures en bande P (0,3 GHz) et un peu moins aux mesures en bande L (1,3 GHz).

3.3.2. Taux de couverture σ_f

Il est parfois estimé par régression avec le NDVI (CARLSON and RIPLEY, 1997) ou par l’approximation “ $\sigma_f \approx 1 - \exp[-G(\Omega).LAI]$ ” si le LAI et le LAD sont connus. LACAZE (1999) emploie la régression “ $\rho_{PR}(0,0) - \rho_{VIS}(0,0) = a.\sigma_f + b$ ” où a et b sont des coefficients de régression et où $\rho_{PR}(0,0)$ et $\rho_{VIS}(0,0)$ sont des réflectances normalisées pour des directions de visée et solaire au nadir.

3.3.3. Albédo

L’albédo planétaire est estimé avec une combinaison linéaire de réflectances VIS et PIR, car le rayonnement solaire est à 85-90 % dans le VIS et le PIR. L’emploi de plusieurs canaux spectraux est préférable à un seul canal à bande large. En première approximation,

des poids égaux à 0,5 sont souvent appliqués à ρ_{vis} et ρ_{pr} . En fait, ces poids dépendent du capteur et de la surface terrestre (neige, océan, végétation, nuage, etc.). Ainsi, pour les couverts végétaux, Certains chercheurs utilisent :

$$\text{Albédo (couverts végétaux)} = 0,490 \times \rho_{AVHRR1} + 0,440 \times \rho_{AVHRR2} + 0,69$$

La prise en compte du FRB du système “atmosphère - Terre” améliore le calcul de l’albédo planétaire. Pour des capteurs à large champ (*i.e.*, AVHRR de NOAA), l’atmosphère, et dans une moindre mesure le FRB des surfaces terrestres, expliquent l’anisotropie du FRB planétaire. L’albédo de surface est dérivé de l’albédo planétaire à l’aide de corrections atmosphériques. Certains estiment la vapeur d’eau et l’extinction des aérosols nécessaires à ces corrections à partir de la différence ($T_{b,4} - T_{b,5}$) et de la réflectance ρ_{AVHRR2} de zones marines voisines. La précision sur l’albédo ainsi obtenu est $\approx 4\%$ en absolu.

3.3.4. Concentration en éléments biochimiques

L’estimation depuis l’espace de la chimie des couverts repose sur le fait que les composants biochimiques foliaires affectent les propriétés optiques foliaires dans le domaine (400 2400 nm). Il est utilisé des canaux spectraux assez étroits pour appréhender des caractéristiques (*e.g.*, position et forme des pics d’absorption) spécifiques aux éléments biochimiques. En fait, les mesures M dépendent moins de la concentration biochimique surfacique ($\mu\text{g.cm}^{-2}$) des feuilles C_f que de celle du couvert LAI.C_f (JACQUEMOUD, 1992; DEMAREZ, 1997). Il est souvent utilisé des régressions multi-linéaires du type

“LAI.C_f ou $C_f = \sum_{i=1}^n a_i \cdot \rho_i(\lambda_i)$ ”. En fonction de l’élément biochimique, les coefficients de régression a_i dépendent plus ou moins des conditions expérimentales d’acquisition et des propriétés architecturales et optiques du couvert. Cette dépendance est extrême pour des éléments tels que la lignine, l’azote et la cellulose (PINEL, 1997). En fait, selon FOURTY (1996) les seules informations biochimiques susceptibles d’être détectées depuis l’espace avec des régressions multi-linéaires sont la chlorophylle, la matière sèche et l’eau. De plus, cet auteur indique qu’un nombre minimal de 10 bandes spectrales sur le domaine (800 nm 2400 nm) permet d’estimer simultanément la concentration d’eau et de matière sèche des couverts (tableau 2).

Tableau 2. Valeur par ordre d’importance des bandes spectrales, de 800 à 2400 nm, sélectionnées par régression multi-linéaire pour le LAI et les concentrations en eau et matière sèche des feuilles ($C_{H2O,f}$, $C_{MS,f}$) et du couvert. Les chiffres en gras indiquent les jeux de bandes spectrales optimaux (FOURTY, 1996).

n	$C_{H2O,f}$	LAI. $C_{H2O,f}$	$C_{MS,f}$	LAI. $C_{MS,f}$	LAI	$C_{H2O,f}$, $C_{MS,f}$, LAI
1	1530	2040	880	2290	2300	2290-2300
2	1720	900	2290	1540	880	1530-1540
3	2040	1190	1540	1710	1230	1690-1720
4	2200	1100	2210	1100	1530	880-900
5	2290	2260	2030	1190	1690	2030-2040
6	1990	2380	1060	1300	2210	1190-1230
7	2160	1300	1690	1730	1280	1060-1100
8	2140	1530	1280	1210	1990	2200-2210
9	1650	2300	2080	1080	2170	1280-1300
10	1790	1370	2170	1570	1710	2260

L'estimation de l'état hydrique des couverts par télédétection est souvent délicate. Elle s'appuie surtout sur des mesures dans le MIR, c'est-à-dire le domaine spectral où la réflectance des couverts est la plus sensible à la teneur en eau. La meilleure bande dans l'intervalle (0,7-2,5 μm) est 1,55-1,75 μm . En effet, les longueurs d'onde a priori optimales comme 1,42-1,56 μm et 1,83-1,88 μm où l'eau liquide absorbe le plus sont inutilisables, car la vapeur d'eau atmosphérique y absorbe beaucoup.

La chlorophylle est l'élément le plus facilement détectable depuis l'espace, car elle absorbe beaucoup dans le VIS. Sa concentration surfacique foliaire Chl_f est donc négativement corrélée aux propriétés optiques VIS des feuilles et des couverts. De plus, les quantités Chl_f et LAI. Chl_f sont positivement corrélées avec le point d'inflexion (λ_i) de la réflectance $\rho_c(\lambda)$ entre le VIS ($\approx 0,68 \mu\text{m}$) et le PIR ($\approx 0,75 \mu\text{m}$). Ainsi, (λ_i) est déplacé vers les grandes longueurs d'onde quand Chl_f augmente durant la période de croissance. Un intérêt de (λ_i) et des relations empiriques associées est de beaucoup moins dépendre de l'atmosphère et de la direction de visée que les mesures M . Ainsi, DEMAREZ (1997)

utilise $\text{LAI} \cdot \text{Chl}_f = \exp\left[\frac{\lambda_i - 713.87}{2.29}\right]$ pour une forêt de feuillus. La précision ainsi obtenue est 10 $\mu\text{g}/\text{cm}^2$ sur Chl_f , avec (λ_i) dérivé de 8 mesures spectrales fines de 673 nm à 801 nm.

3.3.5. Température

- Télédétection infrarouge thermique

La méthode *split window* ($T_s = \sum_{i=1}^n a_i \cdot T_{b,\lambda_i}$), i.e. la combinaison linéaire de températures spectrales apparentes $T_{b,\lambda}$, donne des températures de surface marine assez précises ($\Delta T \approx 0,5 \text{ K}$). Pour les surfaces terrestres, la température ainsi estimée est beaucoup moins précise, avec $\Delta T_s \approx 2-5 \text{ K}$ selon la surface et les conditions d'observation. Ceci est surtout dû à la forte variabilité des températures et des émissivités des surfaces terrestres. T_s peut aussi être estimé après correction atmosphérique (à partir de radio sondages, de sondages satellitaires ou de mesures directionnelles). Cependant, la nécessité de méthodes opérationnelles implique des méthodes *split window* comme :

$$\text{Exemple : } T_{b,s} = T_{b,4} + 3.33(T_{b,4} - T_{b,5}) \cdot \frac{5.5 - \varepsilon_4}{4.5} + 0.75 \cdot T_{b,4} \cdot (\varepsilon_4 - \varepsilon_5) \quad (\text{PRICE, 1984})$$

Les indices 4 et 5 sont ceux des canaux thermiques AVHRR 4 et 5 de NOAA. Une erreur $\Delta \varepsilon \approx 0,01$ donne une erreur $\Delta T \approx 0,65 \text{ K}$ sur T_s .

L'émissivité des couverts dans le domaine spectral le plus utilisé (i.e., 10-12 μm) est souvent évaluée à partir de la connaissance de la fraction de végétation σ_f et de l'hypothèse d'une émissivité de la végétation égale à 0,99.

La détermination de la température de surfaces hétérogènes est très complexe, car le sol et la végétation ont souvent des températures et des émissivités différentes. En exprimant la température apparente $T_{b,s}$ corrigée des effets atmosphériques avec " $T_{b,s} = \sigma_f \cdot T_{b,\text{veg}} + (1 - \sigma_f) \cdot T_{b,\text{sol}}$ ", où $T_{b,\text{sol}}$ et $T_{b,\text{veg}}$ sont les températures du sol et de la végétation corrigées des effets atmosphériques avec des méthodes *split window* spécifiques, KERR *et al.* (1992) obtiennent des températures avec une précision de 1,5 K.

- Télédétection hyperfréquence passive

Une forte contrainte est que la mesure hyperfréquence passive est en général plus sensible à l'humidité de surface qu'à la température. Cette dernière ne peut souvent être estimée que pour des couverts dont l'émissivité est relativement constante. Ceci est en particulier vrai avec des mesures à haute fréquence, car l'influence du sol est alors négligeable. Les mesures de couverts non fermés dépendent de l'humidité et de la température du sol, ainsi que du taux de couverture σ_p , ce qui peut nécessiter l'emploi de mesures hyperfréquence à différentes fréquences.

3.3.6. Humidité de surface

Cette information est surtout obtenue avec des mesures hyperfréquence. Elle n'est obtenue que de manière indirecte avec les mesures IRT.

- Télédétection hyperfréquence passive

L'humidité de surface est souvent déterminée à l'aide d'une connaissance préalable de la température, obtenue par exemple à partir de relevés ou de modèles météorologiques. Pour un sol nu, une imprécision de 3K sur T_s induit une erreur de l'ordre de $0,01 \text{ m}^3/\text{m}^3$ sur m_v (CHAMPION *et al.*, 1997). En fait, l'imprécision sur la connaissance de la rugosité de surface fait que la précision sur m_v est de l'ordre de $0,03\text{-}0,05 \text{ m}^3/\text{m}^3$ pour les sols nus. La présence de végétation induit des imprécisions d'autant plus importantes que la fréquence est élevée. La détermination simultanée de m_v et de W_v requiert un jeu de mesures acquises à deux fréquences, par exemple à 1,4 GHz et 5 GHz (WIGNERON *et al.*, 1995). L'emploi de la polarisation et de mesures directionnelles peut aussi être utile. Ainsi, les mesures sont de moins en moins polarisées avec le développement de la végétation (TENG *et al.*, 1993), car $T_{s,\text{sol}}$ est très polarisée contrairement à $T_{s,\text{veg}}$.

- Télédétection radar

La précision obtenue sur l'humidité du sol m_v est relativement faible, du moins pour des couverts fermés. Ainsi, en bande C avec un couvert de blé, certains chercheurs obtiennent $\Delta m_v \approx \pm 0,06\text{-}0,07 \text{ m}^3.\text{m}^{-3}$. Ceci souligne l'intérêt d'un couplage avec des mesures VIS, PIR et MIR, car celles-ci sont bien adaptées pour fournir une cartographie préalable de l'occupation du sol.

3.4. Inversion de modèles de transfert radiatif

L'inversion de modèles qui simulent les mesures satellitaires est supposée fournir des paramètres de surface plus fiables que les simples relations semi-empiriques. Plusieurs conditions doivent cependant être réunies :

- précision et robustesse du modèle; sa représentation mathématique des interactions électromagnétiques dans les couverts doit être précise; de plus, ses paramètres d'entrée doivent lui permettre une prise en compte précise des facteurs (architecture du couvert, direction de visée, etc.) qui affectent le plus les mesures satellitaires;
- précision et robustesse de la méthode d'inversion; la non unicité des solutions est une forte contrainte, car plusieurs configurations du couvert peuvent conduire à des mesures

identiques; l'emploi de mesures multispectrales, multidirectionnelles, etc. permet souvent de résoudre ce problème.

Le cas particulier de l'inversion de modèles qui simulent les FRB VIS, PIR et MIR de couverts est discuté ci-dessous. Cette approche a tout d'abord été développée par GOEL and THOMPSON, 1984; GOEL, 1989) dans le cas de modèles simples adaptés à des milieux turbides. L'avantage de ces modèles est de permettre des simulations rapides, ce qui permet d'effectuer un grand nombre de simulations pour converger efficacement vers le jeu de paramètres le plus probable.

Inverser la fonction $y = f(x)$ pour une valeur y_i donnée, consiste à rechercher la valeur x_i telle que $y_i = f(x_i)$. Les modèles de réflectance peuvent être considérés comme des fonctions à n variables, donnant la valeur de la réflectance en fonction d'un nombre plus ou moins important de paramètres d'entrée (bandes spectrales, angles de visée, angles d'éclairement, structure du couvert, densité foliaire, propriétés optiques foliaires, etc.). L'inversion d'une fonction à n variables, consiste à rechercher certains paramètres de la fonction (les paramètres libres) en fixant les autres paramètres (les paramètres fixes). Les paramètres libres sont choisis en fonction du modèle utilisé et de leur intérêt thématique. Les conditions de mesures ainsi que les caractéristiques propres au capteur, telles que les angles de visée et d'éclairement ou les bandes spectrales, font partie des paramètres fixes.

Un modèle de réflectance peut donc être défini par $\rho = f(u, X)$, où X est le vecteur de paramètres libres de dimension p , u est le vecteur de paramètres fixes et ρ est la réflectance du milieu étudié. La connaissance de m ($m \geq p$) mesures de réflectance ρ_j^* pour plusieurs valeurs u_j du vecteur de paramètres fixes, permet de rechercher le vecteur X qui minimise la fonction coût :

$$\xi(X) = \sum_{j=1}^m W_j \cdot [\rho_j - \rho_j^*]^2 \quad (\text{ESTÈVE, 1998})$$

Le choix de poids W_j adaptés permet de rendre l'inversion plus rapide et plus précise. La procédure de minimisation est souvent celle du simplexe. Le domaine de recherche des différents paramètres peut être limité par l'ajout d'une pénalité à la fonction coût :

$$\xi(X) = \sum_{j=1}^m W_j \cdot [\rho_j - \rho_j^*]^2 + \sum_{i=1}^n (\omega_i \cdot (x_i - x_{i,b})^2)^2$$

avec par exemple ω_i très grand si x_i dépasse les bornes possibles.

Une autre méthode d'inversion apparemment prometteuse a été récemment introduite : les réseaux de neurones. Elle repose sur l'emploi de fonctions paramétrées durant une phase d'apprentissage à partir d'un jeu d'entrées/sorties. Ce jeu est créé par simulation directe de réflectances ρ_c avec le modèle que l'on désire inverser, en faisant varier certains de ses paramètres d'entrée. L'emploi de simples fonctions paramétrées conduit à des inversions très rapides. Cette méthode d'inversion s'applique aussi bien aux modèles de réflectance simples et complexes.

- Inversion des modèles turbides

L'inversion utilise en général des mesures spectrales ou directionnelles. Les mesures spectrales sont nécessaires pour étudier la chimie des couverts et les données directionnelles renseignent plus sur la structure. Sur le tableau 3, on présente quelques résultats d'inversion avec des mesures directionnelles. Ainsi, par inversion du modèle SAIL (VERHOEF, 1981) avec des réflectances directionnelles PIR *in situ* d'une culture de soja, GOEL and THOMPSON (1984) ont retrouvé le LAI et deux paramètres (μ et v) descriptifs du LAD. La précision des estimations du LAI a démontré l'intérêt de la méthode. De même, à partir de l'inversion du modèle de Nilson et Kuusk avec des réflectances *in situ* de culture,

Tableau 3. Exemples d'inversion de modèles turbides, avec indication du modèle, du milieu, des mesures utilisées, des paramètres libres, des paramètres inversés et des données in situ de validation. Les indices (1) et (2) correspondent à deux cas d'inversion réalisés par PRIVETTE *et al.* (1996), avec 1 ou 2 paramètres libres.

	Goel <i>et al.</i> (1984)	Kuusk (1991)	Privette <i>et al.</i> (1996)	Gao and Lesht (1997)	Bicheron et Leroy (1999)
Modèle inversé	SAIL (Verhoef, 1981)	Nilson-Kuusk (1989)	DISORD (Myneni, 1992)	Gao (1993)	Kuusk (1995)
Milieu étudié	Culture (soja)	Culture (orge trèfle)	Prairies (FIFE)	Prairies (FIFE)	Forêts, savanes cultures.
Mesures de réflectances	In situ, PIR 50 directions	In situ, PIR, rouge ≈ 13 directions.	AVHRR, PIR ≠ directions	PARABOLA AVHRR	POLDER aéroporté
Paramètres libres	2 : LAI et LAD (μ,ν)	11 (ou 9 avec un seul canal)	LAI (1) (LAI, ω _f) (2)	4 : LAI, ω _f , ρ _{sol} , LAD	8: LAI, I*, a ₁ , N, w _a , w _b , C _{ab} , C _c .
Données de validation	1 date LAI=2,87 ALA = 1,9	20 dates 0,4<LAI<5,7	20 dates 1,7<LAI<2,8		38 mesures LAI, fAPAR 0,2<LAI<5,1
Résultats d'inversion	LAI = 3,09 ALA = 55,1	RMSE. LAI orge : 2,38 trèfle : 1,25	RMSE. LAI: 0,22 (1), 1,06 (2) ω _f : 0,051 (2)		RMSE LAI : 0,7 fAPAR : 0,097

KUUSK (1991) a retrouvé le LAI, la dimension et l'orientation des feuilles. D'autre part, l'inversion du modèle de KUUSK (1991) dans la chaîne de traitement des données POLDER (BICHERON and LEROY, 1999) fournit de nombreux paramètres (LAI, chlorophylle, etc.).

- Inversion de modèles complexes

Le temps de calcul est l'inconvénient majeur des modèles complexes lors de l'application de l'inversion à des images spatiales. En effet, le temps d'inversion par les méthodes classiques (*e.g.*, simplexe) dépend du temps de simulation. Deux types de solutions classiques sont illustrés ci-dessous :

- 1) réseaux de neurones : par inversion du modèle de Li et Strahler avec des réflectances bidirectionnelles, ABUELGASIM *et al.* (1998) ont retrouvé la densité, la forme et la hauteur d'un couvert arboré avec des coefficients de corrélation r^2 égaux respectivement à 0,86, 0,76 et 0,76;
- 2) tables pré-calculées : ces tables contiennent des réflectances pré-calculées ou les paramètres d'un modèle de réflectance simplifié construit à partir de réflectances pré-calculées. ESTÈVE (1998) a ainsi obtenu des cartes annuelles de taux de couverture et de LAI de la forêt de Fontainebleau par inversion du modèle DART avec une série décennale d'images HRV de SPOT. La précision s'est avérée être équivalente à celle obtenue par étalonnage de relations empiriques avec de nombreuses mesures in-situ. L'intérêt de l'inversion est évidemment de ne pas nécessiter de telles mesures in-situ.

4. Conclusion

Les paramètres de surface susceptibles d'être étudiés depuis l'espace ont été présentés dans cet article. Ils dépendent bien évidemment du type (fréquence, direction de visée, etc.) de mesures satellitaires utilisées. Les méthodes d'estimation reposent en général sur l'emploi de relations analytiques étalonnées avec des mesures terrain. Elles sont souvent peu robustes et fiables en raison de la variabilité des conditions d'observation et de la complexité des milieux naturels. Ces facteurs perturbateurs expliquent l'emploi de plus en plus fréquent de modèles de télédétection à la fois précis et robustes pour toute estimation opérationnelle des paramètres de surface.

5. Références

- ABUELGASIM, A., GOPAL, S. and STRAHLER, A., 1998. Forward and inverse modeling of canopy directional reflectance using a neural network. *Int. J. Rem. Sens.*, vol. 19, n° 3, p. 453-471.
- BANNARI, A., MORIN, D., HUETE, A.R. and BONN, F., 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, vol. 13, p. 95-120.
- BARET, F. and GUYOT, G., 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sens. Environ.*, vol. 35, p. 161-173.
- BICHERON, P. and LEROY, M., 1999. A method of biophysical parameter retrieval at global scale by inversion of a vegetation reflectance model. *Rem. Sens. Env.*, vol. 67, p. 251-266.
- BOTKIN, D.B., 1986. Remote sensing of the Biosphere. Report of the Committee on planetary biology, National Academy of Sciences, Washington DC, USA.
- BRUNET, Y., LAMAUD, E. et PRADEL, E., 1997. Les problèmes d'échelles en modélisation. École-Chercheurs INRA, Le Croisic 25-29 mars 1996, p. 253-271.
- CARLSON, T. and RIPLEY, D., 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover and leaf area index. *Remote Sens. Environ.*, vol. 62, p. 241-252.
- CHAMPION, I., WIGNERON, J.P. et BRÉDA, N., 1997. Variables de fonctionnement issues des données de télédétection micro-ondes, École-Chercheurs INRA, Le Croisic, mars 1996, p. 145-168.
- CHOUDHURY, B.J. and MONTEITH, J.L., 1988. A four layer model for the heat budget of homogeneous land surfaces. *Quarterly J. of Royal Meteor. Society*, vol. 114, p. 373-398.
- DEMAREZ, V., 1997. Modélisation du transfert radiatif et télédétection hyperspectrale pour suivre la chlorophylle de forêt tempérée, Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- ESTÈVE, P., 1998. Inversion du modèle de transfert radiatif DART. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- FOURTY, T., 1996. Estimation du contenu biochimique d'un couvert végétal à partir de données haute résolution spectrale acquises au niveau satellitaire. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- GAO, W. and LESHT, B. M., 1997. Model inversion of satellite-measured reflectances for obtaining surface biophysical and bidirectional reflectance characteristics of grassland. *Rem. Sens. Env.*, vol. 59, p. 461-471.

- GASTELLU-ETCHEGORRY, J.P. DEMAREZ, V., PINEL, V., and ZAGOLSKI, F., 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Rem. Sens. Env.*, vol. 58, p. 131-156.
- GASTELLU-ETCHEGORRY, J.P., GUILLEVIC, P., ZAGOLSKI, F., DEMAREZ, V., TRICHON, V., DEERING, D. and LEROY, M., 1999. Modeling BRDF and radiation regime of tropical and boreal forests. Part I : BRDF. *Remote Sensing of Environment*, vol. 68, p. 281-316.
- GHLOZ, H.L., 1982. Environmental limits on aboveground net primary production, leaf area and biomass in vegetation zones of the Pacific Northwest, *Ecol.*, vol. 63, p. 469-481.
- GOEL, N.S. and THOMPSON, R.L., 1984. Inversion of vegetation canopy reflectance models for estimating agronomic variables. IV. Total inversion of the SAIL model. *Rem. Sens. Env.*, vol. 15, p. 237-253.
- GOEL, N.S., 1989. Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data. Dans *Theory and applications of Optical Remote Sensing*. Ghassem Asrar, Wiley-Interscience, New York.
- GUÉRIF, M., LAGOUARDE, J.P. et NICOLAS, H., 1997. Principes de fonctionnement des couverts végétaux issues des données de télédétection dans les domaines optique et infrarouge thermique. École-Chercheurs INRA, Le Croisic, mars 1996, p. 81-108.
- JACQUEMOUD, S., 1992. Utilisation de la haute résolution spectrale pour l'étude des couverts végétaux : développement d'un modèle de réflectance spectrale. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- KERR, Y., LAGOUARDE, J.P. and IMBERNON, J., 1992. Accurate land surface temperature retrieval with AVHRR data with use of an improved split windows algorithm. *Remote Sens. Envir.*, vol. 41, p. 197-209
- KUUSK, A., 1991. Determination of Vegetation Canopy Parameters from Optical Measurements. *Rem. Sens. Env.*, vol. 37, p. 207-218.
- LACAZE, R., 1999. Restitution des paramètres des surfaces continentales utiles à l'étude du climat à partir des observations multiangulaires de télédétection optique. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- PRICE, J.C., 1984. Land surface temperature measurements from the split window channels of the NOAA 7 AVHRR. *J. Geophys. Res.* vol. 89, p. 7231-7237.
- PRIVETTE, J.L., EMERY, W.J. and SCHIMEL, D.S., 1996. Inversion of a Vegetation Reflectance Model with NOAA AVHRR Data. *Rem. Sens. Env.*, vol. 58, p. 187-200.
- PINEL, V., 1997. Apport de la modélisation du transfert radiatif pour l'étude des écosystèmes forestiers par télédétection. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse.
- ROYER, J.F., OLIOSO, A. et COURAULT, D., 1997. Les modèles de circulation générale de l'atmosphère. École-Chercheurs INRA, Le Croisic, mars 1996, p. 193-226.
- RUNNING, S.W. and COUGHAN, J.C., 1988. A general model of forest ecosystem processes for regional applications : I- Hydrologic balance, canopy gas exchange and primary production processes. *Ecological Modelling*, vol. 42, p. 125-154.
- SELLERS, P.J., LOS, S.O., TUCKER, C.J., JUSTICE, C.O., DAZLICH, D.A., COLLATZ, G.J. and RANDALL, D.A., 1996. A revised land surface parametrization (SiB2) for atmospheric GCMs: Part II. The generation of global fields of terrestrial biophysical parameters from satellite data. *Journal of Climate*, vol. 9, n° 4.
- TENG, W.L., WANG, J.R. and DORAISWAMY, P.C., 1993. Relationship between satellite microwave radiometric data, antecedent precipitation index, and regional soil moisture. *Int. J. Remote Sens.*, vol. 14, p. 2483-2500.

Observation spatiale des paramètres de surface

- VERHOEF, W., 1981. Light scattering by leaf layer with application to canopy reflectance modeling : The SAIL model. *Rem. Sens. Env.*, vol. 16, p. 125-141.
- WIGNERON, J.P., CHANZY, A., CALVET, J.C. and BRUGUIER, N., 1995. A simple algorithm to retrieve soil moisture and vegetation biomass using passive microwave measurements over crop fields. *Remote Sens. Environ.*, vol. 41, p. 331-341.

32

Intérêt du moyen infrarouge pour la cartographie des résidus de cultures : cas du capteur ETM+ de Landsat-7

ABDERRAZAK BANNARI ¹, DRISS HABOUDANE ² et FERDINAND BONN ²

¹ *Laboratoire de télédétection et de géomatique, Département de géographie, Université d'Ottawa, C.P. 450, Succ. A, Ottawa (Ontario), Canada K1N 6N5; téléphone : +1 (613) 562-5800 (poste 1042); télécopieur : +1 (613) 562-5145; courriel : abannari@uottawa.ca*

² *Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL), Université de Sherbrooke, Sherbrooke (Québec), Canada J1K 2R1; téléphone : +1 (819) 821-7180 (poste 1042); télécopieur : +1 (819) 821-7944; courriel : driss.haboudane@hermes.usherb.ca*

Résumé

Les résidus de cultures jouent un rôle important dans la protection de la surface du sol contre l'érosion par l'eau et par le vent. Leur conservation sur les terres agricoles, après la moisson, a été considérée comme une pratique anti-érosive efficace. Certains chercheurs ont montré qu'un minimum de 15 % de couverture par les résidus peut réduire l'érosion de 75 % par rapport à un sol nu. Cette étude porte sur l'analyse du potentiel et de l'intérêt du moyen infrarouge pour la détection et la cartographie des résidus de cultures. Ce domaine spectral s'est avéré d'un grand intérêt aussi bien pour l'étude de la végétation vivante et la caractérisation de la végétation sénescente ou sèche que pour l'identification des sols et des roches. Dans cette étude nous avons exploité des mesures spectroradiométriques de plusieurs sols nus ayant différents taux d'humidité et des propriétés optiques différentes, et des résidus de soja et d'orge ayant différents recouvrements.

Les mesures ont été rééchantillonnées dans les bandes spectrales du visible et de l'infrarouge du capteur ETM+ de Landsat-7 qui a été lancé en avril 1999. Les résultats obtenus montrent que, sans contredit, le moyen infrarouge est la région spectrale qui possède la meilleure sensibilité à la présence des résidus. Les indices NDI (*Normalized Difference Index*) et SACRI (*Soil Adjusted Corn Residue Index*) montrent une sensibilité réduite en terme de détection des résidus. Bien que les indices NDI5-7 et MSACRI (*Modified Soil Adjusted Corn Residue Index*), qui combinent les canaux ETM-5 et ETM-7 de Landsat-7, présentent un bon potentiel et une grande similitude au point de vue sensibilité à la variation du taux de couverture par les résidus, le NDI5-7 reste sensible aux propriétés optiques des sols nus sous-jacents, notamment lorsque le sol est sec et de couleur claire et brillante. Le nouvel indice de résidus MSACRI montre une assez bonne dynamique, avec des valeurs moyennes voisines de 0,03 pour un très faible taux de couverture et proches de 0,20 pour des résidus couvrants. Afin de résoudre ce problème de saturation, on propose d'introduire une constante multiplicative égale à 5 qui ramènerait les valeurs de MSACRI dans une gamme comparable à celle des indices de végétation, soit une échelle entre 0 et 1.

1. Introduction

Depuis le lancement des satellites Landsat, les chercheurs en télédétection se sont penchés sur l'étude de la complémentarité des domaines spectraux du visible et de l'infrarouge (BARET *et al.*, 1988; SHIBAYAMA and AKIYAMA, 1989) ainsi que sur la richesse en informations du moyen infrarouge (BARET *et al.*, 1985). Ces recherches portaient essentiellement sur l'étude des caractéristiques spectrales de la végétation verte car les processus biophysiques, comme la photosynthèse et la transpiration se produisent au niveau des feuilles vivantes (ELVIDGE, 1990). Ainsi, les bandes spectrales des capteurs TM (*Thematic Mapper*) de Landsat et HRV (*Haute Résolution Visible*) de SPOT ont été définies pour mieux suivre l'évolution des couverts végétaux et distinguer leurs signatures spectrales de celles des sols nus (GUYOT, 1989). Toutefois, un intérêt moindre a été porté aux caractéristiques spectrales des composantes non vertes (ou sèches) du couvert végétal. Seulement certains auteurs, comme KAUTH et THOMAS (1976), GUYOT (1984) et GUYOT et SEGUIN (1988), se sont intéressés au suivi des propriétés spectrales du couvert au cours de la sénescence.

La végétation sénescente et les résidus de cultures jouent un rôle important dans la protection de la surface du sol contre l'érosion par l'eau et par le vent (DUMANSKI *et al.*, 1986). Leur conservation sur les terres agricoles, après la moisson, a été considérée comme une pratique anti-érosive efficace (ROBERTS and COLEMAN, 1988; MAJOR *et al.*, 1990). Ils protègent les sols contre l'impact des pluies et ils réduisent le ruissellement. En effet, FREEBAIRN et WORCKER (1986) ont montré qu'un minimum de 20 % de couverture par les résidus permet de réduire l'érosion et une équipe de scientifiques de l'Université de Guelph au Canada a trouvé qu'un taux de couverture de résidus de maïs aussi faible que 15 % peut réduire l'érosion de 75 % par rapport à un sol nu (KETCHESON and STONEHOUSE, 1983). Toutefois, l'estimation du taux de couverture des résidus par des modèles empiriques n'est pas assez précise et constitue une source d'erreurs importantes à cause de la similitude entre le spectre des résidus et celui du sol lui-même dans les domaines du visible et du proche infrarouge (BARET, 1986). D'après McNAIRN et PROTZ (1993) et BIARD *et al.* (1995), la combinaison du proche infrarouge (0,76 μm - 0,90 μm) et du moyen infrarouge (1,55 μm - 1,75 μm) a donné des résultats très prometteurs

en matière de détection et de cartographie des résidus de maïs. Aussi, les travaux de ELVIDGE (1990) ont montré la possibilité de caractériser la végétation sèche par ses propriétés d'absorption dans le moyen infrarouge incluant la bande TM-7 ($2,08\ \mu\text{m}$ - $2,35\ \mu\text{m}$), d'où la pertinence d'explorer le potentiel de ce domaine spectral et d'examiner les possibilités qu'il offre en matière de distinction entre les sols et la végétation sénescente.

Mis à part l'absorption par la vapeur d'eau, le moyen infrarouge ($1,3\ \mu\text{m}$ - $2,5\ \mu\text{m}$) se caractérise par une grande transparence vis-à-vis des constituants atmosphériques (KING *et al.*, 1992). Par conséquent, l'effet de l'environnement est réduit et les images seront plus contrastées. Ce domaine spectral s'est avéré d'un grand intérêt aussi bien pour l'étude de la végétation vivante (structure, teneur en eau, etc.) et la caractérisation de la végétation sénescente ou sèche que pour l'identification des sols et des roches (BARET et ANDRIEU, 1994). Ainsi, compte tenu de l'importance accordée au moyen infrarouge dans les programmes de télédétection spatiale (VÉGÉTATION de SPOT-4, MODIS (*MODerat resolution Imaging Spectrometer*) de EOS et ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) de Landsat-7) et aéroportée (télédétection hyperspectrale), on se propose d'étudier les possibilités offertes par le domaine du moyen infrarouge en matière de distinction entre les résidus de cultures et les sols nus sous-jacents. Une attention particulière sera portée à l'apport des canaux ETM-5 et ETM-7 (ou TM-5 et TM-7) qui sont situés en dehors des bandes d'absorption intense de l'eau dans cette partie du spectre électromagnétique. À cette fin, nous avons exploité des mesures spectroradiométriques de plusieurs sols nus ayant différents taux d'humidité et des propriétés optiques différentes, et des résidus de soja et d'orge ayant différents recouvrements. Les mesures ont été rééchantillonnées dans les bandes spectrales du visible et de l'infrarouge du capteur ETM+ de Landsat-7 qui a été lancé en avril 1999.

2. Matériel et méthode

2.1. Protocole expérimental

Les mesures radiométriques ont été effectuées sur deux types de résidus (orge et soja) et deux types de sols (loam argileux et sol sablonneux) à l'aide d'un spectroradiomètre portable GER-2100. Celui-ci opère dans les domaines du visible, du proche et du moyen infrarouge, soit des longueurs d'onde allant de $0,39$ à $2,5\ \mu\text{m}$. Les mesures radiométriques ont été effectuées avec une résolution de $10\ \text{nm}$ entre $0,4$ et $1,0\ \mu\text{m}$ et de $24\ \text{nm}$ dans l'intervalle $1,0$ - $2,5\ \mu\text{m}$. Le spectroradiomètre était installé sur une potence à une hauteur de $1,5\ \text{m}$ du sol permettant d'observer, en visée verticale, une surface d'environ $25 \times 13\ \text{cm}$. Les sols argileux (de couleur claire) et sablonneux (relativement brun) ont été placés côte à côte sur une planche de bois d'environ $1\ \text{m}^2$. Cela a permis de viser une surface mixte à $50\ \%$ de sol argileux et $50\ \%$ de sol sablonneux.

Les mesures spectrales sur les sols ont été réalisées à différents états d'humidité (humide, moyennement humide et sec) dans le but de pouvoir déterminer les paramètres de la droite des sols (pente et ordonnée à l'origine) qui serviront à corriger les effets des propriétés optiques des sols nus sous-jacents sur les réponses spectrales des résidus. En ce qui concerne les résidus, les mesures ont été effectuées pour différents taux de couverture: $0\ \%$ (sol nu), $5\ \%$, $10\ \%$, $25\ \%$, $40\ \%$, $60\ \%$, $80\ \%$, $95\ \%$ et $100\ \%$ (résidus totalement couvrants). Elles ont été prises aussi bien au-dessus de chacun des deux sols (argileux et sablonneux) qu'au-dessus de la zone mixte (argile plus sable). Pour tenir compte de l'effet

bidirectionnel de la réflectance de la cible, qui dépend à la fois de l'angle d'illumination et de l'angle de visée, on a effectué les mesures autour de l'heure zénithale suivant une direction de visée verticale. Aussi, puisque le GER mesure la luminance de la cible et étant donné qu'on ne connaît pas l'éclairement (direct et diffus) reçu par cette cible, on a mesuré pour chaque cas les luminances totale et diffuse de la surface de référence (spectralon) ainsi que les luminances totale et diffuse de la cible. Cela permettra de calculer le facteur de réflectance de la cible conformément à la méthode décrite par JACKSON *et al.* (1980).

2.2. Considérations théoriques

L'examen des signatures spectrales des surfaces naturelles montre que le sol est, de façon générale, plus réfléchissant que la végétation vivante dans le visible et le moyen infrarouge, et moins réfléchissant dans le proche infrarouge. Toutefois, cette tendance ne se maintient pas durant la sénescence et le dessèchement de la végétation verte : la réflectance de la végétation connaît un fort accroissement aussi bien dans le vert et le rouge (disparition des pigments chlorophylliens) que dans le moyen infrarouge (dessèchement) (figure 1). Il y a, alors, similitude entre le spectre de la végétation sénescente et celui du sol nu dans le visible et le proche infrarouge, d'où la notion de la droite de sénescence homologue de la droite des sols nus (BARET, 1986). Donc, les canaux rouge et proche infrarouge, caractérisés par le contraste le plus élevé entre le sol et la végétation photosynthétiquement active, ne permettront pas de distinguer entre sol nu et végétation sénescente ou sèche. En effet, à défaut de contraste de réflectance entre le rouge et le proche infrarouge dans le cas de la végétation sèche, les indices de végétation classiques ne sont pas adaptés pour la détection des résidus. Par conséquent, il est impératif de recourir à d'autres domaines spectraux qui offrent un meilleur contraste entre le sol et les résidus. C'est ainsi que McNAIRN et PROTZ (1993) ont constaté la sensibilité du moyen infrarouge à la présence de résidus de maïs et ont retenu le formalisme du *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI) développé par ROUSE *et al.* (1974) pour mettre au point le *Normalized Difference Index* (NDI) basé sur la différence normalisée entre les réflectances des bandes du proche et du moyen infrarouge du capteur TM de Landsat (équation 1).

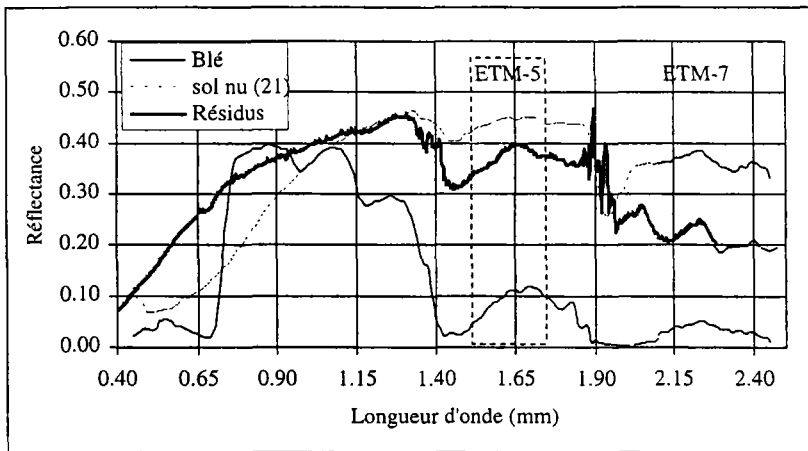


Figure 1. Spectres de sol nu, blé photosynthétiquement actif et les résidus d'orge

$$NDI = (\rho_{ETM4} - \rho_{ETM5}) / (\rho_{ETM4} + \rho_{ETM5}) \quad (1)$$

où :

- ρ_{ETM4} : réflectance mesurée dans la bande ETM-4 (ou TM-4);
- ρ_{ETM5} : réflectance mesurée dans la bande ETM-5 (ou TM-5).

Pour minimiser les effets des propriétés optiques des sols sur le NDI, BIARD *et al.* (1995) se sont inspirés de l'approche proposée par BARET *et al.* (1989) pour transformer le *Soil Adjusted Vegetation Index* (SAVI) (HUETE, 1988) en *Transformed Soil Adjusted Vegetation Index* (TSAVI) et ils l'ont transformé en *Soil Adjusted Corn Residue Index* (SACRI) (équation 2) :

$$SACRI = \alpha(\rho_{ETM4} - \alpha \rho_{ETM5} - \beta) / (\alpha \rho_{ETM4} + \rho_{ETM5} - \alpha \beta) \quad (2)$$

où :

- α : pente de la droite de sols nus dans l'espace spectral ETM-4 / ETM-5;
- β : ordonnée à l'origine de la droite de sols nus dans l'espace spectral ETM-4 / ETM-5.

Si le SACRI a l'avantage d'améliorer le NDI vis-à-vis des propriétés optiques des sols, il présente l'inconvénient de n'être sensible qu'aux faibles taux de couverture par les résidus (BIARD *et al.*, 1995; BANNARI *et al.*, 1999). En effet, il présente une dynamique faible pour des taux de couverture supérieurs à 25 %. C'est pour cette raison qu'on a entrepris notre expérimentation sur d'autres types de résidus (orge et soja) dans le but d'estimer la plage des valeurs du SACRI et de délimiter son domaine de validité. Dans cette étude, on examine l'apport et le potentiel du moyen infrarouge pour la détection des résidus de cultures. L'accent est mis sur la comparaison des performances du NDI, SACRI et la nouvelle version que nous proposons *Modified Soil Adjusted Corn Residue Index* (MSACRI) (équation 3) qui exploite les bandes ETM-5 et ETM-7 de Landsat-7 ou les bandes TM-5 et TM-7 de Landsat-5. Précisons que pour cette nouvelle version, la pente et l'ordonnée à l'origine de la droite de sols nus sont calculées dans l'espace spectral bidimensionnel ETM-5 et ETM-7.

$$MSACRI = a(\rho_{ETM5} - a \rho_{ETM7} - b) / (a \rho_{ETM5} + \rho_{ETM7} - ab) \quad (3)$$

où:

- ρ_{ETM5} : réflectance mesurée dans la bande ETM-5 (ou TM-5);
- ρ_{ETM7} : réflectance mesurée dans la bande ETM-7 (ou TM-7);
- a : pente de la droite de sols nus dans l'espace spectral ETM-5 / ETM-7;
- b : ordonnée à l'origine de la droite de sols nus dans l'espace spectral ETM-5 / ETM-7.

L'intérêt de la bande 7 réside dans le fait que cette région du spectre électromagnétique est identifiée comme étant favorable à l'identification et la différenciation des roches, des sols (MULDERS and GIRARD, 1993), des composantes sèches de la végétation (ELVIDGE, 1990; HABOUDANE *et al.*, 1997; BANNARI *et al.*, 1999) ainsi que de la végétation verte (MALTUS *et al.*, 1993).

3. Résultats et discussion

Dans cette section, on cherche à examiner le potentiel des régions spectrales du proche et moyen infrarouge pour la détection des résidus de cultures et, en particulier, à évaluer la sensibilité du moyen infrarouge à la présence de la végétation sèche. Cela va permettre d'évaluer l'apport de la combinaison des bandes du proche infrarouge (ETM-4) et du moyen infrarouge (ETM-5 et ETM-7). Ainsi, on a étendu le formalisme du NDI aux bandes ETM-5 et ETM-7. Par ailleurs, étant donné que la réponse radiométrique des résidus peut être fortement influencée par les propriétés optiques du sol, on adopte aussi le formalisme du SACRI en vue de corriger les effets de la couleur et la brillance des sols sur les indices de résidus. L'introduction de la bande ETM-7 est dictée par la divergence des tendances spectrales des sols et des résidus dans cette région du spectre (section précédente). Ces tendances montrent nettement que le canal ETM-7 permettra de mieux rehausser le contraste entre les sols et les résidus (figure 1).

3.1. Potentiel du moyen infrarouge

Pour mettre en évidence le potentiel du moyen infrarouge en matière de distinction entre les sols et les résidus, on a représenté les réflectances obtenues sur les sols et les résidus dans l'espace spectral ETM-5 / ETM-4 (figure 2a), ETM-7 / ETM-4 (figure 2b) et ETM-7 / ETM-5 (figure 2c). Sur la figure 2a on montre que la distribution des points de mesures obtenus sur différents taux de couverture par les résidus (soja et orge) se fait le long (ou dans le prolongement) de la droite des sols. Ce qui fait que le potentiel de discrimination par la combinaison des canaux ETM-5 et ETM-4 reste relativement limité. Par contre les combinaisons impliquant la bande ETM-7 montrent un niveau élevé de sensibilité à la présence de résidus (figures 2b et 2c). On note que les points de résidus qui se confondent avec ceux des sols, à proximité de la droite des sols, correspondent à des taux de couvertures faibles. Il importe de souligner que l'espace spectral ETM-7 / ETM-5 (figure 2c) offre une

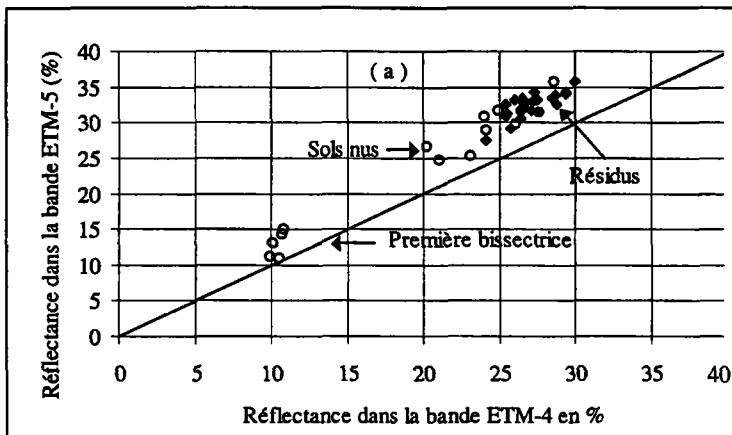


Figure 2. Représentation des réflectances des sols nus et des résidus de soja et d'orge : (a) dans l'espace spectral ETM-5 / ETM-4, (b) dans l'espace spectral ETM-7 / ETM-4 et (c) dans l'espace spectral ETM-7 / ETM-5

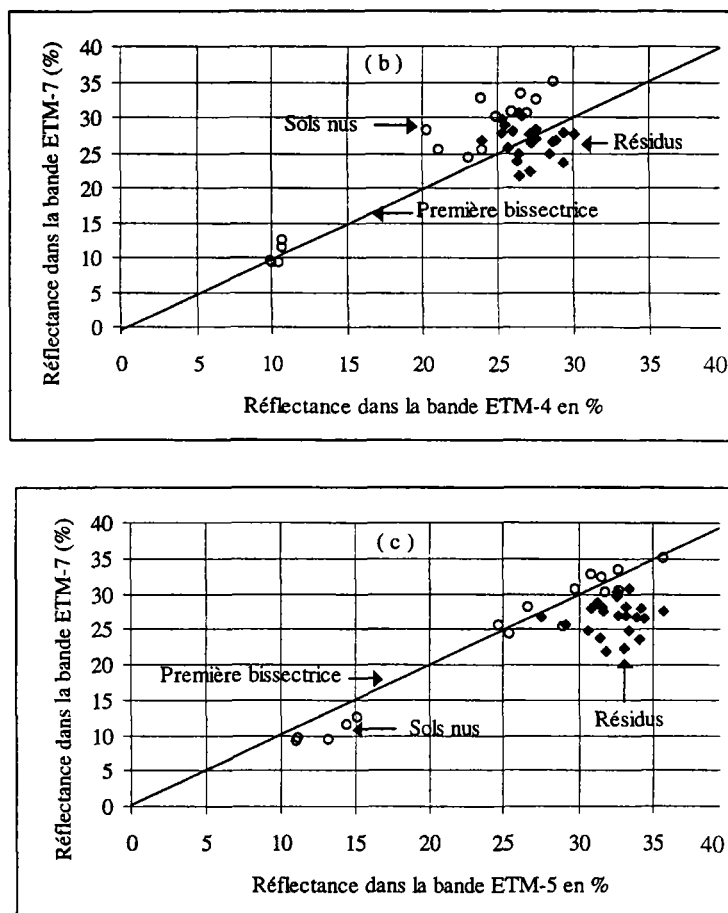


Figure 2. Représentation des réflectances des sols nus et des résidus de soja et d'orge : (a) dans l'espace spectral ETM-5 / ETM-4, (b) dans l'espace spectral ETM-7 / ETM-4 et (c) dans l'espace spectral ETM-7 / ETM-5

meilleure discrimination sols/résidus. Or, cette représentation dans un espace bidimensionnel ne permet pas de mettre en relief les effets relatifs aux propriétés optiques des sols nus sous-jacents aux résidus. Cet aspect sera examiné dans les paragraphes suivants dans lesquels on traite des indices de résidus.

3.2. Effets des propriétés optiques des sols sous-jacents

Étant donné que les résidus de cultures sont souvent peu couvrants, un bon indice de résidus doit être indépendant de la couleur et la brillance des sols sous-jacents, c'est-à-dire que ses valeurs pour les sols nus doivent être nulles ou presque (BANNARI *et al.*, 1999). Sur les figures 3a et 3b on montre la différence de sensibilité des indices NDI, SACRI et MSACRI aux propriétés optiques des sols sous-jacents aux résidus. En effet, la distribution des

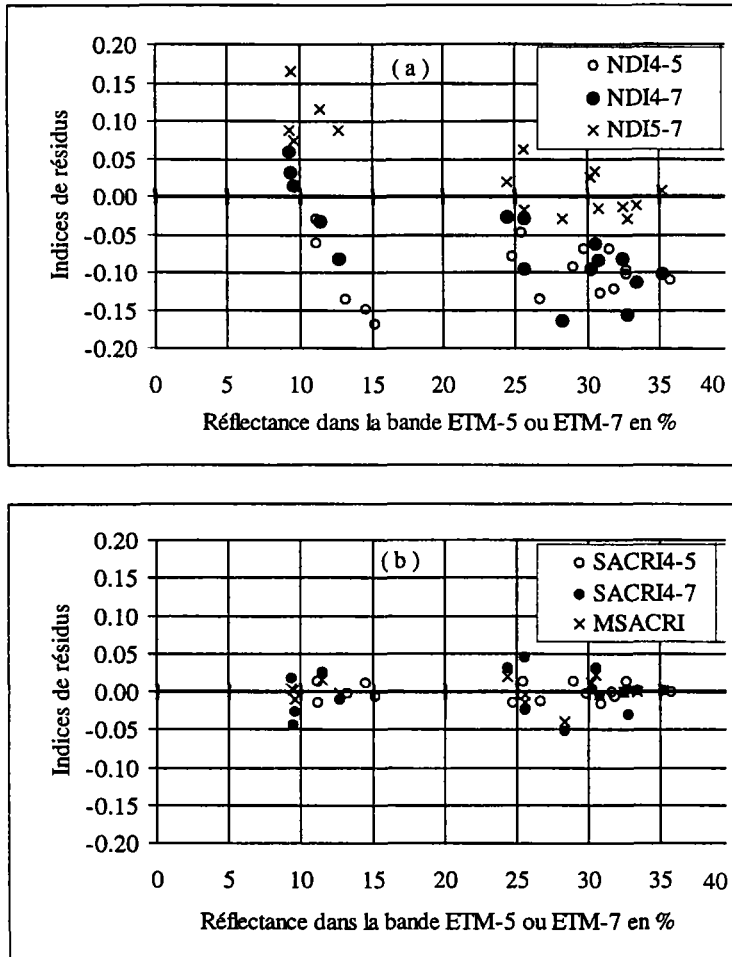


Figure 3. Effet des propriétés optiques des sols nus sur les indices de résidus

valeurs de ces indices obtenus sur des sols nus (figure 3a) montre que, quelles que soient les bandes mises en jeu, l'indice NDI est fortement affecté par les propriétés des sols. Les nuages de points relatifs à ces indices ne s'alignent pas le long de la droite théorique des sols (valeurs nulles), mais ils sont distribués de façon aléatoire avec des écarts pouvant atteindre $\pm 0,18$ selon les bandes spectrales impliquées et selon les caractéristiques des sols nus considérés. Toutefois, le NDI utilisant les canaux ETM-7 et ETM-5 donne des résultats satisfaisants dans le cas des sols ayant une humidité moyenne à faible ou des résultats insuffisants dans le cas des sols secs et de propriétés optiques claires et brillantes. Quant aux indices SACRI et MSACRI ils montrent un très bon comportement vis-à-vis des sols nus car ils répondent à l'exigence d'un bon indice de résidus en donnant des valeurs nulles ou presque pour les sols nus (figure 3b).

3.3. Comparaison des différents indices utilisés

L'évolution des différents indices en fonction du taux de couverture par les résidus de l'orge, du soja et de l'ensemble « orge + soja » est représentée sur les figures 4 et 5. Ces derniers montrent que lorsque les résidus sont moins couvrants les effets des propriétés optiques des sols sont très prononcés sur le NDI4-5 et moyennement prononcés sur les indices NDI4-7 et NDI5-7, notamment lorsque les sols sont humides et sombres. Par contre, lorsque les sols sont secs et de couleur claire, l'erreur sur le NDI5-7 reste très prononcée et varie entre 10 % et 15 % (figure 3a). Lors du passage du NDI au SACRI, les valeurs subissent une translation moyenne d'environ 0,10 pour le NDI4-5 et d'environ 0,05 pour les indices NDI4-7 et NDI5-7. Il semblerait, alors, que les combinaisons utilisant les couples (ETM-4, ETM-5) et (ETM-4, ETM-7) sont plus sensibles aux effets des sols que la combinaison impliquant les bandes ETM-5 et ETM-7. Cela expliquerait l'amélioration de la classification obtenue, dans le cas des sols sablonneux, par McNAIRN et PROTZ (1993) quand ils introduisaient dans leur modèle un second NDI utilisant la bande TM-7.

Sur les figures 4 et 5, on montre aussi que les indices développés pour la détection des résidus de maïs, NDI4-5 et SACRI4-5, présentent une faible dynamique quand le taux de résidus passe de 0 à 100 %. Exception faite des résultats obtenus pour les résidus d'orge sur le sol sablonneux, ces indices sont faiblement corrélés avec le pourcentage de couverture par les résidus. D'ailleurs, le cas des résidus d'orge sur sol sablonneux est la seule situation où l'on note une bonne corrélation entre le taux de couverture par les résidus et la bande ETM-4. Quant aux indices NDI et SACRI utilisant les couples ETM-4, ETM-7 et ETM-5, ETM-7 ils ont un comportement presque similaire en matière de sensibilité à la présence des résidus d'orge et de soja. Ils montrent une tendance croissante, plus ou moins linéaire, au fur et à mesure que le pourcentage de résidus augmente (figures 4 et 5). En plus, les niveaux de corrélation entre ces indices et le taux de couverture par les résidus sont relativement élevés. En effet, on obtient, en moyenne, une valeur de 0,93 pour le soja et de 0,90 dans le cas de l'orge. Notons aussi que le NDI5-7 est relativement plus sensible que le NDI4-7 surtout lorsque les résidus sont moyennement ou peu couvrants. Bien que les indices SACRI4-7 et MSACRI montrent une assez bonne dynamique, avec des valeurs

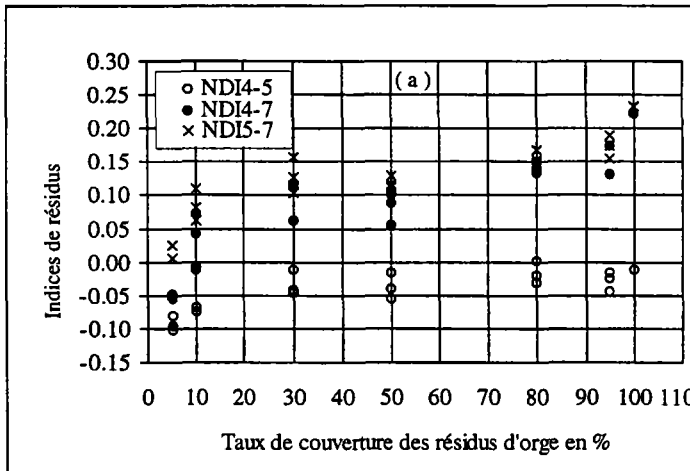


Figure 4. Sensibilité des indices de résidus en fonction de différents taux de couverture des résidus d'orge

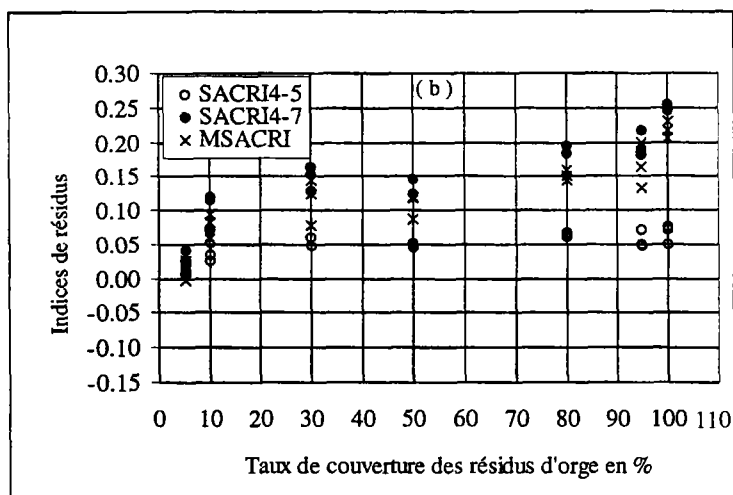


Figure 4. Sensibilité des indices de résidus en fonction de différents taux de couverture des résidus d'orge (suite)

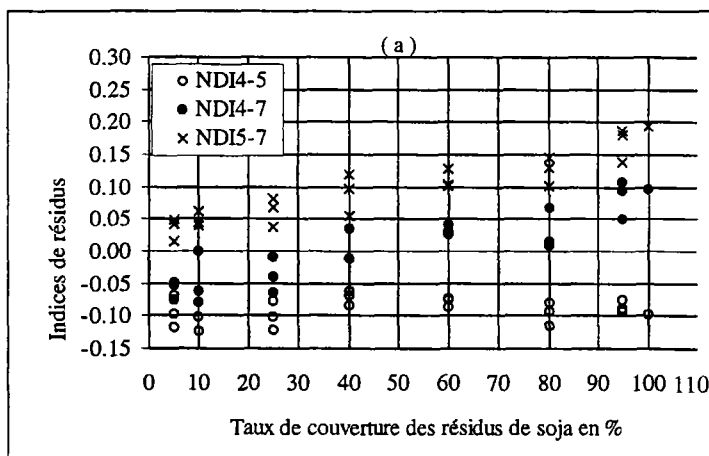


Figure 5. Sensibilité des indices de résidus en fonction de différents taux de couverture des résidus de soja

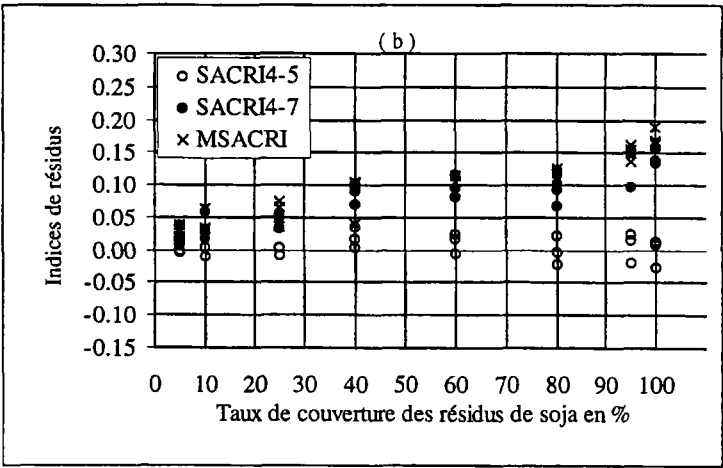


Figure 5. Sensibilité des indices de résidus en fonction de différents taux de couverture des résidus de soja

moyennes voisines de 0,03 pour un très faible taux de couverture et proches de 0,20 pour des résidus couvrants, leur plage de valeurs reste relativement restreinte. En effet, leurs valeurs respectives ne dépassent pas 0,25 (SACRI4-7) et 0,23 (SACRI5-7) pour des résidus d'orge entièrement couvrants. Dans le cas des résidus de soja, ces valeurs sont à peine de 0,15 pour SACRI4-7 et 0,20 pour SACRI5-7. Afin de résoudre ce problème de saturation, on propose d'introduire une constante multiplicative « C^{ste} » égale à 5 qui ramènerait les valeurs de MSACRI dans une gamme comparable à celle des indices de végétation, soit une échelle entre 0 et 1 :

$$MSACRI = C^{ste} \left[a(\rho_{ETM5} - a\rho_{ETM7} - b) \right] (a\rho_{ETM5} + \rho_{ETM7} - ab) \tag{4}$$

En effet, la figure 6 illustre bien cette situation, pour l'orge comme pour le soja le MSACRI augmente progressivement et de façon relativement linéaire au fur et à mesure que le pourcentage de résidus augmente avec un coefficient de corrélation égale à 0,97.

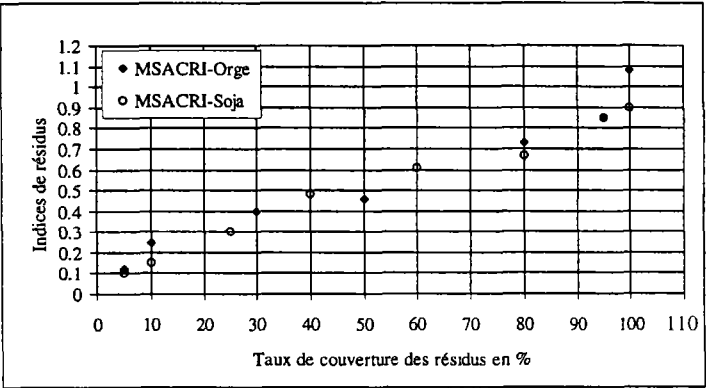


Figure 6. Sensibilité de l'indice MSACRI en fonction de différents taux de couverture des résidus de soja et d'orge

4. Conclusion

Le formalisme qui est considéré dans ce travail, s'inscrit dans un cadre prospectif d'interprétation et d'analyse des données de télédétection relatives à la détection des résidus de cultures. Il a permis de mettre en évidence le pouvoir discriminant du moyen infrarouge (les canaux ETM-5 et ETM-7) pour les sols et les résidus. Les indices NDI et SACRI montrent une sensibilité réduite vis-à-vis de la détection des résidus de cultures. Quant aux indices NDI5-7 et MSACRI, ils présentent une similitude de point de vue sensibilité à la variation du taux de couverture par les résidus. Par contre, le NDI5-7 reste sensible aux propriétés optiques des sols nus sous-jacents, notamment lorsque le sol est sec et de couleur claire et brillante. Le MSACRI montre une assez bonne dynamique, avec des valeurs moyennes voisines de 0,03 pour un très faible taux de couverture et proches de 0,20 pour des résidus couvrants. Afin de résoudre ce problème de saturation, on propose d'introduire une constante multiplicative égale à 5 qui ramènerait les valeurs de MSACRI dans une gamme comparable à celle des indices de végétation, soit une échelle entre 0 et 1.

Finalement, étant donné que les résidus sont souvent peu couvrants, le signal mesuré au capteur intègre la contribution propre du sol nu et celle propre aux résidus eux-mêmes; ainsi on se trouve en présence du problème de mélange des signatures spectrales des sols et des résidus. Pour s'affranchir de cette situation délicate, de multiples voies doivent permettre une meilleure analyse avec des techniques plus souples et mieux adaptées au traitement du signal et de l'image. Parmi ces techniques, celles basées sur la théorie des ensembles flous ou sur la méthode de déconvolution spectrale sont bien adaptées et constituent des avenues très prometteuses. À ce sujet, on compte examiner, dans une prochaine étape, l'apport de la méthode de déconvolution spectrale pour la discrimination entre les sols et les résidus.

5. Remerciements

Les auteurs remercient le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie (CRSNG) du Canada, le fonds FCAR du Québec et le programme de coopération Ontario-Québec pour leur support financier.

6. Références

- BANNARI, A., HABOUDANE, D. et BONN, F. 1999. Potentiel des mesures multispectrales pour la distinction entre les résidus de cultures et les sols nus sous-jacents. *Proceedings of the 4th International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition and 21st Canadian Symposium on Remote Sensing*, Ottawa, Canada, p. 359-366.
- BARET, F. 1986. Contribution au suivi radiométrique de cultures de céréales. Thèse de doctorat, Université de Paris-sud Orsay, n° 98, 182 p.
- BARET, F., GUYOT, G., BEGUÉ, A. and MAUREL, P. 1988. Complementarity of Middle-Infrared with Visible and Near-Infrared Reflectance for Monitoring Wheat Canopies. *Remote Sensing of Environment*, vol. 26, p. 213-225.

- BARET, F., GUYOT, G. and MAJOR, D.J. 1989. TSAVI: a vegetation index which minimises soil brightness effects on LAI and APAR estimation. Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada, p. 1355-1358.
- BARET, F. et ANDRIEU, B. 1994. Intérêt du moyen infrarouge réflectif pour caractériser la végétation. Bulletin de la S.F.P.T., n° 136, p. 8-22.
- BIARD, F., BANNARI, A. et BONN, F. 1995. SACRI (Soil Adjusted Corn Residue Index): un indice utilisant le proche et le moyen infrarouge pour la détection de résidus de culture de maïs. 17^{ème} Symposium canadien sur la télédétection, Juin 1995, Saskatoon (Saskatchewan), Canada, p. 413-419.
- DUMANSKI, J., COOTE, D.R., LUCIUK, G. and LOK, C. 1986. Soil conservation in Canada. Journal of Soils and Water Conservation, p. 204-210.
- ELVIDGE, C.D. 1990. Visible and near infrared reflectance characteristics of dry plant materials. International Journal Remote Sensing, vol. 11, p. 1775-1795.
- FREEBAIRN, D.M. and WOCKNER, G.H. 1986. A Study of Soil Erosion on Vertisols of the Eastern Darling Downs, Queensland I : Effects of Surface Conditions on Soil Movement Within Sontour Bay Catchments. Australian Journal of Soil Science, vol. 24, p. 135-158.
- GUYOT, G. 1984. Caractérisation spectrale des couverts végétaux dans le visible et le proche infrarouge : Application à la télédétection. Bulletin de la S.F.P.T., n° 95, p.
- GUYOT, G. et SEGUIN, B. 1988. Possibilités d'utilisation de la télédétection satellitaire en agrométéorologie. Agronomie, vol. 8, n° 1, p. 1-13.
- GUYOT, G. 1989. Signatures spectrales des surfaces naturelles. Télédétection satellitaire, vol. 5, Édition Paradigme, CAEN, 165 p.
- HABOUDANE, D., BONN, F., BIARD, F., BANNARI, A. et CLICHE, P. 1997. Shortwave Infrared Contribution to the Detection of Crop Residues and Dry Vegetation Over Different Soil Backgrounds. 19^e Symposium Canadien sur la télédétection, Ottawa (Ontario), Canada, 24-30 mai, Actes sur CD-ROM, communication n° 195.
- HUETE, A.R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment, vol. 25, p. 295-309.
- JACKSON, R.D., PINTER, P.J., PAUL, J., REGINATO, R.J., ROBERT, J. and IDSO, S.B. 1980. Hand-held radiometry. U.S. Department of Agriculture Science and Education Administration, Agricultural Reviews and Manuals, ARM-W-19, Phoenix, Arizona, U.S.A., 66 p.
- KAUTH, R.J. and THOMAS, G.S. 1976. The tasseled cap - a graphic description of the spectral-temporal development of agricultural corns as seen by Landsat. Proceedings of the 2nd Symposium on Machine Processing of Remotely Sensed Data, Purdue University, Lafayette, 4B, p. 41-45.
- KETCHESON, J.W. and STONEHOUSE, D.P. 1983. Conservation tillage in Ontario. Journal of Soils and Water conservation, vol. 38, p. 253-254.
- KING, M.D., KAUFMAN, Y.J., MENZEL, W.P. and TANRÉ, D. 1992. Remote sensing of cloud, aerosol, and water vapor properties from moderate resolution imaging spectrometer (MODIS). IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 30, n° 1, p. 2-27.
- MAJOR, D.J., LARNEY, F.J. and LINDWALL, C.W. 1990. Spectral reflectance characteristics of wheat residues. Proceedings International Geoscience and Remote Sensing (IGARSS'90), vol. I, p. 603-607.
- McNAIRN, H. and PROTZ, R. 1993. Mapping corn Residue cover on Agricultural fields in Oxford County, Ontario, Using Thematic Mapper. Canadian Journal of Remote Sensing, vol. 19, n° 2, p. 152-159.

- MALTHUS, T.J., B. ANDRIEU, F.M. DANSON, K.W. JAGGARD, and M.D. STEVEN. 1993. Candidate High Spectral Resolution Infrared Indices for Crop Cover. *Remote Sensing of Environment*, vol. 46, p. 204-212.
- MULDERS, M.A. and GIRARD, M.C. 1993. Remote Sensing of Soil in Warm Arid and Semi-Arid Lands. *Remote Sensing Reviews*, vol. 7, p. 341-363.
- ROBERTS, P. and D. COLEMAN, D. 1988. A survey of crop residus in southwestwern Ontario, 64 p.
- ROUSE, J.W., HAAS, R.W., SCHELL, J.A., DEERING, D.W. and HARLAN, J.C. 1974. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (Greenwave effect) of natural vegetation. NASA/GSFC Type-III Final Report, Greenbelt, Maryland, 164 p.
- SHIBAYAMA, M. and AKIYAMA, T. 1989. Seasonal Visible, Near-Infrared and Mid-Infrared Spectra of Rice Canopies in Relation to LAI and Above-Ground Dry Phytomass. *Remote Sensing of Environment*, vol. 27, p. 119-127.

33

Détermination d'indices texturaux pour la classification des unités urbaines appliquée à la région est de la ville d'Alger (Algérie)

AICHOUCHE BELHADJ-AISSA, MOSTÉFA BELHADJ-AISSA et
YOUCEF SMARA

Laboratoire de traitement d'images, Institut d'électronique, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, B.P.32, El Alia, Bab Ezzouar, 16111, Alger, Algérie; téléphone : 213 2 24 28 02; télécopieur : 213 2 24 28 02; courriel : h.belhadj@mailcity.com

Résumé

L'objectif de cet article est de présenter une méthodologie de génération d'indices texturaux suivie d'une classification dirigée utilisant un sous-ensemble optimal d'images de texture résultantes. La méthodologie proposée permet d'identifier les unités urbaines en fonction de leur signature texturale. Nous nous sommes intéressés à l'extraction de l'information texturale dans le domaine des fréquences spatiales. La production des images de texture est effectuée sur une fenêtre $2^n \times 2^n$. La taille de la fenêtre est choisie en fonction des primitives des textures à classifier. La méthode de sélection d'un sous-ensemble d'images est basée sur le calcul du test de Wilks qui exprime la séparabilité maximale des thèmes par la combinaison des indices texturaux. Dans la procédure de classification, les images d'entrée sont le sous-ensemble optimal d'images indices texturaux. Nous avons testé cette méthodologie sur l'image d'albédo extraite d'une image TM de LANDSAT de 1996 de la région est de la ville d'Alger (Algérie). Les résultats sont des images de texture, les statistiques de Wilks pour chaque sous-ensemble ainsi que des images résultantes de la classification texturale. L'évaluation des résultats de la classification texturale a été effectuée sur la base des échantillons représentatifs des classes de texture prédéfinis.

1. Introduction

L'analyse spatiale regroupe les processus de détection de contours, la segmentation des sous-ensembles d'images présentant des propriétés particulières, la caractérisation, la description et la classification de la texture dans les images numériques. Deux concepts de base caractérisent l'analyse spatiale : le premier consiste à établir les différentes formes de relations entre le pixel et ses voisins immédiats et le deuxième est le comportement de chaque pixel en tant que réalisation aléatoire d'une variable indépendante. Le contexte général de l'analyse spatiale dans cet article est la caractérisation de l'état de surface par l'extraction de l'information texturale dans les images satellitaires, d'une part, et, d'autre part, l'utilisation des signatures de texture des échantillons au sol pour la classification multibande. L'analyse de texture dans les images satellitaires est devenue un thème d'intérêt traité par plusieurs disciplines des sciences de la Terre. Son exploitation nécessite la détermination de règles mathématiques qui décrivent la quantification des différences entre régions texturées. En effet, les méthodes d'analyse, de discrimination et de classification des objets selon leur texture peuvent être regroupées en deux approches essentielles : une approche statistique dans laquelle la texture est décrite par l'intensité d'un pixel et les caractéristiques statistiques de variation de cette intensité dans un voisinage optimal et une approche structurale qui, elle, est basée sur la répartition de primitives de texture, de leur organisation spatiale propre et des relations spatiales entre elles (BELHADJ-AISSA, 1998; KOURGLI et BELHADJ-AISSA, 1997). La mise en œuvre de cette dernière méthode nécessite la localisation des primitives de texture, l'extraction des paramètres qui caractérisent les primitives et l'extraction des paramètres qui caractérisent les relations de dispositions des primitives de cette texture. La méthode que nous avons développée est la discrimination des différentes textures par les paramètres de statistiques locales dans le domaine fréquentiel par la transformée de Fourier. Les paramètres ainsi obtenus sont utilisés dans la classification multibande.

2 Méthodologie proposée

Dans les méthodes classiques d'analyse de la texture par les matrices de co-occurrences, les unités de texture, les matrices des iso-segments, etc., on utilise comme information de base la radiométrie des pixels dans un voisinage prédéfini (BELHADJ-AISSA, 1998). Dans cette méthode, l'information traitée correspond aux fréquences spatiales dans la transformée de Fourier. Cette méthode a été utilisée pour la classification de texture dans les images bruitées telles que les images radar (LIU and JERNIGAN, 1990; MCLEAN, 1993). Ainsi, l'ensemble des paramètres, décrivant les propriétés texturales est déterminé dans l'espace fréquentiel. Cependant, la première étape du processus d'analyse est le calcul de la transformée de Fourier avec optimisation du temps de calcul. Le calcul des paramètres texturaux, évalués sur des fenêtres de tailles variables permet une interprétation qualitative de la texture des unités prédominantes dans une image. L'évaluation quantitative de la texture de ces unités est effectuée par la classification multibande en utilisant les paramètres calculés précédemment. Deux contraintes essentielles se posent : la première est le choix de l'image à analyser pour déduire les paramètres de texture parmi les six canaux, s'il s'agit d'une image extraite d'une image TM de Landsat, la deuxième est le choix du sous-ensemble de paramètres à combiner dans la procédure de classification. La méthodologie proposée et développée est décrite à la figure 1.

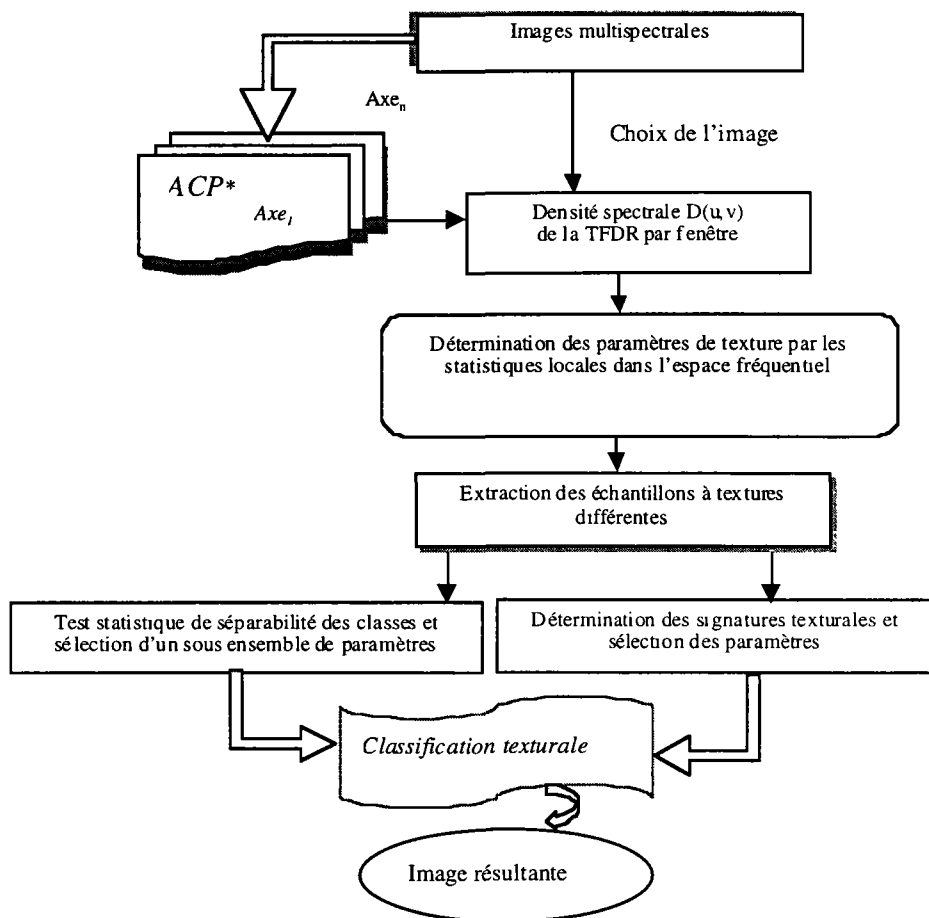
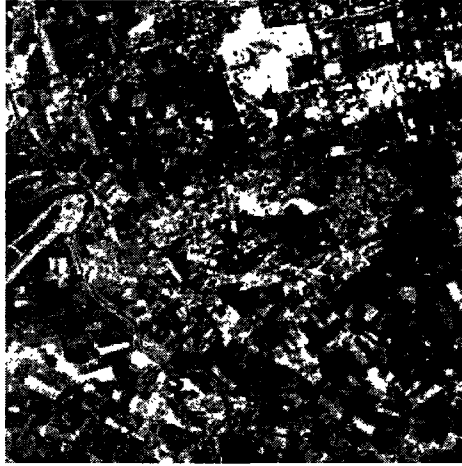


Figure 1. Organigramme méthodologique.

2.1. Région d'étude et données satellitaires

La région d'étude sélectionnée est située à l'est de la capitale, Alger. Elle est caractérisée par une diversité d'états de surface et de rugosités de nature très différentes à savoir la mer, le littoral, l'urbain et les zones agricoles de la Mitidja. Il est donc intéressant d'analyser ces différents types d'état de surface à partir de l'imagerie satellitaire. Les images utilisées sont extraites de l'image TM de Landsat du 17-05-1996.

L'analyse et la discrimination de la texture sont effectuées sur une seule image en entrée. Les résultats de ces opérations sont conditionnés, entre autres par le choix de cette image. Pour cette raison, nous avons effectué une analyse en composantes principales en intégrant les six canaux spectraux et nous avons utilisé le 1^{er} axe de l'ACP (figure 2). En outre, la texture est une propriété qui n'est caractérisée que sur un voisinage approprié de l'objet. Un compromis doit être fait entre la taille du voisinage et la conservation d'une unité texturale significative. Plusieurs tests sur des échantillons ont été effectués en analysant les valeurs des paramètres pour des tailles de voisinage 4 x 4, 8 x 8 et 16 x 16. Pour la méthode



Échelle : 1 : 100 000

Figure 2. Premier axe (albédo) obtenu par l'analyse en composantes principales. L'image initiale de test est une fenêtre de 512 x 512 pixels, mais vu le nombre de pages limité nous avons représenté dans le document qu'une fenêtre de 256 x 256 pixels.

développée qui passe par la transformée de Fourier, la taille du voisinage est de la forme ($2^n \times 2^n$), afin d'optimiser l'algorithme de la transformée de Fourier discrète rapide (TFDR) (BELHADJ-AISSA, 1998).

2.2. Densité spectrale

Les informations de discrimination des thèmes peuvent être obtenues à partir du spectre de puissance en termes d'indicateurs de régularité, de directivité, de linéarité et de granularité. Le spectre de puissance est calculé à partir de la transformée de Fourier, soit $F\{I(x, y)\}$ la transformée de Fourier discrète bidimensionnelle d'une matrice image (fenêtre image) telle que :

$$f(u, v) = \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} I(x, y) e^{-2j\pi(\frac{ux}{m} - \frac{vy}{n})} \quad \text{avec} \quad I(x, y) = \begin{bmatrix} I(0,0) & \dots & I(0,n-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I(m-1,0) & \dots & I(m-1,n-1) \end{bmatrix}$$

où $I(x, y)$ sont les niveaux de gris de la fenêtre d'analyse.

On définit le spectre de puissance par : $P(u, v) = f(u, v) \cdot f^*(u, v) = |f(u, v)|^2$ où $f^*(u, v)$ est le conjugué; (u, v) sont les fréquences spatiales.

La densité spectrale est donnée par : $D(u, v) = \frac{P(u, v)}{\sum_{u, v \neq 0} P(u, v)}$

2.3. Génération des paramètres de texture

Une texture faible pour laquelle on ne détecte que très peu de variations significatives des niveaux de gris des pixels présente un spectre de puissance caractérisé par de fortes amplitudes dans le domaine des basses fréquences. Par contre, pour une texture importante

ou granuleuse dans laquelle les variations des niveaux de gris sont accentuées et rapprochées, le spectre de puissance présente de fortes amplitudes dans le domaine des hautes fréquences. Cependant, plusieurs paramètres texturaux ont été définis utilisant les spectres de puissance et de phase pour mettre en évidence des primitives particulières dans une texture donnée. Les descripteurs de texture que nous avons intégrés dans ce processus d'analyse de texture ont été proposés initialement par D'ASTOUS et JERNIGAN (1984) et repris par LIU et JERNIGAN (1990). Nous donnons les formalismes de quelques paramètres à savoir l'énergie du pic principal : $P_1 = D(u_1, v_1) \times 100$ où u_1, v_1 sont les coordonnées de fréquences de la pointe principale de la densité spectrale. Ce paramètre permet de mettre en évidence l'énergie maximum de la fenêtre d'analyse, le Laplacien discret du pic principal :

$$P_2 = \nabla^2 D(u_1, v_1) = D(u_1 + 1, v_1) + D(u_1 - 1, v_1) + D(u_1, v_1 + 1) + D(u_1, v_1 - 1) - 4D(u_1, v_1).$$

Ce paramètre met en évidence les transitions.

$$\text{L'isotropie de la densité spectrale : } P_3 = \frac{|\sigma_u - \sigma_v|}{[(\sigma_u - \sigma_v)^2 - 4\sigma_{uv}^2]^{\frac{1}{2}}}$$

$$\text{où } \sigma_u = \sum_u \sum_v u^2 D(u, v), \sigma_v = \sum_u \sum_v v^2 D(u, v), \sigma_{uv} = \sum_u \sum_v uv D(u, v).$$

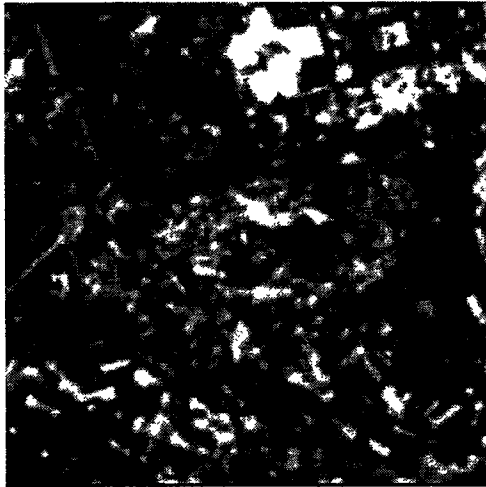
Ce paramètre mesure l'allongement du spectre, il est maximum pour des textures de lignes parallèles.

Les formalismes des autres paramètres sont donnés dans l'interface du logiciel que nous avons développé. Nous donnons les images résultantes où les niveaux de gris expriment une propriété de texture de l'image. Les figures 3, 4, 5 sont, respectivement les résultats des paramètres : énergie du pic principal, carré de la fréquence du pic principal et moment d'inertie du premier quadrant. Ces paramètres sont calculés, après plusieurs tests, sur une fenêtre de taille 8 x 8, glissante par pas de 1 en ligne et en colonne. L'interprétation visuelle



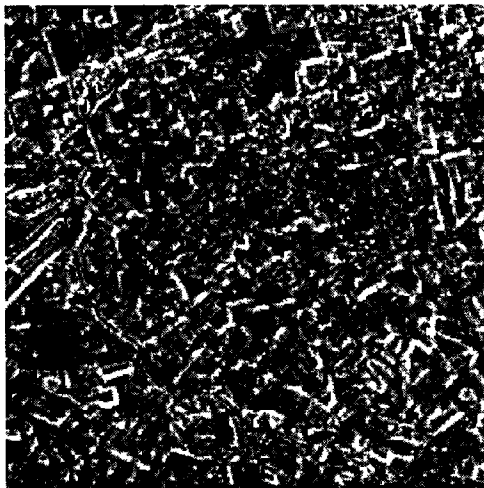
Échelle : 1 : 100 000

Figure 3. Paramètre 1 : énergie du pic principal



Échelle : 1 : 100 000

Figure 4. Paramètre 5 : carré de la fréquence du pic principal



Échelle : 1 : 100 000

Figure 5. Paramètre 17 : moment d'inertie du premier cadran

de ces images conduit aux conclusions suivantes : pour les zones peu texturées, la valeur radiométrique du deuxième paramètre est plus importante que dans les zones à microtexture contrairement au troisième paramètre où toutes les zones à microtexture sont rehaussées.

2.4. Sélection optimale des paramètres de texture

L'apport de l'analyse de texture à la caractérisation des états de surface s'introduit par l'exploitation des différentes propriétés de texture évaluées par différents descripteurs texturaux. Cette exploitation se base sur la sélection et l'utilisation de ces descripteurs dans

les processus de classification. Pour le travail que nous présentons dans cette communication nous avons procédé à la sélection par deux méthodes.

La première est la sélection par les signatures de texture. Pour cela, nous avons extrait 10 échantillons qui représentent des objets différemment texturés (figure 6) de taille 32 x 32 pixels à partir de l'image du premier axe de l'ACP. Nous avons calculé 20 paramètres pour chaque échantillon (BELHADJ-AISSA, 1998). Ensuite, nous avons tracé des signatures de texture pour les différents paramètres en fonction des échantillons. Les paramètres retenus pour la classification sont ceux qui discriminent le maximum d'échantillons correspondant aux 10 classes choisies. Un exemple de signatures texturales est donné sur la figure 7. Nous constatons que les réponses du paramètre 17 pour les 10 échantillons sont différentes. Nous notons que la discrimination des textures par ces statistiques locales diffère d'une région à une autre. Il ne s'agit pas d'une règle générale, mais à chaque zone d'étude, pour une application donnée, l'utilisateur doit trouver les paramètres discriminants les plus appropriés.

La deuxième étape consiste en la sélection des paramètres par la séparabilité des classes. Si la sélection des paramètres par les signatures texturales se base sur l'observation des réponses de chaque paramètre pour différentes classes, dans cette procédure, la sélection se fait pour un sous-ensemble de paramètres qui donne, dans un espace de représentation à p dimensions une bonne séparabilité des classes choisies, où p est égal au nombre de paramètres du sous-ensemble. Ce critère est quantifié par la statistique de Wilks (LIU and JERNIGAN, 1990). Cette statistique est définie par le rapport des déterminants de la matrice intra-classes Σ_w et la matrice de dispersion totale Σ_t qui est donnée par la somme

de : $\Sigma_w + \Sigma_b$ (matrice inter- classes). Soit S_k le critère de Wilks $s_k = \frac{|\Sigma_w|}{|\Sigma_t|}$; une petite valeur

S_k correspond à un sous-ensemble de paramètres donnant une meilleure discrimination des classes. Les matrices intra, inter et totale des classes sont estimées à partir des échantillons. Les valeurs de S_k pour quelques combinaisons sont données sur le tableau 1 où la troisième combinaison est la plus optimale. Notons que le nombre d'images à combiner est supérieur ou égal à 3 (de 3 au nombre maximal de paramètres calculés).

2.5. Classification texturale

La classification d'images est envisagée comme une procédure de décomposition en région sur la base d'une ressemblance des propriétés texturales. Pour cela, nous avons utilisé, comme données d'entrée, le sous ensemble de paramètres texturaux sélectionnés

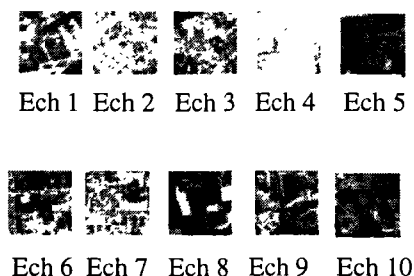


Figure 6. Les 10 échantillons les plus représentatifs des classes. La localisation a été guidée par les photographies aériennes au 1 : 20 000 de 1997.

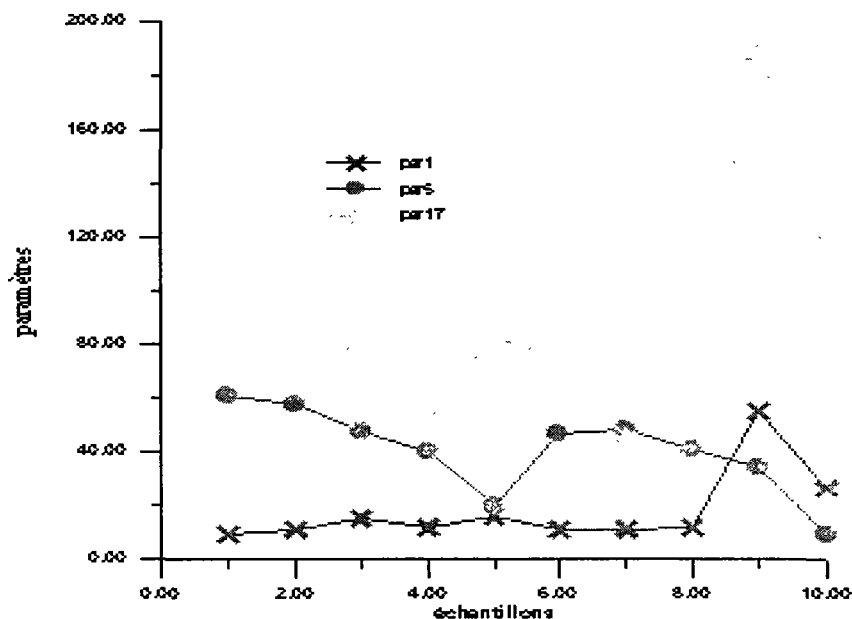


Figure 7. Signature de texture donnée pour les 10 échantillons par les paramètres 1, 5 et 17. Le paramètre 17 donne les valeurs les plus différentes pour chaque échantillon. En effet, c'est le paramètre le plus approprié à la discrimination et la classification des textures pour cette zone d'étude.

précédemment. L'extraction des échantillons se fait de manière interactive. Avant la procédure de classification, les images de texture sont normalisées pour donner aux paramètres la même probabilité de discrimination des classes. La nouvelle valeur radiométrique de chaque pixel de l'image paramètre est donnée par :

$$I'(x, y) = \frac{(I(x, y) - \bar{I})}{S} \quad \text{où} \quad \bar{I} = \frac{1}{N \times M} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x, y) \quad \text{et} \quad S = \left[\frac{1}{(N \times M - 1)} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (I(x, y) - \bar{I})^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

avec $M \times N$ comme dimension des images.

La règle de décision de la classification multibande que nous avons adoptée est celle de minimum de distance. L'algorithme consiste à affecter le pixel $\bar{I}(x, y) = [I_1(x, y), I_2(x, y), I_3(x, y), \dots, I_p(x, y)]^T$ à la classe la plus proche selon la distance euclidienne par rapport au centre de gravité de la classe nous donnons sur la figure 33-8 (voir cahier couleur), l'image résultante de la classification dirigée avec 10 classes. Nous constatons que les thèmes prédominants à textures différentes sont rehaussés à savoir le tissu urbain à forte densité (bleu foncé), à faible densité (bleu clair) et les parcelles cultivées en vert.

Tableau 1. Les S_k pour les combinaisons suivantes : S-E (p9, p13, p5), S-E (p11, p10, p16), S-E (p12, p14, p15), S-E (p11, p16, p12).

Sous-ensemble.	Sk	Évaluation
p9, p13, p5	123,5	*****
p11,p10,p16	13,21	*****
p12,p14,p15	9,54	Optimal
p11, p16, p12	18,38	****

3. Conclusion

L'objectif de cet article était la définition et la mise en œuvre d'une méthodologie d'analyse et de caractérisation des états de surface à partir des attributs texturaux dérivés dans l'espace fréquentiel des images satellitaires. Dans ce sens, nous avons réalisé un logiciel qui offre à l'utilisateur un moyen d'effectuer toutes les étapes décrites dans la méthodologie. Les premiers résultats obtenus sur la région d'étude sont en cours de validation par rapport à des données de terrain. Parallèlement, une étude géomorphodynamique de la côte et d'occupation des sols environnants se basant sur l'analyse de structures est en cours en utilisant des images multitudes, des photographies aériennes et des relevés de terrain.

4. Références

- BELHADJ-AISSA, A. 1998. Contribution au Logiciel d'Analyse et de Traitement d'Images Satellitaires (L.A.T.I.S.), analyse spatiale-spectrale d'images satellitaires appliquée à la cartographie thématique. Thèse de doctorat d'état, Université des sciences et de la technologie Houari Boumédiène, Alger.
- D'ASTOUS, D. and JERNIGAN, M. E. 1984. Texture discriminate based on detailed measures of the power spectrum. 7th Int. Conf. Pattern Recognition, Montréal, Jul. 30- Aug. 2, p. 83-86.
- KOURGLI A. et BELHADJ-AISSA, A. 1997 :Approche structurale de génération d'images de texture. International Journal of Remote Sensing, vol. 18, n° 17, p. 3611- 3627.
- LIU S. S. and JERNIGAN, M. E.1990. Texture analysis and discrimination in additive noise. Computer Vision Graphics and Image Processing, vol. 49, p. 52-67.
- MCLEAN G.F, 1993 : Vector quantization for texture classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 23, n° 3, p. 637-649.

34

Méthodes de visualisation multivariée et multidate de données spectrales pour la caractérisation des surfaces agricoles

CHRISTIAN BLUMER et RÉGIS CALOZ

Système d'information à référence spatiale, Département du génie rural, École polytechnique fédérale de Lausanne, CH-1015 Lausanne, Suisse; téléphone : (+41 21) 693 57 85; télécopieur : (+41 21) 693 57 90; courriel : christian.blumer@epfl.ch; regis.caloz@epfl.ch

Résumé

La protection des sols contre l'érosion en région tempérée requiert un suivi de son couvert végétal tant saisonnier que pluri-annuel. Dans ce cadre, une étude multivariée et multidate est réalisée à l'aide d'images TM de Landsat dans le but de faire le suivi de l'indice de protection des sols (facteur cultural C). Une méthode de classification interprétative d'images satellitaires par une approche monodate, permettant de se passer d'informations de réalité de terrain est proposée. Elle est basée sur la représentation de l'espace des attributs en deux dimensions construit par un histogramme bivarié du TSAVI et de la bande TM5. Un tel diagramme est complété par l'introduction d'informations de couleurs directement issues de l'image. Ces modes de visualisation constituent une base de décision précieuse pour la catégorisation en fonction de trois groupes de cultures principales : prairies, céréales et cultures sarclées. L'observation de cette base de décision pour différentes dates de juin à septembre a donné la possibilité de traduire l'évolution temporelle des caractéristiques spectrales sous l'effet des facteurs phénologiques et humains. Elle a, par ailleurs, permis de réaliser une classification satisfaisante avec une qualité globale de 80 à 90 % selon l'année. Ces différentes méthodes de visualisation de données multivariées et multidates se sont révélées en fin de compte être une base d'interprétation efficace pour la séparation des différents types de culture.

1. Introduction

La gestion des ressources agricoles et, en particulier, leur protection contre les phénomènes d'érosion nécessitent, en Europe, le suivi de l'évolution autant saisonnière que pluri-annuelle du couvert végétal. Dans ce cadre, les systèmes de télédétection actuels fournissent une information pertinente en raison de leur étendue spatiale et de leur répétitivité temporelle. Cette information nécessite toutefois d'être transformée, associée avec d'autres et comparée avec des données de réalité de terrain avant d'être exploitable. Dans la mesure où la disponibilité de telles données de réalité de terrain nuit fortement au caractère opérationnel de l'information satellitaire, une méthode de classification interprétative d'image permettant de se passer de cette information est proposée. Elle est basée sur différents modes de visualisation multivariée et multidate des données spectrales.

Cette méthode de classification s'insère dans l'étude du suivi de l'indice de la protection du sol par la végétation (facteur cultural C) qui requiert la connaissance de la répartition des groupes de culture principale : les prairies, les céréales et les cultures sarclées, et de leur succession sur plusieurs années. Pour satisfaire cet objectif, il est nécessaire de suivre une démarche multidate par la combinaison d'images satellitaires de différentes années. Dans ce contexte, la disponibilité d'images de qualité devient un point critique et influence grandement la méthodologie à mettre en œuvre.

Le concept de la méthode de classification et différents exemples de résultats obtenus avec des données TM de Landsat sont décrits plus en détails par la suite. Lors de cette recherche, deux approches ont été étudiées en fonction du nombre d'images satellitaires disponibles pendant une année. Ici, seule l'approche monodate, prenant en compte une image par année, est décrite. Elle apporte néanmoins des résultats intéressants quant à l'interprétation de la réponse spectrale de la végétation.

2. Concept et méthode

La méthode d'interprétation préconisée consiste en la mise au point d'une base de décision pouvant être facilement interprétée par l'analyste et permettant une discrimination suffisante des groupes de culture à identifier. Cette notion de base de décision est très importante car elle permet de faire le lien entre l'information spectrale (les attributs de l'image) et les classes thématiques que l'on cherche à déterminer par interprétation directe sans nécessiter une information de terrain. Une telle approche a déjà été utilisée dans le cadre du projet MARS (*Monitoring Agriculture with Remote Sensing*) (MEYER-ROUX and VOSSEN, 1993).

2.1. Constitution de la base de décision

La base de décision a pour but de permettre la visualisation des classes spectrales en vue de leur catégorisation. Une représentation souvent utilisée est l'histogramme bivarié (ou scattérogramme) des attributs de l'image. Il s'agit d'une réorganisation de l'information spectrale initiale dans l'espace des attributs indépendante de la référence spatiale.

La base de décision choisie est construite selon ce modèle avec comme dimensions les deux attributs suivants : un indice de végétation, le TSAVI (*Transformed Soil Adjusted Vegetation Index*), et la bande spectrale du proche infrarouge (TM5). On parle ici de base

de décision dans la mesure où elle sert à guider la catégorisation des classes spectrales.

Le premier attribut utilisé correspond à l'indice de végétation développé par BARET *et al.* (1989) et dérivé du SAVI (HUETE, 1988). Il se base sur la détermination de la droite des sols à partir des bandes TM3 et TM4, et permet une bonne évaluation de la biomasse active et de la couverture du sol tout en minimisant l'influence du sol. L'intérêt du TSAVI est d'être plus adapté par rapport à d'autres indices de végétation, comme le NDVI (*Normalised Difference Vegetation Index*) ou le PVI (*Perpendicular Vegetation Index*), pour le suivi du taux de couverture du sol des différents types de cultures au cours de l'année (BARET and GUYOT, 1991; CYR *et al.*, 1995).

Le TSAVI est déterminé à l'aide des paramètres a et b de la droite des sols ($y = a \cdot x + b$) par la relation suivante : $TSAVI = a \cdot (nir - a \cdot r - b) / [a \cdot nir + r - a \cdot b + 0,08 \cdot (1 + a^2)]$ où r et nir sont les bandes non calibrées TM3 et TM4 respectivement. Pour une utilisation aisée dans les calculs, le TSAVI est réajusté par l'équation : $TSAVI' = 100 \cdot TSAVI + 100$.

Le second attribut utilisé permet d'ajouter une information spectrale supplémentaire de l'infrarouge moyen qui, théoriquement, a le potentiel d'augmenter l'effet discriminant par rapport à celui obtenu avec l'utilisation du TSAVI seul. Dans ces bandes spectrales, la teneur en eau de la végétation a un effet dominant sur la réponse spectrale par rapport aux propriétés optiques de la végétation ou à sa biomasse (BAUER *et al.*, 1981). L'infrarouge moyen est en effet inversement corrélé avec la teneur en eau de la végétation. Différentes études ont confirmé son effet discriminant sur les formations végétales (BARET *et al.*, 1988; ANDRIEU et BARET, 1991).

2.2. Approche monodate

Pour les années où l'on ne dispose que d'une image dans l'année, la base de décision est formée par l'histogramme bivarié entre le TSAVI et la bande TM5 (figure 34-1a) (voir cahier couleur).

Deux techniques sont alors utilisées pour augmenter le contenu en information de ce diagramme en introduisant une information de couleurs. La première consiste à réaliser une classification non dirigée sur les attributs et en fonction d'un nombre de classes arbitraires (ici 255 classes). Chaque classe est alors représentée par une couleur issue de la combinaison RVB (rouge, vert, bleu) de leur valeur moyenne dans les bandes TM4, TM5 et TM3, respectivement. Ces classes sont ensuite transférées dans le diagramme précédent pour obtenir un histogramme bivarié thématique (figure 34-1b) (voir cahier couleur). On a donc, par l'intermédiaire des couleurs, une relation directe entre l'image composite TM4, TM5, et TM3 et l'espace des attributs.

La deuxième technique est similaire à la précédente mais diffère dans la mesure où l'on considère autant de classes qu'il y a de points dans le diagramme (figure 34-1c) (voir cahier couleur). Le codage des couleurs reste par contre le même.

3. Données et résultats

3.1. Données

L'étude a été faite sur la région agricole du plateau vaudois en Suisse à l'aide d'une série d'images TM acquises pendant les mois d'été : le 7 et le 30 juillet 1984, le 26 juillet et le 12 septembre 1985, le 6 septembre 1986, le 5 août 1992 et le 4 août 1994 (figure 2). Un

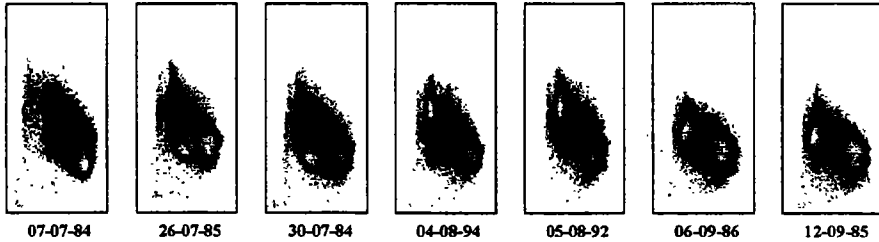


Figure 2. Évolution temporelle des histogrammes bivariés pendant la période d'été

modèle numérique d'altitude (MNA) avec une grille de 25 m et des cartes topographiques numériques au 1 : 25 000, datant de 1993 et 1997, sont utilisées. Un masque des zones urbaines et forestières est extrait sur la base des cartes géographiques afin d'écarter ces zones pendant la procédure d'analyse. Quelques données de réalité de terrain concernant les types de culture sont disponibles pour les années 1992 et 1994 et serviront pour une validation sommaire des résultats.

Le site d'étude, d'une surface de 75 km² environ, est à vocation principalement agricole mais possède de nombreux îlots forestiers (17,6 % de superficie) et urbains (5,5 % de superficie). Le relief est fortement ondulé en raison d'un réseau hydrographique dense et de la présence de chaînes de montagnes bordant la région. Les processus de ruissellement ne sont pas un problème majeur, mais sont seulement spécifiques à certaines configurations du terrain et sont, de plus, sujets à une large variabilité spatiale et temporelle.

3.2. Visualisation monodate

La construction des bases de décision pour différentes périodes de l'année a permis d'observer l'évolution des caractéristiques spectrales de la végétation pendant la période estivale. Cette évolution est fortement liée à l'état de la végétation mais elle inclut aussi des facteurs humains comme les récoltes ou la pratique des intercultures. Une tendance moyenne de l'évolution des caractéristiques spectrales des groupes de végétation, suivant les facteurs phénologiques et humains, en a été déduite et est représentée schématiquement sur la figure 3.

Sur cette figure, on remarque la stabilité des prairies et des cultures sarclées pendant la période considérée, où seule la pratique des récoltes modifie grandement leur réponse spectrale. Par contre, en ce qui concerne les céréales, elles ont la particularité d'évoluer graduellement à partir d'un état proche des cultures sarclées jusqu'à un autre état similaire à celui des sols nus. Cette évolution peut toutefois aboutir à un état proche de celui des prairies si une interculture a été semée entre-temps.

4. Discussion

Il découle de ces observations que la capacité de discrimination des groupes de cultures par la base de décision TSAVI/TM5 varie au cours de l'année en fonction des facteurs environnementaux (état de la végétation) et humains. De plus, il apparaît être difficile de tenir compte des facteurs humains au moment de la phase de discrimination car ils ne peuvent pas être séparés avec certitude des facteurs phénologiques. Pour une date donnée,

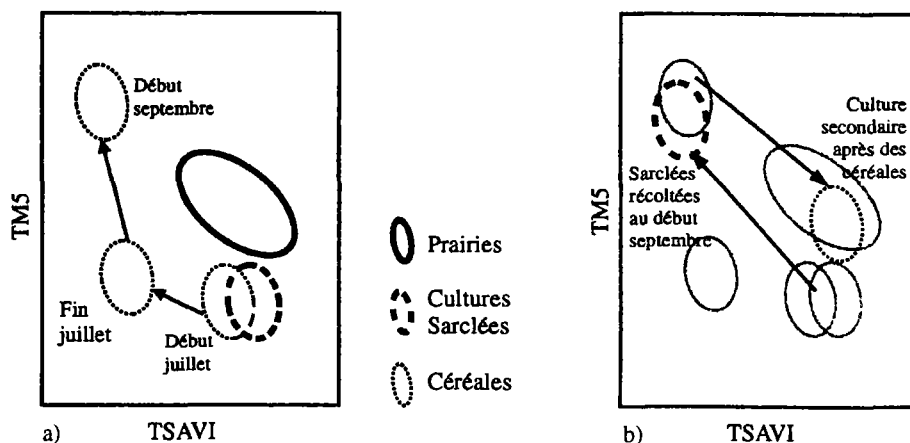


Figure 3. Tendances moyennes de l'évolution des caractéristiques spectrales des trois groupes de cultures (prairies, céréales et cultures sarclées) en fonction des facteurs a) phénologiques, b) humains

cette base de décision permet une bonne discrimination des groupes de céréales, alors que les prairies et les cultures sarclées possèdent une proximité spectrale plus importante. Dans certains cas, il peut être difficile de les séparer.

4.1. Possibilités de classification

À partir des observations précédentes, une procédure de classification est réalisée dans le but d'obtenir un zonage des groupes de cultures principales. Elle consiste en une méthode de partition de l'espace des attributs selon les trois catégories de cultures où la définition des limites résulte de l'interprétation de la réponse spectrale de certaines parcelles agricoles significatives par l'opérateur. Une phase de postclassification est ensuite appliquée afin de reclasser les pixels se trouvant sur les limites des trois catégories par une relation de proximité contextuelle.

Les résultats de la classification pour les années 1992 et 1994 sont donnés sur la figure 34-4 (voir cahier couleur). La confrontation de ces résultats avec les données de réalité de terrain a montré que la qualité globale de la classification des trois groupes de culture est de 91 % et de 83 % pour les deux années respectivement. En regard du nombre réduit d'informations ancillaires utilisées et de la rapidité de réalisation de la classification, ces résultats sont considérés comme largement satisfaisants.

5. Conclusion

Les méthodes de visualisation mises en place lors de cette recherche ont permis de traduire l'information spectrale caractéristique de la végétation dans un espace des attributs à deux dimensions construit par un histogramme bivarié du TSAVI et de la bande TM5. Un tel diagramme, complété par une information de couleurs issue directement de l'image s'est révélé être un élément précieux pour la mise en place d'une méthode interprétative de

classification d'image . Il constitue, d'une part, une référence pour l'interprétation des groupes de cultures principales et, d'autre part, une base de discrimination fiable. Une classification par partition de l'espace des attributs a fourni des résultats très satisfaisants malgré le manque d'information de terrain disponible. Bien que l'approche monodate décrite ici ne permet pas de tenir compte de l'effet des facteurs humains sur l'évolution phénologique de la végétation, elle offre la possibilité de traiter rapidement un grand nombre d'image, ce qui est nécessaire pour réaliser un suivi temporel du couvert végétal..

6. Remerciements

Cette recherche a été réalisée dans le cadre du projet européen FLOODGEN financé par le CEO sous le contrat ENV4-CT96-0386 et avec l'aide de L'Office fédéral suisse de l'éducation et de la science.

7. Références

- ANDRIEU, B. et BARET, F. 1991. Étude par simulation de la sensibilité d'indices de végétation utilisant le moyen infrarouge. 5th International Colloquium, Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, Courchevel, France, p. 597-600.
- BARET, F. and GUYOT, G. 1991. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, vol. 35, n° 1, p. 161-173.
- BARET, F., GUYOT, G., BEGUE, A., MAUREL, P. and PODAIRE, A. 1988. Complementarity of Middle-infrared with visible and near-infrared reflectance for monitoring wheat canopies. *Remote Sensing of Environment*, vol. 26, n° 3, p. 213-225.
- BARET, F., GUYOT, G. and MAJOR, D. 1989. TSAVI : a vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. 12th Canadian symposium on remote sensing and IGARSS 89, Vancouver, Canada, p. 1355-1358.
- BAUER, M. E., DAUGHTRY, C. S. T. and VANDERBILT, V. C. 1981. Spectral-agronomic relationship of maize, soybean and wheat canopies. Signatures spectrales d'objets en télédétection, Colloque international, Avignon, France, p. 261-272.
- CYR, L., BONN, F. and PESANT, A. 1995. Vegetation indices derived from remote sensing for an estimation of soil protection against water erosion. *Ecological Modelling*, vol. 79, n° 2-3, p. 277-285.
- HUETE, A. R. 1988. Soil adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, vol. 25, n° 3, p. 295-309.
- MEYER-ROUX, J. and VOSSEN, P. 1993. The first phase of the MARS project, 88-93: overview, methods and results. *Proceedings of the Third Conference on the Application of Remote Sensing to Agricultural Statistics*, Belgirate, Italy, 17-18 November 1993, p. 33-81.

35

Signatures spectrales et dégradation du couvert de forêt dense humide de Côte d'Ivoire

CYRILLE CHATELAIN, RODOLPHE SPICHIGER et LAURENT GAUTIER

Conservatoire et Jardin botaniques de la Ville de Genève, C.P. 60, 1292 Chambésy, Suisse; téléphone: + 41 (22) 4185100; télécopieur : + 41 (22) 418 51 01; courriel : chatelain@cjb.unige.ch

Résumé

Afin de définir les limites de l'interprétation des images TM de Landsat et de mieux décrire l'hétérogénéité des forêts, nous avons étudié les corrélations directes entre les nombres digitaux des images et les descripteurs classiques de la végétation, comme la biomasse ligneuse ou l'aire basale. Ces corrélations ne sont pas significatives en zone de forêts tropicales; par contre les mesures de recouvrement du couvert végétal montrent une corrélation bien plus élevée. Les cartes quantitatives de la végétation que l'on peut obtenir par modélisation n'apportent, d'après cette étude, pas plus d'informations que les cartes issues d'une classification dirigée.

1. Introduction

Il est admis qu'il existe une relation entre le type de végétation et la radiance (TUCKER, 1979; SADER *et al.*, 1989; PUKKALA *et al.*, 1992; GEMMELL, 1995). Cette relation est influencée par les paramètres physiques et structuraux de la végétation (GUYOT *et al.*, 1989). Parmi ces paramètres, l'ombrage provoqué par l'hétérogénéité du couvert végétal des forêts dégradées influence considérablement la valeur des signatures spectrales et

mène à des erreurs d'interprétation et de classification. Par cette étude (CHATELAIN, 1996), nous voulons voir s'il est possible de corriger sur les images cette erreur d'interprétation par une valeur issue de la mesure de l'hétérogénéité du couvert. Finalement, nous avons testé la possibilité de réaliser des cartes quantitatives de la végétation, afin de fournir un outil pour l'évaluation de la dégradation du couvert forestier (CHATELAIN *et al.*, 1996) nécessaire à une meilleure maîtrise du milieu.

2. Matériel et méthodes

Cette étude a été réalisée dans le sud de la Côte d'Ivoire sur la base d'une image TM de Landsat (WRS : P. 196/R. 56) du 24 janvier 1990. Deux zones de 50 x 30 km ont été sélectionnées: une zone se situe dans le domaine des forêts denses humides sempervirentes de la région de Yapo, l'autre est localisée dans le domaine des forêts denses humides semi-décidues de la région de Divo. Dans chaque zone la forêt naturelle couvre moins de 40 % de la surface totale, le reste étant composé de cultures pérennes (café, cacao et palmier à huile), de cultures vivrières, de jachères et de forêts secondaires.

Ce travail met en relation les données de 29 relevés linéaires de 200 m de longueur (GAUTIER *et al.*, 1994) accompagnés de mesures de la biomasse ligneuse des plantes de plus de 2 m de hauteur sur des parcelles de 1600 m² et les nombres digitaux moyens des pixels des canaux infrarouges 4, 5 et 7 de l'image situés au niveau des sites de relevés. Les paramètres utilisés comme variables quantitatives de la végétation sont issus de trois types de données :

a) les données de répartition des points supérieurs de contacts le long de la ligne de relevé (figure 1) qui expriment la forme de la canopée et qui influencent la quantité d'ombrage; nous avons extrait de ces données la longueur de la ligne reliant tous les points, la pente moyenne de cette ligne, le nombre de points supérieurs à 22 m de hauteur qui représente le degré de fermeture de la canopée, ainsi que le nombre et la taille des segments composés par la suite de ces points;

b) les pourcentages de recouvrement des strates entre 0-2 m, 2-4 m, 4-8 m, 8-16 m et supérieur à 32 m, qui approximent la densité de la masse foliaire; un indice d'hétérogénéité a été calculé selon la formule modifiée de HIERNAUX (1975), celle-ci prend en compte la somme des différences de recouvrement de chaque strate calculée par intervalles horizontaux de 20 m de longueur;

c) les données structurales issues de relevés de surfaces ont permis d'évaluer le nombre de tiges/ha de plus de 2 m de hauteur, l'aire basale/ha et la biomasse/ha.

Il est nécessaire de rappeler que ces relevés contiennent également des données floristiques non traitées ici et que la canopée de ces forêts est composée d'au moins une

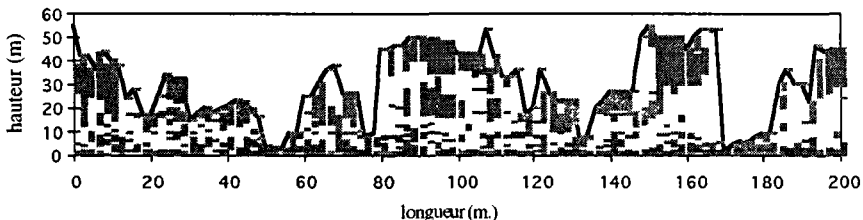


Figure 1. Profil d'un relevé linéaire de 200 m de longueur avec tous les points de contacts avec la végétation. La courbe relie les points supérieurs de contacts et représente la forme de la canopée.

centaine d'espèces différentes. Il n'est donc pas possible d'évaluer l'influence de la structure fine ou de la couleur du feuillage comme c'est souvent le cas en zone tempérée.

Dans un premier temps il a été nécessaire d'identifier des descripteurs de la végétation qui permettent de caractériser, d'une part, le type de végétation et, d'autre part, son état de dégradation. Pour cela, nous avons réalisé une ordination des relevés par la méthode d'analyse en composantes principales. Puis, nous avons recherché l'existence d'une relation entre les valeurs quantitatives (y) de la végétation et les nombres digitaux (x) des images à l'aide de la méthode de régressions simple et multiple. Ceci aboutit à un modèle de régression pouvant être appliqué aux valeurs spectrales, puis de réaliser des cartes quantitatives de la végétation. La comparaison de ces cartes avec celles issues de la classification dirigée de l'image satellitaire nous permettra de vérifier la signification des modèles employés et montrera finalement s'il est judicieux d'employer ces descripteurs pour la définition des légendes.

3. Résultats

3.1. Sélection des descripteurs de la végétation

Le regroupement des sites de relevés par ordination correspond bien à nos observations de terrain lorsque l'on utilise les données issues du recouvrement, et en particulier le pourcentage de recouvrement des arbres entre 8-16 m de hauteur, ainsi que les valeurs de rugosité telles que la longueur de la courbe représentant le profil de la canopée. Le nombre de tiges de diamètre inférieur à 10 cm est également un descripteur discriminant.

3.2. Corrélation

L'analyse des corrélations entre 19 descripteurs de la végétation et les nombres digitaux moyens montre une forte corrélation de la radiance avec les variables du recouvrement de la strate de 8-16 m (figure 2) et 16-32 m et les variables de la rugosité. En revanche, cette analyse nous amène à rejeter certains descripteurs comme le recouvrement 0-2 m, 2-4 m, et la variance de la taille des ouvertures dans la canopée. La biomasse ne montre qu'une faible corrélation. On notera qu'une étude de corrélation utilisant les valeurs spectrales sous forme d'indice (par ex. NDVI) fournit des résultats moins significatifs qu'avec les valeurs brutes des canaux.

3.3. Analyse de régression sur les paramètres de végétation

3.3.1. Régression simple

On observe une relation linéaire positive entre les différents descripteurs représentant la quantité de végétation et la radiance dans l'infrarouge moyen (TM5); cette tendance s'observe également pour les canaux infrarouges TM7 et TM4. Les coefficients de détermination de ces régressions sont relativement faibles puisque les variances explicables du canal TM5 et TM7 oscillent entre 20 et 56 %; ces valeurs sont plus élevées en moyenne avec le canal TM4 (32 à 52 %).

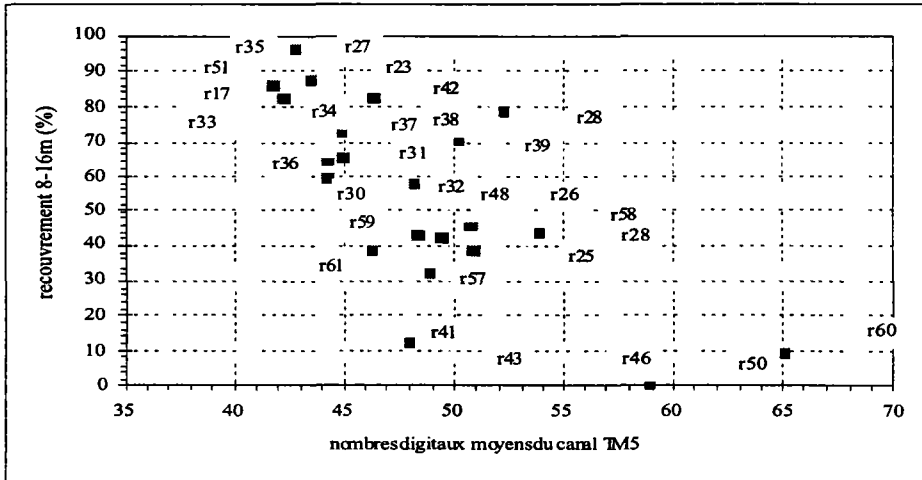


Figure 2. Relation entre les valeurs de recouvrement à 8-16 m et les nombres digitaux moyens de TM 5 mesurés sur chaque site de relevés de terrain.

Les descripteurs, tels que l'aire basale, la biomasse et le nombre de tiges, ont de plus faibles coefficients que ceux liés au recouvrement. Ces derniers sont le recouvrement de 8-16 m ($R^2 = 56\%$ avec une probabilité sigma inférieure à 0,005), la hauteur moyenne de la canopée ($R^2 = 39\%$). Le rôle prépondérant des mesures de recouvrement correspond aux hypothèses que nous avons formulées auparavant. Par contre, les variables de rugosité ont des coefficients de détermination peu significatifs.

Comme nous le remarquons au sujet des corrélations entre les variables quantitatives, si le recouvrement est fortement significatif pour expliquer un modèle de régression, il ne faut pas oublier que l'augmentation du recouvrement va de paire avec une augmentation de la hauteur de la canopée ou de la biomasse, et donc la possibilité de le mesurer est très intéressante.

3.3.2. Régression multiple

La régression simple de la radiance d'un canal sur un seul descripteur fournit de nombreuses informations, mais l'utilisation conjointe des trois canaux dans l'infrarouge devrait permettre d'affiner les relations, malgré la forte corrélation de l'information entre ces canaux.

De fait, on observe des résultats relativement similaires à ceux de la régression simple mais ils sont moins significatifs; par exemple, la régression linéaire multiple sur la biomasse a seulement un R^2 de 8 %, malgré le rôle prépondérant qu'on lui attribue généralement.

Cette approche par régression multiple permet d'expliquer uniquement la variation d'un paramètre structural à la fois, ce qui n'est pas satisfaisant pour décrire la végétation, c'est pourquoi nous avons tenté de prendre les composantes principales comme variables à expliquer, par la méthode de régression orthogonale. Les résultats montrent pour la première composante une valeur R^2 de 49 %, pour la composante 2 de 28 % et la troisième de 52 %.

3.4. Classification des images à l'aide des paramètres de régression

L'intérêt principal de la recherche d'une relation entre les paramètres quantitatifs et les images est la création de cartes thématiques de manière semi-automatique. Nous avons appliqué les modèles de régression qui montrent une forte corrélation sur les données numériques des trois canaux de l'image, pour créer des cartes exprimant un paramètre quantitatif de la végétation. Les résultats sont validés par la comparaison avec la classification dirigée qui sert de référence, puis les valeurs sont vérifiées à l'aide des données des relevés.

Nous avons réalisé une carte du pourcentage de recouvrement de la strate de 8-16 m: bien que le modèle de régression multiple montrait un fort coefficient de régression, il n'est possible de distinguer que deux classes de forêts contre 6 classes par la procédure de classification dirigée, du moment que la cooccurrence doit être d'au moins 80 %. De plus, l'estimation du recouvrement de certaines classes fournit des données trop élevées, comme pour les ananas et les bananiers, ou la végétation herbeuse (tableau 1).

Une carte du recouvrement à 12 m a été réalisée à l'aide du modèle. Elle montre un résultat concluant pour la distinction approximative des milieux lorsque l'on reclasse les données la carte avec des intervalles de recouvrement de 20 %. Concernant la région de Yapo (tableau 1), la cooccurrence avec la classification contenant vingt classes de végétation est de l'ordre de 80 %. Lorsqu'on diminue les intervalles pour avoir des classes de recouvrement de 10 %, afin d'affiner la carte, la cooccurrence n'atteint plus que 30 % pour une classe donnée. On note que l'information issue des données de recouvrement par intervalles de 20 % est bien inférieure à celle de la classification car il n'est pas possible de réaliser plus de 6 classes sur les 20 de la classification dirigée.

Une carte de la hauteur moyenne de la canopée avait été également réalisée (figure 3.). Concernant la zone de Yapo, le reclassement de cette carte en 25 intervalles de 2 m et sa comparaison avec la classification, montrent une cooccurrence d'une classe avec un intervalle donné de l'ordre de 20 %. La majorité des pixels (70 %) sont classés dans une tranche de +4m autour de cet intervalle.

Certaines incohérences de classification par régression démontrent les limites de l'utilisation d'un modèle linéaire unique. Elles concernent la surestimation de la hauteur moyenne dans les cas où les valeurs numériques faibles sont dues à une dégradation et la sous-estimation de la hauteur lorsque la canopée est très plane (parasolaire). L'information que l'on extrait de cette carte n'est donc pas utilisable directement, et devrait être nuancée par un coefficient lié à l'hétérogénéité du couvert.

Tableau 1. Cooccurrence entre la carte du recouvrement 8-16m en 10 intervalles et la classification sur la zone de Yapo avec 17 thèmes de couverture du sol.

Thèmes / Recouvre- ment (%)	Forêt dense	F explor- tée	F hétero- gène	Planta- tion de nagion	F. bas fond basse	F. bas- fond haute	Planta- tion de Fram- rés	Palme- tion de	Forêt secon- daire	Cacao	Panso- liers	Brus- sue	Banane	Ananas	Bambou	Sol herbeux	Sol nu
0-10												59	46		71.5	85.2	99.7
10-20												11.6	35.9		27.1	14.1	
20-30										1.3	2.5	30.5	43	4.2	1.3		
30-40							2.1			9.7	44	41.1	14.7	10.7			
40-50							4.7		38.0	39.2	43.2	10.5	1.7	17.1			
50-60						14.7	40.7	21.4	51.2	46.6	9.2			24.7			
60-70		1.8	19.9	1.04	0.5	56.6	49.5	64.8	9.3	2.8				20.3			
70-80	9.8	49.7	68.4	52.5	59.3	26.2	2.2	12.7						10.8			
80-90	76.5	46	10.8	42.2	37.4	2.3								8.9			
90-100	13.3	2.1		3.3	2.7									2.3			
>100	0.2																



Figure 3. Forêt classée de Yapo. Carte de la hauteur moyenne de la canopée par intervalles de 2 m de hauteur.

4. Conclusion

Il ressort de cette recherche que la classification dirigée fournit des résultats plus pertinents que ceux issus de la modélisation. Les cartes issues des modèles de régression multiple font toutes ressortir une surévaluation des paramètres quantitatifs dans le cas des milieux particuliers (palmeraies, bas-fonds, forêts dégradées). Il s'agit de cas où l'humidité, la morphologie du feuillage (palmiers) et le pourcentage d'ombre interviennent pour modifier la relation linéaire. Par des mesures quantitatives qui considèrent d'une manière ou d'une autre ce pourcentage d'ombre lié à l'hétérogénéité, puis par la réalisation d'une carte des valeurs d'hétérogénéité, nous espérons réduire ce problème de classification, cependant la création d'une telle carte de la végétation n'a pas pu être réalisée, car l'intégration d'un tel indice dans les modèles de régression est peu significative.

Un modèle de régression cubique aurait été certainement plus efficace, car nos résultats montrent que pour les valeurs quantitatives élevées, la relation la plus plausible est apparentée à une courbe, mais le nombre insuffisant de relevés ne nous permet pas une telle analyse.

Les corrélations directes entre les valeurs numériques et les paramètres, tels que la biomasse et l'aire basale, ne sont pas significatives et excluent toute possibilité de cartographie de la biomasse par télédétection dans le cas des forêts dégradées de zone tropicale. Ceci n'empêche pas l'existence de la relation biomasse-infrarouge, mais implique qu'une évaluation fine des corrélations est très délicate à l'échelle de résolution des capteurs TM de Landsat.

Il est probable que ces conclusions négatives s'expliquent par la grande variance des paramètres quantitatifs et des valeurs des pixels au niveau des sites de référence, et que l'échantillonnage de plus grandes surfaces homogènes aurait conduit à de meilleures corrélations. L'étude des corrélations entre les paramètres structuraux et les valeurs spectrales est complexe lorsque l'on utilise comme référentiel un écosystème naturel qui est par définition hétérogène et qui se situe en zone tropicale en particulier. Une analyse approfondie de l'implication de ces paramètres devrait être réalisée en fixant un paramètre

et en modulant les autres, mais elle n'est possible que par une modélisation ou par l'étude d'écosystèmes homogènes particuliers comme des plantations monospécifiques. Cependant, cette approche globale permet de cerner les limitations et de proposer de nouvelles approches.

Il nous semble néanmoins nécessaire de poursuivre les investigations au niveau de sites forestiers tropicaux présentant des états physiologiques plus diversifiés. Il faudrait pour cela disposer de plusieurs images satellitaires successives dans l'année, car les données analysées dans ce travail ne sont que l'expression de l'état de la végétation à une date donnée. Il est évident que les radiances observées évoluent au cours des saisons comme le montrent les analyses par suivi avec des images de type AVHRR de NOAA (PAIVINEN *et al.*, 1992).

5. Remerciements

Cette étude a été possible grâce à une subvention du Fonds National Suisse de Recherche Scientifique.

6. Références

- CHATELAIN, C. 1996. Possibilités d'application de l'imagerie satellitaire à haute résolution à l'étude des transformations de la végétation en Côte d'Ivoire forestière. Thèse de doctorat, Université de Genève. 201 p.
- CHATELAIN, C., GAUTIER, L. and SPICHIGER, R. 1996. A recent forest history fragmentation in Southern Ivory Coast. *Biodiversity and Conservation*, n° 5, p. 37-53.
- GAUTIER, L., CHATELAIN, C. and SPICHIGER, R. 1994. Presentation of a relevé method for vegetation studies based on fine-scale satellite imagery. XIIIth Congress de l'Association pour l'étude taxonomique de la flore d'Afrique Tropicale, Zomba, Malawi, p. 1339-1350.
- GEMMELL, F.M. 1995. Effects of forest cover, terrain, and scale on timber volume estimation with thematic mapper data in rocky mountain site. *Remote Sensing of Environment*, n° 51, p. 291-305.
- GUYOT, G., GUYON, D. and RIOM, J. 1989. Factors affecting the spectral response of forest canopies: A review. *Geocarto*, n° 3, p. 3-17.
- HIERNAUX, P. 1975. Etude phytoécologique des savanes du pays baoulé méridional. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Techniques du Languedoc, Montpellier.
- PAIVINEN, R., PITKANEN, J. and WITT, R. 1992. Mapping closed tropical cover in West Africa using NOAA AVHRR-LAC data. *Silva Carelica*, n° 21, p. 27-51.
- PUKKALA, T., PHOJONEN, H. and MUINONEN, E. 1992. Woody biomass density in the Tendelti area of the central Sudan. *Silva Carelica*, n° 21, p. 51-90.
- SADER, S.A., WAIDE, R.B., LAWRENCE W.T. *et al.* 1989. Tropical forest biomass and successional age class relationship to a vegetation index derived from Landsat TM data. *Remote Sensing of Environment*, n° 28, p. 143-156.
- TUCKER, C.J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, n° 8, p. 127-150.

36

Amélioration et comparaison de filtres adaptatifs pour la réduction du chatoiement dans les images radar RSO de ERS-1

DALILA CHERIFI et YUCEF SMARA

Laboratoire de traitement d'images, Institut d'électronique, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediène (USTHB), B.P. 32, El-Alia Bab-Ezzouar, 16111 Alger, Algérie; téléphone : 213 (2) 24 79 50 poste 806; télécopieur : 213 (2) 24 71 87; courriel : dcherifi@hotmail.com; y.smara@mailcity.com

Résumé

Les images radar présentent un effet de chatoiement qui se traduit par une forte dispersion des valeurs de radiométrie observées sur des surfaces naturelles. Ce phénomène est commun à toutes les images produites par des systèmes cohérents. L'utilisateur d'une image radar à synthèse d'ouverture (RSO) cherche le plus souvent à faciliter l'interprétation des images, par une réduction énergétique du chatoiement. Ainsi, de nombreuses méthodes de filtrage du chatoiement dans les images RSO ont été étudiées. Le problème consiste à estimer le bruit et de le supprimer tout en préservant la radiométrie et les informations texturales de l'image. Dans cet article, nous présentons un algorithme améliorant le filtre adaptatif défini par LOPES en 1991. Ce filtre a été implémenté sur la base d'une version modifiée du filtre de FROST. Il permet un filtrage des zones homogènes tout en préservant les structures et les textures. Une étude comparative ainsi que l'évaluation des performances des différents filtres sont effectuées à l'aide de l'algorithme de détection de contour proposé par TOUZI en 1988 et d'un ensemble de critères d'évaluation objectifs directement mesurables dans l'image : préservation de la radiométrie moyenne, taux de réduction du chatoiement dans les zones homogènes, préservation du contraste près des contours, des lignes et des forts réflecteurs. Les tests ont été effectués sur des images radar RSO du satellite ERS-1 sur la région de Laghouat (Sud algérien).

1. Introduction

Contrairement aux images prises dans le domaine du visible et de l'infrarouge, les images RSO présentent un effet de chatoiement qui se traduit par une forte dispersion des valeurs de radiométrie observées. Ce phénomène commun à toutes les images produites par des systèmes utilisant des ondes cohérentes rend difficile la perception et l'extraction des détails fins de l'image. Ainsi, le chatoiement est dû au fait qu'une cellule de résolution correspondant à une cible étendue est composée de plusieurs éléments diffuseurs. Leurs réponses élémentaires vont interférer de manière constructive ou destructive. Ceci se traduit dans l'image par des points brillants ou sombres (GOODMAN, 1976). Le chatoiement entraîne donc une dégradation du contraste. Différents filtres ont été proposés pour le réduire.

2. Filtrage des images RSO

Le chatoiement est considéré comme un bruit multiplicatif, son expression mathématique est donnée par :

$$I = R \cdot u \quad (1)$$

où R désigne la réflectivité radar moyenne et u est le chatoiement de moyenne unité et de variance $\sigma_u^2 = \frac{1}{L}$.

Au cours de notre étude nous nous sommes intéressés aux filtres adaptatifs. Ainsi, nous avons étudié et réalisé le filtre de Lee, le filtre de Kuan, le filtre de Frost ainsi que les filtres statistique et géométrique. Les filtres basés sur le critère d'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) sont établis en minimisant l'erreur quadratique entre l'estimation et la valeur réelle. Nous présentons les filtres les plus communément utilisés (Lee, Kuan, Frost) et leurs versions modifiées.

2.1. Filtre de Lee

Le filtre de Lee est un filtre adaptatif basé sur le calcul des statistiques locales de l'image. Il considère le chatoiement comme étant un bruit multiplicatif statistiquement indépendant de l'image. L'expression du filtre de Lee est donnée par la formule suivante (LEE, 1981; LOPES *et al.*, 1990) :

$$\begin{cases} \hat{R} = \bar{I}(1 - w) + I \cdot w \\ \text{avec } w = 1 - \frac{C_u^2}{C_I^2} \end{cases} \quad (2)$$

où $c_i = \frac{\sigma_i}{\bar{I}}$ est le coefficient de variation de l'image et $c_u = \frac{\sigma_u}{\bar{u}}$ est le coefficient de variation du bruit.

On s'aperçoit que si la moyenne et la variance du chatoiement sont connues, l'estimation de R dépend du calcul des statistiques locales de la fenêtre de traitement, qui sont la moyenne et la variance ($\bar{I}$, σ_I).

2.2. Filtre de Kuan

KUAN *et al.* (1985) ont proposé un modèle de l'image où ni la moyenne ni la variance ne sont stationnaires. L'équation du filtre de Kuan se présente sous la forme suivante (LOPES *et al.*, 1990) :

$$\begin{cases} \hat{R} = \bar{I}(1 - w) + I.w \\ \text{avec } w = \left(1 - \frac{C_u^2}{C_I^2}\right) / (1 + C_u^2) \end{cases} \quad (3)$$

où $C_I = \frac{\sigma_I}{\bar{I}}$ est le coefficient de variation de l'image et $C_u = \frac{\sigma_u}{\bar{u}}$ est le coefficient de variation du bruit.

2.3. Filtre de Frost

FROST *et al.* (1982) intègrent dans leur modèle l'effet multiplicatif du chatoiement et la réponse impulsionnelle du capteur RSO. Selon ce modèle, l'image radar observée en intensité est de la forme :

$$I(x, r) = [R(x, r) \cdot u(x, r)] * h(x, r) \quad (4)$$

où $h(x, r)$ est la réponse impulsionnelle du capteur RSO.

Le modèle de Frost est caractérisé par la réponse impulsionnelle du filtre $m(t)$ qui s'écrit comme suit :

$$m(t) = K_2 \exp[-K.C_1 d(t)] \quad (5)$$

où K_2 est une constante de normalisation, K est le paramètre de filtre permettant de contrôler le degré de lissage lors du filtrage et $d(t)$ est la distance euclidienne.

2.4. Amélioration des filtres de Lee, de Kuan et de Frost

LOPES *et al.* (1990) ont apporté des améliorations aux filtres de Lee, de Kuan et de Frost. L'amélioration consiste à apporter un traitement adapté de l'image en fonction de l'hétérogénéité locale de la scène à restaurer mesurée par l'intermédiaire du coefficient de variation. Ainsi ils ont introduit deux seuils C_u et C_{max} qui limitent les différentes classes comme suit :

- zone homogène : dans ce cas, le filtre doit assigner la valeur à estimer par la moyenne des pixels qui l'entourent; en théorie, la zone est dite homogène si son coefficient de variation $C_I \leq C_u$ (coefficient de variation du bruit);

- zone hétérogène : dans ce cas, le filtre doit éliminer le chatoiement tout en préservant les contours et les zones texturées; cela peut se réaliser en supposant que le filtre est capable de séparer le chatoiement et l'information texturale; le filtre sera opérationnel pour $C_u < C_I < C_{max}$;

- zone à préserver : dans le cas où $C_I \geq C_{max}$, les filtres précédemment présentés ne sont pas fiables, la valeur du pixel doit être préservée $[R(i,j)=I(i,j)]$.

3. Filtre statistique et géométrique

Le filtre adaptatif développé par LOPES *et al.* (1993) s'adapte à la non stationnarité locale de l'image radar grâce à une détection de structures (détection de contours et de lignes) intégrée au processus de filtrage. Le filtre est contrôlé par le coefficient de variation local de l'image C_l assisté de détecteurs de structures à géométrie variable capable de localiser dans une fenêtre de traitement la présence et l'orientation de contours, de lignes ou de forts réflecteurs.

Ce double contrôle de l'hétérogénéité spatiale de l'image permet de redéfinir la géométrie du masque de filtrage en fonction de la nature et de la morphologie de la structure détectée. Ce filtre, contrairement aux filtres basés sur les statistiques du premier ordre, tient compte de la non stationnarité locale de l'image en introduisant les détecteurs de contours et lignes. Ainsi, en appliquant le filtre GGMAP (LOPES *et al.*, 1993), de Lee (DESNOS and MATTEINI, 1993) et de Frost (CHÉRIFI et SMARA, 1999a), on obtient un bon lissage dans les zones homogènes. La préservation des structures, des textures et des forts diffuseurs dépend du filtre utilisé dans la chaîne de filtrage. Néanmoins, la difficulté réside dans le choix des seuils liés aux détecteurs lignes et contours et de la valeur de $C_{\max}$.

3.1. Détecteur de contours et lignes basé sur l'opérateur « rapport » : application du filtre statistique et géométrique

Le principe du détecteur de contours et lignes consiste à diviser la fenêtre de traitement en deux pour la détection de contours et en trois pour la détection de lignes, comme on le montre sur la figure 1.

La détection de contours et de lignes, au moyen de l'opérateur rapport r , consiste à calculer localement en chaque pixel de l'image et pour une direction donnée les expressions suivantes :

- rapport contour $r_2 = \min(X_1/X_2, X_2/X_1)$;
- rapport ligne $r_3 = \min(Y_1/Y_2, Y_2/Y_1)$;

où X_1, X_2, Y_1, Y_2 sont définies comme étant les valeurs moyennes des pixels à l'intérieur des sous-fenêtres d'intensité moyenne P_1 et P_2 . Le calcul des rapports des radiométries moyennes s'effectue suivant les quatre directions usuelles. La valeur minimale des rapports est comparée à un seuil théorique. Ainsi, un contour est détecté pour $r_2 < r_{2\min}$ et

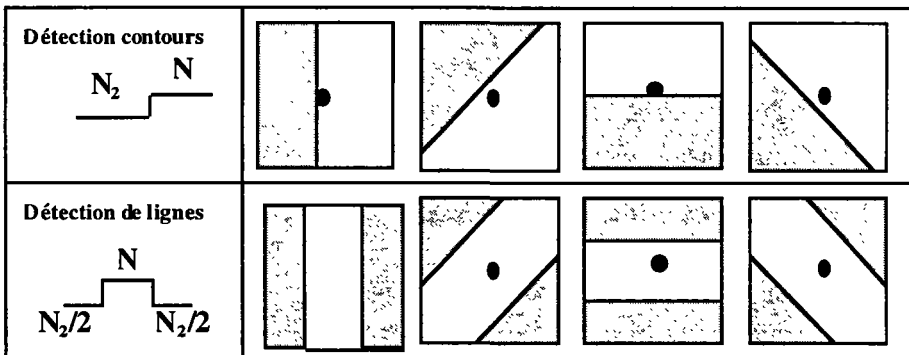


Figure 1. Configuration des masques géométriques pour la détection de contours (r_2) et de lignes (r_3). Chaque masque est retourné de 90° .

$r_3 < r_{3\min}$. Les valeurs de $r_{2\min}$ et $r_{3\min}$ sont calculées à partir de la fonction de densité de probabilité donnée par l'expression suivante :

$$P(r/P) = \frac{2\Gamma(N_1, L + N_2 L)}{\Gamma(N_1, L) * \Gamma(N_2, L)} \frac{P_2^{N_1 L}}{P_1} \frac{N_2^{N_2 L}}{N_1} \frac{r^{(2NL-1)}}{r^2 \frac{P_2}{P_1} + \frac{N_2}{N_1}} + \frac{P_2^{N_2 L}}{P_1} \frac{N_1^{N_1 L}}{N_2} \frac{r^{(2NL-1)}}{r^2 \frac{P_1}{P_2} + \frac{N_1}{N_2}} \quad (6)$$

Les seuils se calculent numériquement en fonction du contraste $C = \min(P_1/P_2, P_2/P_1)$ des structures que l'on cherche à détecter avec une certaine probabilité de détection que l'on se fixe. Son expression est donnée par :

$$Pd(r, C) = \int_0^r P(r/C) dr \quad (7)$$

Dans notre cas on se fixe une $Pd \geq 90\%$ pour un contraste C donné où une pfa inférieure à 5 % (figure 2).

3.2. Algorithme de détection de contour de Touzi

TOUZI *et al.* (1988) ont proposé un algorithme de détection de contour basé sur l'opérateur « rapport » des radiométries moyennes des pixels des deux voisinages adjacents pour une direction considérée comme suit :

$$r = \min\left(\frac{X_1}{X_2}, \frac{X_2}{X_1}\right) \quad (8)$$

L'algorithme opère sur des voisinages ($i = 1, \dots, 3$) de taille croissante (figure 3). Les différents seuils $T_{i(i=0, 3)}$ (avec $T_0 = 0$), correspondants ont une pd (ou pfa) donnée. L'application de l'opérateur rapport contour (le traitement s'effectue suivant les quatre directions) commence par traiter la plus petite fenêtre ($i = 1$), la valeur de r est assignée à

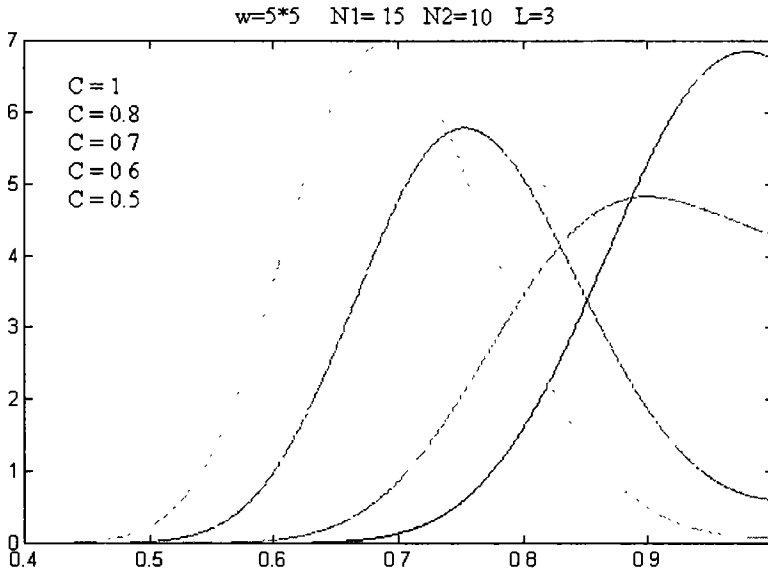


Figure 2. Fonction de densité de probabilité (ddf) du rapport ligne à l'intérieur d'une zone homogène et sur des zones présentant différents contrastes, pour une fenêtre 5 x 5.

un contour si elle appartient à l'intervalle $[T_0, T_3]$, par contre pour $(r > T_3)$ le point traité est assigné à une zone homogène. Le schéma descriptif de cet algorithme est présenté sur la figure 3.

L'algorithme est appliqué sur l'image de Laghouat (Algérie) filtrée par les différents filtres réalisés. Les résultats sont illustrés sur les figures 4 et 5. Dans notre cas, après calcul on a obtenu les seuils suivants $T_0 = 0$, $T_1 = 0,37$ ($N = 3$, $L = 3$, $NL = 9$), $T_2 = 0,59$ ($N = 10$, $L = 3$, $NL = 30$), $T_3 = 0,7$ ($N = 21$, $L = 3$, $NL = 63$) (CHÉRIFI and SMARA, 1999b).

4. Évaluation expérimentale des méthodes de filtrage du chatolement en imagerie RSO

4.1. Critères d'évaluation

Deux méthodes d'évaluation sont régulièrement utilisées. La première est l'appréciation visuelle, qui consiste à vérifier la netteté de l'image (aspect flou) ainsi que la préservation des contours et des structures. Néanmoins, cette méthode reste insuffisante pour caractériser l'efficacité du filtre utilisé. La deuxième méthode est basée sur des critères statistiques nécessaires pour quantifier la qualité de l'image filtrée.

4.1.1. Nombre équivalent de vues

Ce paramètre est appelé nombre équivalent de vue ENL. Il est calculé à partir du coefficient de variation C_1 dans une zone homogène. Il permet par sa valeur de quantifier le taux de lissage des zones homogènes. Il est donné par :

- pour une image en intensité :

$$C_1 = \frac{1}{\sqrt{ENL}} \Rightarrow ENL = \frac{1}{C_1^2} \quad (9)$$

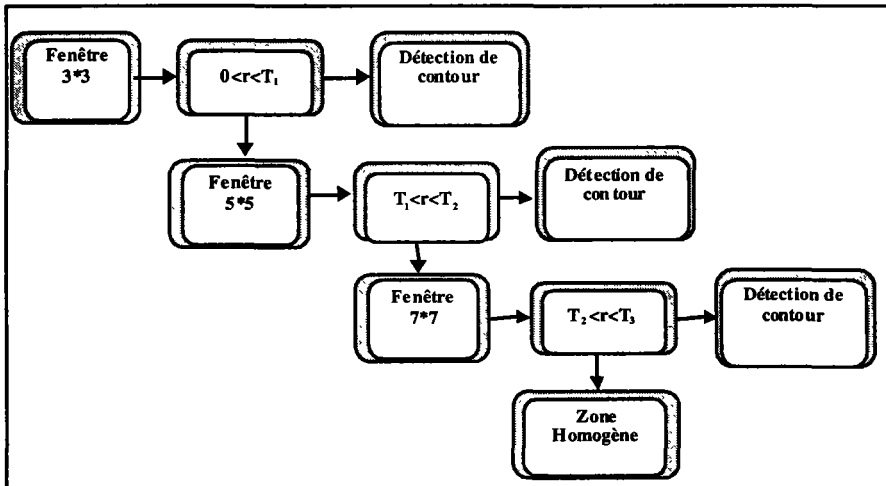


Figure 3. Schéma de l'algorithme du détecteur « rapport contour » de Touzi.

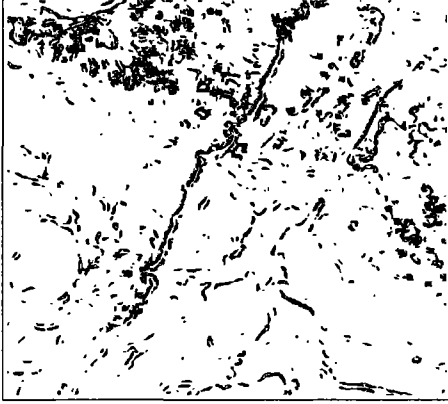


Figure 4. Détecteur de contour (Filtre de Lee) ($N = 5 \times 5$, $T1 = 0,37$, $T2 = 0,59$, $T3 = 0,7$).

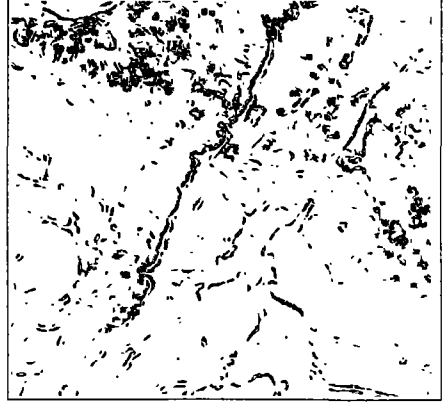


Figure 5. Détecteur de contour (Filtre de Frost) ($N = 5 \times 5$, $T1 = 0,37$, $T2 = 0,59$, $T3 = 0,7$).

- pour une image en amplitude :

$$C_A = \frac{0.522}{\sqrt{ENL}} \Rightarrow ENL = \left(\frac{0.522}{C_A} \right)^2 \quad (10)$$

Ce critère permet d'évaluer la qualité de la réduction du chatoiement. Plus cette valeur est grande, meilleure sera la réduction du chatoiement dans la zone homogène de l'image. Il est calculé sur une zone homogène de l'image.

4.1.2. Préservation des contours

Ce paramètre représente le gain ou la perte de contraste d'un contour suite à un filtrage, par le rapport des radiométries moyennes estimées de part et d'autre du contour :

$$\begin{cases} \Delta C = 10 \log C_r - 10 \log C \\ C_r = \frac{1}{r_f}, C = \frac{1}{r} \end{cases} \quad (11)$$

où r_f et r désignent respectivement le rapport des radiométries moyennes minimales d'un contour avant et après filtrage.

Une autre méthode simple consiste à calculer la valeur absolue de la différence des moyennes prise de part et d'autres du contour comme suit :

$$\Delta m = |m1 - m2| \quad (12)$$

4.2. Résultats

Nous avons utilisé l'image RSO, trois vues de la ville de Laghouat (Sud algérien). Tous les filtres ont été testés en utilisant des fenêtres de filtrage de taille de 5×5 . Les images filtrées sont présentées sur les figures 6 à 11 . Nous avons appliqué les différents filtres sur des données RSO en amplitude, les valeurs des coefficients de variation C_u et C_{max} sont respectivement 0,28 et 0,43 pour les filtres basés sur les critères EQMM.

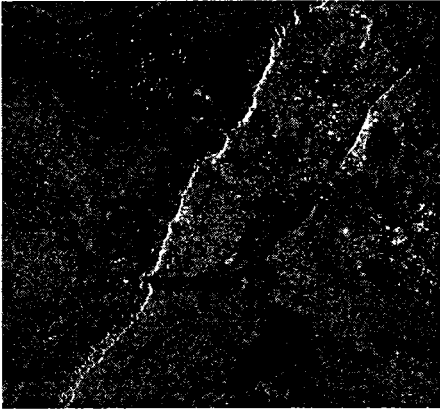


Figure 6. Image originale de Laghouat.

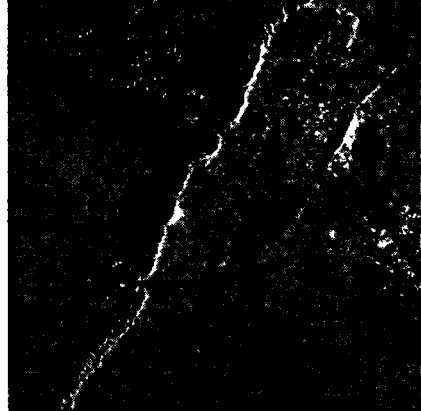


Figure 7. Filtre de Frost (Laghouat).

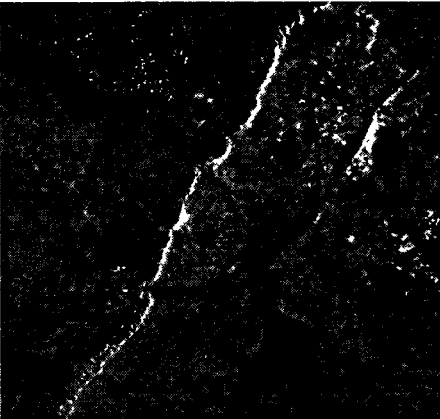


Figure 8. Filtre de Lee (Laghouat).

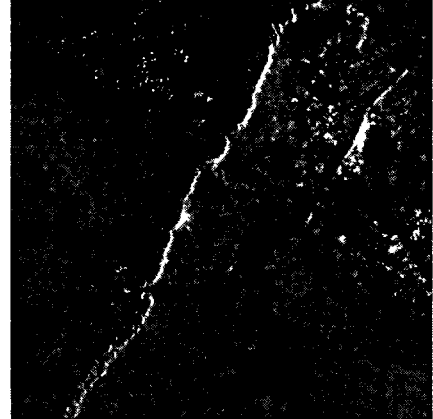


Figure 9. Filtre de Kuan (Laghouat).

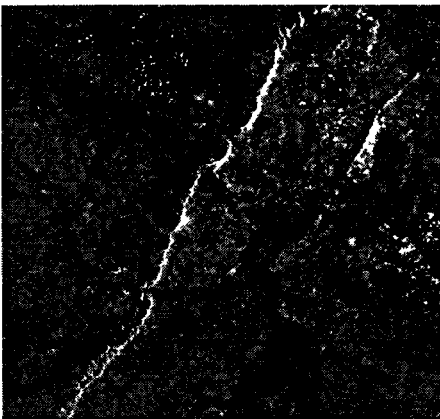


Figure 10. Filtre géométrique ($N1 = 5$, $N2 = 20$, $L = 3$).

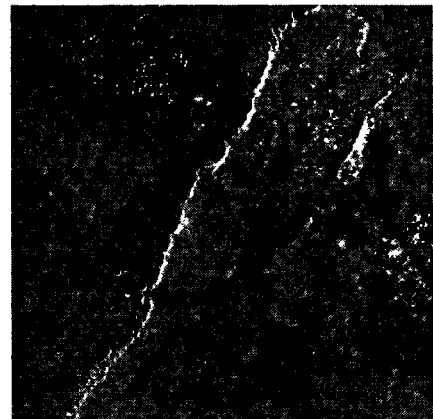


Figure 11. Filtre géométrique ($N1 = 15$, $N2 = 10$, $L = 3$).

4.2.1. Préservation de la radiométrie moyenne et taux de lissage

Les filtres de Lee amélioré, de Kuan amélioré et de Frost amélioré ont les mêmes performances de lissage, cependant le filtre de Frost amélioré a un biais légèrement inférieur à celui de Lee amélioré et de Kuan amélioré.

Le filtre statistique et géométrique dans sa version modifiée présente un biais faible par rapport aux filtres de Lee et de Frost. Les résultats expérimentaux sont donnés sur le tableau 1.

4.2.2. Préservation de la radiométrie des contours

D'après les deux paramètres mesurés ΔC et Δm , on remarque que sur les deux images testées, les filtres statistiques et géométriques dans leur version modifiée préservent mieux les structures comparativement aux filtres de Lee et de Frost, autrement dit une faible perte de contraste et une meilleure préservation de transition (tableau 2).

Tableau 1. Nombre équivalent de vues et biais estimé sur l'image de Laghouat.

Image	Moyenne	Biais (dB)	CI	ENL
Originale	54,15	0	0,290	3,25
Filtre de Lee amélioré	43,10	-0,99	0,164	10,17
Filtre de Kuan amélioré	44,40	-0,86	0,162	10,42
Filtre de Frost amélioré	44,33	-0,87	0,166	9,92
Filtre statistique et géométrique (Lee), N1 = 5	45,93	-0,71	0,170	8,75
Filtre statistique et géométrique (Lee), N1 = 15	45,74	-0,73	0,160	9,57
Filtre statistique et géométrique (Frost), N1 = 5	45,87	-0,72	0,190	7,26
Filtre statistique et géométrique (Frost), N1 = 15	45,73	-0,73	0,180	8,44

Tableau 2. Préservation du contraste des contours sur l'image de Laghouat

Image	m1	m2	C (valeur idéale 0)	m
Originale	255,0	102,75	0	152,25
Filtre de Lee amélioré	176,5	112,50	4,585	64,00
Filtre de Frost amélioré	196,0	107,25	3,060	88,75
Filtre statistique et géométrique (Lee) N1 = 5	212,0	110,50	2,573	101,50
Filtre statistique et géométrique (Lee) N1 = 15	202,0	111,00	3,102	91,00
Filtre statistique et géométrique (Frost) N1 = 5	224,0	95,25	0,538	128,75
Filtre statistique et géométrique (Frost) N1 = 15	181,0	91,50	2,268	89,50

5. Discussion et conclusion

Afin de mettre en évidence les performances des filtres étudiés nous avons effectué une étude comparative basée sur des critères statistiques. Les performances du filtre Lee amélioré et du filtre de Kuan amélioré sont pratiquement identiques. Une bonne réduction du chatoiement s'opère dans les zones homogènes mais au détriment des contrastes contours et lignes. Le filtre de Frost présente l'avantage de lisser les zones homogènes, et de conserver les contours et lignes. Ceci est dû à l'utilisation du paramètre K . Cependant, les micro-contours sont aussi lissés. Les points isolés où les forts réflecteurs sont moyennement préservés.

Le filtre statistique et géométrique qui utilise le filtre de Frost donne le meilleur compromis sur l'ensemble des critères étudiés en termes de lissage et de préservation des contours et des lignes. En conclusion, le choix du filtre dépend d'abord de l'application et des paramètres recherchés par les utilisateurs. Les améliorations à apporter à la mise en place des filtres de réduction du chatoiement sont respectivement :

- l'intégration de la corrélation spatiale du chatoiement dans le calcul des paramètres statistiques des filtres adaptatifs existants;
- l'intégration du filtrage dans un processus de segmentation, plutôt que d'en faire une étape préalable.

6. Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier l'Agence spatiale européenne (ASE) pour la mise à disposition des données RSO.

7. Références

- CHÉRIFI, D. et SMARA, Y. 1999a. Rapport contour dans l'exploitation des images radar SAR. Actes de la deuxième conférence internationale d'électronique sur les signaux, systèmes et automatique, Blida, Algérie, 10-12 mai 1999, p. 45-49.
- CHÉRIFI, D. and SMARA, Y. 1999b. Refined Adaptive Speckle Filtering For SAR images. 19^{ème} symposium de l'EARSel, « Remote sensing in the 21th century: economic and environmental applications », Valladolid, Espagne, 31 mai -2 juin 1999.
- DESNOS, Y.L. and MATTEINI, V. 1993. Review on structure detection and speckle filtering on ERS-1 images. EARSel Advances in Remote Sensing, vol. 2, n° 2, p. 52-65.
- FROST, V. S., STILES, J. A., SHANMUGAN, K.S. and HOLTZMAN, J.C., 1982. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 4, n° 2, p. 157-165.
- GOODMAN, J. W. 1976. Some fundamental properties of speckle. Journal of Optical Society of America, vol. 66, n° 11, p. 1145-1149.
- KUAN, D.T., SAWCHUK, A.A., STRAND, T.C. and CHAVEL, P., 1985. Adaptative noise smoothing filter for images with signal dependent noise. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 7, n° 2, p. 165-177

- LEE, J.S, 1981. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images. Optical Enginnering, vol. 25, n° 5, p. 636-643.
- LOPES, A., TOUZI, R. and NEZRY, E., 1990. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, n° 6, p. 992-1000.
- LOPES, A., TOUZI, R., NEZRY, E. and LAUR, H., 1993. Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images. International Journal of Remote Sensing, vol. 14, n° 9, p 1735-1758.
- TOUZI, R., LOPES, A and BOUSQUET, P., 1988. A statistical and geometrical edge detector for SAR images. IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 26, n° 6, p. 764-773.

37

Utilisation des données TM de Landsat pour le suivi de l'état hydrique du couvert végétal en Algérie

ABDERRAHMANE HAMIMED, KHALLADI MEDERBAL et
ABDELKADER KHALDI

*Laboratoire d'analyse des systèmes biologiques et de géomatique, Centre universitaire
Mustapha Stambouli, B.P. 763, Mascara 29000, Algérie; téléphone : +213 6 80 41 68/
69; télécopieur : +213 6 80 41 64*

Résumé

Ce travail a pour objectif d'élaborer une méthodologie fondée sur l'utilisation des données satellitaires TM de Landsat pour le suivi d'un couvert végétal. Il s'agit d'estimer son évapotranspiration réelle et de diagnostiquer son état hydrique à travers la résolution de l'équation du bilan d'énergie à la surface par le biais du modèle *SEBAL* (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*). L'algorithme utilisé fait intervenir, à l'entrée, le NDVI, la température de surface et l'albédo. Le jeu de données est constitué de sept bandes TM et des mesures agrométéorologiques de terrain. Pour l'estimation du flux de chaleur sensible, nous avons opté pour une méthode basée sur utilisation des profils dans la couche de surface, avec le couplage qui s'opère au niveau du flux à la base de la couche limite convective. Il est alors possible de calculer la densité du flux de chaleur sensible et d'estimer l'évapotranspiration réelle à partir de la résolution de l'équation du bilan d'énergie. Enfin, différents indices d'humidité, dérivés de l'évapotranspiration, ont été calculés : l'indice CWSI, le paramètre de Priestley et Taylor et la résistance de surface à l'évaporation. Ces indices permettent de faire le diagnostic quantitatif de l'état de stress hydrique du pixel. En conclusion, les résultats obtenus sont prometteurs pour l'exploitation du SEBAL par télédétection.

1. Introduction

L'agriculture est une activité humaine sensible aux aléas du climat. Des phénomènes climatiques extrêmes, tels que la grêle, les gels précoces et tardifs, les pluies excessives et les inondations, représentent une sérieuse menace pour la production agricole d'un pays. Cependant, aucun phénomène n'a été plus dévastateur à grande échelle que la sécheresse.

Aujourd'hui plus que le passé, le monde de l'agriculture irriguée est conscient de la nécessité d'une utilisation optimale de l'eau d'irrigation. L'intérêt d'une gestion rationnelle de l'eau d'irrigation n'est aussi plus à démontrer tant aux plans agricole et socio-économique qu'écologique. Ceci requiert donc le développement des techniques fiables et sensibles pour la détection du stress hydrique d'un couvert végétal. Actuellement, l'une des techniques les plus pertinentes est sans conteste la radiothermométrie infrarouge : la température de surface d'un couvert végétal est en effet un bon indicateur du degré de réduction de son évapotranspiration. Le développement des techniques de la télédétection a ouvert de nouvelles perspectives à l'utilisation de cette technique pour le suivi du bilan hydrique du sol et la détection du stress hydrique. Au début des années 1980, on a vu le développement d'une technique pour la quantification de l'évapotranspiration sur une surface agricole homogène à travers le formalisme de SEGUIN *et al.* (1982), initialement basé sur l'équation de transfert radiatif à partir des données satellitaires obtenues au milieu de la journée dans l'infrarouge thermique. Celles-ci ont été fournies par des capteurs à faible résolution tels AVHRR de NOAA et VISSR de METEOSAT. Malgré qu'il soit équipé d'un canal dans l'infrarouge thermique, le capteur TM est très peu utilisé dans le domaine agronomique car son passage correspond à un moment où les températures de l'air et de la surface évoluent rapidement.

Le présent travail a pour objectif le développement d'une méthodologie d'exploitation des données TM de haute résolution spatiale pour le suivi d'un couvert végétal à structure hétérogène et de diagnostic de son état hydrique à partir de la résolution de l'équation du bilan d'énergie.

2. Matériel et méthodes

2.1. Site d'étude

Le site d'étude correspond à deux zones choisies dans la région littorale ouest algérienne : les deux plaines de Bousfer et de Misserghine. Ces deux plaines, physiographiquement bien distinctes, sont séparées par les monts du Murdjajou (figure 1).

En outre, le choix de ce site a été guidé par deux critères essentiels : une diversité de l'occupation du sol et une présence d'aires sèches et de parties irriguées fortement contrastées sur le plan hydrique.

2.2. Données utilisées

Le jeu de données est constitué de sept bandes du capteur TM de Landsat-5 datant du 15 mars 1993 et d'un certain nombre de paramètres : la température de l'air, la température dans le sol (0,5 m et 1 m), la température de point de rosée et la température psychrométrique, la tension de vapeur, la pression au niveau de la mer, le rayonnement et la vitesse du vent

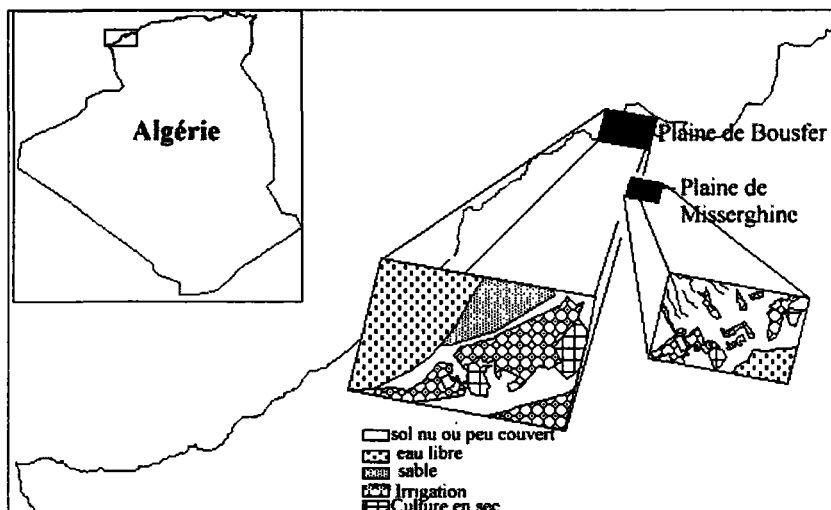


Figure 1. Carte de localisation des sites d'étude

à 2 m de hauteur. Ces paramètres sont collectés au niveau des stations de l'ONM-Oran, de Senia et du port d'Oran.

2.3. Méthodologie d'extraction de l'évapotranspiration

Le système sol-plante-atmosphère est très complexe. Son comportement est à la fois physique et biologique. Chaque élément de ce système contrôle une partie des comportements des autres. L'état d'équilibre, quand il existe, est difficilement « modélisable ». En général, tous les modèles de simulation sont fondés sur l'équation de la conservation des flux à la surface. Dans le contexte de notre travail, nous nous appuierons sur le modèle de simulation du bilan énergétique à la surface (SEBAL).

En effet, ce dernier, développé au Winand Staring Center (WSC) à Wageningen (Pays-Bas) par BASTIAANSEN *et al.* (1993), a été adapté aux conditions bioclimatiques méditerranéennes pour résoudre l'équation du bilan d'énergie à l'échelle du pixel. Pour détourner certains problèmes d'estimation des paramètres liés à l'équation de transfert radiatif, ce modèle est conçu sur l'empirisme de certaines relations liant les paramètres mesurables par télédétection (le NDVI, l'albédo et la température de surface), aux paramètres « tirés » par des observations agrométéorologiques (la température de l'air, T_a , et la vitesse du vent) et à ceux qui sont modélisables (l'émissivité de surface et de l'atmosphère, la rugosité de surface).

En général, l'équation du bilan d'énergie à la surface s'écrit (VIDAL, 1990) :

$$Q^* - G_o - H - \lambda E = 0 \quad (1)$$

où Q^* est le rayonnement net;

G_o est la densité du flux de chaleur dans le sol;

H est la densité du flux de chaleur sensible;

IE est la densité du flux de chaleur latente ou, autrement dit, l'équivalent énergétique de l'évapotranspiration.

Pour extraire l'évapotranspiration, le modèle SEBAL intervient d'une manière séquentielle en calculant le rayonnement net (Q^*), la densité du flux de chaleur dans le sol (G_o) et la densité de flux de chaleur sensible (H) et cela pour extraire, à partir de l'équation du bilan énergétique, la valeur du flux de chaleur latente (λE) à l'échelle du pixel.

Pour cartographier le rayonnement net (Q^*) à l'échelle du pixel, il suffit, en théorie, d'évaluer le rayonnement global, l'émission par la surface et le rayonnement atmosphérique de grande longueur d'onde.

Pour le flux de chaleur dans le sol, il est estimé d'une manière approchée à partir d'un modèle de simulation qui exploite les données de télédétection : l'albédo, l'indice de végétation, la température de surface et le rayonnement net (CHOUDHURY *et al.*, 1987).

Il est ensuite possible de cartographier la densité du flux de chaleur sensible qui est fonction du gradient de la température et du coefficient de résistance au transfert turbulent (r_{ah}) entre la surface et l'atmosphère. L'évaluation de r_{ah} est basée sur l'utilisation des profils moyens de la partie de la couche limite dans laquelle les flux verticaux (flux de quantité de mouvement, vitesse de frottement, etc.) peuvent être considérés comme constants. Il est donc possible de supposer que, dans les terrains hautement secs, la densité de flux de chaleur latente est nulle. La densité de flux de chaleur sensible, au-dessus des pixels secs (H^{sec}), s'écrit alors :

$$H^{sec} = Q^* - G_o \quad (2)$$

En outre, le repérage des pixels secs se fait par l'analyse des deux caractéristiques spécifiques et complémentaires de la surface du sol : l'albédo des courtes longueurs d'onde et la température de surface. La relation entre ces deux grandeurs physiques est d'allure unimodale. Le mode représente une valeur d'albédo pour laquelle la température est maximale.

La dérivée de l'albédo, par rapport à la température de surface pour les pixels secs, nous permet d'extraire une valeur de résistance au transfert turbulent (r_{ah}^{sec}) à la hauteur de la couche limite de surface (100 m). Cette valeur, incorporée dans un procédé itératif convergent, permet d'extraire la vitesse de frottement (u^*) à la hauteur de référence et à l'échelle du pixel (HAMIMED, 1997).

Le gradient entre la température de surface et la température de l'air (δT) est évalué en respectant certaines conditions au limite :

- la linéarité entre la température de surface et le gradient δT (HORIGUCHI *et al.*, 1992);
- les pixels, dont l'albédo est inférieur à 0,1, sont considérés humides et le gradient δT est nul;
- les pixels, dont l'albédo est supérieur à r_o^{seuil} , sont considérés secs.

Cette démarche débouche sur la cartographie, à l'échelle du pixel, de la densité de flux de chaleur latente (λE). Ce paramètre est relié étroitement avec les indicateurs d'humidité dont nous citons l'indice de stress hydrique (CWSI), le paramètre de Priestley et Taylor (α) et la résistance de surface à l'évaporation (r_s).

3. Résultats

À travers cette modélisation de l'équation de transfert radiatif, nous avons montré que l'étude de la température de surface a permis la mise en évidence des observations suivantes :

- les secteurs où les sols nus sont dominants présentent des températures de surface supérieures à celles des secteurs où la couverture végétale est dense; elle est supérieure aussi à celle des surfaces d'eau libre;

- la proximité des côtes (la plaine de Bousfer) est caractérisée par une température moyenne de surface relativement faible (294 K); le coefficient de variation est de l'ordre de 0,9 %; cette homogénéité de variation spatiale de la température est due aux vents et à l'humidité de l'air qui sont forts et ont pour effet d'abaisser les écarts entre les températures de surface et les températures de l'air.

On peut noter aussi que l'analyse des relations entre l'albédo et la température de surface, qui a fait l'objet de controverses ces dernières années, est une contribution à la question importante sur le mécanisme de la sécheresse. Notre travail a rehaussé la coexistence de deux aspects physiques : une régulation hydrique dans les surfaces humides où la température de surface augmente quand l'albédo augmente (contrôle par évaporation), puis une régulation radiative caractéristique des surfaces sèches où l'eau est insuffisante pour déclencher le contrôle par évaporation. Nos résultats ont confirmé la validité de ces aspects physiques et indiqué que globalement c'est la sécheresse qui induit la logique radiative (figure 2).

Dans les études visant à estimer l'évapotranspiration à travers l'équation du bilan d'énergie, il apparaît que l'évaluation du flux de chaleur sensible est plus délicate. Pour cela, l'approche suivie dans notre travail est basée sur l'utilisation des profils de vitesse du vent et le flux de quantité de mouvement à la hauteur de la couche limite de surface.

En effet, l'estimation de l'évapotranspiration réelle par SEBAL représente assez fidèlement la logique des variations spatiales de l'évapotranspiration de façon assez

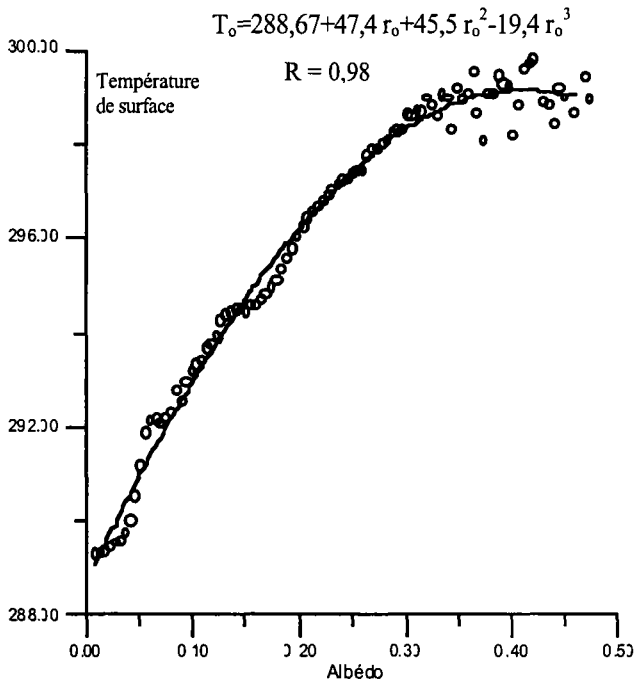


Figure 2. Relation entre les valeurs de la température de surface instantanée et de l'albédo : plaine de Bousfer

satisfaisante que les modèles sophistiqués sans avoir à introduire un nombre important de paramètres d'entrée difficilement accessibles en routine. Sur les figures 37-3 et 37-4 (voir cahier couleur), on montre que les cultures irriguées et les surfaces d'eau libre se distinguent des surfaces sèches. L'analyse de l'histogramme des fréquences des valeurs de flux de chaleur latente montre, par son allure bimodale, une nette distinction entre l'espace humide et l'espace sec. En irrigation, ce terme est utilisé pour vérifier l'homogénéité de l'arrosage. Le coefficient de variation de λE pour la plaine de Bousfer est de l'ordre de 1,06; ceci indique une bonne homogénéité induite principalement par un taux d'humidité élevé de l'air. Aussi, concernant la validité du modèle, la vitesse de frottement, obtenue sur les deux sites d'étude adjacents, est constante : $0,33 \text{ m.s}^{-1}$. Également, les vitesses du vent, à 2 m de hauteur, obtenues par les profils logarithmiques, sont quasiment égales à celles mesurées *in situ*; ceci justifie la validité du modèle utilisé.

4. Discussion

En ce qui concerne le diagnostic hydrique des cultures, l'analyse préalable a montré que l'imagerie TM était susceptible de caractériser globalement la répartition spatiale de l'évapotranspiration réelle et par conséquent le repérage des sécheresses à partir de certains indices et paramètres.

Plus précisément, le calcul de l'indice de stress hydrique (CWSI) à l'échelle du pixel s'est avéré étroitement corrélé aux régimes hydriques des cultures (figures 37-5 et 37-6) (voir cahier couleur). L'analyse de la distribution fréquentielle de l'image du CWSI de la plaine de Misserghine (figure 7) montre que plus de la moitié de la surface souffre d'un déficit hydrique plus ou moins fort ($\text{CWSI} > 0,5$) (IDSO *et al.*, 1981). Par contre, le confort hydrique ($\text{CWSI} < 0,3$), si on excepte la sebkha et les cours d'eau, est représenté sur une très faible superficie.

L'interprétation de la distribution fréquentielle du paramètre (α) de Priestly et Taylor (figure 8) donne un appui solide pour la validation du modèle. Les valeurs de ce paramètre, identifiées dans la littérature (CHOUDHURY *et al.*, 1994; PERRIER, 1987), sont comprises dans un intervalle (0-1,45), sont approximativement représentées dans l'histogramme des fréquences. Les surfaces humides (en confort hydrique) sont distinguées par des paramètres $\alpha \geq 1,26$. En revanche, les surfaces en stress hydrique plus ou moins fort ont des paramètres $\alpha < 0,7$ (PERRIER, 1987).

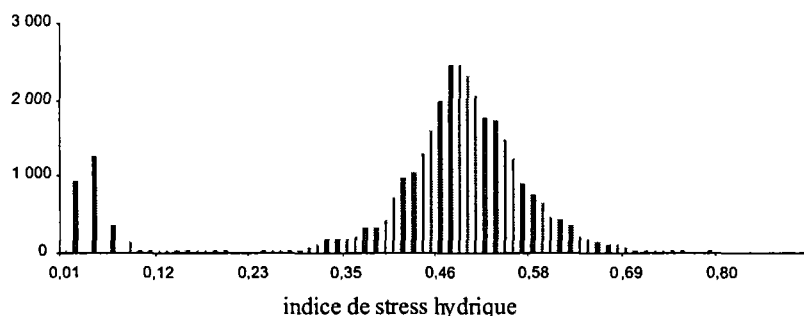


Figure 7. Distribution fréquentielle de l'indice de stress hydrique CWSI : plaine de Misserghine

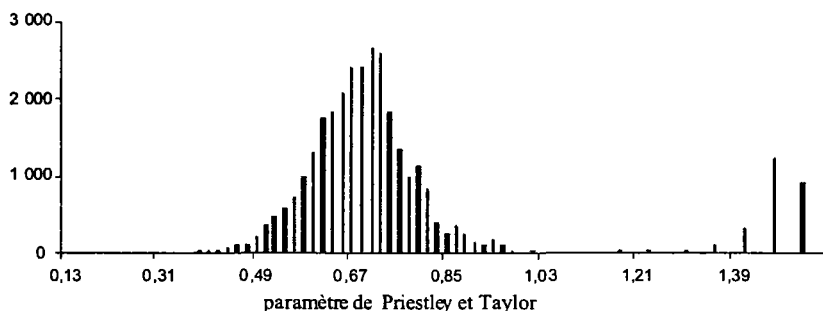


Figure 8. Distribution fréquentielle du paramètre de Priestley et Taylor : plaine de Bousfer

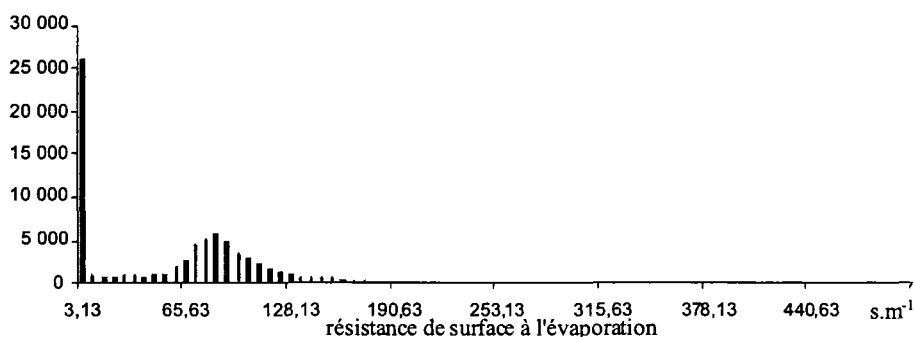


Figure 9. Distribution fréquentielle de la résistance de surface à l'évaporation : plaine de Bousfer

Dans les approches d'estimation de l'évapotranspiration et le pilotage de l'irrigation à l'échelle régionale (VIDAL and PERRIER, 1989), la résistance de surface à l'évaporation est mesurée *in situ*. L'estimation de ce paramètre à partir de l'image, en utilisant ces approches (SEGUN *et al.*, 1982; VIDAL, 1990), est une opération très complexe car, en plus des données climatiques, s'ajoutent l'évapotranspiration réelle et surtout la résistance au transfert de chaleur qui est généralement absent.

Sur la canne à sucre (périmètre du Gharb, Maroc), VIDAL (1990) a mesuré dans 105 points différents la résistance de surface à l'évaporation pour la relier aux réserves hydriques facilement utilisables. Les mesures s'étalaient entre 10 et 150 s.m^{-1} . De même, BASTIAANSEN (1996) a montré que la distribution fréquentielle de la résistance de surface doit varier dans la gamme (0 et 400 s.m^{-1}) et que le pic doit se trouver entre 30 et 150 s.m^{-1} . Les résultats sur la figure 9 sont approximativement conformes à cette indication.

5. Conclusion

Les résultats présentés confirment les possibilités offertes par les données satellitaires TM pour résoudre l'équation du bilan d'énergie, d'apprécier l'intensité du stress hydrique, de bien différencier les parcelles soumises aux différents régimes hydriques, de repérer les hétérogénéités intra et interparcellaires et d'en chercher l'origine (stress hydrique, maladies,

salinité, alimentation minérale, etc.). La seule limitation, pour le suivi des irrigations, est la faible fréquence d'acquisition des données satellitaires.

Dans l'attente d'un progrès technologique permettant d'améliorer l'aspect temporel des satellites à haute résolution spatiale, on peut aujourd'hui réaliser la cartographie des unités de sol, considérées sous l'angle du bilan hydrique, à partir de l'imagerie TM de Landsat.

6. Remerciement

Les auteurs remercient l'Office National de la Météorologie (Oran) pour l'acquisition des données climatiques.

7. Références

- BASTIAANSEN, W.G.M. 1996. Regionalization of surface flux densities and moisture indicators in composite terrain : A remote sensing approach under clear skies in Mediterranean climates. DLO Winand Staring Centre for Integrated Land, Soil and Water Research (SC-DLO), Wageningen, Netherlands, 273 p.
- BASTIAANSEN, W.G.M., HOEKMAN, D.H. and ROEBELING, R.A. 1993. Analysis of land surface exchange processes in two agricultural regions in Spain using Thematic Mapper Simulator data. *in* BOLLE, FEDDES and KALMA (éd). Exchange processes at the land surface for a range of space and time scales, IAHS Publ. n°212, IAHS Press, Oxfordshire, U.K., p. 407-416.
- CHOUDHURY, B.J., IDSO, S.B. and REGINATO, R.J. 1987. Analysis of an empirical model for soil heat flux under a growing wheat crop for estimating evaporation by an infrared temperature based energy balance equation. *Agricultural and Forest Meteorol.*, vol. 39, p. 283-297.
- CHOUDHURY, B.J., AHMED, N.A., IDSO, S.B., REGINATO, R.J. and DAUGTRY, C.S.T. 1994. Relations between evaporation coefficients and vegetation indices studies by model simulations. *Remote Sensing of Environment*, vol. 50, p. 1-17.
- HAMIMED, A. 1997. Extraction des paramètres physiques en relation avec l'irrigation à partir des images de télédétection hautes résolutions : cas des plaines de Bousfer et Misserghine. Thèse de magister, Centre national des techniques spatiales, Arzew, 178 p.
- HORIGUCHI, I., TANI, H. and MOTOKI, T. 1992. Accurate estimation of 1.5 m-height air temperature by GMS IR data. *Proceedings of the 24th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, vol. 2, Rio de Janeiro, Brazil, p. 301-307.
- IDSO, S.B., JACKSON, R.D., PINTER, J.R., REGINATO, R.J. and HATEFIELD, J.L. 1981. Normalizing the stress degree day parameter for environmental variability. *Agricultural Meteorology*, vol. 24, p. 45-55.
- PERRIER, A. 1987. Modélisation des échanges de surface: continuum sol-plante-atmosphère. *Climatologie et observations spatiales*, Centre national d'études spatiales, École d'été, vol. 1, p. 421-456.
- SEGUIN, B., BAEZ, S., MONGET, J.M. et PETIT, V. 1982. Utilisation de la thermographie IR pour l'estimation de l'évaporation régionale I : Mise au point méthodologique sur le site de la Crau. *Agronomie*, vol. 2, n°1, p. 7-16.

- VIDAL, A. and PERRIER, A. 1989. Irrigation monitoring by following the water balance from NOAA-AVHRR thermal infrared data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, n° 5, p. 949-954.
- VIDAL, A. 1990. Estimation de l'évapotranspiration par télédétection : Application au contrôle de l'irrigation. Étude du Centre national du machinisme agricole du génie rural des eaux et des forêts, Montpellier, Série Hydraulique Agricole, vol. 8, 180 p.

38

Caractérisation des landes montagnardes dans le Massif Central français à l'aide de l'information satellitale de HRV de SPOT

CHRISTINE JACQUEMINET ¹ et GILLES THÉBAUD ²

¹ *Centre de recherches pour l'aménagement et l'environnement (CRENAM), Université Jean Monnet, 6, rue Basse des Rives, 42023 Saint-Étienne, France; téléphone : (33) 0477421925; télécopieur : (33) 0477421924; courriel : christine.jacqueminet@univ-st-etienne.fr*

² *Observatoire du patrimoine naturel d'Auvergne (OPNA), Herbiers de Clermont-Ferrand, 3, boulevard Lafayette, 63 000 Clermont-Ferrand, France; téléphone : (33) 0473421788; courriel : herbiers@univ-bpclermont.fr*

Résumé

L'objet de cette étude est d'analyser l'apport de l'information spectrale pour caractériser des formations végétales dans un secteur de landes montagnardes. Situées au-dessus de la lisière forestière, les Hautes-Chaumes des monts du Forez se composent d'une mosaïque de landes, de pelouses et de tourbières. Traditionnellement exploitées pour le pâturage d'estive, elles subissent une déprise agricole qui se traduit par la colonisation des espèces ligneuses. Deux objectifs sont poursuivis : l'inventaire des formations végétales et l'identification des secteurs touchés par l'extension des ligneux.

La reconnaissance des différents peuplements végétaux a été réalisée à partir de classifications multibandes appliquées à une image HRV de SPOT. En raison de la grande hétérogénéité floristique et physiognomique du couvert végétal, une démarche de classification non dirigée a été choisie. La confrontation des résultats de classification avec le terrain a permis de dresser une typologie des formations végétales révélant leur composition en herbacées et ligneux. Cette nomenclature résultant du traitement des données satellitales fait apparaître les différents états de ces formations de landes plus ou

moins dominées par les ligneux. Elle rend également compte de l'exploitation pastorale actuelle, puisqu'une sous-exploitation favorise, entre autres, le regain des ligneux.

1. Introduction

Les Hautes-Chaumes des monts du Forez, situées au nord-est du Massif Central français s'étendent entre 1 200 à 1 634 m d'altitude, entre les étages montagnard et subalpin (> 1 500 m). Ces crêtes ont été défrichées par le passé et présentent aujourd'hui une grande diversité floristique : des pelouses à *Festuca rubra*, des landes à *Calluna vulgaris* (callune) et *Vaccinium myrtillus* (myrtille), quelques massifs arborés (hêtraies, sapinières) et des tourbières. Certains secteurs ont le statut de ZNIEFF (zone naturelle d'intérêt écologique, floristique et faunistique). Les landes et les pelouses sont exploitées en tant que pâturages. À ces parcours, le système traditionnel comportait à proximité des jasseries (bâtiment d'exploitation) des fumades, prairies irriguées et enrichies par la fumure animale, que l'on fauchait. Cette vaste étendue ouverte (environ 9 000 ha) représente l'une des richesses paysagiques et écologiques du parc naturel régional du Livradois-Forez (figure 1).

Actuellement, ces alpages d'altitude subissent une déprise agricole qui se traduit par un abandon progressif des parcelles pâturées ou, au contraire, une surexploitation. L'abandon des pâturages et de la pratique de la fauche favorise le regain des espèces ligneuses de landes (callune), au détriment des pelouses. Une surfréquentation contribue, par le biais du piétinement, au développement d'une herbacée non fourragère, le nard (*Nardus stricta*). On observe également une extension des surfaces forestières par reconquête naturelle, à partir de la lisière forestière, ou par reboisement volontaire.

Cette évolution, naturelle dans le cas d'abandon ou anthropique, menace le maintien de biotopes rares et pose le problème de la fermeture des paysages. L'objectif de cette étude est de réaliser une cartographie exhaustive de la couverture végétale de tout le massif des Hautes-Chaumes afin d'appréhender la diversité écologique et la dynamique des principaux

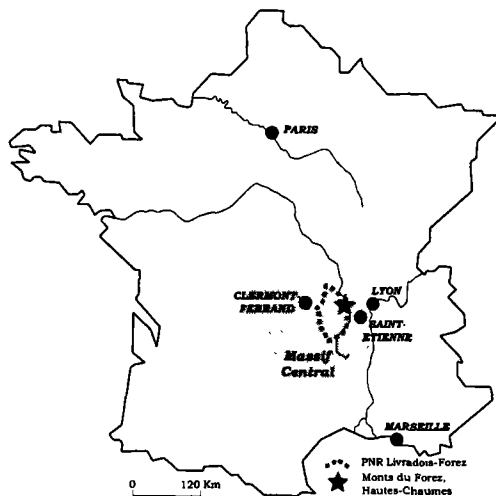


Figure 1. Carte de localisation des Hautes-chaumes des monts du Forez

peuplements. Cette cartographie doit apporter des informations à propos des types de formations végétales présentes et de l'extension des surfaces pâturées et de leur état. Et elle doit permettre de localiser les secteurs soumis à une recolonisation forestière.

2. Données et méthode

Cette recherche a été réalisée à l'aide d'une image satellitale HRV de SPOT (K-J : 045-258) du 24-08-1994 et de photographies aériennes au 1 : 30 000 de 1995. L'image HRV (XS) de SPOT comporte trois bandes spectrales : deux dans le visible et une dans le proche infrarouge.

Plusieurs études phyto-sociologiques (RENARD et PARIS, 1985; ROUMET, 1985; THEBAUD, 1988; TRECUL et DELEFORTRIE, 1986) ont été conduites sur les Hautes-Chaumes. Elles ont donné lieu à une carte de végétation offrant un bon aperçu des espèces présentes. Le recours à une image satellitale permettait d'actualiser cette connaissance acquise. Cependant, la mise en relation de ce document avec les données satellitales a rapidement montré la faible corrélation qui existait entre les peuplements floristiques, tels qu'ils ont été décrits sur la carte de végétation, et les unités spectrales qui ressortaient sur l'image. Les entités floristiques indiquées sur la carte sont loin d'apparaître aussi homogènes sur l'image satellitale et nous ne maîtrisons pas tous les paramètres déterminant les réponses spectrales.

La classification des formations végétales a été menée à l'aide d'une démarche non dirigée. Une part importante de cette étude a consisté à rechercher les clés qui permettent d'interpréter l'image et à fournir une nouvelle typologie de ces peuplements végétaux en fonction de leurs caractéristiques spectrales. Cette interprétation est faite par le biais d'une confrontation des résultats de classifications automatiques avec le terrain et les photographies aériennes. Les classes ayant une signification thématique, reconnue sur le terrain, ont été retenues.

Cette mise en relation constante image-terrain a souligné l'importance des paramètres liés à la physionomie du couvert dans la réponse spectrale de la végétation (CHERPEAU, 1992). Les descripteurs physionomiques déterminants sont les suivants : composition floristique (espèces dominantes et proportions relatives de ligneux et d'herbacées), structure verticale, biomasse chlorophyllienne, taux de recouvrement.

Les classifications ont été réalisées par le biais de la méthode des nuées dynamiques, sur les bandes spectrales brutes, en variant le nombre de classes à chaque essai. Les classes satisfaisantes, observées au cours de ces différentes étapes, ont été extraites. L'image résultante est un ré-assemblage des classes issues des différents essais de classification. L'application d'un filtre de lissage a permis d'homogénéiser le résultat.

3. Résultats

Quatre grands types de formations végétales ont été distingués : les formations forestières composées de ligneux hauts, les landes basses dominées par les chaméphytes, les landes mixtes, composées de chaméphytes et d'herbacées, et les formations herbacées. Parmi ces formations, certains groupements sont décrits en fonction de l'espèce dominante. Les tourbières n'ont pu être reconnues en tant que telles. Les différentes associations hydrophiles les constituant sont associées aux formations précédentes.

Les sols nus ont également été cartographiés. Ils correspondent aux parcelles labourées lors de l'enregistrement de l'image satellitale, aux rochers à nu et aux zones érodées. On remarque que les chemins, bordés par une lande parfois plus dense à leur périphérie immédiate en raison du ruissellement, sont classés en formations de landes mixtes. La résolution spatiale du capteur (20 m) est dans ce cas insuffisante pour les identifier en tant que sols nus.

3.1. Formations forestières

On a pu identifier les feuillus et les conifères. Les espèces arborées et arbustives présentes sur les Hautes-Chaumes sont peu diversifiées. Le sapin est le principal conifère arboré rencontré et parmi les feuillus, sont représentés le hêtre, le bouleau, le sorbier des oiseleurs. Ces ligneux hauts sont identifiés au stade de peuplement dense et au stade de peuplement diffus. Ces peuplements diffus de feuillus (sorbier des oiseleurs, bouleau, alisier) ou de conifères (pin sylvestre, genévrier) correspondent, dans de nombreux cas, à des secteurs touchés par la reconquête des ligneux. L'image classée nous offre ainsi un bon aperçu des secteurs occupés par une végétation forestière et des zones soumises à la recolonisation des ligneux en particulier à proximité de la lisière.

La discrimination entre les feuillus et les conifères s'est avérée relativement aisée sauf dans le cas des jeunes plantations de conifères. Ces dernières n'ont pu être distinguées des peuplements denses de feuillus en raison d'un faible taux de recouvrement des arbres et de la présence d'un sous-bois très dense, composé de myrtilles dont la réponse est proche de celle des feuillus. Les principaux ensembles forestiers apparaissent classés en deux thèmes sur l'image classée. Là aussi, le taux de recouvrement intervient. Cette hétérogénéité traduit différentes générations de plantations ou une réussite mitigée du reboisement.

3.2. Formations de landes

Deux espèces principales sont présentes, sous de multiples associations, dans la composition de ces landes montagnardes et subalpines : la callune et la myrtille. Si dans l'ensemble, les formations végétales n'ont pu être décrites selon leur composition floristique, nous avons néanmoins remarqué que les peuplements à callune se distinguent par une réponse propre. Cette information nous est précieuse, car la callune, espèce conquérante, est un bon marqueur de la dynamique du milieu. La myrtille, également, lorsqu'elle est monospécifique, peut être reconnue spectralement. Par contre, la lande basse et très dense composée de divers ligneux bas (callune, myrtille, genêt) n'a pu être distinguée des peuplements diffus de conifères. C'est une même classe qui représente ces deux formations.

Le principal apport de l'information satellitale réside ici dans la perception de la présence plus ou moins dominante des ligneux bas au sein des landes. Les deux classes, landes mixtes et landes basses traduisent différents états des landes en rapport avec la disparition des herbacées au profit des chaméphytes. Des états que l'on peut mettre en relation avec l'exploitation pastorale. La présence de landes traduit un état avancé d'abandon des activités pastorales. Le moindre pâturage et notamment l'arrêt de la pratique de la fauche favorisent la propagation des chaméphytes (THÉBAUD, 1988).

3.3. Formations herbacées

Cette catégorie regroupe les pelouses dominées par des graminées (*Festuca rubra*, *Agrostis capillaris*). Elles témoignent d'une pression pastorale forte (THÉBAUD, 1988). Les formations herbacées se différencient par une réponse spectrale propre due à l'absence de ligneux et par un parcellaire bien perceptible sur l'image. Deux types de formations herbacées ont été distingués selon leur hauteur : les herbacées rases et les herbacées hautes.

Les herbacées rases correspondent aux parcelles exploitées à la date d'enregistrement de l'image, c'est-à-dire les parcelles pâturées, les fumades fauchées (prairies fertilisées) et les prairies contaminées par le nard. Le nard développe beaucoup de paille sèche, d'un point de vue spectral, sa réponse traduit une faible activité chlorophyllienne.

Les herbacées hautes indiquent les parcelles de moindre pâturage et les fumades non fauchées.

3.4. Tourbières

Les tourbières ne sont pas identifiées en tant que telles mais associées à d'autres formations végétales. En effet, le couvert végétal des tourbières se compose d'une juxtaposition de formations hydrophiles réparties, dans des cuvettes, en fonction de leur situation par rapport au réseau hydrographique (ETLICHER *et al.*, 1993). Les tourbières forésiennes sont constituées en périphérie et en aval par des bas-marais ou des prairies humides. Les premiers correspondent à des cariçaies (*Carex rostrata*, *Carex nigra*, etc) et les secondes sont dominées par des graminées (*Molinia caerulea*, *Festuca rubra*, etc) ou des joncs (*Juncus acutiflorus*). Sur l'image classée, ces deux entités apparaissent dans la classe « formations herbacées hautes ». Le centre de la tourbière est en général occupé par un haut-marais qui se différencie en auréoles concentriques suivant un gradient d'assèchement. Les stades les plus évolués de ce haut-marais s'intègrent dans la classe « landes très denses » et les stades moins évolués, composés de sphaignes et d'arbrisseaux divers, dans la classe « landes mixtes ». Les secteurs boisés de la tourbière (*Betula pubescens*) sont représentés par la classe « peuplement diffus de conifères ». L'image satellitale offre ici une bonne perception de l'hétérogénéité de ce biotope.

4. Discussion et conclusion

La cartographie des Hautes-Chaumes à l'aide d'une image satellitale a comporté quelques limites. Certains groupements végétaux n'ont pu être différenciés d'un point de vue spectral et n'apparaissent pas dans une classe propre. Par exemple, la lande basse très dense et les peuplements diffus de conifères sont cartographiés dans une même classe; les tourbières sont représentées dans plusieurs classes. L'utilisation d'une image enregistrée à une autre date ou d'une image offrant une bande spectrale dans le moyen infrarouge, dans le cas des tourbières, aiderait à lever ces confusions.

Par contre, la résolution spatiale du capteur n'est apparue trop faible que dans des cas très restreints : les reboisements de taille réduite et les chemins non érodés.

La reconnaissance des formations végétales sur image satellitale est dépendante et étroitement liée aux études réalisées au sol. L'inventaire phyto-sociologique, grâce à la connaissance des espèces et des groupements présents, a facilité l'interprétation de l'image sur le terrain. Cette connaissance a permis d'analyser l'information spécifique apportée par

le capteur à propos de la structure des peuplements végétaux. En association avec ce travail de terrain, la méthode adoptée ici s'avère reproductible.

L'un des apports majeurs de l'information satellitale réside dans la perception de la physionomie des couverts végétaux et en particulier dans l'appréhension de la proportion de ligneux au sein de ces formations végétales. Cette connaissance permet de saisir de façon fine le processus de recolonisation par les ligneux aussi bien dans le cas des ligneux bas des landes que dans le cas des ligneux hauts des lisières forestières. Les secteurs les plus touchés sont facilement décelables.

Par ailleurs, l'image fournit un constat réel des parcelles pâturées et de leur état par le biais du parcellaire et de la nature des formations végétales occupant ces surfaces. Cette information permet à la fois de suivre l'activité pastorale et d'étudier son impact sur la couverture végétale.

L'image classée rend compte des variations fines de la couverture végétale et de sa plus ou moins grande diversité. L'hétérogénéité des formations végétales est un indicateur de la richesse écologique du milieu. On remarquera cependant, que cette richesse n'est perçue que d'un point de vue structural. La diversité floristique des groupements végétaux, leur valeur fourragère associée aux espèces, n'ont pu être analysées à l'aide des données satellitales.

Enfin, cette recherche basée sur l'exploitation d'une seule image se révèle prometteuse pour mener un suivi diachronique de ce secteur.

5. Références

- BESSENAY, C. 1995. La gestion des données environnementales dans un espace naturel sensible : le système d'information géographique des Hautes-Chaumes foréziennes. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet, Saint-Étienne, 237 p.
- CHERPEAU, A. 1992. Télédétection et agroécologie, un essai de cartographie destinée à la gestion des milieux herbacés de haute montagne. Application au Parc national des Écrins. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier-Grenoble I, 230 p.
- ETLICHER, B. (dir.), BESSENAY C., COUHERT J.-P., FAURY O., FRANCEZ A.-J., SOURPE., SUCHEL J.-B., THÉBAUD G. 1993. Les Hautes Chaumes du Forez : diagnostic écologique pour la gestion d'un espace sensible. Centre d'Études Foréziennes, Parc naturel régional du Livradois Forez, Publications de l'Université de Saint-Étienne, Saint-Étienne, 159 p.
- RENARD, F. et PARIS F. 1985. Réflexions sur l'aménagement des Hautes-Chaumes du Forez d'après la cartographie de sa végétation. Mémoire de fin d'études de maîtrise, Université de Rennes I, 132 p.
- ROUMET, C. 1985. Cartographie de la végétation des Hautes-Chaumes de la commune de Saint Pierre la Bourlhonne. Mémoire de fin d'études de maîtrise, Université Rennes I, 105 p.
- THÉBAUD, G., 1988. Le Haut-Forez et ses milieux naturels : apports de l'analyse phytosociologique pour la connaissance écologique et géographique d'une moyenne montagne cristalline subalpine. Thèse de doctorat d'état, Université de Clermont Ferrand II, 330 p.
- TRECUL, C. et DELEFORTRIE, J. 1986. Cartographie de la végétation des Hautes-Chaumes sur les communes de Job et de Valcivières. Mémoire de fin d'études, École Nationale d'Ingénieurs des Travaux Agricoles de Clermont Ferrand, 82 p.

39

Nouvel algorithme de calcul des paramètres de texture appliqué à la classification d'images satellitaires

ASSIA KOURGLI et AICHOUCHE BELHADJ-AISSA

*Laboratoire de traitement d'images, Institut d'électronique, Université des Sciences et de la Technologie de Houari Boumediene , B.P. 32, El Alia, Bab-Ezzouar, 16111
Alger, Algérie; téléphone: 213.2.24.79.50/65 poste : 806; télécopieur : 213.2.24.28.02;
courriel : a.kourgli@mailcity.com*

Résumé

Nous présentons un nouvel algorithme de calcul des paramètres de texture issus des matrices de co-occurrence de niveaux de gris (MCNG) qui permet de réduire les temps de calcul et l'espace-mémoire à allouer pour les différents programmes. Cet algorithme repose sur le calcul de fréquences d'occurrence des niveaux de gris par des histogrammes équivalents. Les éléments calculés par ces histogrammes équivalents sont : la moyenne, la variance, l'énergie, l'inertie, la corrélation, le groupe de nuances (*cluster shade*) et le groupe de prédominances (*cluster prominence*). Pour évaluer cette méthode, nous avons estimé ces paramètres à partir des matrices symétriques et à partir de la nouvelle formulation, pour une image contenant 256 niveaux de gris avec une fenêtre d'analyse de taille 5 x 5. Les gains en espace-mémoire sont de l'ordre de 1/256 pour les paramètres moyenne, variance et corrélation et de l'ordre de 1/128 pour les paramètres inertie et groupe de nuances. Pour un Pentium II avec une vitesse de 350 Mhz, le gain en temps de calcul est de l'ordre de 1/20. Comme application, nous avons utilisé les nouvelles formulations des paramètres de texture dans un processus de classification texturale.

1. Introduction

En imagerie, la texture est liée aux variations d'intensité locales d'une zone. Elle est définie par les relations spatiales que possèdent des niveaux de gris voisins. Il existe diverses méthodes d'analyse, de discrimination et de classification de texture. Elles se basent principalement sur l'analyse et la quantification des paramètres statistiques évalués sur le voisinage du pixel traité (approche statistique) ou sur la description des primitives de la texture et la structure locale (approche structurale) (GOOL *et al.*, 1985; REED and HANS DU BUF, 1993; KOURGLI et BELHADJ, 1997). L'approche par les matrices de co-occurrence des niveaux de gris (MCNG) est une approche statistique puissante car la MCNG contient une information texture-contexte plus importante que celle contenue dans tout autre matrice intermédiaire (CONNERS and HARLOW, 1980). En effet, cette méthode a été utilisée avec succès dans divers domaines d'application (imageries satellitaire, biomédicale, etc.) (HARALICK, 1986).

2. Matrices de co-occurrence

L'évaluation de la MCNG dans une image est réalisée par l'estimation des fonctions de densité de probabilités conditionnelles conjointes de second ordre $p(i, j | d, \theta)$. On définit la MCNG $\phi(d, \theta)$ ($\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$) dont les éléments $p(i, j | d, \theta)$, notés p_{ij} représentent la fréquence d'occurrence de la paire de niveaux de gris (i, j) dans un voisinage de taille $S : M \times N$ suivant une relation R définie par (d, θ) soit:

$$p(i, j | d, \theta) = \text{card} \{ (m, n), (k, l) \in S / I(m, n) = i \text{ et } I(k, l) = j \}$$

On peut considérer les quatre directions principales ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$). Ainsi, chaque élément de la matrice directionnelle est calculé par l'expression :

$$\begin{aligned} S_\theta(d) &= 1/2[\phi(d, \theta) + \phi(d, \theta + 180^\circ)], \\ &= 1/2[\phi(d, \theta) + \phi'(d, \theta)]. \end{aligned}$$

Introduite par HARALICK *et al.* (1973), l'approche statistique par les MCNG a été utilisée pour fournir un ensemble de 14 paramètres statistiques décrivant la texture des images (GOTLIEB and KREYSZIG, 1990). Cependant, les images générées par ces éléments présentant un certain degré de corrélation entre eux, on restreint l'utilisation aux 7 paramètres qui donnent les images les plus décorréliées (HARALICK, 1979; UNSER, 1986) soit : la moyenne, la variance, l'énergie, l'entropie, l'inertie, la corrélation et l'homogénéité locale. CONNERS and HARLOW (1980) préconisent en outre l'utilisation de deux paramètres supplémentaires : le groupement de nuances et le groupement de prédominances (tableau 1).

3. Nouvel algorithme de calcul des paramètres de texture

Bien que très intéressante et donnant de bons résultats de discrimination texturale, l'approche par les MCNG, une fois introduite, présente deux inconvénients majeurs : un temps de calcul considérable et l'allocation d'une grande taille-mémoire.

Tableau 1. Paramètres de texture. À gauche la formulation classique (expression) des paramètres de texture issus de la MCNG et à droite la nouvelle formulation (nouvelle expression) définie à partir des fréquences d'occurrence.

Paramètre	Expression	Nouvelle expression
1. Moyenne	$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i \times \frac{p_{ij}}{N} = \mu_y$	$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} \frac{i \times \text{occ}(i)}{N} = \mu_y$
2. Variance	$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \frac{p_{ij}}{N}$	$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \frac{\text{occ}(i)}{N}$
3. Inertie	$I = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 \times \frac{p_{ij}}{N}$	$2 \sum_{i=0}^{L-1} i^2 \frac{\text{occ}(i)}{N} - 2 \sum_{i=0}^{L-1} i \frac{\text{occ}'(i)}{N}$
4. Corrélation	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \times \frac{p_{ij}}{N}$	$\frac{1}{\sigma_x^2} \left(\sum_{i=0}^{L-1} i \times \text{occ}'(i) - \mu_x^2 \right)$
5. Groupe de nuance	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 \frac{p_{ij}}{N}$	$2 \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \left((i - 4\mu_x) \frac{\text{occ}(i)}{N} + 3 \frac{\text{occ}'(i)}{N} \right)$
6. Groupe de prédominance	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 \frac{p_{ij}}{N}$	$2 \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \times \left((i^2 - 6i\mu_x + 8\mu_x^2) \frac{\text{occ}(i)}{N} + (4i - 10\mu_x) \frac{\text{occ}'(i)}{N} + 3 \frac{\text{occ}''(i)}{N} \right)$

Avec $\text{occ}'(i) = \sum j$ et $\text{occ}''(i) = \sum j^2$ suivant $R(d, \theta)$

Divers auteurs se sont penchés sur ce problème, lui trouvant chacun une solution propre. Ainsi, UNSER (1986) remplace la MCNG par la somme et la différence d'histogrammes en se basant sur une hypothèse de stationnarité. MARCEAU *et al.* (1990) proposent une approche texturale/spectrale pour la classification de différents thèmes et adoptent la réduction du niveau de quantification (16 et 32 au lieu de 256). PECKINPAUGH (1991) décrit un algorithme de calcul des paramètres de texture avec un gain de temps appréciable. Nous proposons, ici, un nouvel algorithme pour calculer certains paramètres de texture par le biais de différents histogrammes.

3.1. Méthodologie

3.1.1. Calcul du paramètre moyenne

Pour illustrer notre démarche, nous prenons l'exemple du calcul de l'élément moyenne. En effet, pour une fenêtre 'F' de taille $N_1 \times N_c = 3 \times 3$ et une MCNG 'M' symétrique suivant la relation R : (d,θ) la moyenne s'exprime comme suit (tableau 1) :

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{ij}}{N}$$

Pour une normalisation appropriée chaque probabilité p_{ij} doit être divisée par le nombre total 'N' des p_{ij} . Par exemple, à la fenêtre F correspondant la MCNG : M pour R : (1,0°)

$$F: \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 1 \end{bmatrix} \Rightarrow M: \begin{matrix} 1 \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 2 \\ 2 & 2 & 0 \end{bmatrix} \\ 2 \\ 3 \end{matrix}$$

Dans ce cas, $N = 2 \times N_1 \times (N_c - 1) = 2 \times 3 \times 2 = 12$ et $\mu_x = \sum_{i=1}^3 i \sum_{j=1}^3 \frac{p_{ij}}{12}$

$$\mu_x = \frac{(1 \times (2 + 1 + 2) + 2 \times (1 + 0 + 2) + 3 \times (2 + 2 + 0))}{12} = \frac{(1 \times 5 + 2 \times 3 + 3 \times 4)}{12} = \frac{23}{12}$$

Notons, en particulier, que $\sum p_{ij}$ pour un 'i' donné représente la probabilité d'occurrence du niveau de gris 'i' dans la fenêtre suivant F1, additionné à la probabilité d'occurrence du niveau de gris 'i' dans la fenêtre F2 (puisque l'on considère une matrice symétrique) :

$$F1(d = 1, \theta = 0^\circ) : \begin{bmatrix} 1 & 2 & * \\ 2 & 3 & * \\ 3 & 1 & * \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad F2(d = 1, \theta = 180^\circ) : \begin{bmatrix} * & 2 & 3 \\ * & 3 & 1 \\ * & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Ainsi, $\text{occ}(1) = 2 + 3 = 5$, $\text{occ}(2) = 2 + 1 = 3$ et $\text{occ}(3) = 2 + 2 = 4$.

En règle générale, pour une fenêtre F, le calcul de $\text{occ}(i)$ revient à sommer les fréquences des occurrences de 'i' suivant R (d,θ) dans cette fenêtre :

$\text{occ}(i)$ = fréquence d'occurrence (i) suivant R(d,θ)

Évaluer μ_x , revient à multiplier chaque niveau de gris de la fenêtre image par la fréquence d'occurrence lui correspondant :

$$\mu_x = \sum_{i=1}^3 \frac{i \times \text{occ}(i)}{12} = \frac{(1 \times 5 + 2 \times 3 + 3 \times 4)}{12} = \frac{23}{12}$$

ce qui nous donne la nouvelle formulation de μ_x : $\mu_x = \sum_{i=0}^{L-1} \frac{i \times \text{occ}(i)}{N}$

De la même façon, il nous est possible d'estimer d'autres paramètres de texture moyennant le calcul des fréquences d'occurrence sur les fenêtres adéquates.

3.1.2. Calcul du paramètre variance

Pour le calcul du paramètre variance, nous procédons de la même façon. À l'origine, la variance est définie par :

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{ij}}{N} \text{ et devient } \sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu_x)^2 \frac{\text{occ}(i)}{N}$$

3.1.3. Calcul du paramètre corrélation

Sachant que, pour une matrice symétrique, nous avons la définition suivante de la corrélation :

$$C = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{(i - \mu_x)(j - \mu_x)}{\sigma_x \cdot \sigma_x} \frac{p_{ij}}{N}}{\sigma_x^2} = \frac{1}{\sigma_x^2} \left(\sum_{i=0}^{L-1} i \sum_{j=0}^{L-1} j \frac{p_{ij}}{N} - \mu_x^2 \right)$$

Reconsidérons le même exemple pour lequel nous allons estimer :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^3 i \sum_{j=1}^3 j \frac{p_{ij}}{N} &= \frac{[1 \times (1 \times 2 + 2 \times 1 + 3 \times 2)] + [2 \times (1 \times 1 + 2 \times 0 + 3 \times 2)]}{12} + \\ &\frac{[3 \times (1 \times 2 + 2 \times 2 + 3 \times 0)]}{12} = \frac{(1 \times 10) + (2 \times 7) + (3 \times 6)}{12} = \frac{42}{12} = \frac{7}{2} \end{aligned}$$

Nous notons, $\sum_j p_{ij}$ pour un 'i' donné représente la somme des 'j' pour lesquels la relation R(d, θ) est vérifiée, ce qui revient à considérer les deux fenêtres F1 et F2 :

$$F1(d=1, \theta=0^\circ) : \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } F2(d=1, \theta=180^\circ) : \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(i, j) (j, i)

Pour une fenêtre F, le calcul de $\text{occ}'(i)$ revient à sommer pour chaque 'i' les 'j' suivant R(d, q) dans cette fenêtre : $\text{occ}'(1) = \sum_j$ suivant R(d, q).

Ainsi $\text{occ}'(1) = (2 + 1)_{F1} + (3 + 3 + 1)_{F2} = 10$,

$\text{occ}'(2) = (3 + 3)_{F1} + (1)_{F2} = 7$,

$\text{occ}'(3) = (1 + 1)_{F1} + (2 + 2)_{F2} = 6$.

$$\sum_{i=1}^3 i \sum_{j=1}^3 j \frac{p_{ij}}{N} = \sum_{i=1}^3 i \times \frac{\text{occ}'(i)}{12} = \frac{(1 \times 10) + (2 \times 7) + (3 \times 6)}{12} = \frac{7}{2}$$

ce qui nous donne la nouvelle formulation de la corrélation :

$$C = \frac{1}{\sigma_x^2} \left(\sum_{i=0}^{L-1} \frac{i \times \text{occ}'(i)}{N} - \mu_x^2 \right).$$

En se basant sur le même principe, nous calculons les paramètres inertie, groupe de nuances et groupe de prédominances (tableau 1).

3.2. Évaluation

Les paramètres que l'on peut estimer grâce à cet algorithme sont des paramètres faisant intervenir des sommations directes sur les probabilités d'occurrence. Sur le tableau 1, on donne les nouvelles formulations (nouvelle expression) des paramètres calculés suivant cet algorithme pour une matrice symétrique. Les autres éléments, tels que l'énergie, l'entropie et l'homogénéité locale, font intervenir des calculs sur les probabilités prises individuellement. On ne peut alors appliquer cette méthode pour les estimer.

L'évaluation de cet algorithme a été faite sur une image de taille 512 x 512 avec une fenêtre d'analyse est de taille 5 x 5 suivant R (1,0°). Nous donnons, sur le tableau 2, les résultats obtenus en utilisant un PC (Pentium II) cadencé une vitesse de 350 Mhz. Nous remarquons qu'en règle générale les gains en temps de calcul et en espace-mémoire sont importants.

4. Classification texturale

La classification texturale se base sur un critère de similarité entre les unités à classer. La méthode de classification que nous avons adoptée repose sur le calcul de signatures texturales dans un voisinage (WELCH *et al.*, 1990). Les paramètres de texture (tableau 1 : nouvelle expression) sont calculés pour différentes distances de pixels et permettent d'établir une signature texturale (KOURGLI and BELHADJ-AISSA, 1999). Sur la figure 2, on présente les signatures texturales de trois échantillons pris de notre image test (figure 1).

Pour l'image-test utilisée, nous avons pris 9 échantillons (classes) de taille 15 x 15 pour lesquels les signatures texturales ont été calculées. Pour chaque pixel central d'une fenêtre

Tableau 2. Comparaison des temps de calcul et de l'allocation-mémoire, pour une image de taille 512 x 512 avec une fenêtre d'analyse de taille 5 x 5 suivant R (1,0°).

Paramètre	Temps de calcul		Allocation-mémoire (x nombre d'octets)	
	Méthode classique	Méthode proposée	Méthode classique	Méthode proposée
Moyenne	2 min. 27 s	5 s	256256	256
Variance	2 min. 30 s	10 s	//	256
Inertie	2 min. 35 s	8 s	//	512
Corrélation	4 min. 54 s	11 s	//	256
Groupe de nuances	4 min. 54 s	16 s	//	512
Groupe de prédo.	5 min. 09 s	22 s	//	768

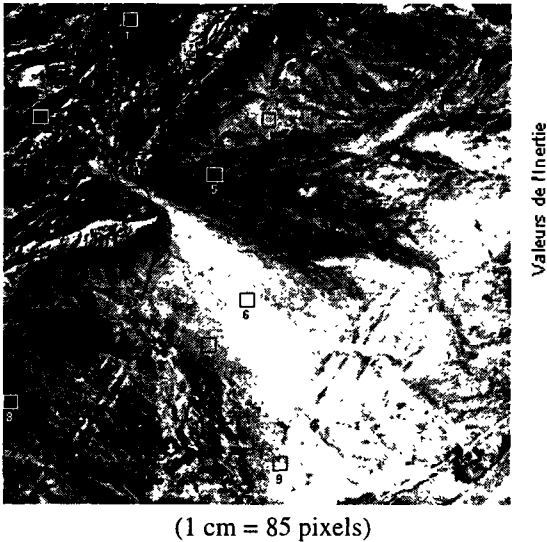


Figure 1. Image-test et sites-échantillons. L'image-test utilisée est extraite d'une scène de TM de Landsat du sud de l'Algérie avec les 9 sites-échantillons de taille 15 x 15 utilisés pour la classification texturale à partir des signatures texturales.

T x T de l'image, la signature texturale est établie et comparée à celles des échantillons. Le pixel est alors affecté à la classe la plus proche (KOURGLI and BELHADJ-AISSA, 1999). Il est important de noter que le regroupement se fait sur la base de similarité texturale : cela signifie que des zones sont identiques parce qu'elles présentent la même texture même si leur réponse spectrale est différente. Concernant la classification à partir du paramètre

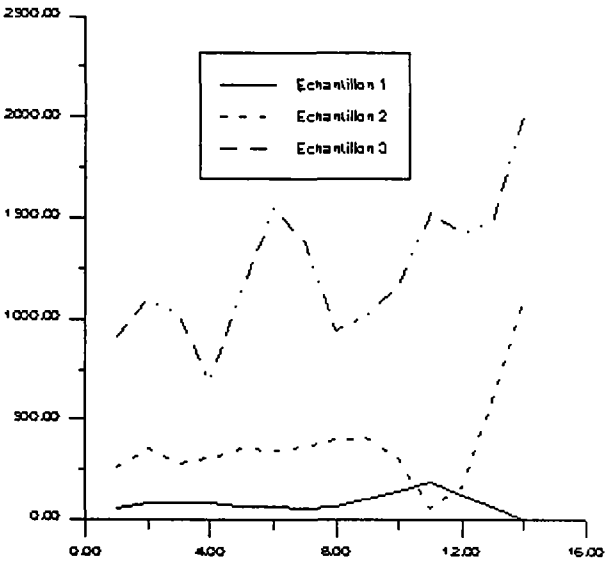
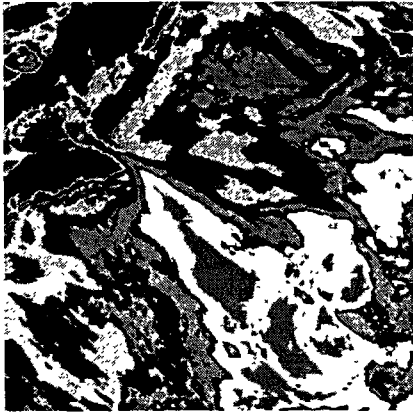
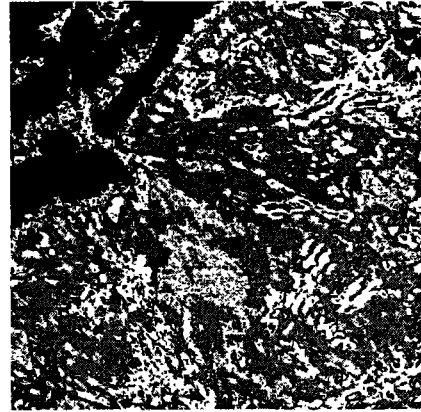


Figure 2. Signature de l'indice d'inertie texturale des sites-échantillons 1, 2 et 3 par le paramètre inertie

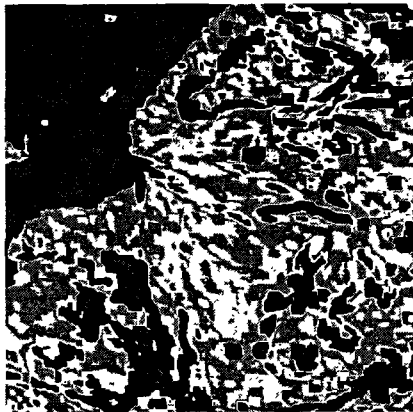
moyenne (figure 3a), le spectre tient compte de l'intensité des pixels (de par son expression). Nous remarquons que les limites entre les différentes zones sont bien apparentes. Ainsi, pour tout autre élément que la moyenne, on ne repère qu'une information texturale, le calcul de ces paramètres étant basé sur les variations des intensités d'une zone plutôt que sur les intensités propres. Pour les images classifiées par les signatures texturales des paramètres inertie (figure 3b), groupe de nuances (figure 3c), et groupe de prédominances (figure 3d), les zones les plus homogènes possèdent une signature dont les valeurs sont faibles et qui évoluent peu en fonction de la distance. Ainsi, les images présentent les zones correspondant à une palette allant de zones plus ou moins homogènes aux zones hétérogènes (noir au blanc).



a



b



c



d

(1 cm = 85 pixels)

(0 : noir → 255 : blanc)

Figure 3. Résultats de classification de l'image-test par les signatures texturales des paramètres : a) moyenne, b) inertie, c) groupe de nuances et d) groupe de prédominances sur la base des 9 sites-échantillons.

5. Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté un nouvel algorithme permettant de calculer six paramètres de texture déduits de la MCNG en réduisant considérablement le temps de calcul et la taille-mémoire requise pour les différents programmes. Cet algorithme est basé sur le calcul de fréquences d'occurrence simples au lieu des co-occurrences classiques et la nouvelle formulation des paramètres est une sommation de ces occurrences permettant de manipuler des vecteurs au lieu de matrices.

Cette nouvelle formulation nous a permis d'utiliser les signatures de texture dans un processus de classification texturale. En effet, le programme a un temps d'exécution de 3 à 7 min. sur un Pentium II 350, alors que, suivant l'ancienne formulation, il aurait pris des heures. Les résultats obtenus permettent d'identifier des textures similaires. En effet, deux zones peuvent présenter une même texture sans pour cela qu'il s'agisse du même thème. Il reste à interpréter les résultats obtenus afin d'identifier les zones de l'image suivant leur texture et à évaluer l'apport d'une telle classification dans la caractérisation thématique des états de surface.

6. Références

- CONNERS, R.W. and HARLOW, C.A. 1980. A theoretical comparison of texture algorithms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-2, no 3, p. 204-222.
- GOOL, L.V., DEWAELE, P. and AOOSTERLINCK, A. 1985. Texture analysis anno 1983 survey. Computer Vision Graphics and Image Processing, vol. 29, p. 336-357.
- GOTLIEB, C.C. and KREYSZIG, H.E. 1990. Texture descriptors based on co-occurrence matrices. Computer Vision Graphics and Image Processing, vol. 51, p. 70-86.
- HARALICK, R.M., SHANMUGAM, K. and DINSTEN, I. 1973. Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-3, n° 6, p. 610-621.
- HARALICK, R.M. 1979. Statistical and structural approaches to texture. Proceedings IEEE, vol. 67, p. 786-804.
- HARALICK, R.M. 1986. Statistical image texture analysis. Chapter 11, Handbook of pattern recognition and image processing. Academic Press, p. 247-279.
- KOURGLI, A. et BELHADJ-AISSA, A. 1997. Approche structurale de génération d'images de texture. International Journal of Remote Sensing, vol. 18, n° 17, p. 3611-3627.
- KOURGLI, A. and BELHADJ-AISSA, A. 1999. Textural classification using textural signatures. EARSel 19th symposium 'Economic and environmental applications' 31 May-2 June 1999, Valladolid, Spain, Sous-presses.
- MARCEAU, D.J., HOWARTH, P.J., DUBOIS, J.-M. and GRATTON, D.J. 1990. Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land cover classification using SPOT imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 28, n° 4, p. 513-518.
- PECKINPAUGH, S.H. 1991. An improved method for computing grey-level co-occurrence matrix based texture measures. CVGIP : Graphical Models and Image Processing, vol. 53, n° 6, p. 574-580.

- REED, T.R. and HANS DU BUF, J.M. 1993. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP : Image Understanding*, vol. 57, n° 3, p. 359-372.
- UNSER, M. 1986. Sum and difference histogram for texture classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, n° 1, p. 118-125.
- WELCH, R.M., KUO, K.S., and SENGUPTA, S.K. 1990. Cloud and surface textural feature in polar regions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28, n° 4, p. 520-527.

40

Utilisation des images TM de Landsat pour estimer la variabilité spatiale de l'humidité du sol destinée aux modèles hydrologiques spatialisés : application au delta du Sénégal

MEDOU LO ¹ et INGE SANDHOLT ²

¹ Centre de suivi écologique, B.P. 15530, Dakar, Sénégal; téléphone : +221 825-80-66, télécopieur +221 825-81-68; courriel : medou@cse.sn

² Institut de géographie de l'Université de Copenhague, Østervoldgade, 10, DK-1350, Copenhague, Danemark; téléphone : +45 35-32-25-00; télécopieur : +45 35-32-25-01; courriel : is@geogr.ku.dk

Résumé

Sont présentés dans cet article les premiers résultats de l'estimation de la variabilité spatiale d'un indice de sécheresse (TVDI : *Temperature-vegetation-dryness index*) basé sur une relation entre la température de surface (Ts) et un indice de végétation par la différence normalisée (NDVI : *Normalized difference vegetation index*). Le TVDI fait référence aux conditions d'humidité du sol et les informations utilisées pour son estimation sont obtenues uniquement par télédétection. L'évolution spatiale de cet indice est analysée en utilisant une image TM de Landsat du 4 avril 1994 couvrant une partie du delta du fleuve Sénégal et ses environs dans la zone nord semi-aride du Sénégal. La dualité entre le delta proprement dit et ses bordures est nettement ressortie par les résultats de l'analyse. Dans les terres sableuses qui bordent le delta, les valeurs du TVDI sont élevées avec une variation spatiale très faible. Par contre, dans le delta proprement dit ces valeurs sont relativement faibles avec une variation spatiale plus ou moins importante. La méthode utilisée est très simple et semble prometteuse au vu des informations pertinentes qu'elle fournit. Elles seront utilisées dans le modèle hydrologique spatialisé MIKE SHE (système hydrologique

européen). Le TVDI peut également être utilisé dans les modèles d'estimation de la biomasse ou comme paramètre dans les systèmes d'alerte précoce.

1. Introduction

La gestion de larges bassins versants requiert l'établissement de modèles hydrologiques, permettant de simuler les conséquences de modification des conditions physiques. Les modèles hydrologiques, et particulièrement les modèles spatialisés, exigent un apport régulier de nombreuses données d'entrée. Généralement, ces demandes ne peuvent être entièrement satisfaites, notamment lorsqu'il s'agit d'un bassin versant qui traverse plusieurs pays où les informations environnementales, si elles existent, sont à des niveaux de détails différents. Il est possible de contourner cette difficulté majeure en travaillant sur la base des enregistrements standardisés et réguliers des satellites d'observation de la Terre. C'est ainsi que le Centre de suivi écologique (CSE), l'Institut de géographie de l'Université de Copenhague (IGUC), le Département d'hydrodynamique et des ressources en eau de l'Université Technique de Copenhague (ISVA, DTU) et l'Institut d'hydraulique danois (DHI) ont élaboré un projet de recherche (INTEO : *Integration of Earth Observation data in hydrological models*) consacré à l'intégration des données de télédétection au modèle hydrologique spatialisé MIKE SHE (système hydrologique européen) pour le suivi du bassin du fleuve Sénégal.

L'approche de INTEO s'effectue à deux échelles. Un modèle basé sur l'utilisation des données satellitales à moyenne et basse résolutions est en train d'être calibré à l'échelle de l'ensemble du bassin versant du fleuve Sénégal partagé entre le Sénégal, la Mauritanie, le Mali et la Guinée. Par contre, à l'échelle de la vallée où l'agriculture irriguée est une activité importante, sera développé un modèle plus détaillé basé sur l'utilisation des données satellitales à haute résolution en combinaison avec les données AVHRR de NOAA.

C'est à l'échelle de la vallée du fleuve Sénégal, et plus précisément dans la partie est du delta (figure 1), que nous avons analysé la relation entre la température de surface (T_s) et l'indice de végétation (NDVI : *Normalized difference vegetation index*) pour estimer la variabilité spatiale de l'humidité du sol par télédétection. Pour cela, nous avons utilisé une image TM de Landsat du 4 avril 1994.

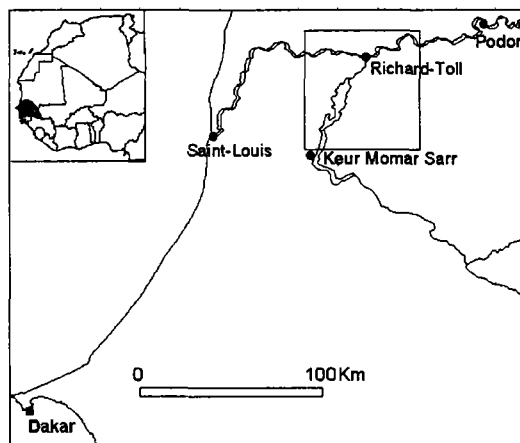


Figure 1. Localisation de la zone d'étude

2. Revue bibliographique

De nombreuses publications ont porté sur l'importance de la relation $T_s/NDVI$ pour obtenir des informations sur les différents états de surface du sol. Il ressort de la revue bibliographique de SANDHOLT *et al.* (1999) que les informations complémentaires du canal thermique et ceux du visible/proche infrarouge s'avèrent bien convenir pour le suivi de l'état de la végétation, particulièrement en rapport avec l'humidité du sol. L'indice NDVI est un indicateur classique pour étudier le stress de la végétation. En effet, la sénescence de la végétation est en étroite relation avec la quantité d'eau disponible dans le sol. La température de surface du sol constitue également un indicateur pertinent pour estimer l'humidité du sol. Pour un même type de sol ayant la même couverture, la température de surface décroît avec l'augmentation de l'humidité du sol.

Plusieurs études ont mis l'accent sur la pente de la courbe $T_s/NDVI$ (NEMANI and RUNNING, 1989; SMITH and CHOUDHURY, 1991; MORAN *et al.*, 1994; FRIELD and DAVIS, 1994). Cette pente est relative à l'évapotranspiration (figure 2) et elle a été utilisée pour estimer la température de l'air (PRIHODKO and GOWARD, 1997) et PRINCE *et al.* (1998). Sur la figure 2, on montre l'espace conceptuel $T_s/NDVI$ comme étant un triangle dans lequel T_s est une fonction de NDVI. En effet, à mesure que la biomasse augmente le long de l'abscisse (NDVI), la température maximale de surface diminue. Ainsi, la bordure correspondant au côté du triangle représente les sols nus, répartis des plus secs aux plus humides suivant le sens descendant. Et à mesure que l'on avance vers la partie droite du triangle, la couverture végétale du sol augmente. Les isolignes illustrent l'évolution de

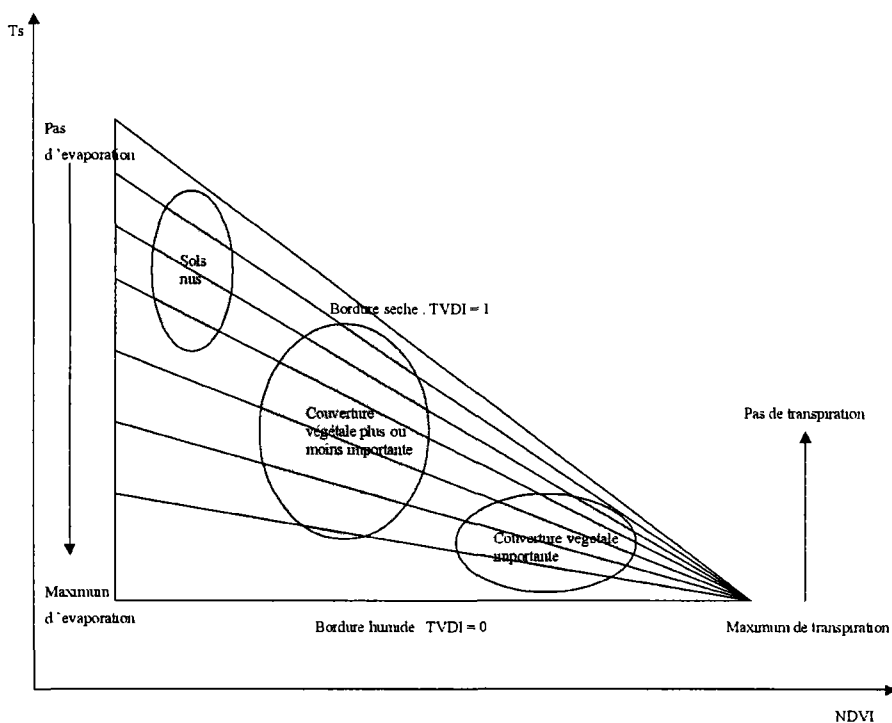


Figure 2. Schéma conceptuel de l'indice de sécheresse (TVDI) d'après LAMBIN et EHRlich (1996) repris par SANDHOLT *et al.* (1999).

l'indice de sécheresse dans l'espace. Elles montrent également que l'indice de sécheresse est plus sensible à l'évolution de la température de surface dans les milieux où le NDVI est élevé.

3. Méthode

Suivant le schéma conceptuel de la figure 2, la limite supérieure du triangle définit les types de surface où la réserve en eau du sol est limitée (bordure sèche); par contre, la limite inférieure correspond aux types de surface où les conditions d'alimentation en eau sont bonnes (bordure humide). Ainsi, pour avoir des informations relatives à l'humidité du sol, un indice de sécheresse (TVDI : *Temperature-vegetation-dryness index*), ayant la valeur 1 sur la bordure sèche et la valeur 0 sur la bordure humide, peut être défini comme suit :

$$TVDI = (Ts - Ts_{min}) / (aNDVI + b - Ts_{min})$$

où :

Ts est la température de surface du pixel;

Ts_{min} est la température de surface minimum dans le triangle;

NDVI est l'indice de végétation du pixel;

a et b sont les coefficients de l'équation définissant la droite de régression qui constitue le bord supérieur du triangle ($Ts = aNDVI + b$).

La température de surface est calculée à partir du canal thermique du TM en utilisant l'algorithme suivant (WUKELIC *et al.*, 1989) :

$$Ts = K2 / \text{Log}(K1/R+1)$$

où :

K2 = 1260,56 (pour TM);

K1 = 607,76 (pour TM);

R = 0,0056322*DN+0,1238 (DN est la valeur du pixel).

L'indice de végétation par la différence normalisée (NDVI) est calculé en utilisant le canal rouge (R) et celui du proche infrarouge (PIR) du TM selon la formule classique :

$$NDVI = (PIR - R) / (PIR + R).$$

Afin de mieux estimer les paramètres a et b, on doit travailler sur une zone suffisamment large regroupant plusieurs types d'état de surface (sec, humide, présence et absence de végétation, etc.).

Cette méthode d'estimation de l'indice de sécheresse est fondée sur les hypothèses suivantes :

- le volume de la réserve en eau du sol est le facteur principal dans la variation de la température de surface;
- TVDI est relatif aux variations d'humidité du sol liées à l'inertie thermique, à l'évaporation et à l'évapotranspiration.

Cette méthode d'estimation de l'indice de sécheresse montre un avantage particulier : elle n'exige pas de données auxiliaires alors que d'autres approches, comme celle décrite par MORAN *et al.* (1994), demandent des informations assez détaillées concernant les conditions météorologiques et aérodynamiques pour définir la limite du triangle Ts/NDVI.

4. Zone d'étude

Le secteur étudié de la vallée alluviale du Sénégal est situé entre les territoires du Sénégal et de la Mauritanie et il est centré sur la ville de Richard-Toll, à l'extrême est du delta du fleuve. Le climat est du type sahélien avec une pluviosité irrégulière et mal répartie dépassant rarement 200 mm. Malgré ces conditions climatiques défavorables, les apports permanents du fleuve offrent à cette région, isolée au milieu d'une zone aride, d'importantes potentialités agricoles.

Dans le delta proprement dit, les milieux surprennent par leur variété et leurs potentiels : levées et terrasses fluviales anciennes ou récentes, certaines limoneuses et d'autres sablonneuses, vastes cuvettes argileuses et avancées sableuses en provenance des bordures nord et sud. Les principales cultures sont la canne à sucre et le riz, pratiquées toute l'année dans les parties argilo-limoneuses.

Les bordures nord et sud de ces aménagements hydro-agricoles correspondent aux terres sableuses, développées sur d'anciens cordons dunaires. Ces milieux sont monotones : dunes et interdunes se succèdent, avec des formes plus ou moins émousées, parfois ravivées par la sécheresse récente. Elles portent une steppe à épineux très dégradée. Traditionnellement, ces étendues sableuses étaient le domaine de la culture sous pluie du mil.

5. Résultats

L'image utilisée dans le cadre de cette étude n'a subi aucune correction radiométrique. Elle a cependant été géoréférencée après les différentes analyses afin de la rendre superposable avec d'autres documents existants.

La représentation graphique de la température de surface en fonction de l'indice de végétation a effectivement donné un triangle (figure 3). Les paramètres décrivant la bordure sèche du triangle ont été obtenus de la façon suivante : les valeurs NDVI sont subdivisées en petits intervalles (0,01) et, dans chaque intervalle, la valeur maximale de T_s est extraite dans un autre triangle (figure 4); les paramètres a et b ont été obtenus par la méthode de régression linéaire en cherchant comment évolue la température de surface en fonction de l'indice de végétation. La droite ainsi constituée forme la bordure sèche du triangle. La température de surface minimum dans l'équation décrivant l'indice de sécheresse est la moyenne des minima de température dans chaque intervalle de NDVI. La figure 5 illustre la variabilité spatiale de l'indice de sécheresse : les parties les plus claires sont les plus sèches (TVDI plus élevé) et les parties les plus sombres correspondent aux zones plus humides.

Dans la zone d'étude, la valeur TVDI moyenne est de 0,69 avec une variance de 0,046. Cette moyenne est de 0,32 dans les parcelles occupées par la canne à sucre où l'indice TVDI ne varie pas beaucoup (variance de 0,005). Cette moyenne est encore plus faible dans les rizières sous culture (0,12); mais comparées aux casiers de canne à sucre, les variations de TVDI dans l'espace sont plus sensibles dans les rizières (variance de 0,007). Si l'on compare les résultats de l'analyse dans ces deux types de cultures irriguées, la valeur moyenne TVDI plus élevée dans les casiers de canne à sucre se justifie. En effet, à la date de prise de vue de l'image (4 avril 1994) dans la plupart des casiers de canne à sucre, l'irrigation est arrêtée pour la préparation des récoltes. Dans les casiers séchés et récoltés,

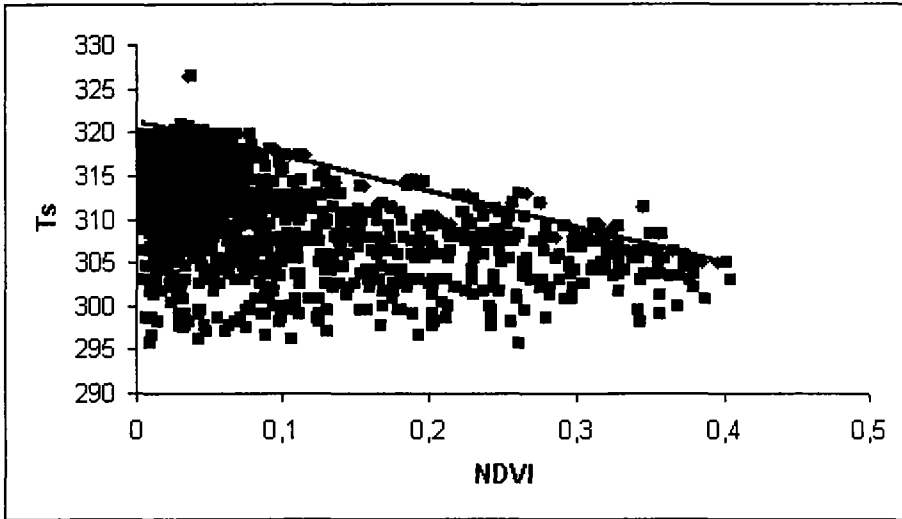


Figure 3. Évolution de la température de surface (T_s) en fonction de l'indice de végétation (NDVI) à partir de l'image TM du 4 avril 1994.

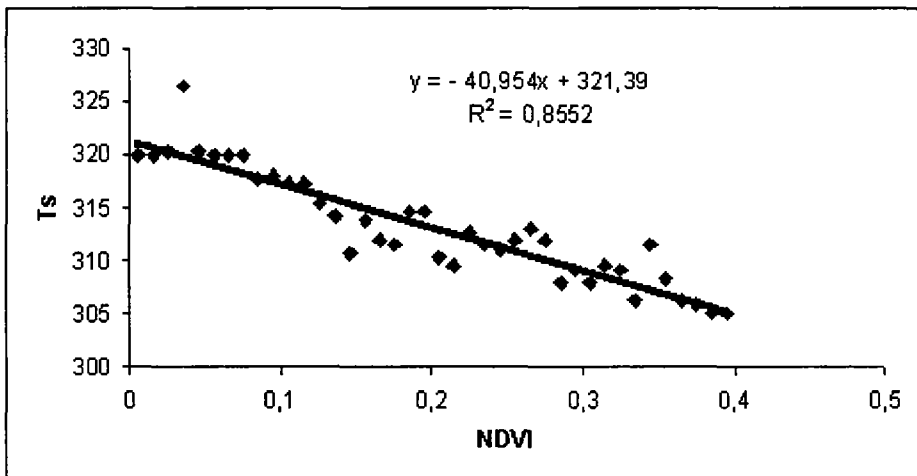


Figure 4. Détermination de la bordure sèche du triangle pour l'estimation de l'indice de sécheresse (TVDI). La valeur maximale de T_s est extraite dans les intervalles de NDVI et la bordure sèche est obtenue par la méthode de régression linéaire.



Figure 5. Répartition spatiale de l'indice de sécheresse (TVDI) à partir de l'image TM du 4 avril 1994. Les parties les plus claires sont les plus sèches (TVDI plus élevé) et les parties les plus sombres correspondent aux zones plus humides.

la valeur moyenne TVDI est de 0,62 avec un maximum de 0,77.

Les valeurs TVDI sont plus élevées dans les autres parties du delta, constituées de levées et de terrasses fluviales. La moyenne y est de 0,68 avec un maximum de 0,77 et une variance de 0,001. Sur les terres sableuses des bordures nord et sud du delta, les valeurs du TVDI sont encore plus élevées avec une faible variation spatiale : le maximum observé est de 0,9 avec une moyenne de 0,77 et une variance de 0,002.

6. Conclusion

Il est possible de conclure que les premiers résultats de l'indice de sécheresse (TVDI) calculé à partir de la température de surface et de l'indice de végétation, obtenus par télédétection, ont donné des résultats satisfaisants dans le delta du fleuve Sénégal et ses environs. L'analyse montre non seulement une différenciation de l'indice de sécheresse entre les différents milieux, mais également une variabilité de TVDI dans un même milieu. Toutefois, il est souhaitable de poursuivre l'étude sur des espaces beaucoup plus vastes, surtout en utilisant des images de saison des pluies de différentes dates.

L'indice de sécheresse obtenu par télédétection peut être calibré par rapport à la réserve en eau du sol. Mais ce travail d'étalonnage requiert de nombreuses mesures d'humidité du sol ou des simulations. Dans le cadre du projet INTEO, la réflexion continue et l'objectif final est de pouvoir utiliser cet indice de sécheresse comme donnée d'entrée spatiale de l'humidité du sol pour la mise à jour du modèle hydrologique MIKE SHE.

Il est possible d'examiner les autres possibilités offertes par l'indice de sécheresse. En effet, le TVDI peut être utilisé dans les modèles d'estimation de la biomasse comme paramètre mesurant le stress hydrique des plantes. Il peut également être utilisé comme paramètre dans les systèmes d'alerte précoce, ou dans l'estimation des risques de feu de brousse.

7. Remerciements

Nous tenons à remercier le Conseil de recherches du Danemark qui a accepté de financer le projet de recherche INTEO. Nous saluons également la sincère collaboration de tous les membres de l'équipe INTEO.

8. Références

- FRIELD, M. A. and DAVIS, F. W. 1994. Sources of variation in radiometric surface temperature over a tallgrass prairie. *Remote Sensing of Environment*, n° 48, p. 1-17.
- LAMBIN, E. F. and EHRLICH, D. 1996. The surface temperature-vegetation index space for land cover and land-cover change analysis. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, n° 3, p. 463-487.
- MORAN, M. S., CLARKE, T. R., INOUE, Y. and VIDAL A. 1994. Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, n° 49, p. 246-263.
- NEMANI, R. R. and RUNNING, S. W. 1989. Estimation of regional surface resistance to evapotranspiration from NDVI and thermal IR AVHRR data. *Journal of Geographical Research*, n° 89, p. 7231-7237.
- PRIHODKO, L. and GOWARD, S. N. 1997. Estimation of air temperature from remotely sensed surface observations. *Remote Sensing of Environment*, vol. 60, n° 3, p. 335-346.

- PRINCE, S. D., GOETZ, S. J., DUBAYAH, R.O., CZAJKOWSKI, K. P. and THAWLEY, M. 1998. Inference of surface and air temperature, atmospheric precipitable water and vapor deficit using AVHRR satellite observations : comparison with field observations. *Journal of Hydrology*, vol. 212-213, n° 1-4, p. 230-249.
- SANDHOLT, I., RASMUSSEN, K. and ANDERSEN, J. 1999. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. (Sous presse).
- SMITH, R. C. G. and CHOUDHURY, B. J. 1991. Analysis of normalized difference and surface temperature observations over southeastern Australia. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 12, n°10, p. 2021-2044.
- WUKELIC, G. E., GIBBONS, D. E., MARTUCCI, L. M., and FOOTE, H. P 1989. Radiometric calibration of Landsat thematic mapper thermal band. *Remote Sensing of Environment*, n° 28, p. 339-347.

41

Utilisation de la durée d'ensoleillement et des images visibles du VISSR de METEOSAT pour le calcul du coefficient de réflexion du sol

AMMAR MOKHNACHE

*Département de physique, Faculté des sciences, Université Mentouri, 25000
Constantine, Algérie; téléphone : 213 4 61 43 42; télécopieur : 213 4 61 43 42;
courriel : a.mokhna@caramail.com*

Résumé

Le signal mesuré par le capteur visible VISSR de METEOSAT est perturbé par la présence de l'atmosphère; il est atténué soit par absorption soit par diffusion. Le coefficient de réflexion du sol est important pour le calcul du bilan radiatif à l'interface sol-atmosphère et pour l'étude des changements de l'état de surface, la désertification par exemple. La diffusion par les aérosols est caractérisée par le coefficient de trouble atmosphérique β d'Angström. Nous proposons dans cet article une méthode pour estimer β à partir de la durée d'ensoleillement mesurée par l'héliographe Campbell-Stokes. Nous savons que, par ciel clair, la décoloration du carton commence lorsque l'intensité du rayonnement solaire directe atteint 120 w/m^2 , ce qui correspond à une hauteur angulaire du Soleil de 5° au-dessus de l'horizon. Le seuil de brûlure du carton, d'après certains auteurs, varie entre 120 et 200 w/m^2 . Connaissant l'heure de lever du Soleil mesurée par l'héliographe, nous pouvons calculer l'épaisseur optique des aérosols et ensuite en déduire le coefficient β . Nous avons utilisé une série d'images du capteur visible VISSR de METEOSAT pour le calcul du coefficient de réflexion du sol correspondant aux trois heures 8 h 30, 11 h 30 et 14 h 30 TU des mois mai, juin, août et septembre 1986. Le site-test est la région de Constantine (est de l'Algérie) où nous avons une station météorologique. Nous avons obtenu un β qui varie de 0,04, pour les jours de bonne visibilité au printemps, à 0,39, pour

les jours de brume sèche en août. Le coefficient de réflexion du sol varie entre 0,2 (sol couvert) à 0,3 (sol nu). Nous avons aussi comparé l'épaisseur optique des aérosols calculée avec les mesures de la station météorologique de Tamanrasset.

1. Introduction

La connaissance avec précision du coefficient de réflexion du sol nous permettrait de suivre les changements de l'état de surface du sol. Il y a deux méthodes pour la détermination du coefficient de réflexion du sol : la première méthode est la mesure directe, qui est la plus précise et la deuxième méthode est l'estimation à partir de l'imagerie satellitaire (ARINO, 1990). Dans ce dernier cas, il est nécessaire d'utiliser les lois de transfert radiatif. Les constituants gazeux et particulaires modifient qualitativement et quantitativement le rayonnement solaire direct. Ces modifications sont dues essentiellement à l'absorption et à la diffusion. Le paramètre le plus important dans ce phénomène d'atténuation est le trouble atmosphérique (KAUFFMAN, 1987), qui est caractérisé par le coefficient β d'Angström. Angström, Linke et Schüepp sont les premiers à essayer de le mesurer (BAILLE et MERMIER, 1977). Dans le cas où les mesures de l'épaisseur optique sont inexistantes, nous proposons une méthode pour l'estimer à partir de la durée d'ensoleillement mesurée au moyen de l'héliographe Campbell-Stokes. Nous savons que le seuil de décoloration du carton de l'héliographe commence lorsque l'intensité du rayonnement direct atteint 120 w/m^2 (PERRIN de BRICHAMBAUT, 1975). Donc, si on a une quantité importante d'aérosols, l'intensité du rayonnement direct atteint 120 w/m^2 quelques minutes après le lever du soleil et la hauteur solaire sera supérieure à 5° (JAENICKE and KASTEN, 1978; KASTEN, 1980).

1.1. Images satellitaires

Le satellite METEOSAT est situé à une altitude voisine de 36 000 km au-dessus du golfe de Guinée de coordonnées géographiques (0, 0). La résolution sous satellite est de $(2,5 \times 2,5 \text{ km}^2)$. Les images que nous avons utilisées dans notre travail, sont les images réduites B2 de l'année 1986. Ces images sont codées en huit bits et donc les valeurs sont de 0 à 255, ces valeurs sont appelées luminances. La réduction est obtenue en faisant une moyenne sur 4 pixels de l'image primaire $5\,000 \times 5\,000$ pixels puis un échantillonnage de $1/36$, c'est à dire une ligne sur 6 et un pixels sur 6. L'image complète est de 416×416 pixels.

1.2. Description du site

La méthode a été testée pour deux sites différents. Le premier site est la région de Constantine au nord-est de l'Algérie, qui est caractérisée par un climat méditerranéen. Cette zone est formée de plaines, sont des terres de culture de céréales traversées par de petits chaînons calcaires allongés SO-NE. Le deuxième site est la région de Tamanrasset au sud-est, une zone sous le tropique du Cancer; elle est la plus aride du désert Algérien. Cette zone est constituée de montagnes et de plateaux gréseux de 1 000 m d'altitude. Les montagnes renferment des plaines de sable et de cailloux.

2. Méthode de calcul

Dans cette méthode, nous utilisons un modèle analytique simple, où nous avons introduit les corrections atmosphériques. La luminance mesurée par le capteur VISSR est égale à la luminance du sol moins la partie absorbée ou diffusée plus la luminance de l'atmosphère.

2.1. Estimation de l'épaisseur optique des aérosols

Le rayonnement direct normal est donné par la formule de Bouguer :

$$I = I_0 \times s \times \exp[-(\tau_{ae} + \tau_r + \tau_{ve} + \tau_{o3}) \times m] \quad (1)$$

cette formule peut être écrite de la manière suivante :

$$I = I_0 \times s \times T_{ae} \times T_r \times T_{ve} \times T_{o3} \quad (2)$$

où

I_0 est la constante solaire hors atmosphère, égale à 1 353 w/m²;

s est le facteur de correction de la distance moyenne Terre-Soleil;

T_{ae} , T_r , T_{ve} , T_{o3} sont la transmission des aérosols, de Rayleigh, de la vapeur d'eau et de l'ozone.

Après plusieurs tests, nous avons pris l'intensité du rayonnement direct avec un seuil égal à 120 w/m², la transmission des aérosols sera donc calculée par la formule suivante :

$$T_{ae} = \frac{120}{1353 \times s \times T_{o3} \times T_{ve} \times T_r} \quad (3)$$

La transmission des aérosols est exprimée par la formule de Bouguer :

$$T_{ae} = \exp(-\tau_{ae} \times m) \quad (4)$$

où

m est la masse d'air;

t_{ae} est l'épaisseur optique des aérosols calculé par :

$$\tau_{ae} = \left(\frac{-1}{m}\right) \times \ln(T_{ae}) \quad (5)$$

et β peut être obtenu à partir de la formule suivante (MUHAMMAD, 1983) :

$$T_{ae} = [-0,914 + 1,909267 \times \exp(-0,667023 \times \beta)]^m \quad (6)$$

2.2. Calcul du coefficient de réflexion du sol

Nous supposons que, par ciel clair de bonne visibilité, le trouble atmosphérique ne change pas pendant la journée et que le coefficient de réflexion du sol ρ_s peut être exprimé par la relation suivante :

$$\rho_s = \frac{\pi \times c \times (B_{sat} - B_{atm})}{\int_{0,4}^{1,1} g l_{\lambda} \times \epsilon_{\lambda} \times T_{\lambda}^v \times d\lambda} \quad (7)$$

où

c est la constante de calibration du capteur VISSR et ϵ_λ sa réponse spectrale;

g_λ est le rayonnement global au sol;

T_λ^v est la transmission directe dans la direction du satellite;

Les luminances B_{sat} et B_{atm} sont en compte numérique;

B_{atm} est la luminance atmosphérique, qui est calculée avec la formule donnée par VERMOTE *et al.* (1996).

3. Analyse des résultats

Dans ce travail, nous avons utilisé, l'imagerie satellitaire pour estimer le coefficient de réflexion du sol pour les régions où les mesures sont inexistantes. La connaissance du trouble atmosphérique est nécessaire pour introduire les corrections atmosphériques. Sur la figure 1, nous avons représenté la variation du coefficient de trouble atmosphérique β d'Angström en fonction de la hauteur angulaire du soleil, mesurée par l'héliographe pour des jours clairs sans nuage à la station de Constantine. Nous remarquons que la variation est linéaire avec un coefficient de corrélation égal à 0,99. Sur la figure 2, on a comparé l'épaisseur optique des aérosols mesurée à 9 h 00 TU à la station de Tamanrasset, avec l'épaisseur optique estimé au lever du Soleil mesuré. La variation est linéaire et le coefficient de corrélation est de 0,96. Nous pouvons donc en déduire que le trouble n'a pas changé entre l'heure de lever du Soleil et l'heure des mesures. Sur la figure 3, on représente l'évolution du coefficient de réflexion du sol pour la région de Constantine, en fonction du sinus de la hauteur solaire, calculée pour les heures 8 h 30, 11 h 30 et 14 h 30 TU, pour quatre

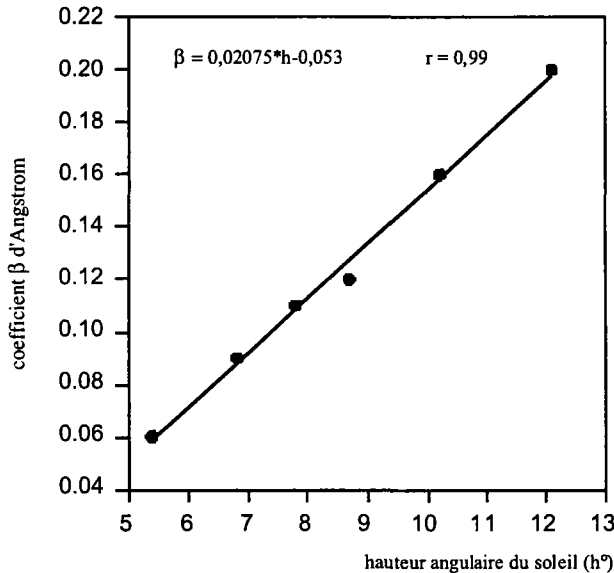


Figure 1. Variation du coefficient de trouble atmosphérique β en fonction de la hauteur du lever de soleil mesuré par l'héliographe à la station météorologique de Constantine pour quelques jours de ciel clair sans nuage pour le mois de juin 1986.

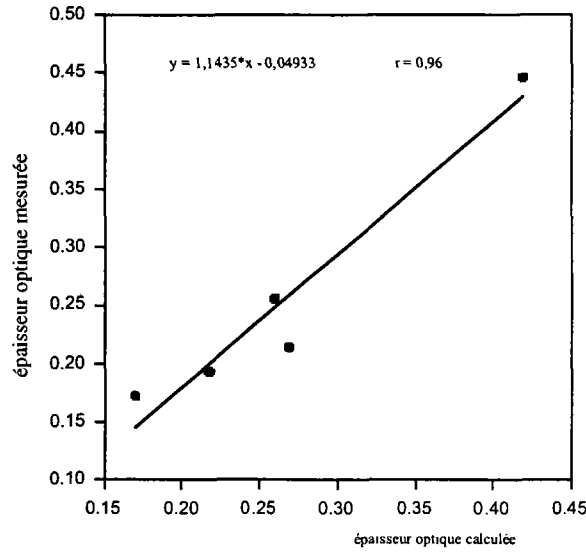


Figure 2. Comparaison entre l'épaisseur optique mesurée et calculée à la station de Tamanrasset pour quelques jours de ciel clair des mois de juin et juillet 1986.

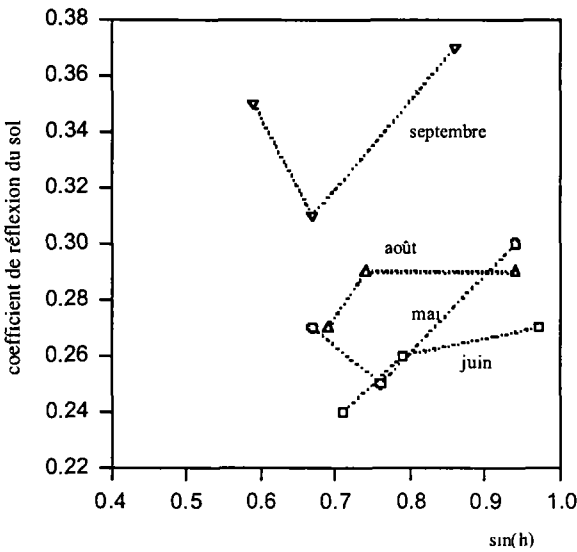


Figure 3. Évolution journalière du coefficient de réflexion du sol en fonction du $\sin(h)$ de quatre jours de ciel clair, des mois de mai, juin, août et septembre 1986.

jours de ciel clair des mois de mai, juin, août et septembre. Nous remarquons que les courbes des mois de mai et de septembre sont inversées par rapport à celles des mois de juin et d'août; cela est dû au changement de l'état de surface. Sur la figure 4, on représente l'évolution du coefficient de réflexion du sol pour les mêmes jours. Nous constatons que la réflectance du sol augmente lorsque l'état de surface passe du couvert au nu.

4. Discussion

Nous avons essayé dans ce travail de montrer que la durée d'ensoleillement est un paramètre important pour l'estimation du coefficient de trouble β d'Angström, qui est important dans les corrections atmosphériques. Le bon coefficient de corrélation obtenu entre β et la hauteur angulaire du soleil au lever, montre que l'hypothèse est vérifiée. L'incertitude sur β est de $\pm 3 \%$, cela montre que la méthode proposée pour estimer le coefficient de réflexion du sol nous permettrait d'obtenir des résultats acceptables.

5. Conclusion

Nous pensons avoir montré la possibilité d'utiliser la durée d'ensoleillement et l'imagerie satellitaire pour estimer le coefficient de réflexion du sol. Les résultats obtenus sont encourageants. Pour plus de précision, il faut tenir compte de la nature des aérosols car, pour certains jours même de ciel clair, on a plusieurs types d'aérosols présents dans l'atmosphère, on aura donc plusieurs β , ce qui rend difficile l'utilisation de la formule de Bouguer pour la transmission des aérosols.

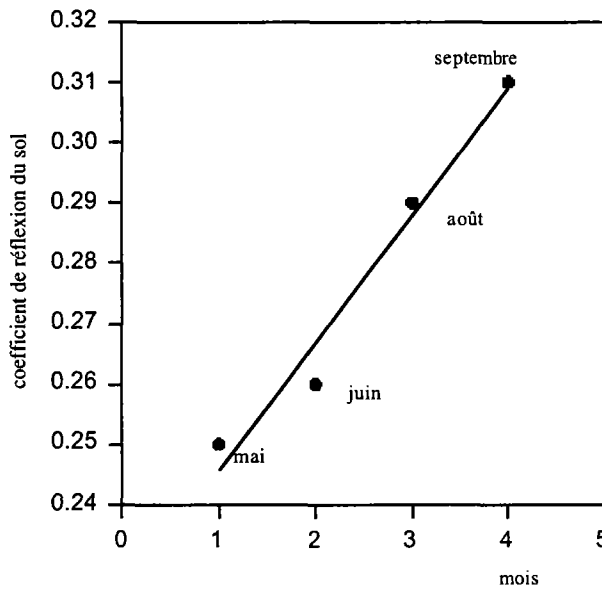


Figure 4. Évolution du coefficient de réflexion du sol à 8 h 30 TU pour les mêmes jours de la figure 3.

6. Références

- ARINO, O. 1990. Albédo de surfaces et bilan radiatif de courtes longueurs d'ondes , contribution satellitaire. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, 182 p.
- BAILLE, A. et MERMIER, M. 1977. Étude du trouble atmosphérique en zone semi-rurale (Montfavet). *Annales Agronomiques*, vol. 28, n° 5, p. 543-560.
- JAENICKE, R. and KASTEN, F. 1978. Estimation of atmospheric turbidity from the burned traces of the Campbell-Stokes sunshine recorder. *Applied Optics*, vol. 10, n° 16, p. 2617-2621.
- KASTEN, F. 1980. A simple parameterization of the pyr heliometric formula for determining the Linke turbidity. *Meteorol. Rdsch*, vol. 33, p. 124-127.
- KAUFFMAN, Y.-J. 1987. Measurement of the aerosol optical thickness and the path radiance-implications on aerosol remote sensing and atmospheric corrections. *Journal of Geophysical Research*, vol. 28, p. 2677-2692.
- MUHAMMAD, I. 1983. An introduction to solar radiation. Academic Press, 390 p.
- PERRIN de BRICHAMBAUT, C. 1975. Estimation des ressources énergétiques en France Supplément n°1, cahier de l' Association Française pour l'étude et le développement de l'énergie solaire. Edition Européennes Thermique et Industrie, Paris, 60 p.
- VERMOTE, E., TANRÉ, D., DEUZÉ, J. L., HERMAN, M. and MORCRETTE, J. J. 1996. Second simulation of the satellite signal in the solar spectrum (6S), 6s User's guide version 1. Laboratoire d'optique atmosphérique, Lille, France, 214 p.

42

Essai de mise en place d'une base de données de signatures spectrales standard : application à la vallée de la Garonne (France)

ÉTIENNE MULLER

Centre d'écologie des systèmes aquatiques continentaux (CESAC), UMR C.5576-C.N.R.S./Université Paul Sabatier-Toulouse III, 29, rue Jeanne Marvig, 31055 Toulouse Cedex 4, France; téléphone : 33 5 62 26 99 81; télécopieur : 33 5 62 26 99 99; courriel : muller@cesac.cemes.fr

Résumé

L'objectif de cette étude est de montrer, dans le cas précis de la vallée de la Garonne, en France, les contraintes liées à la mise en place d'une base de données de signatures spectrales (calibration, corrections atmosphériques et géométriques, intégration des dimensions temporelle et multicapteur des données). La méthode a consisté à utiliser une série temporelle de 20 images HRV de SPOT et TM de Landsat et à proposer une solution simple et robuste pour la normalisation de ces données. La définition de signatures spectrales standard a porté sur les sols et les boisements. Pour les sols, le modèle s'appuie sur quatre grandes catégories de texture (sableux, limoneux, argilo-limoneux et argileux), identifiables sur les images et faisant l'objet chacune d'une modélisation spécifique des relations humidité-réflectance. Pour les boisements, le rythme phénologique de 9 catégories (ripisylve, peupliers, chênes, charmes, pins, etc.) a été intégré dans le modèle, l'ensemble étant géré dans l'environnement du logiciel ACCESS. Une telle base de données pourrait être intégrée aux systèmes de traitement d'images et servir d'aide à l'interprétation ponctuelle d'un élément d'image ou à une classification de l'ensemble de l'image. On entrevoit aussi d'intéressantes perspectives pour des comparaisons inter-régionales et pour la mise en place d'une base de données plus vaste avec des mises à jour via Internet.

1. Introduction

Lors d'une classification dirigée d'images, tout télédécteur admet implicitement que les objets qui l'intéressent dans le paysage ont des signatures spectrales spécifiques. Au cours de la phase d'apprentissage, tout l'art consiste précisément à définir les caractéristiques spectrales représentatives de ces objets. Cette phase est déterminante sur le résultat final. On peut bien sûr se demander s'il n'est pas utopique d'essayer de définir ainsi chaque objet du paysage par sa seule signature spectrale et de limiter l'essentiel de la démarche à un problème de discrimination de signatures spectrales entre elles. Toutefois, il faut reconnaître qu'avec les méthodes habituelles de classification, on analyse les images pixel par pixel indépendamment de leurs voisins. Ainsi, l'un des paradoxes de la télédétection est de tout miser sur la dimension spectrale des objets et de négliger, de fait, les autres dimensions, en particulier leur dimension spatiale. En poussant cette logique spectrale à fond, il est possible de formuler deux hypothèses de travail :

- chaque objet peut être défini par une signature spectrale standard, mesurée dans des conditions standard;
- tout objet observé en condition non standard a une signature spectrale particulière qu'il est possible de modéliser par référence à sa signature standard.

Nous nous proposons d'examiner la validité de ces deux hypothèses en nous intéressant au cas des boisements et des sols, dans la vallée de la Garonne, au nord de Toulouse, que nous avons eu l'occasion d'étudier au cours des 10 dernières années à l'aide d'une série de 20 images HRV de SPOT et TM de Landsat.

2. La normalisation des données

2.1. Difficultés et incertitudes de la calibration absolue

La mise en évidence de signatures spectrales standard et de changements significatifs dans les études diachroniques soulève le délicat problème de la comparaison multirate/multicapteur des données et, par suite, de la correction radiométrique des images. Ces corrections s'effectuent généralement dans le cadre d'une calibration absolue où les comptes numériques bruts de chaque pixel sont transformés en réflectance puis corrigés des effets atmosphériques. Cette approche est toutefois loin d'être opérationnelle et sûre.

Le décodage consiste d'abord à transformer les comptes numériques en luminances en utilisant les coefficients de calibration absolue fournis avec les images numériques. Ensuite, le passage en réflectance consiste à normaliser la luminance par l'éclairement solaire effectif pondéré par le cosinus de l'angle zénital solaire. À Toulouse, cet angle zénital varie de 30° en juin à 70° en décembre. L'éclairement solaire effectivement reçu sur un sol horizontal est donc environ 2,5 fois plus important en juin qu'en décembre.

Les perturbations atmosphériques peuvent être très importantes car les ondes électromagnétiques traversent deux fois l'atmosphère. La correction des effets d'absorption et de diffusion est possible avec les modèles de type 5 S ou 6 S, initialement développés par TANRÉ *et al.* (1986). Toutefois, en l'absence de mesures précises sur l'atmosphère au moment de l'acquisition des images, il est nécessaire de simplifier ces modèles, d'où d'inévitables imprécisions sur l'efficacité globale des corrections.

2.2. Simplicité et robustesse du calage radiométrique

Sous sa forme simplifiée, la calibration absolue est quasi linéaire et se rapproche de certains modèles empiriques dans lesquels les effets atmosphériques sur le signal s'expriment sous la forme d'une composante additive (essentiellement liée aux phénomènes de diffusion) et d'une composante multiplicative (plutôt liée aux phénomènes d'absorption). Ces modèles consistent souvent à soustraire, aux données satellitaires, une valeur qui est déduite soit de la réflectance de l'eau, soit des radiométries les plus basses observées dans chaque bande spectrale (AHERN *et al.*, 1977). Une autre technique consiste à utiliser des objets urbains à réflectance stable (CHAVEZ, 1989).

L'idée que les images renferment les données nécessaires à leur propre correction est séduisante. En effet, s'il est possible de trouver dans un paysage des objets radiométriquement invariants, ces objets devraient pouvoir être utilisés comme référence absolue pour calibrer les images. Sachant que de tels objets ne sont pas rigoureusement invariants, les résultats ne sont pas toujours concluants. Nous avons cependant montré qu'une solution consistait à considérer comme radiométriquement stable dans une image non pas une seule catégorie d'objets mais la moyenne et l'écart type d'un ensemble varié d'objets pseudo-invariants très contrastés : sites urbains, aéroport, gros bâtiment, vieille plantation de pins, lac (MULLER, 1993). Dans une bande spectrale donnée, le calage radiométrique consiste en une transformation linéaire des comptes numériques bruts (CN) en comptes numériques calés (CNC) selon l'équation $CNC = a + b * CN$. Les paramètres (a et b) de la transformation linéaire sont calculés à partir de la moyenne et de l'écart type des comptes numériques des objets pseudo-invariants dans l'image de référence (indice 0) et dans l'image à corriger :

$$a = \overline{CN}_0 - \overline{CN} * \frac{\sigma_0}{\sigma} \qquad b = \frac{\sigma_0}{\sigma}$$

Ce calage s'est révélé plus efficace que la calibration absolue pour normaliser des images multidates des capteurs HRV et TM. Pour travailler en réflectance, nous proposons d'effectuer d'abord un calage radiométrique puis une calibration absolue sur l'ensemble des données calées. Les paramètres de correction absolue sont alors ceux de l'image qui a servi de référence au calage. On évite ainsi les incertitudes et les erreurs de la calibration absolue à chaque date.

3. Application à la vallée de la Garonne

3.1. Cas des boisements

En zone tempérée, les boisements sont caractérisés par des rythmes phénologiques qui modifient de façon spectaculaire l'aspect des paysages d'une saison à l'autre. Dans la vallée de la Garonne, les signatures spectrales des 9 catégories de boisements les plus représentatives ont été suivies dans une série quasi-mensuelle d'images TM (MULLER, 1995). Le résultat le plus surprenant de cette analyse a été l'absence d'onde verte au printemps liée à l'apparition des feuilles et d'onde jaune en automne liée à la sénescence de ces mêmes feuilles (figure 1). Dans les bandes TM1, TM2 et TM3, on ne retrouve donc pas les modifications spectrales saisonnières qui sont pourtant nettement visibles à l'œil nu au niveau des feuilles. Une grande confusion persiste tout au long de l'année entre les différents boisements (sauf en hiver avec les pins) avec des réponses spectrales moyennes

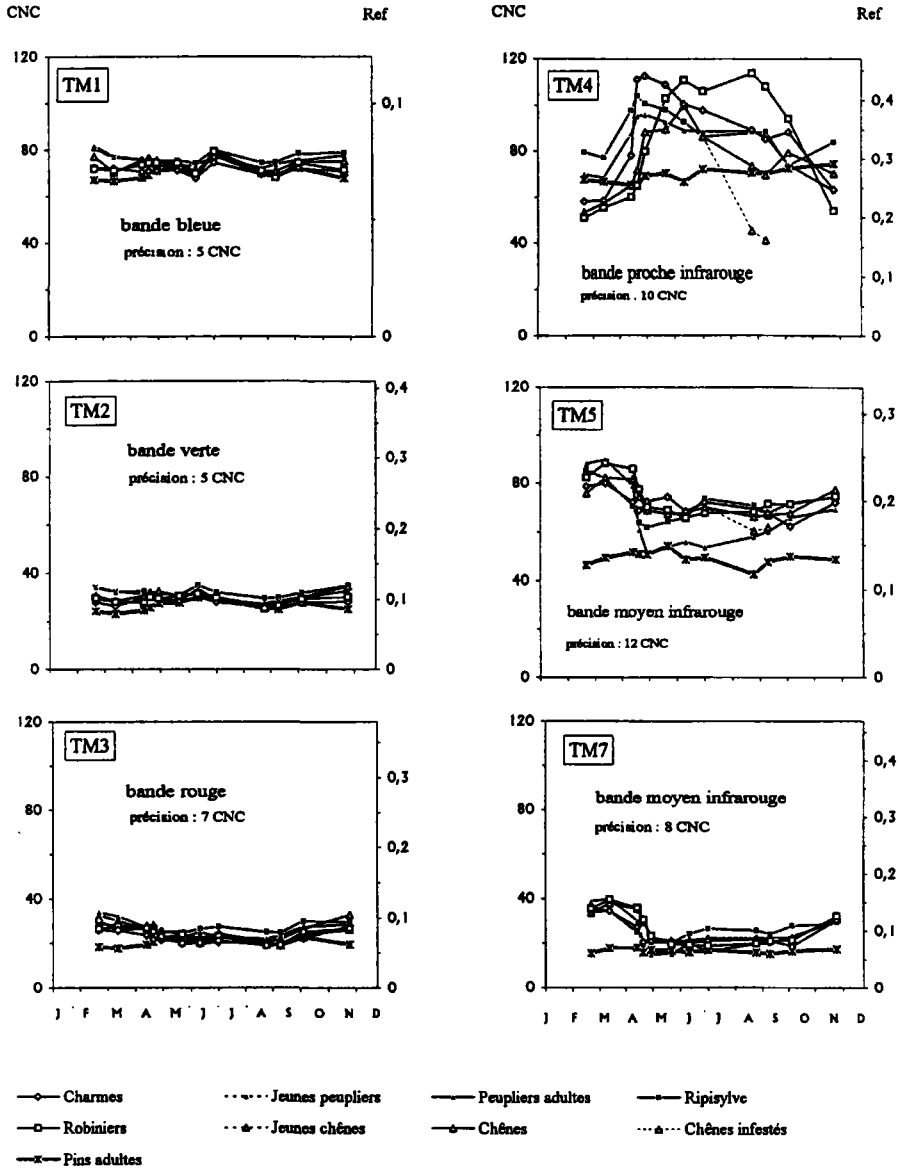


Figure 1. Évolution saisonnière des réponses spectrales des types de boisements.

quasi invariantes d'un mois à l'autre. Au contraire, dans les bandes infrarouges, apparaissent de fortes variations d'un mois à l'autre et entre catégories de boisement. Dans TM4, trois grands groupes de comportements phénologiques peuvent être identifiés : un groupe à feuillaison rapide (ripisylve, peupliers, charmes), un groupe à feuillaison tardive (chêne, robinier) et un groupe à feuillage persistant (pins).

La réponse spectrale d'un couvert végétal donné est donc fortement influencée par son rythme phénologique propre, d'où l'impossibilité de caractériser un boisement par une

signature spectrale standard sans tenir compte de la saison. Les autres facteurs (état sanitaire, caractéristiques du milieu, âge) peuvent être responsables de modifications importantes dans ces signatures spectrales d'où la nécessité de spécifier aussi dans quelles circonstances stationnelles ont été déterminées ces signatures.

3.2. Cas des sols

L'évolution spectrale saisonnière des sols est un paramètre rarement analysé. Nous l'avons examiné en détails (MULLER and JAMES, 1994; MULLER et JAMES, 1995). Les unités géomorphologiques de la vallée de la Garonne, réparties en 6 classes d'alluvions (3 sur les terrasses et 3 dans la plaine d'inondation) présentent des comportements spectraux homogènes qui peuvent être regroupés en quatre types de texture nettement différenciés entre eux sur les images : sols sableux, sols limoneux, sols argilo-limoneux et sols argileux. Cette typologie texturale du corridor fluvial apparaît le mieux lors de la préparation du lit de semences pour les cultures de printemps, en avril ou mai. Les sols sont alors nus, uniformes et finement grumeleux en surface. Le reste de l'année, les labours, les cultures en phase de croissance ou les résidus de cultures empêchent une observation directe des sols. Ces quatre catégories de sols correspondent à une structure spectrale stable dans le paysage qu'il est donc facile d'analyser sur les images. Lorsque les sols sont analysés au printemps, donc à un moment idéal, l'humidité et la texture sont les deux seuls facteurs déterminants du signal. Il est alors possible de modéliser les relations humidité-réflexance (MULLER et JAMES, 1998). Les modèles exponentiels sont les plus efficaces (figure 2), sauf dans le cas des sols limoneux où toute tentative de modélisation est vouée à l'échec par suite de l'existence de croûte de battance. Les signatures spectrales standard des sols dans la vallée de la Garonne ne peuvent donc être déterminées qu'en avril ou mai et doivent tenir compte de l'état hydrique de ces sols.

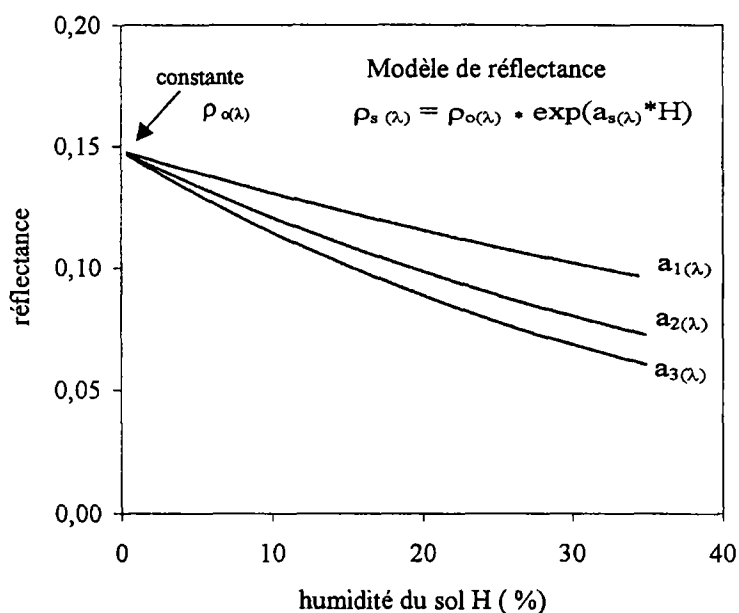


Figure 2. Modèle de réflectance des sols en fonction de la texture (ai) et de l'humidité (H).

3.3. Création d'une base de données sous ACCESS

L'environnement Microsoft ACCESS, offre de nombreuses possibilités pour gérer et analyser une base de données numériques comme les signatures spectrales standard de thèmes présents dans une image. Les données sont emmagasinées sur des tables et des requêtes peuvent être effectuées dans un environnement de type formulaire ou de type menu. L'intérêt d'un formulaire réside dans le fait qu'il permet d'affiner la requête de proche en proche ainsi que la saisie et l'affichage personnalisé de données. À chaque étape, un choix est explicitement coché parmi une liste de possibilités. On peut ainsi choisir de travailler en comptes numériques bruts, en comptes numériques calés, en luminance ou en réflectance. L'absence de choix déclenche un message d'avertissement.

Trois procédures ont été testées :

- la comparaison des signatures spectrales (à une date donnée) de thèmes choisis *a priori*; un graphique ou un tableau s'affiche alors pour les bandes spectrales ou les indices sélectionnés;
- la comparaison des profils temporels, dans une bande spectrale donnée, de thèmes choisis *a priori*; un graphique ou un tableau s'affiche alors pour la période choisie;
- l'interprétation d'une signature spectrale dont le thème est inconnu; une liste de thèmes est proposé par ordre croissant d'éloignement par rapport aux signatures standard; l'algorithme utilisé est simplement basé sur la distance euclidienne.

4. Conclusion

Une telle base de données de signatures spectrales standard pourrait être intégrée directement dans les logiciels de traitement d'images via une icône ou un menu spécifique, soit pour être consultée soit pour être enrichie progressivement. On pourrait imaginer d'afficher, en temps réel, à l'aide du curseur non seulement les coordonnées (longitude/latitude) et les valeurs radiométriques de chaque pixel désigné par le curseur mais aussi les thèmes les plus probables correspondant à ces valeurs, grâce à un lien permanent avec la base de données standard.

L'intérêt le plus évident réside sans doute dans l'utilisation de la base de données dans la phase d'apprentissage des algorithmes de classification qui seraient alors plus ou moins automatiques. Il est cependant trivial de remarquer que, pour pouvoir fonctionner correctement, la plupart des algorithmes paramétriques exigent des informations sur les valeurs centrales des classes (valeurs moyennes par exemple) mais aussi sur leur dispersion (écart type par exemple). Ce simple constat montre que la collecte de signatures spectrales sans appréciation sur le domaine de variation de ces valeurs réduit la portée des applications potentielles. Il permet toutefois de poser dans toute son acuité le problème de l'échantillonnage des données pour une évaluation non biaisée d'un thème. Pour chaque donnée entrée dans la base, il serait donc utile de préciser la taille de l'échantillon et la méthode d'échantillonnage.

La collecte de signatures spectrales standard trouve facilement une justification à un niveau local pour faciliter l'étude d'une zone géographique déterminée ou l'étude de thèmes particuliers, par exemple des statistiques agricoles. Toutefois, il semble légitime d'essayer d'étendre cette collecte à une échelle plus vaste, non seulement pour caractériser des thèmes d'une plus grande diversité, mais aussi pour confronter des thèmes identiques d'une zone géographique à une autre. L'enjeu serait alors de développer une véritable

télétection comparative. Un projet dans ce sens pourrait être envisagé par la mise en place progressive d'une base francophone accessible sur le réseau Internet, avec des possibilités de consultation et de mise à jour. À l'issue de nos travaux menés sur la vallée de la Garonne au cours des dix dernières années, nous pensons que cette notion de signature spectrale standard, loin d'être utopique, mérite d'être développée car elle permet une réflexion globale dans un cadre conceptuel fédérateur qui justifie et stimule les efforts pour l'amélioration de la normalisation des données et pour la modélisation des réflectances.

5. Références

- AHERN, F.J., GOODENOUGH, D.G., JAIN, S.C., RAO, V.R. and ROCHON, G. 1977. Use of clear lakes as standard reflectors for atmospheric measurements. *Proceedings of the 11th International Symposium on remote Sensing of Environment*, Ann Arbor, Michigan, p. 731-755.
- CHAVEZ, P.S. Jr. 1989. Radiometric calibration of Landsat Thematic mapper multispectral images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 55, p. 1285-1294.
- MULLER, É., 1993. Evaluation and correction of angular anisotropic effects in multitemporal SPOT and Thematic Mapper data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 45, p. 395-399.
- MULLER, É. 1995. Phénologie forestière révélée par l'analyse d'images Thematic Mapper. *Comptes rendus de l'Académie des sciences de Paris, Série Sciences de la Vie*, n° 318, p. 993-1003.
- MULLER, É. and JAMES, M. 1994. Seasonal variation and stability of soil spectral patterns in a fluvial landscape. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, n° 9, p. 1885-1900.
- MULLER, É. et JAMES, M. 1995. Caractérisation du comportement hydrique des sols dans un couloir fluvial à l'aide de données multitemporales TM de Landsat : vallée de la Garonne (France). *in* J.-M. DUBOIS, M.R. BOUSSEMA, F. BOIVIN et P. LAFRANCE (éd.) *Télétection des ressources en eau*. Presses de l'Université du Québec/AUPELF, Sainte-Foy, p. 181-192.
- MULLER, É. et JAMES, M. 1998. Validation d'une stratégie d'échantillonnage pour l'estimation de l'humidité des sols alluviaux par télétection. *in* J.-M. DUBOIS, M. BERNIER, J.P. FORTIN et F. BOIVIN (éd.) *La réalité de terrain en télétection : pratiques et méthodes*. Agence universitaire de la Francophonie, Montréal. p. 73-79.
- TANRÉ, D., DEROO, C. and DUHAUT, P. 1986. Simulation of the satellite signal in the solar spectrum (5 S). *Laboratoire d'optique atmosphérique, Université de Lille, France*, 147 p.

43

Corrections atmosphérique et topographique par la méthode des points noirs améliorée et par intégration d'un modèle numérique d'altitude : application à la région de Florence (Italie)

MOUNIRA OUARZEDDINE ET AICHOUCHE BELHADJ-AISSA

Laboratoire de traitement d'images et télédétection, Institut d'électronique, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene (USTHB), B.P. 32, EL Alia 16111, Alger, Algérie; téléphone : (213) 2 24 79 12 (poste 806); télécopieur : (213) 2 24 28 02; courriel: n.ouarab@mailcity.com

Résumé

Les dégradations radiométriques des images satellitaires dues aux effets atmosphériques et topographiques ont fait l'objet de nombreux travaux. Dans ce contexte, nous présentons dans cet article la méthode des points noirs améliorée (MPNA) qui permet la correction radiométrique des images représentant des régions montagneuses. La correction radiométrique de ces images nécessite l'intégration des descripteurs topographiques. L'équation générale de transfert radiatif a été établie, permettant ainsi l'estimation de l'effet des aérosols ainsi que le calcul de l'irradiance. Les résultats de la MPNA sont donnés par la comparaison des signatures spectrales de la végétation de conifères. Ces signatures sont tracées à partir d'images de luminances corrigées de l'effet atmosphérique en intégrant les paramètres atmosphériques calculés par la MPNA et ceux calculés par le modèle 5S. Une évaluation visuelle de l'effet de la topographie est illustrée sur des images obtenues après correction topographique. Nous avons aussi évalué la correction topographique par composition colorée. La composition colorée des images corrigées nous a permis de mieux discriminer les thèmes

1. Introduction

Le problème majeur dans la correction atmosphérique des images satellitaires est l'estimation de l'effet de diffusion et d'absorption des molécules et des aérosols dans l'atmosphère terrestre. Dans la méthode que nous avons développée, nous supposons que l'atmosphère est homogène et que les éléments de la surface terrestre sont des diffuseurs parfaits. Nous donnons le principe de la méthode et les étapes de détermination des paramètres de l'atmosphère. Enfin nous terminerons par présenter les résultats obtenus.

2. Méthode de correction

La MPNA (méthode des points noirs améliorée) est basée sur la méthode du minimum d'histogramme ou méthode des points noirs (CHAVEZ, 1988). C'est une version améliorée de la méthode des points noirs en choisissant deux longueurs d'ondes appropriées. La détermination des caractéristiques atmosphériques pour toutes les bandes, se fait donc en passant par deux étapes essentielles qui sont :

- sélection du point noir;
- détermination des paramètres atmosphériques.

2.1. Sélection du point noir

La sélection du point noir se fait à partir de l'histogramme des niveaux de gris de l'image satellitaire. Sur les histogrammes des différentes bandes spectrales, on observe toujours une augmentation brusque du nombre de pixels au niveau d'une valeur non nulle de DN (*Digital Number*) (CHAVEZ, 1988). C'est cette valeur qui est prise comme étant le point noir désigné par DN* de ce type de bandes spectrales sélectionnées. Notons que, lorsqu'on a choisi convenablement le point noir, on se rapproche mieux des caractéristiques réelles de l'atmosphère.

2.2. Détermination des paramètres atmosphériques

Par définition, l'expression de la luminance au niveau du satellite est donnée par RAHMAN (1996) et PUTSAY (1992) :

$$L_{\text{sat}} = L_a + E_g \frac{T^\uparrow \rho_{\text{surf}}}{\pi(1 - s\rho_{\text{surf}})} \quad (1)$$

où

- L_{sat} est la luminance au niveau du capteur;
- L_a est la luminance du chemin atmosphérique;
- E_g est l'irradiance globale;
- ρ_{surf} est la réflectance de la surface;
- s est l'albédo sphérique.

En négligeant l'effet de l'environnement représenté par le terme σ_{surf} , on a alors :

$$L_{\text{sat}} + L_a + \frac{E_g \cdot T^\uparrow \rho_{\text{surf}}}{\pi} = L_a + L_{\text{surf}} T^\uparrow \quad (2)$$

où L_{surf} est la luminance de la surface. Celle-ci s'écrit :

$$\rho_{\text{surf}} = \frac{(L_{\text{sat}} - L_a)\pi}{T^\uparrow E_g} \quad (3)$$

Dans l'équation (3), le paramètre qui n'est pas déterminé, est la luminance du chemin atmosphérique. Pour un objet noir, la luminance détectée L_{surf} est théoriquement nulle. Elle correspond alors à 0 % de réflectance,

$$d'où \quad L_{\text{sat}}^* \equiv L_a \quad (4)$$

où L_{sat}^* est la luminance correspondant au nombre numérique DN* de la surface noire, estimée à partir de l'histogramme de l'image considérée. Pour estimer cette valeur, on choisit deux longueurs d'onde correspondant, respectivement, aux canaux TMI et TM3 de Landsat. Ce choix est justifié par le fait que la zone de test présente de la végétation. Les luminances L_{sat}^* des points noirs choisis dans les deux canaux sont données en fonction des paramètres de calibration par l'équation suivante :

$$L_{\text{sat}}(\lambda_{1,3}) = A_0(\lambda_{1,3}) + A_1(\lambda_{1,3}) \cdot \text{DN}^*(\lambda_{1,3}) \quad (5)$$

Comme $L_{\text{sat}}^* = L_a$, on a donc, pour les deux canaux :

$$L_a(\lambda_{1,3}) = A_0(\lambda_{1,3}) + A_1(\lambda_{1,3}) \cdot \text{DN}^*(\lambda_{1,3}) \quad (6)$$

La luminance intrinsèque de l'atmosphère est donnée par HILL et STURM (1991) :

$$L_a = L_R + L_A \quad (7)$$

où L_R est la composante de Rayleigh et L_A celle des aérosols.

2.3. Calcul de la luminance due aux aérosols

Le paramètre caractéristique des aérosols est leur épaisseur optique $\tau_A(\lambda)$. Pour le calcul de ce paramètre, nous nous sommes servis de la relation d'Angström (IQBAL, 1983) :

$$\tau_A(\lambda) = a\lambda^{-a} \quad (8)$$

où a et a sont des paramètres qui caractérisent la taille et la distribution des aérosols dans l'atmosphère. L'épaisseur optique en aérosols se déduit de l'équation (6) en l'appliquant aux deux canaux.

Si on admet qu'il y a une dépendance linéaire entre la luminance du chemin atmosphérique et l'épaisseur optique en aérosols (ARANUVACHAPUN, 1986), nous avons alors :

$$L_A(\lambda) = f(\tau_A(\lambda)) = C \cdot \tau_A(\lambda) \quad (9)$$

d'où
$$L_A(\lambda) = \Gamma \lambda^{-a} \quad (10)$$

Le calcul de L_A revient à évaluer Γ et a . Ces paramètres dépendent de la taille et de la distribution des aérosols dans l'atmosphère lors de la prise de vue d'une image.

Comme on suppose que l'atmosphère est homogène pour une scène donnée, l'équation (10) peut être alors généralisée à tous les canaux de la même image.

Par conséquent, nous obtenons pour les deux canaux TM1 et TM3 :

$$L_A(\lambda_1) = \Gamma \lambda_1^{-a} \quad \text{et} \quad L_A(\lambda_3) = \Gamma \lambda_3^{-a}$$

où L_A se déduit de l'équation (7), d'où, le calcul des paramètres G et a . Les autres facteurs peuvent être calculés en utilisant les expressions et les coefficients publiés par la NASA (EPEMA, 1990).

3. Résultats

3.1. Signatures spectrales des types de couverts

Les courbes de la figure 1 indiquent les signatures spectrales de la végétation de type conifère extraites des images de réflectance apparente et des images de réflectance calculées au sol. En particulier ces courbes montrent une réduction de la dynamique de la réflectance estimée.

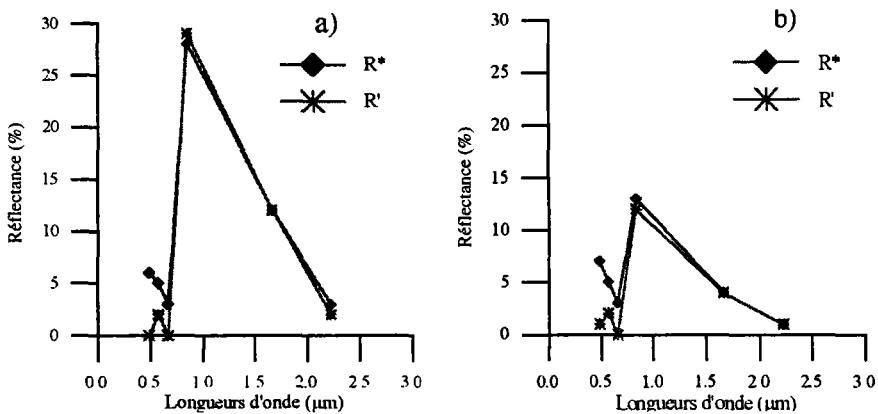


Figure 1. Signatures spectrales des forêts de conifères en juin (a) et en novembre (b) déterminées en utilisant la réflectance apparente (R') et la réflectance corrigée (R^*) à l'aide du modèle MPNA.

3.2. Comparaison avec le modèle 5S

Sur la figure 2, on donne une comparaison des signatures spectrales de la végétation de conifère générées par la MPNA et des signatures spectrales générées par l'équation de transfert radiatif dans laquelle les paramètres atmosphériques déduits du modèle 5S ont été intégrés. Nous remarquons une différence nette des réflectances au niveau des courtes longueurs d'ondes. Cette différence est due aux variations des effets atmosphériques avec la longueur d'onde, ainsi qu'aux données introduites pour générer les paramètres atmosphériques du modèle 5S, tel la visibilité, et à l'hypothèse que nous avons une surface lambertienne et une homogénéité dans l'atmosphère.

3.3. Résultats de la correction topographique

Les résultats obtenus à partir de la correction atmosphérique montrent qu'il est essentiel de prendre en compte l'effet de l'angle d'incidence. Cet effet représente l'une des perturbations les plus importantes dans la télédétection des zones montagneuses ou accidentées. L'expression de la correction topographique est identique à celle déjà mentionnée dans la correction atmosphérique. La seule différence réside dans le fait que l'irradiance globale E_g^* dépend de la nature topographique du terrain et varie pour chaque pixel.

4. Évaluation

Une évaluation visuelle de l'effet de la topographie est illustrée par la figure 43-3 (voir cahier couleur). Cette dernière montre des images obtenues, après correction topographique, pour les mois de juin et de novembre. Pour le mois de juin, les thèmes sont mieux différenciés. Rappelons que l'effet topographique est faible au mois de juin. Ceci est dû à l'angle zénithal qui est faible pour ce mois.

Nous avons ensuite évalué la correction topographique par composition colorée. Pour cela, nous avons procédé à une présélection des canaux de façon pour n'en retenir que trois :

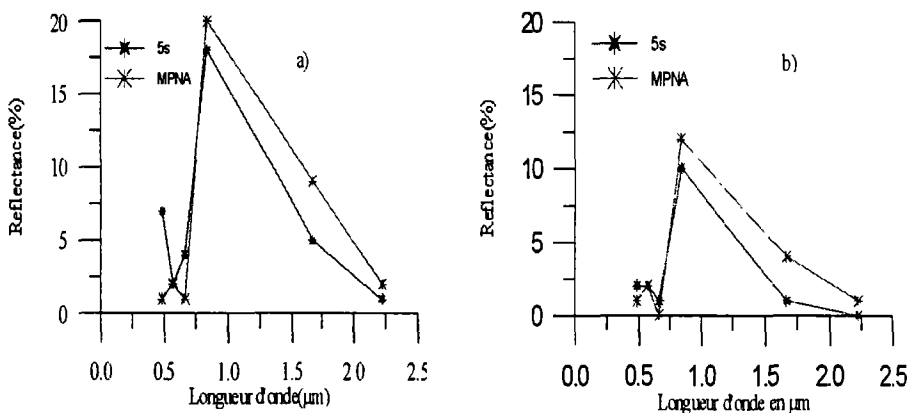


Figure 2. Comparaison des résultats du modèle 5S et de la MPNA obtenus pour une végétation de type conifère aux mois d'août (a) et de novembre b)

les canaux TM3, TM4 et TM5. La composition colorée a été appliquée simultanément aux images brutes et aux images corrigées. Sur la figure 43-4 (voir cahier couleur), on montre la composition colorée des images prises au mois de juin, obtenues avant et après correction topographique. Sur cette figure, on constate que la composition colorée des images corrigées fait beaucoup mieux ressortir les thèmes que la composition colorée des images brutes.

5. Conclusion

Nous avons présenté une méthodologie de correction radiométrique des effets atmosphériques et topographiques des images acquises par télédétection. La méthode MPNA que nous avons développée est basée sur le critère d'absorption des objets au sol dans certaines bandes spectrales du visible ou du proche infrarouge pour générer les caractéristiques de l'atmosphère relatives aux aérosols. Pour notre cas, nous avons utilisé les bandes du bleu et du rouge du spectre électromagnétique car la zone test est une zone de végétation. Pour le calcul des réflectances de surface, nous nous sommes basés sur la MPNA où nous avons pris l'hypothèse d'une surface lambertienne. Les résultats fournis par la MPNA sont jugés bons comme le montrent les estimations graphiques obtenues lors de la correction atmosphérique et sont acceptables concernant la correction topographique.

Nous comptons améliorer la MPNA dans d'autres études en prenant par exemple le cas réel d'un sol non lambertien ou même intégrer quelques paramètres, tel que l'albédo sphérique que nous avons négligé par manque de données météorologiques.

6. Références

- ARANUVACHAPUN, S. 1986. The atmospheric optical depth spectrum determined from CZCS radiance. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 7, n° 1, p. 105-118.
- CHAVEZ, P. S. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 24, p. 459-479.
- EPEMA, G.F. 1990. Determination of planetary reflectance for Landsat 5 Thematic Mapper tapes processed by Earthnet (ITALY). *ESA Journal*, vol. 14, p. 101-108.
- HILL, J. and STURM, B. 1991. Radiometric correction of multitemporal Thermal Mapper data for use in agricultural land cover classification and vegetation monitoring. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 12, n°7, p. 1471-1491.
- IQBAL, M. 1983. An introduction to solar radiation. Academic Press, New York. p. 107-167
- PUTSAY, M. 1992. A simple atmospheric correction method for the short wave satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 30, p. 21-32.
- RAHMAN, H., 1996. Atmospheric optical depth and water vapor effects on the angular characteristics of surface reflectance in NOAA AVHRR. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 17, n° 15, p. 2981-2999.