

**APPORT DE L'IMAGERIE RADAR  
MULTIPOLARISÉE ET POLARIMÉTRIQUE  
À LA CLASSIFICATION ET LA  
CARTOGRAPHIE DU DRAINAGE DES SOLS  
DU BASSIN VERSANT DU BRAS-D'HENRI**

*Rapport de recherche No R-928*

*Mars 2007*



**APPORT DE L'IMAGERIE RADAR MULTIPOLARISÉE ET  
POLARIMÉTRIQUE À LA CLASSIFICATION ET  
À LA CARTOGRAPHIE DU DRAINAGE DES SOLS  
DU BASSIN VERSANT DU BRAS-D'HENRI**

M.A. Niang<sup>1</sup> et M. Bernier<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Institut National de la Recherche Scientifique ; Centre Eau, Terre et Environnement, 490 de la Couronne, Québec (Québec), G1K 9A9

avec la collaboration scientifique de

M.C. Nolin<sup>2</sup>, O. Ka<sup>2</sup> et J. Liu<sup>3</sup>

<sup>2</sup> Agriculture et Agroalimentaire Canada, Laboratoires de pédologie et d'agriculture de précision, 979 ave. de Bourgogne, local #140, Québec (QC) G1W 2L4

<sup>3</sup> Agriculture et Agroalimentaire Canada, 960 Carling Ave., Ottawa, ON K1A 0C6

Rapport de recherche No. R-928

Le 30 mars 2007

*ISBN : 978-2-89146-540-3*

## TABLE DES MATIÈRES

<b>1. INTRODUCTION</b> .....	<b>1</b>
<b>2. MATÉRIELS ET MÉTHODES</b> .....	<b>3</b>
2.1 Territoire à l'étude et données disponibles.....	3
2.2 Conditions météorologiques.....	7
2.3 Traitement de l'image CV-580.....	8
<b>3. LE POTENTIEL DE LA MULTIPOLARISATION</b> .....	<b>11</b>
3.1 Étude des coefficients de rétrodiffusion.....	11
3.2 Analyse discriminante.....	14
3.2.1 Analyse en Composantes Principales (ACP).....	15
3.2.2 Résultats de l'analyse discriminante.....	18
<b>4. ANALYSES POLARIMÉTRIQUES DE L'IMAGE</b> .....	<b>21</b>
4.1 Décomposition H/A/ $\alpha$ .....	21
4.1.1 L'entropie (H).....	21
4.1.2 L'anisotropie (A).....	23
4.1.3 Le paramètre $\alpha$ .....	24
4.2 Analyse des paramètres H, A et $\alpha$ en relation avec le drainage des sols.....	25
4.3 Résultats des classifications de l'occupation du sol.....	27
4.4 Résultats de l'application de l'analyse discriminante.....	33
<b>5. CONCLUSIONS</b> .....	<b>39</b>
<b>6. RÉFÉRENCES</b> .....	<b>41</b>



## LISTE DES FIGURES

Figure 1 :	Image radar multipolarisée acquise à partir du CV-580 (HH, VH, VV) le 9 novembre 2004 sur laquelle on peut voir les profils de sols (points blancs) observés sur le terrain.....	4
Figure 2 :	Classification supervisée de l'image ASTER de juin 2005 au moyen de la méthode du Maximum de Vraisemblance.....	6
Figure 3 :	Conditions météorologiques lors de l'acquisition de l'image radar avec le CV-580. ....	8
Figure 4 :	Coefficients de rétrodiffusion moyens pour différents types d'occupation du sol : a-zones humides; b-forêts et prairies; c-sols nus; et d-cultures annuelles. ....	11
Figure 5 :	Tracé des valeurs propres issues de l'ACP. ....	15
Figure 6 :	Projection des différentes polarisations sur le plan factoriel (1 x 2). ....	16
Figure 7 :	Projection des différents profils de sols sur le plan factoriel (1 x 2) ; a) en mettant en évidence la classification du drainage; b) en mettant en évidence l'occupation du sol. ....	17
Figure 8 :	Variation spatiale de l'entropie (E) dans le territoire étudié. ....	22
Figure 9 :	Histogramme de l'entropie (E). ....	22
Figure 10 :	Variation spatiale de l'anisotropie (A) dans le territoire étudié. ....	23
Figure 11 :	Histogramme de l'anisotropie (A). ....	24
Figure 12 :	Variation spatiale de l'angle $\alpha$ dans le territoire étudié. ....	25
Figure 13 :	Histogramme de l'angle $\alpha$ . ....	25
Figure 14 :	Analyse des paramètres polarimétriques en fonction des classes de drainage : a) l'entropie; b) l'anisotropie et c) le paramètre $\alpha$ . ....	26
Figure 15 :	Résultats de la classification non supervisée basée sur $H/\alpha$ . ....	27
Figure 16 :	Résultats de la classification non supervisée basée sur $H/A/\alpha$ . ....	29
Figure 17 :	Image générée à partir de la décomposition de Freeman. ....	31
Figure 18 :	Résultat de la classification supervisée basée sur $H/A/\alpha$ . ....	32



## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Distribution des classes de drainage des profils de sols compris dans l'image radar acquise à partir du CV-580. ....	4
Tableau 2 : Matrice de confusion de la classification supervisée par Maximum de vraisemblance de l'image ASTER de juin 2005. ....	5
Tableau 3 : Croisement de la classification MSV et la classification visuelle de 2005 .....	7
Tableau 4 : Effectif des classes d'occupation du sol.....	7
Tableau 5 : Écarts-types moyens du signal radar pour les différentes occupations du sol .....	13
Tableau 6 : Test de normalité de Shapiro-Wilk (W) et sa significativité statistique (p) pour chacune des polarisations (HH, VH, VV, RR, psi45, psi135). ....	14
Tableau 7 : Matrice de corrélation totale des différentes polarisations.....	15
Tableau 8 : Saturation des facteurs après rotation <i>varimax</i> appliquée sur les deux premiers facteurs .....	16
Tableau 9 : Pourcentage de bonne classification du drainage représenté selon le type d'occupation du sol. ....	18
Tableau 10 : Synthèse de l'analyse discriminante générale : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de (F) d'exclusion et du niveau p associées à $\lambda$ . ....	19
Tableau 11 : Croisement de la classification non supervisée basée sur $H/\alpha$ avec la classification supervisée de l'image ASTER .....	28
Tableau 12 : Croisement de la classification non supervisée basée sur $H/\alpha$ avec la classification experte du drainage des sols.....	29
Tableau 13 : Croisement des classifications non supervisées basées sur $H/A/\alpha$ avec celles basées sur $H/\alpha$ . ....	30
Tableau 14 : Croisement des classifications non supervisées $H/A/\alpha$ avec celle du drainage. ....	31
Tableau 15 : Matrice de confusion de la de la classification supervisée $H/A/\alpha$ .....	32
Tableau 16 : Effectif des classes de la classification supervisée $H/A/\alpha$ sur les profils.....	33
Tableau 17 : Pourcentage de bonne classification des différentes classes de drainage en fonction des classes de la classification $H/\alpha$ . ....	33
Tableau 18 : Synthèse de l'analyse discriminante générale en utilisant les deux facteurs de l'ACP et la classification $H/\alpha$ comme occupation du sol : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de (F) d'exclusion et du niveau p associées à $\lambda$ . ....	34

Tableau 19 : Pourcentage de bonne classification des différentes classes de drainage en fonction des classes de la classification  $H/\alpha$ . en introduisant les paramètres issus de la décomposition polarimétrique ..... 35

Tableau 20 : Synthèse de l'analyse discriminante générale en utilisant les deux facteurs de l'ACP les paramètres issus de la décomposition polarimétrique, et la classification  $H/\alpha$  comme occupation du sol : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de (F) d'exclusion et du niveau p associées à  $\lambda$ . ..... 36

Tableau 21 : Pourcentage de bonne classification des différentes classes de drainage en fonction des classes de la classification supervisée  $H/A/\alpha$ . ..... 37

Tableau 22 : Synthèse de l'analyse discriminante générale en utilisant les deux facteurs de l'ACP les paramètres issus de la décomposition polarimétrique, et la classification supervisée  $H/A/\alpha$ . comme occupation du sol : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de (F) d'exclusion et du niveau p associées à  $\lambda$ . ..... 37

# 1. Introduction

---

Dans la première phase du projet GRIP intitulé « Mise à jour et à niveau de l'information pédologique à partir des données issues des modèles numériques d'élévation et des données d'observation de la terre », notre étude a bien démontré le pouvoir de discrimination des classes de drainage des sols à partir des données RADARSAT-1 (Niang et al., 2006). L'intégration des données optiques ASTER dans le modèle a permis d'accroître le pouvoir de discrimination des classes de drainage (Niang et al. 2006).

L'objectif de la présente étude est d'examiner le potentiel d'une image radar issue du capteur installé à bord du CONVAIR-580 dans la cartographie du drainage des sols en exploitant la multipolarisation, la polarimétrie, et la finesse de résolution spatiale de ce capteur.

L'étude de la multipolarisation à partir des données de la télédétection est relativement récente. Pour des applications en agriculture, les données radar mono-polarisées sont limitées par le manque de données et doivent souvent être combinées en série multi-temporelle (McNairn and Brisco, 2004 ; van der Sanden, 2004). Les états de surface des sols agricoles (occupation, travail du sol, état hydrique) étant dynamiques, les études multi-temporelles sont souvent confrontées aux problèmes reliés aux variabilités temporelles de ces états qui influencent de façon significative le signal radar. De plus, leur acquisition sur le terrain n'est pas toujours aisée notamment du point de vue de l'instrumentation. Dans ce cadre, un nombre limité d'études suggère que la multipolarisation peut fournir des informations opportunes et valables sur la délimitation des zones homogènes (McNairn et al., 2001; 2004). Dans un premier temps, nous examinerons donc la contribution de chacune des polarisations dans la discrimination des classes de drainage fournies par les laboratoires de pédologie et d'agriculture de précision (LPAP) d'Agriculture et Agroalimentaire Canada (AAC).

La nouvelle génération de Satellites radar à synthèse d'ouverture (ROS) comme ENVISAT ASAR (en bande C avec 2 polarisations), RADARSAT-2 (en bande C,

complètement polarimétrique) et ALOS PALSAR (en bande L, complètement polarimétrique) constitue en ce sens une avenue très prometteuse (van der Sanden, 2004).

L'analyse polarimétrique constitue la deuxième étape de ce travail. L'utilisation des données aéroportées polarimétriques pour des applications en agriculture est aussi récente que la multipolarisation, et est actuellement d'un intérêt croissant (Pottier et al., 2006). En comparaison avec la multipolarisation, la polarimétrie offre des grands avantages dans l'extraction de paramètres pouvant être directement reliés aux caractéristiques physiques d'une surface ainsi que dans la classification en utilisant l'ensemble des propriétés de l'état de polarisation du champ électromagnétique. L'idée de base consiste d'abord à analyser la pertinence de décomposition polarimétrique (Cloude and Pottier, 1996) ainsi que celle de Freeman (1998) dans la discrimination des classes de drainage.

Généralement, les données d'observation de la terre actuellement commercialisables (Landsat, SPOT, ASTER, RADARSAT-1, ENVISAT) sont de résolution spatiale relativement grande (30 x 30 m) comparativement à l'échelle des parcelles agricoles où les investigations sur le terrain sont effectuées. L'extraction de pixels purs est souvent problématique plus particulièrement pour les zones où les pixels intègrent plusieurs mesures de terrain différentes. La mise en correspondance entre les données terrain et les données satellitaires d'échelle comparable est d'une grande importance pour la cartographie et la validation des propriétés physiques des sols à partir des données de terrain. Ce projet comparera également la classification non supervisée de type Wishart et la classification supervisée de Lee (2000), pour appréhender la finesse de résolution spatiale des images acquises à partir du Convair.

A chaque étude de cette étape, une analyse discriminante respectant toutes les hypothèses requises pour son application va être effectuée pour examiner le pouvoir de discrimination de chaque classe de drainage.

## **2. Matériels et Méthodes**

---

### **2.1 Territoire à l'étude et données disponibles**

Le site d'étude est le bassin versant (BV) du Bras d'Henri situé au sud de la ville de Québec, dans la région administrative de Chaudière-Appalaches. Ce site a été décrit dans Niang et al (2006). En résumé, on peut dire que c'est un territoire présentant généralement un relief plutôt plat (2-5 % de pente) et comporte deux micro-bassins (MB) expérimentaux d'environ 3 km<sup>2</sup>. Une base de données sur les sols, décrivant les propriétés morphologiques de 1612 profils de sols, acquise au cours des étés 2004 et 2005, avec la méthode des transects aléatoires stratifiés (Nolin et al., 1994), était disponible pour cette étude. A l'échelle du bassin versant, c'est un relevé semi-détaillé (échelle de 1 : 40 000) avec une densité de prospection de 1 profil par 16 ha qui a été réalisé tandis que pour les deux micro-bassins expérimentaux, un relevé détaillé (échelle de 1 :15 000) d'une densité de prospection de 1 profil par 2,25 ha a été effectué.

Les analyses faites par les spécialistes du LPAP d'AAC, ont permis d'identifier cinq classes de drainage de sols à partir des propriétés morphologiques fournies par cette base de données : la classe 3 (bien drainé); la classe 4 (modérément bien drainé); la classe 5 (imparfaitement drainé); la classe 6 (mal drainé) et la classe 7 (très mal drainé).

L'image radar en bande C a été acquise au dessus du BV le 9 novembre 2004 par le Convair-580 dans le cadre du programme GRIP (*Government Related Initiative Program*) de l'Agence spatiale canadienne. Toutefois, la ligne de vol orientée dans l'axe de la rivière Chaudière ne couvre pas tout le BV (Figure 1). Sur les 1612 profils de sol de la base de données pédologiques, 1044 profils se situent sur le territoire couvert par l'image (Figure 1). Le tableau 1 donne l'effectif et le pourcentage cumulé de chaque classe de drainage issue de la classification experte.

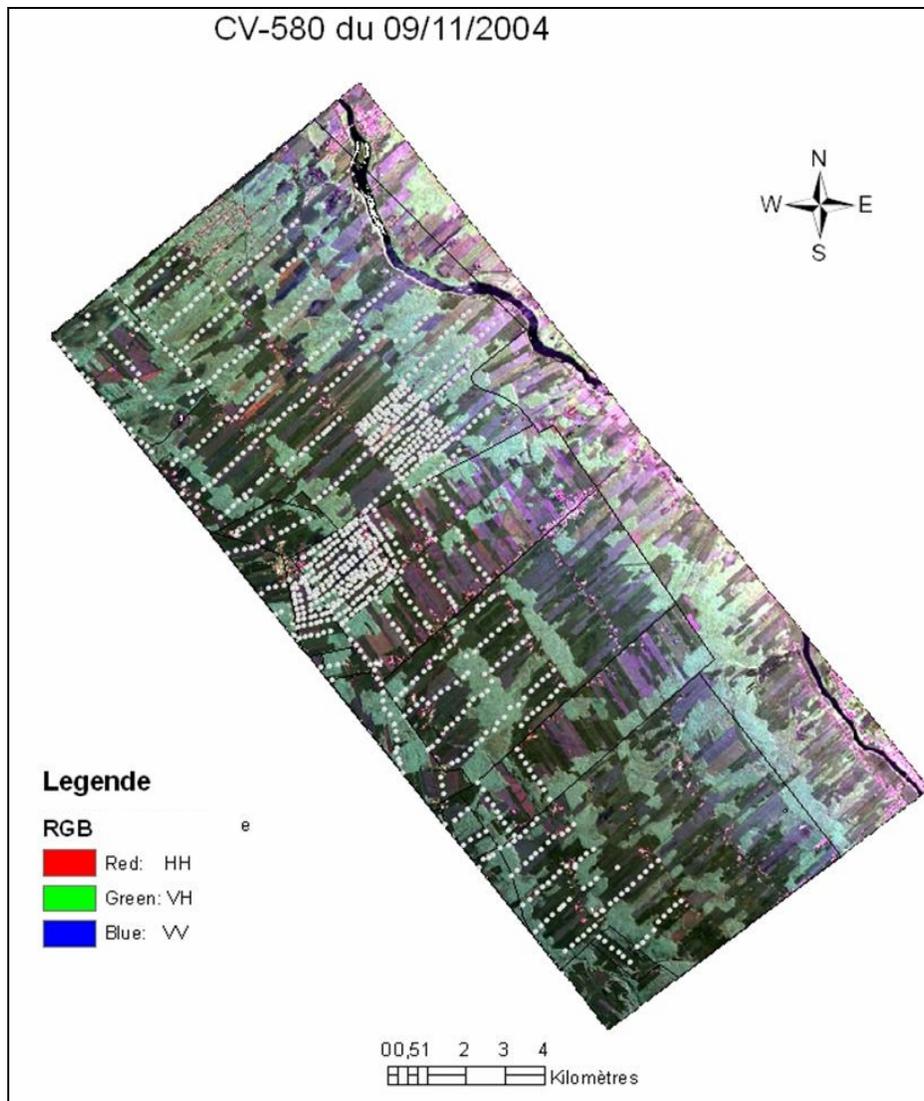


Figure 1 : Image radar multipolarisée acquise à partir du CV-580 (HH, VH, VV) le 9 novembre 2004 sur laquelle on peut voir les profils de sols (points blancs) observés sur le terrain.

Tableau 1 : Distribution des classes de drainage des profils de sols compris dans l'image radar acquise à partir du CV-580.

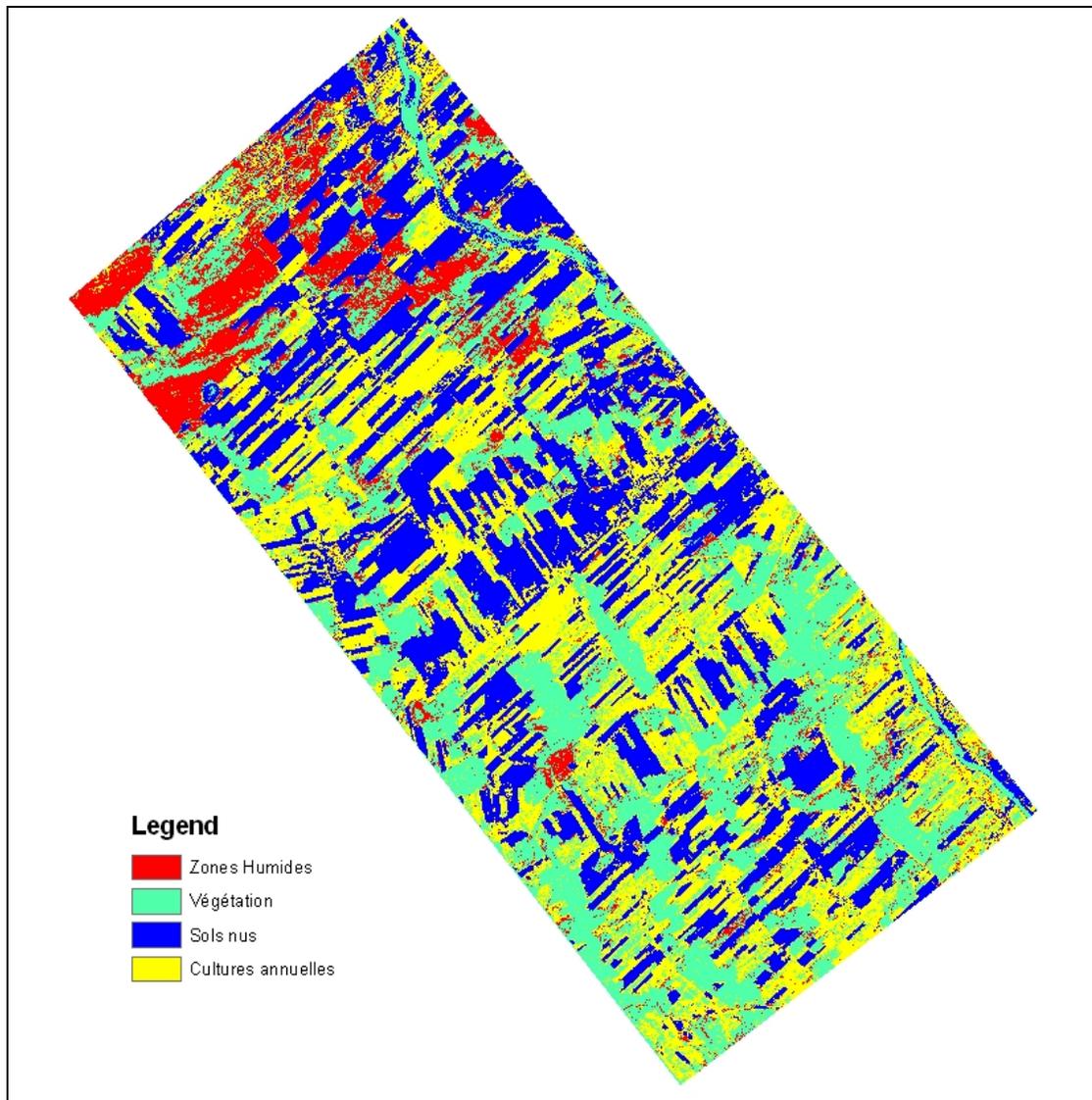
Classes	Effectif	Effectif cumulé	%	% cumulé
3	53	53	5.07663	5.0766
4	71	124	6.80077	11.8774
5	302	426	28.92720	40.8046
6	494	920	47.31801	88.1226
7	124	1044	11.87739	100.0000

Les deux premières classes (3 et 4) sont faiblement représentées (11.87% de l'effectif total). Ce sont les classes 5 et 6 qui prédominent avec 76.24% de l'effectif total (Tableau 1). Il n'y a pas eu d'inventaire de l'occupation du sol à la date d'acquisition de l'image radar avec le CV-580 le 9 novembre 2004. Nous nous sommes servis de l'image ASTER de juin 2005 pour l'identification des zones supposées non-variantes comme les forêts et les prairies. Une classification supervisée basée sur le Maximum de Vraisemblance (MVS) a été faite sur l'image en prenant comme zones d'apprentissage 4 classes : zones humides, forêts, sols nus et prairies. Ces zones ont également été classifiées visuellement par l'équipe du LPAP sur l'image et validées avec un inventaire partiel de l'occupation du sol réalisé en juin 2005.

Le résultat de la classification supervisée est présenté à la figure 2 alors que la matrice de confusion est donnée au tableau 2. Un coefficient Kappa de 0.82 a été obtenu pour cette classification (zone d'apprentissage).

**Tableau 2 : Matrice de confusion de la classification supervisée par Maximum de vraisemblance de l'image ASTER de juin 2005.**

<i>Classe</i>	<i>Prairies</i>	<i>Zones humides</i>	<i>Forêts</i>	<i>Sols nus</i>	<i>Total</i>
<i>Non classifié</i>	0	0	0	0	0
<i>Prairies</i>	77.89	1.95	3.49	1.18	15.31
<i>Zones humides</i>	1.92	93.48	15.47	0.05	23.27
<i>Forêts</i>	18.51	4.57	80.11	0.51	35.75
<i>Sols nus</i>	1.68	0	0.92	98.26	25.66
<i>Total</i>	100	100	100	100	100



**Figure 2 : Classification supervisée de l'image ASTER de juin 2005  
au moyen de la méthode du Maximum de Vraisemblance.**

Le tableau 3 montre le croisement de la classification automatique (supervisée, 4 classes) avec les relevés d'occupation du sol effectués à l'été 2005 pour les 1046 localisations de profil pédologique (6 classes). La classification supervisée est pleinement cohérente avec les relevés de terrain. En effet, étant donné la résolution spatiale modérée (15 m x 15 m) et spectrale (dans le visible et le proche infra-rouge) de l'image ASTER, il

est difficile de dissocier les zones humides forestières et les forêts inclus dans la classe végétation d'ASTER, ce qui fait que ces deux classes sont classifiées différemment.

**Tableau 3 : Croisement de la classification MSV et la classification visuelle de 2005**

Classes	Zones humides	Forêt et prairies	sols nus	Cultures annuelles	Total
Zones humides	21	0	1	0	22
Forêts	51	137	5	16	209
Céréales	4	1	91	192	288
Sols nus	0	0	247	2	249
Prairies	4	41	0	189	234
Sols Non identifiés	0	0	44	0	44
Total	80	179	388	399	1046

Les résultats de cette classification vont être retenus pour l'analyse de l'apport de la multipolarisation dans l'identification des classes de drainage. Le tableau 4 montre l'effectif de chaque type d'occupation sur les 1044 profils que couvre l'image radar CV-580.

**Tableau 4 : Effectif des classes d'occupation du sol**

Classes	Effectif	Effectif cumulé	%	% cumulé
Zones Humides	80	80	7.66284	7.6628
Forêts	178	258	17.04981	24.7126
Sols nus	388	646	37.16475	61.8774
Prairies	398	1044	38.12261	100.0000

## 2.2 Conditions météorologiques

Les données d'une station météorologique installée sur le site montrent (Figure 3) que la date d'acquisition de l'image avec le CV-580, le 9 novembre 2004, correspond probablement à une période où les sols étaient humides. En effet, les précipitations enregistrées quelques jours avant la mission (30 mm) et des températures en dessous de

0°C le jour de la mission aéroportée, laisse supposer que certains sols étaient très humides à la surface.

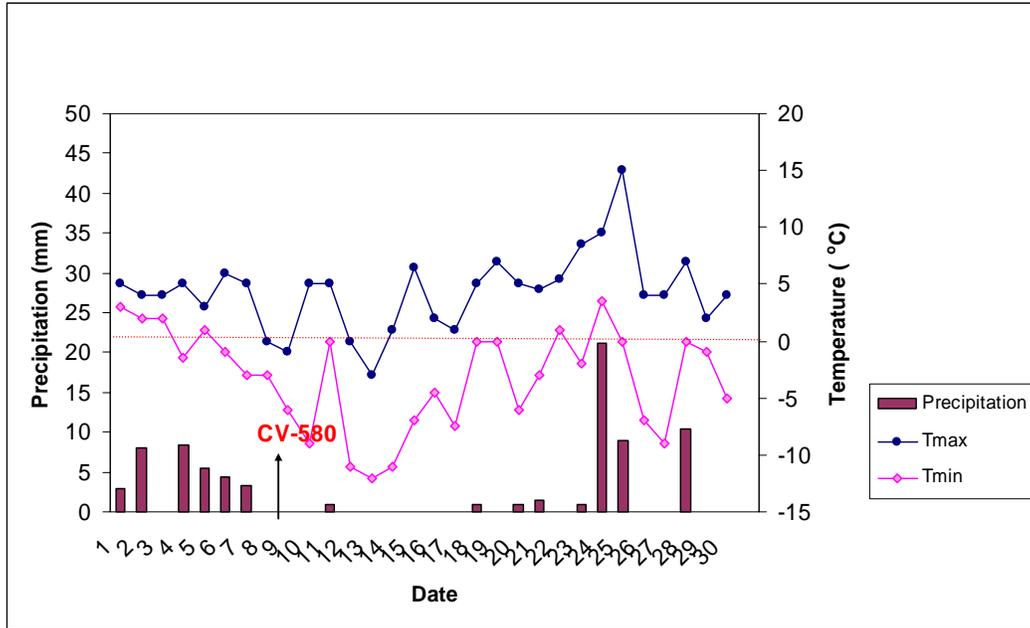


Figure 3 : Conditions météorologiques lors de l'acquisition de l'image radar avec le CV-580.

Cela pourrait être une limitation à l'atteinte des objectifs de notre étude. En effet, la réponse du signal radar pourrait être invariante sur tous les sols à cause de leur forte saturation en eau. Toutefois, s'il y avait des variations du signal en fonction de la capacité de ressuyage et de rétention de l'eau par les sols, donc des propriétés de drainage, les résultats pourraient être intéressants. C'est ce qu'on va essayer de savoir dans cette étude en utilisant la multipolarisation et la polarimétrie.

### 2.3 Traitement de l'image CV-580

Le 9 novembre 2004, une image radar (en bande C) multipolarisée et entièrement polarimétrique du territoire à l'étude a été acquise en mode aéroporté à partir du CONVAIR CV-580, simulant une image du futur satellite RADARSAT-2. Les prétraitements polarimétriques ainsi que la calibration radiométrique ont été effectués à

l'aide des logiciels PolGasp et ComplexCal du Centre Canadien de Télédétection (CCT). Les précisions de calibration sont tous inférieures à 1 dB (Murnaghan, 2005). Deux dérivés de cette image sont disponibles pour l'étude : une image géocodée et géoréférencée à partir d'un modèle numérique de terrain de 1:50 000 selon une projection UTM, zone 19 N (WGS-84) et une image en mode SLC (Single Look Complex).

Pour l'image géocodée, le logiciel PWS (Polametric Workstation) du CCT a été utilisé pour synthétiser les polarisations linéaires (VV, VH, HV et VV), circulaires (RR, LL) et linéaires avec des angles d'orientation  $\Psi$  de  $45^\circ$  et de  $135^\circ$ . Par la suite, le filtre de Lee (Lee, 1986) 3x3 a été appliqué sur les différentes polarisations afin de réduire l'effet de chatoiement. Les coefficients de rétrodiffusion associés à ces différentes polarisations pour chacun des 1044 profils de sol observés sur le terrain ont été extraits pour réaliser les modèles de classification du drainage du sol par multipolarisation radar.

Pour les traitements polarimétriques, c'est l'image SLC qui a été utilisée. Au cours de l'extraction des données complexes, un traitement multi-vues a été appliqué sur les données pour les rendre à la même résolution que l'image géocodée. Ce traitement permet par ailleurs de réduire le chatoiement. Une fois les traitements polarimétriques effectués, les images ont été géoréférencées afin de les associer géographiquement aux caractéristiques des profils de sol de la base de données.



### 3. Le potentiel de la multipolarisation

#### 3.1 Étude des coefficients de rétrodiffusion

Dans un premier temps, le comportement des coefficients de rétrodiffusion moyens extraits des polarisations HH, VH, VV, RR, LL, Psi45 et Psi135 pour chacune des sept classes de drainage a été analysé en fonction du type d'occupation du sol tel que classifié à partir de l'image ASTER acquise en juin 2005 (Figure 4).

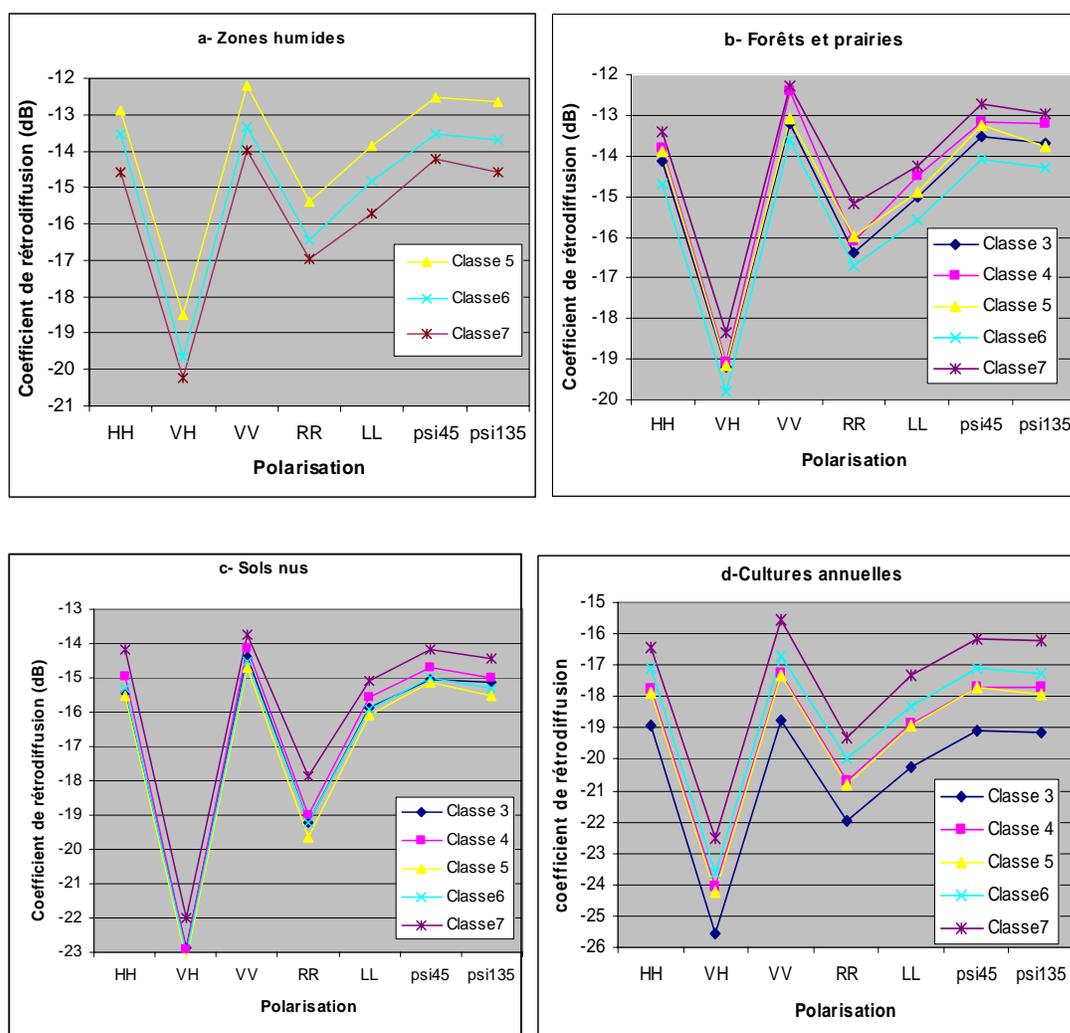


Figure 4 : Coefficients de rétrodiffusion moyens pour différents types d'occupation du sol : a-zones humides; b-forêts et prairies; c-sols nus; et d-cultures annuelles.

Dans l'hypothèse que l'occupation du sol n'a pas beaucoup changée entre novembre 2004 (acquisition de l'image radar) et juin 2005 (acquisition de l'image ASTER), les cultures annuelles semblent être le type d'occupation du sol où les classes de drainage sont les mieux discriminées (Figure 4d). Pour cette occupation, ce sont les polarisations circulaires (RR et LL) et linéaires (psi45 et psi135) qui donnent des écarts les plus importants (environ 1 dB) pour les classes de drainage. La classe 7, représentant les sols les plus mal drainés donc les plus humides, montre les valeurs de rétrodiffusion les plus élevées; la classe 3, regroupant les sols bien drainés, donc en théorie les moins humides au moment de l'acquisition de l'image, présente les coefficients de rétrodiffusion les plus faibles. Les classes 4 et 5 donnent une réponse quasi-identique, indiquant que ces deux catégories seront difficiles à distinguer en utilisant uniquement la multipolarisation radar.

Pour les sols nus, seulement la classe 7 semble se distinguer des autres. Or, l'automne 2004 marque la fin d'une saison humide et plutôt fraîche, caractérisé par un printemps tardif et automne pluvieux et hâtif. Ces conditions météorologiques ont eu pour résultat de retarder considérablement la période de récolte du maïs grain, plante exigeant l'accumulation d'un certain nombre d'unités thermiques pour atteindre la maturité minimale pour assurer la conservation du grain lors de l'entreposage. Ainsi, diverses conditions prévalaient dans les champs classés « sols nus » en juin 2005, soit 1) des champs labourés (fourrage, céréales, soya ou maïs récoltés), 2) des champs récoltés mais présentant un chaume de culture et des résidus de surface et 3) des champs de maïs non récoltés avec état du feuillage très variable selon la maturité de la culture au moment de l'acquisition de l'image radar. Ainsi, une forte variabilité de la rugosité de surface caractérisait ces champs, réduisant alors l'efficacité de l'information radar multipolarisée à mesurer la contribution de l'humidité du sol sur le coefficient de rétrodiffusion et ainsi à discriminer les différentes classes de drainage des sols. Les valeurs d'écarts types plus élevées observées dans cette zone comparativement aux prairies appuient cette hypothèse (Tableau 5).

Pour les zones humides, les classes 5, 6 et 7 se distinguent bien encore ici à partir des polarisations RR, LL, Psi45 et Psi135. Cependant le modèle est l'inverse de celui observé

pour les cultures annuelles car les sols les plus mal drainés (classe 7) présentent les coefficients de rétrodiffusion les plus faibles. Ceci pourrait être relié à la composition floristique des tourbières (leur rugosité apparente) selon leur état de drainage naturel et l'épaisseur du dépôt organique sous-jacent. Pour la classe végétation, regroupant les forêts et les prairies, aucune tendance n'a été observée entre la rétrodiffusion radar et l'état de drainage. Ceci est sans doute dû à l'hétérogénéité de cette classe. En effet, la forte diversité et mixité biologique des forêts de cette région en termes de composition végétale et de densité du peuplement peut à elle seule expliquer les valeurs élevées d'écart types observées pour ce type d'occupation du sol comparativement aux cultures annuelles.

A cette étape de l'étude, on constate que dans l'ensemble, les variations du signal liées à la polarisation restent plus importantes que celles liées aux classes de drainage et que les écart types moyens par polarisation pour les classes de drainage soient très faibles (tableau 5). Ceci pourrait être dû au fait de considérer les valeurs moyennes des coefficients de rétrodiffusion pour chaque classe de drainage.

**Tableau 5 : Écart-types moyens du signal radar pour les différentes occupations du sol**

<b>Écart types moyens</b>	<b>HH</b>	<b>VH</b>	<b>VV</b>	<b>RR</b>	<b>RL</b>	<b>psi45</b>	<b>psi135</b>	<b>Effectif</b>
<b>Zones humides</b>	0.021	0.006	0.024	0.012	0.016	0.022	0.021	75
<b>Sols nus</b>	0.021	0.006	0.026	0.013	0.017	0.025	0.021	178
<b>Forêts et prairies</b>	0.020	0.004	0.024	0.008	0.018	0.022	0.020	388
<b>Cultures annuelles</b>	0.010	0.002	0.013	0.005	0.008	0.011	0.010	398

Une analyse discriminante en fonction du type d'occupation du sol va permettre de savoir la contribution effective de chacune des polarisations dans l'identification des classes de drainage.

### 3.2 Analyse discriminante

La première étape consiste à faire une étude de normalité des données brutes. Comme le drainage est une variable catégorielle multinomiale, c'est un test de normalité de Shapiro Wilk qui a été appliqué sur chaque classe de drainage DRAI.

**Tableau 6 : Test de normalité de Shapiro-Wilk (W) et sa significativité statistique (p) pour chacune des polarisations (HH, VH, VV, RR, psi45, psi135).**

<b>HH</b>	<i>W</i>	<i>p</i>	<b>VH</b>	<i>W</i>	<i>p</i>	<b>VV</b>	<i>W</i>	<i>p</i>	<b>RR</b>	<i>W</i>	<i>p</i>
DRAI:3	0.96	0.11	DRAI:3	0.95	0.03	DRAI:3	0.94	0.01	DRAI:3	0.93	0.00
DRAI:4	0.97	0.07	DRAI:4	0.97	0.14	DRAI:4	0.99	0.66	DRAI:4	0.97	0.10
DRAI:5	0.99	0.01	DRAI:5	0.96	0.00	DRAI:5	0.99	0.01	DRAI:5	0.95	0.00
DRAI:6	0.99	0.02	DRAI:6	0.98	0.00	DRAI:6	0.98	0.00	DRAI:6	0.98	0.00
DRAI:7	0.99	0.27	DRAI:7	0.95	0.00	DRAI:7	0.98	0.08	DRAI:7	0.96	0.00

<b>LL</b>	<i>W</i>	<i>p</i>	<b>psi45</b>	<i>W</i>	<i>p</i>	<b>psi135</b>	<i>W</i>	<i>p</i>
DRAI:3	0.95	0.03	DRAI:3	0.94	0.01	DRAI:3	0.95	0.03
DRAI:4	0.98	0.46	DRAI:4	0.98	0.28	DRAI:4	0.98	0.47
DRAI:5	0.99	0.01	DRAI:5	0.99	0.01	DRAI:5	0.99	0.00
DRAI:6	0.99	0.00	DRAI:6	0.99	0.00	DRAI:6	0.99	0.00
DRAI:7	0.98	0.03	DRAI:7	0.98	0.04	DRAI:7	0.97	0.01

Le tableau 6 montre que l'hypothèse de normalité n'est que très peu violée sur l'ensemble des classes. Cependant que le paramètre p de significativité est relativement faible pour la classe de drainage DRAI:4 (le critère de significativité satisfaisante retenue est pour  $p \leq 0.15$  (Bell, et al., 1992)). La régression logistique ne va donc pas être appliquée sur les données.

La matrice de corrélation totale (tableau 7) montre que les différentes polarisations sont très corrélées. L'analyse discriminante suggère l'application d'une analyse en composantes principales pour rendre les composantes indépendantes et éviter ainsi le problème de multicollinéarité.

Tableau 7 : Matrice de corrélation totale des différentes polarisations

<b>Variables</b>	<b>HH</b>	<b>VH</b>	<b>VV</b>	<b>RR</b>	<b>LL</b>	<b>psi45</b>	<b>psi135</b>
<b>HH</b>	1.00	0.82	0.88	0.87	0.93	0.93	0.93
<b>VH</b>	0.82	1.00	0.84	0.95	0.80	0.87	0.87
<b>VV</b>	0.88	0.84	1.00	0.83	0.97	0.97	0.97
<b>RR</b>	0.87	0.95	0.83	1.00	0.79	0.85	0.85
<b>LL</b>	0.93	0.80	0.97	0.79	1.00	0.98	0.98
<b>psi45</b>	0.93	0.87	0.97	0.85	0.98	1.00	0.97
<b>psi135</b>	0.93	0.87	0.97	0.85	0.98	0.97	1.00

### 3.2.1 Analyse en Composantes Principales (ACP)

Le tracé des valeurs propres issues de l'ACP montre que les deux premières composantes représentent 96.76% de la variance totale (Figure 5). Ces deux composantes regroupent la plus grande partie de l'information utile sur les polarisations.

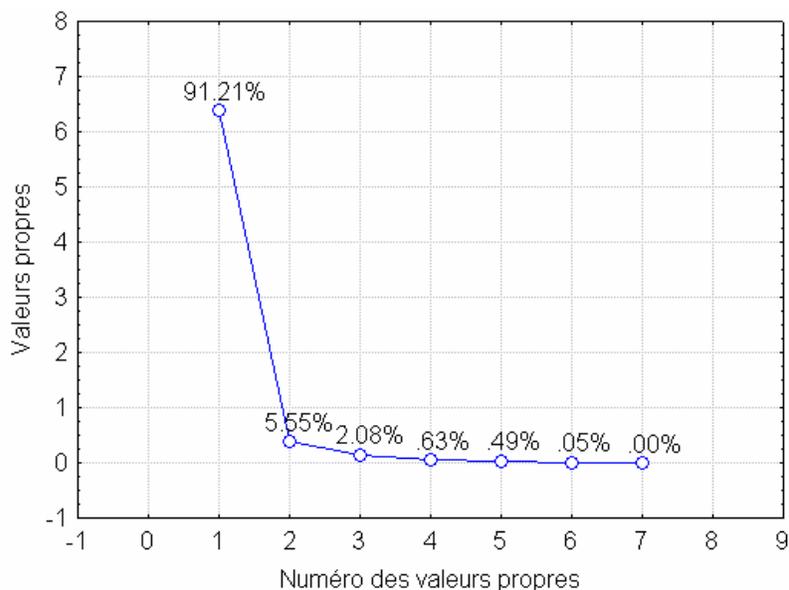


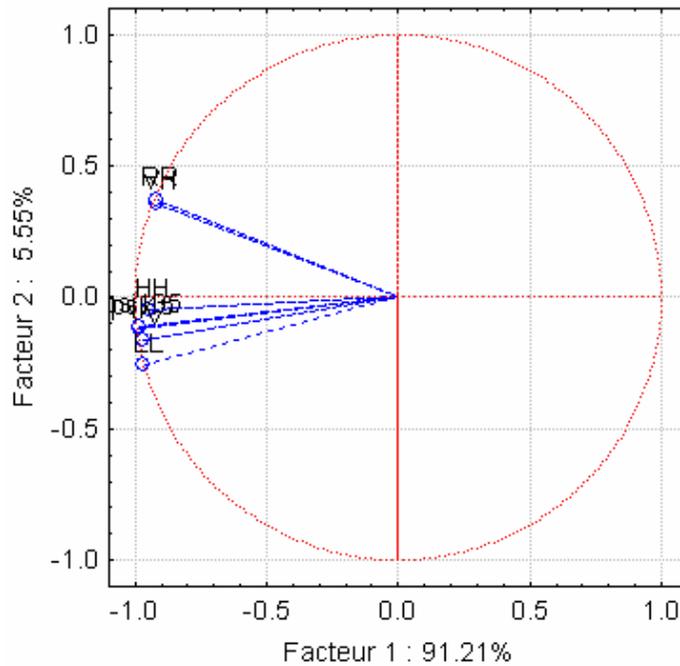
Figure 5 : Tracé des valeurs propres issues de l'ACP.

Une analyse factorielle a été effectuée afin de déterminer la relation entre ces 2 facteurs et les différentes polarisations. Une rotation *varimax* (Kaiser, 1958) a permis d'obtenir une structure factorielle (tableau 8).

**Tableau 8 : Saturation des facteurs après rotation varimax appliquée sur les deux premiers facteurs**

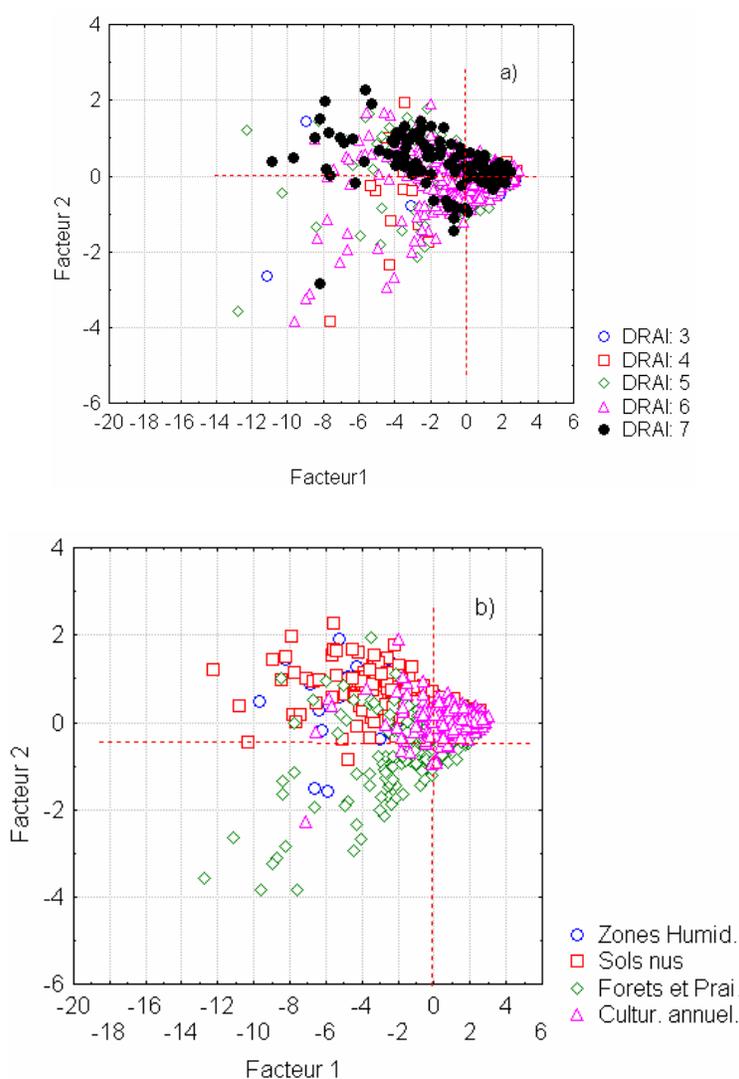
<b>Variables</b>	<b>Facteur1</b>	<b>Facteur2</b>
<b>HH</b>	0.77	0.56
<b>VH</b>	0.48	0.86
<b>VV</b>	0.85	0.49
<b>RR</b>	0.47	0.87
<b>LL</b>	0.91	0.41
<b>psi45</b>	0.84	0.53
<b>psi135</b>	0.83	0.54
<b>Var. Exp</b>	3.99	2.79
<b>% Total</b>	0.57	0.40

La projection des différentes polarisations dans le plan factoriel (1 x 2) donne une indication visuelle de la manière dont chacune d'elle est représentée dans ce plan (Figure 6). En effet, elles sont toutes proches du cercle unitaire, ce qui dénote leur bonne représentation dans ce système de coordonnées. Cependant, deux regroupements peuvent être identifiés : les polarisations HH, VV, LL, psi45 et psi135 et celui RR et VH comme dans le tableau 3. Le deuxième contient les deux polarisations qui ont des coefficients de rétrodiffusion les plus faibles et qui donnent le plus d'information sur la diffusion de volume.



**Figure 6 : Projection des différentes polarisations sur le plan factoriel (1 x 2).**

En projetant tous les profils de sol sur le même plan factoriel pour mettre en évidence la classification du drainage (Figure 7a), il n'apparaît pas de regroupements clairement interprétables selon les classes drainage. Cependant, en tenant compte de l'occupation du sol (Figure 7b), il apparaît que la plupart des observations situées à gauche de l'origine du premier axe sont classifiées sols nus (celles qui possèdent des coordonnées négatives sur l'axe horizontal et positives sur l'axe vertical) ou forêts et prairies (de coordonnées négatives sur l'axe horizontal et négatives sur l'axe vertical). Les cultures annuelles sont plus regroupées et occupent principalement la partie droite. Les zones humides sont mal réparties.



**Figure 7 : Projection des différents profils de sols sur le plan factoriel (1 x 2) ;  
a) en mettant en évidence la classification du drainage;  
b) en mettant en évidence l'occupation du sol.**

### 3.2.2 Résultats de l'analyse discriminante

Les résultats de l'application de l'analyse discriminante selon l'occupation du sol sont présentés au tableau 9. La classe 6 (sols mal drainés) est la mieux discriminée pour les types d'occupation sols nus, forêts et prairies, ainsi que cultures annuelles. Pour les zones humides, la classe 7 (très mal drainée) seulement est bien identifiée.

**Tableau 9 : Pourcentage de bonne classification du drainage représenté selon le type d'occupation du sol.**

<b>% de bonne Classification</b>	<b>Zones humides</b>	<b>Sols nus</b>	<b>Forêts Prairies</b>	<b>Cultures annuelles</b>
<b>DRAI:3</b>	0.00	0.00	0.00	0.00
<b>DRAI:4</b>	0.00	0.00	0.00	0.00
<b>DRAI:5</b>	16.67	20.00	8.80	8.11
<b>DRAI:6</b>	0.00	68.66	95.31	97.27
<b>DRAI:7</b>	97.87	10.26	0.00	0.00
<b>% Total</b>	60.00	34.08	50.00	55.89

La contribution des différentes polarisations est analysée par le test de *Wilks*. On rappelle que plus la valeur du lambda ( $\lambda$ ) de Wilk est faible, plus forte est la contribution à la discrimination générale. Le coefficient ( $\lambda$ ) partiel de *Wilks* montre que c'est le facteur 1 (qui représente 91.21% de la variance totale) qui est le principal contributeur à la discrimination pour les cultures annuelles et les zones humides. Pour les sols nus ainsi que les forêts et les prairies, la contribution des deux facteurs est semblable. Ceci peut s'expliquer par le fait qu'à la saturation des facteurs après rotation *varimax* appliquée sur les deux premiers facteurs (Tableau 8), le facteur 2 représentant les polarisations VH et RR et liées à l'absence ou la présence la diffusion de volume donnerait autant d'information que le facteur 1.

**Tableau 10 : Synthèse de l'analyse discriminante générale : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de ( $F$ ) d'exclusion et du niveau  $p$  associées à  $\lambda$ .**

<b>Zones Humides</b>	$\lambda$	$F$	$p$
Facteur 1	0.89	2.40	0.07
Facteur2	0.98	0.29	0.88
<b>Sols nus</b>			
	$\lambda$	$F$	$p$
Facteur 1	0.95	2.23	0.07
Facteur2	0.96	1.56	0.18
<b>Forêtset prairies</b>			
	$\lambda$	$F$	$p$
Facteur 1	0.98	1.41	0.23
Facteur2	0.98	1.88	0.11
<b>Cultures annuelles</b>			
	$\lambda$	$F$	$p$
Facteur 1	0.93	7.80	0.00
Facteur2	0.99	0.96	0.43

En conclusion, la faible discrimination des classes de drainage relativement bien drainées (DRAI :3, DRAI :4 et DRAI:5) et la très bonne classification des sols mal drainés obtenues par l'image multipolarisation (Tableau 9) serait probablement relié aux conditions météorologiques lors de l'acquisition de l'image CV-580 (Figure 3) qui ont laissé tous les types de sols bien humides.

Il reste cependant à valider avec une classification de l'occupation du sol à la date d'acquisition de l'image CV-580. C'est en ce sens que la polarimétrie offre un recours intéressant; d'abord pour effectuer cette classification puis pour examiner si les indicateurs polarimétriques fournissent des informations pertinentes pouvant être reliées au drainage.



## 4. Analyses polarimétriques de l'image

---

L'analyse polarimétrique constitue la seconde phase de l'étude. L'intérêt de l'utilisation de la polarimétrie ROS est qu'elle permet une discrimination des différents types de mécanismes de diffusion ainsi que leur interprétation physique directe permettant une estimation des paramètres physiques du sol tels que l'humidité et l'état de surface (paramètres directement liés au drainage). Ceci constitue une amélioration significative au niveau de la qualité des résultats de segmentation et de classification automatique des différentes caractéristiques de diffusion, comparativement aux systèmes ROS mono – canaux.

Les analyses de l'image complexe acquise à partir du capteur ROS installé à bord du Convair CV-580 le 9 novembre 2004 consistent dans un premier temps à examiner la pertinence dans la discrimination des classes de drainage de sol des principaux indicateurs polarimétriques, soit l'entropie (H), l'anisotropie (A) et le paramètre alpha ( $\alpha$ ). Ces paramètres vont par la suite être utilisés dans les procédures de classification polarimétrique.

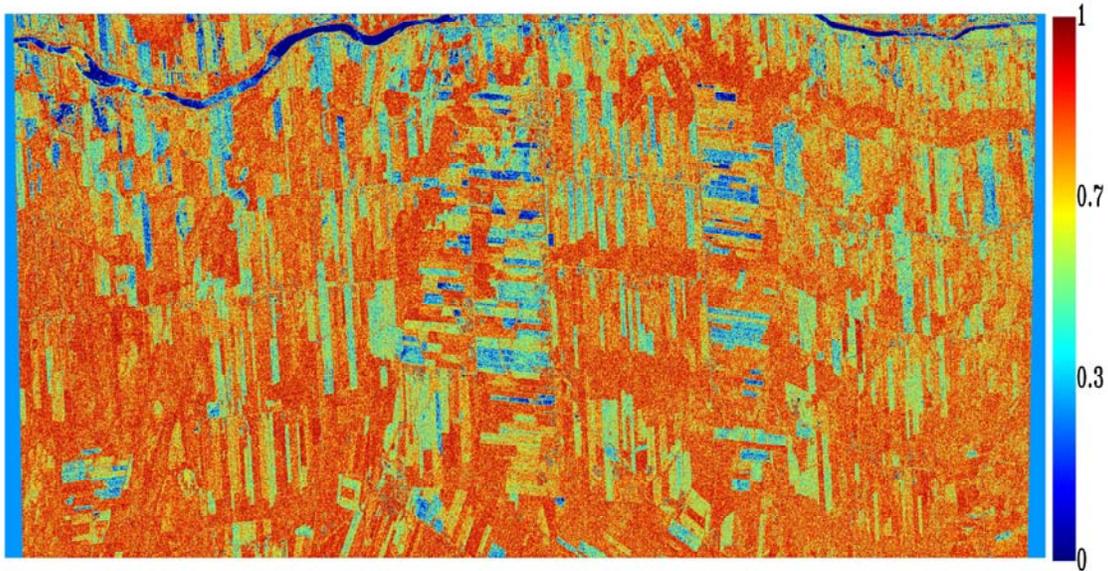
### 4.1 Décomposition H/A/ $\alpha$

Il existe plusieurs théorèmes de décomposition d'une cible radar (Cloude, 1996). La plus utilisée est celle de Cloude et Pottier (1997) qui proposent une méthode originale basée sur l'analyse des valeurs propres de la matrice de cohérence, en utilisant les statistiques de Bernoulli, pour extraire des paramètres moyens de la matrice de rétrodiffusion d'une cible. Parmi ceux-ci, les plus simples à interpréter physiquement sont : l'entropie (H) qui indique le caractère aléatoire de la scène étudiée, l'anisotropie (A) qui précise l'importance relative des mécanismes secondaires et l'angle  $\alpha$  qui est directement relié à la nature du mécanisme.

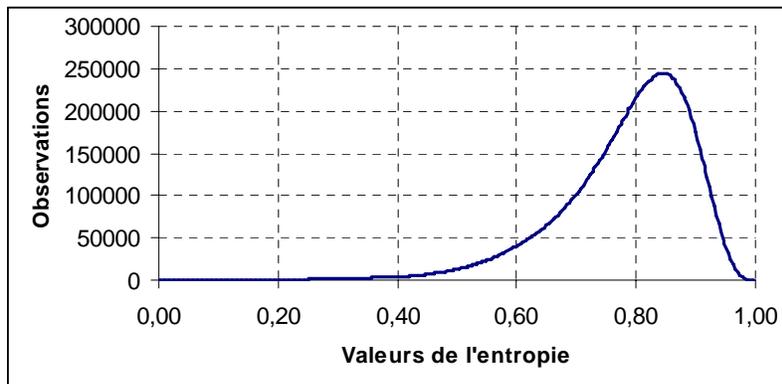
#### 4.1.1 L'entropie (H)

La figure 8 montre que l'image de l'entropie présente certaines parcelles qui ont une entropie faible correspondant à des cibles pures, probablement des sols nus, ce qui suppose que la rétrodiffusion est déterministe et qui se traduit par la présence d'une seule valeur propre

normalisée égale à 1. Cependant, la plupart des zones (Figure 9) présentant des entropies élevées proches de 0.8 correspondant en majorité à des zones de végétation (boisés, prairies). Ces zones indiquent que la cible est dépolarisée et qu'un bon nombre de mécanismes de diffusion sont équivalents. Il est alors difficile de distinguer des classes à partir de l'information polarimétrique. Il faut prendre en compte l'ensemble des valeurs propres.



**Figure 8 : Variation spatiale de l'entropie (E) dans le territoire étudié.**



**Figure 9 : Histogramme de l'entropie (E).**

### 4.1.2 L'anisotropie (A)

L'image de l'anisotropie (Figure 10) ainsi que son histogramme (Figure 11) montrent que dans une grande partie de l'image, l'anisotropie est faible et proche de 0 (en bleu clair;  $A \approx 0.3$ ). Ceci indique que deux mécanismes de rétrodiffusion de moindre importance ont la même probabilité. Cependant, on note que certaines parcelles exhibent des anisotropies fortes (en vert;  $A \approx 0.7$ ) et les surfaces humides ont des anisotropies voisines de 1, soulignant l'inexistence d'un troisième mécanisme de rétrodiffusion.

L'anisotropie est supposée indépendante des propriétés diélectriques de surface et des variations d'angle d'incidence (Cloude 1999; Mattia et Le Toan., 1999), donc indépendante de l'humidité de surface. Cette image exprimerait alors les variations de rugosité de la surface de la manière suivante : surfaces très lisses (rouge), lisses (vert) et rugueuses (bleu).

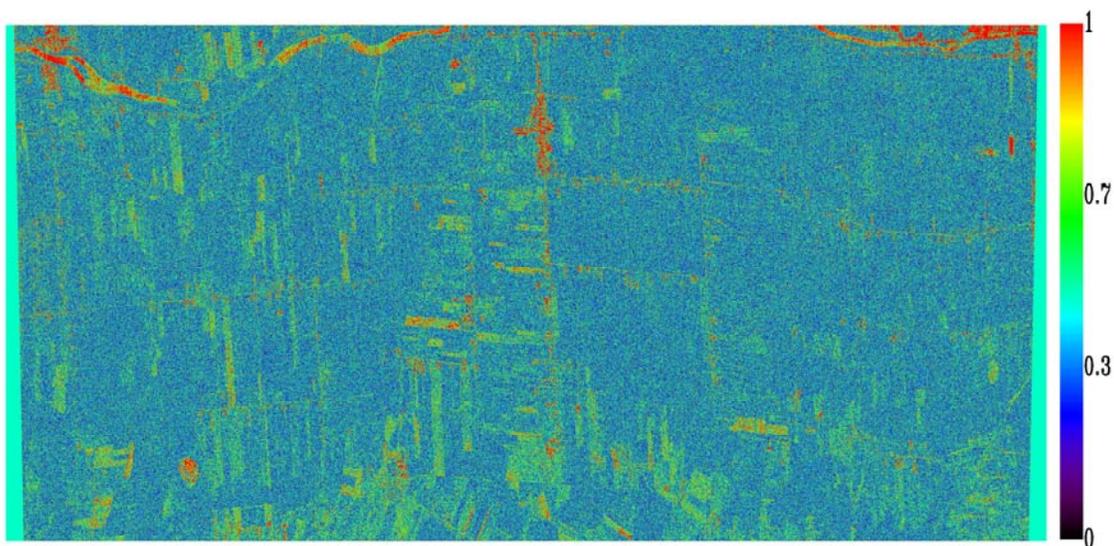


Figure 10 : Variation spatiale de l'anisotropie (A) dans le territoire étudié.

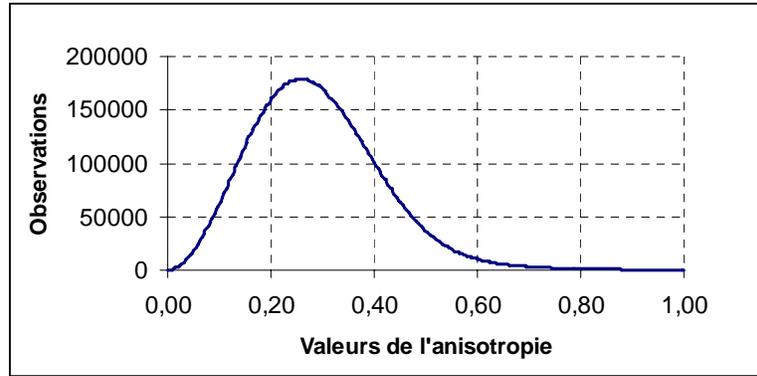


Figure 11 : Histogramme de l'anisotropie (A).

Étant donné les conditions météorologiques qui prévalaient lors de l'acquisition de l'image à partir du CV-580 (Figure 3), cette image serait intéressante si l'on cherche à évaluer les propriétés du drainage d'un sol avec des paramètres autres que des propriétés liées à l'humidité (par exemple la rugosité de surface).

#### 4.1.3 Le paramètre $\alpha$

Le paramètre  $\alpha$  est directement relié à la nature du mécanisme de rétrodiffusion et pourrait être relié aux propriétés physiques du milieu (Cloude, 1997). Si  $\alpha$  est nul alors le mécanisme est celui d'une diffusion de surface canonique. Dans le cas extrême, c'est -à-dire  $\alpha = 90^\circ$ , le mécanisme de rétrodiffusion est celui d'un dièdre ou d'une hélice. Toutes autres valeurs intermédiaires représentent un mécanisme de diffusion anisotrope. Pour  $\alpha = 45^\circ$ , alors le mécanisme est celui d'un dipôle canonique. L'image de  $\alpha$  (Figure 12) indique clairement que certaines parcelles sont des sols nus avec des valeurs de  $\alpha \leq 0.3$  (bleu). Les autres zones ayant des valeurs de  $\alpha > 0.45$  correspondent à des surfaces avec des mécanismes de diffusion anisotrope. Cette image peut servir de masque pour les sols nus lors de l'acquisition de l'image en novembre 2006. La figure 13 présente l'histogramme de l'angle  $\alpha$ .

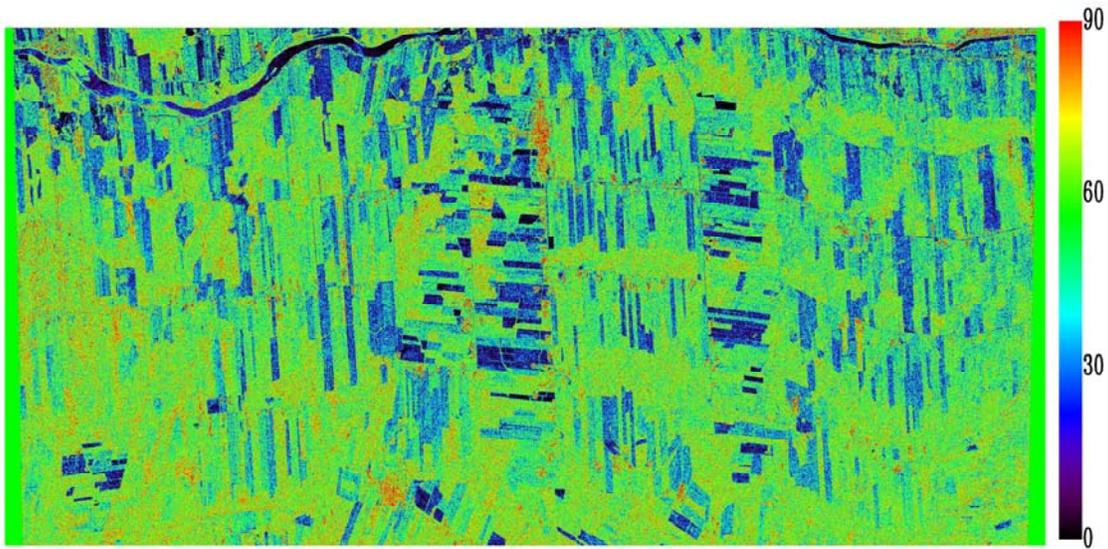


Figure 12 : Variation spatiale de l'angle  $\alpha$  dans le territoire étudié.

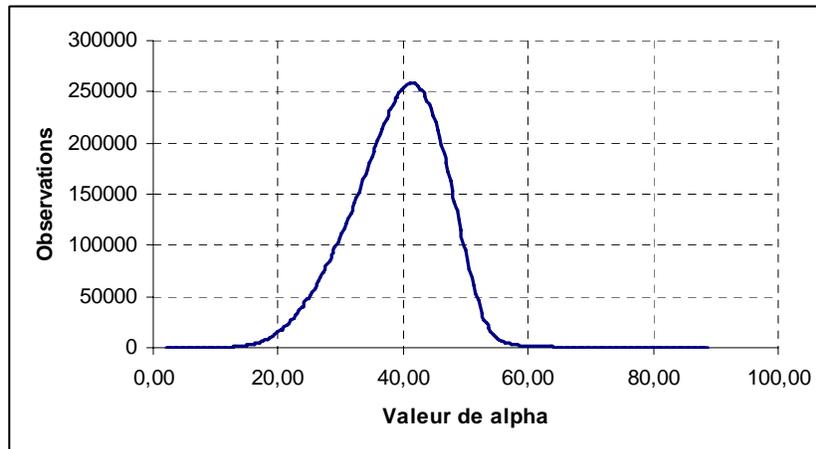


Figure 13 : Histogramme de l'angle  $\alpha$ .

## 4.2 Analyse des paramètres $H$ , $A$ et $\alpha$ en relation avec le drainage des sols

Afin de voir la contribution des paramètres polarimétriques dans la discrimination des classes de drainage, les images intégrant les paramètres  $H$ ,  $A$  et  $\alpha$  ont été rectifiées géométriquement et associées géographiquement aux profils de sols observés sur le terrain.

D'une manière générale, on constate que les valeurs moyennes des trois paramètres pour les cinq classes de drainage sont très proches et que les variances intra-groupes sont relativement importantes (Figure 14). Pour l'entropie (Figure 14a), trois sous-groupes sont néanmoins visibles : la classe 3, les classes 4, 5 et 6 et la classe 7 qui se démarque des 2 autres. Pour l'anisotropie (Figure 14b), les variances des classes 3 et 4 sont très grandes et les valeurs d'anisotropie se recoupent entre elles et chevauchent celles des trois autres classes de drainage. Ce qui était attendu, étant donné l'indépendance de l'anisotropie avec les propriétés diélectriques (4-1-2). Pour le paramètre  $\alpha$  (Figure 14c), c'est encore la classe de drainage 7 qui se démarque avec un écart d'environ  $2^\circ$ .

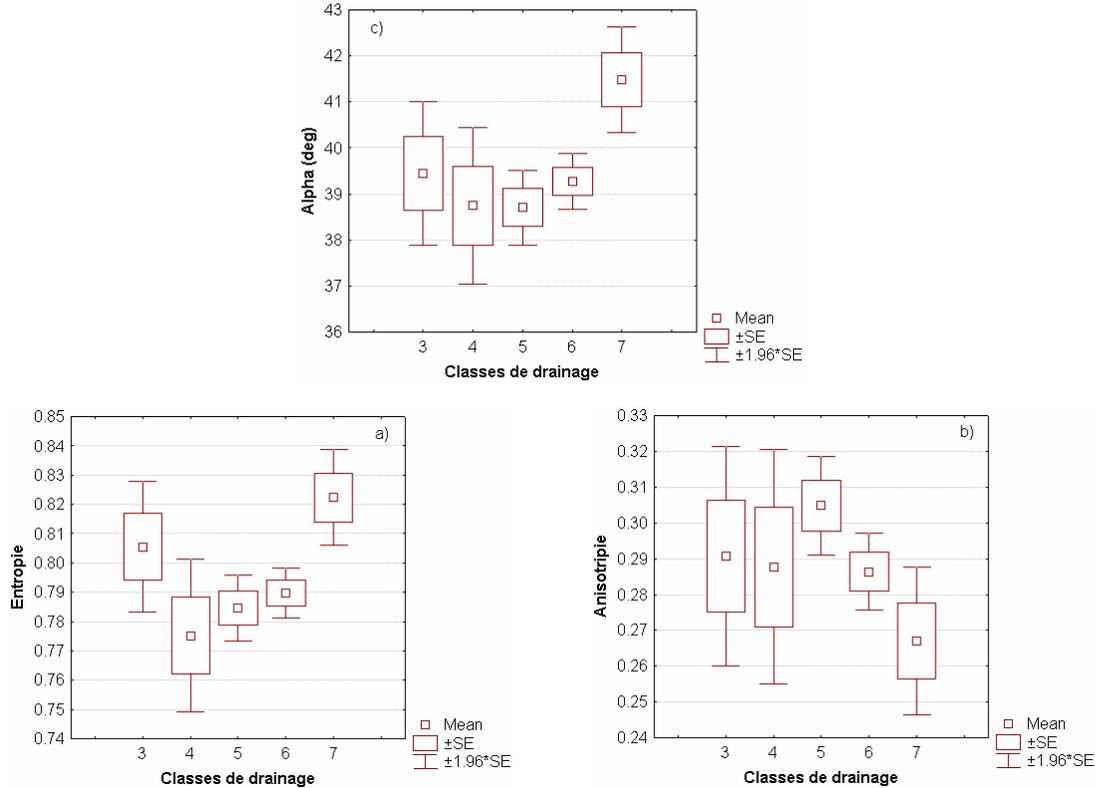


Figure 14 : Analyse des paramètres polarimétriques en fonction des classes de drainage :  
a) l'entropie; b) l'anisotropie et c) le paramètre  $\alpha$ .

On peut présumer que sans une classification de l'occupation du sol, il sera difficile de discriminer les classes de drainage avec l'ensemble des données.

### 4.3 Résultats des classifications de l'occupation du sol

La classification non supervisée basée sur  $H/\alpha$  de Cloude (1997) a été appliquée sur les données pour examiner de façon automatique la répartition de l'occupation du sol en huit classes (Figure 15).

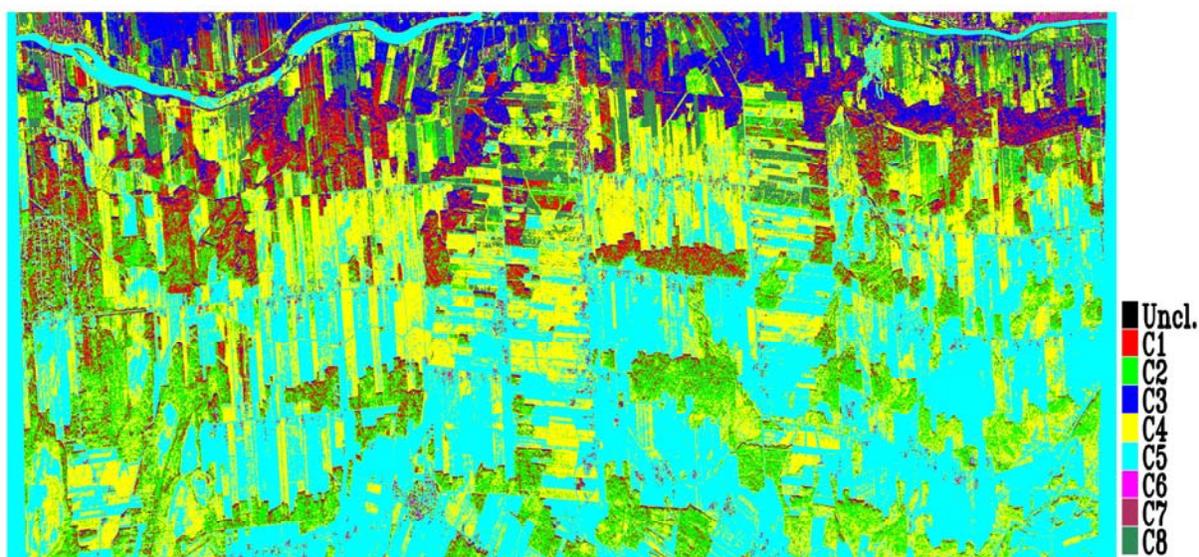


Figure 15 : Résultats de la classification non supervisée basée sur  $H/\alpha$ .

Les résultats de la classification montrent deux classes d'occupation du sol (C4 et C5) qui se distinguent clairement. Ces deux classes correspondent probablement à des sols cultivés nus ou sous un faible couvert végétal (chaume, herbe courte) car ce sont des surfaces de faibles  $\alpha$  associées à des faibles entropies. On retrouve également la classe C3 qui apparaît également dans l'image ASTER classifiée comme étant une classe de sols nus. Pour ce qui est des zones de végétation (forêt, milieux humides), on peut identifier 4 classes C1, C2, C7 et C8. La classe C6 ne concerne que quelques pixels et est peu visible sur la figure.

Le croisement de la classification  $H/\alpha$  avec celle de l'image ASTER (Tableau 11) montre que la plupart des observations effectuées sur le terrain sont principalement dans les C4 et C5. L'incohérence entre les deux types de classification est à la fois la finesse de résolution spatiale de l'image CV-580 par rapport à celle de l'image ASTER et le fait que les dates d'acquisition sont différentes et donc les occupations du sol.

**Tableau 11 : Croisement de la classification non supervisée basée sur  $H/\alpha$   
avec la classification supervisée de l'image ASTER**

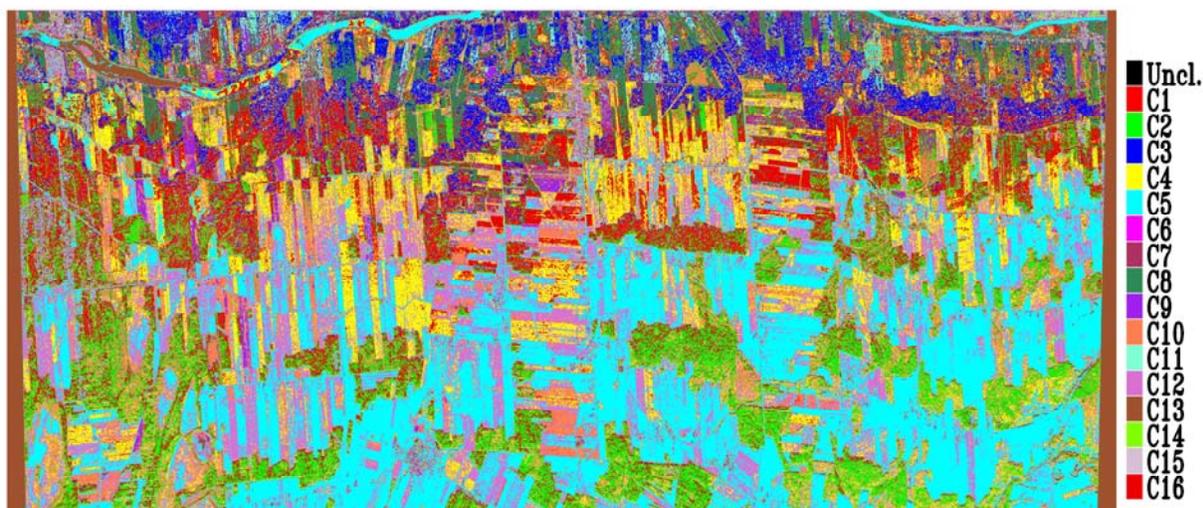
<b>Classes de l'image ASTER</b>	<b><math>H/\alpha</math></b>	<b>Total</b>						
	<b>C1</b>	<b>C2</b>	<b>C3</b>	<b>C4</b>	<b>C5</b>	<b>C6</b>	<b>C8</b>	
<b>Zones humides</b>	11	17	5	28	19	0	0	80
<b>Sols nus</b>	26	70	5	31	46	0	1	179
<b>Forêts et prairies</b>	9	20	5	163	178	0	13	388
<b>Cultures annuelles</b>	12	11	4	125	244	1	2	399
<b>Total</b>	58	118	19	347	487	1	16	1046

Par rapport au drainage, le tableau 12 montre qu'il n'y a pas une classe pure du drainage qui se retrouve dans une seule classe de la classification automatique bien que la classe de drainage 3 est associée surtout à la classe C5 (sol nu ou sous un faible couvert végétal comme les cultures annuelles en novembre). En effet, 34 observations sur les 53 que compte la classe DRAI:3 s'y retrouvent. Les classes de drainage se répartissent principalement dans les cinq premières classes (C1 à C5) de la classification  $H/\alpha$ . Les deux dernières classes (C6 et C8) ont des effectifs faibles et la classe C7 de la classification automatique est absente. Cependant, c'est dans les classes 4 et 5 (C4 et C5) de la classification automatique qui regroupent les cultures annuelles, les prairies et les forêts et des sols nus que l'on note le plus d'observations (environ 80% des 1046 profils de sols) et en plus, en terme d'effectif ces deux classes ressemblent assez aux classes 5 et 6 de drainage : les classes DRAI:5 et DRAI:6 représentant 76.30% de l'effectif total. Ces deux classes C4 et C5 pourraient donc se différencier par leur propriété de drainage ou de texture du sol- et représenteraient alors les classes de drainage 5 et 6. Ce résultat mérite d'être analysé davantage. En effet, si cette hypothèse s'avèrerait vérifiable, cela impliquerait, comme nous l'avons proposé suite à l'analyse des images RADARSAT-1 (Niang et al., 2006) de revoir la classification experte du drainage.

**Tableau 12 : Croisement de la classification non supervisée basée sur  $H/\alpha$  avec la classification experte du drainage des sols**

Classes de Drainage	$H/\alpha$ C1	$H/\alpha$ C2	$H/\alpha$ C3	$H/\alpha$ C4	$H/\alpha$ C5	$H/\alpha$ C6	$H/\alpha$ C7	$H/\alpha$ C8	Total
<b>DRAI:3</b>	1	7	1	10	34	0	0	0	53
<b>DRAI:4</b>	2	7	2	22	34	0	0	4	71
<b>DRAI:5</b>	19	34	5	105	134	1	0	5	303
<b>DRAI:6</b>	22	44	5	172	245	0	0	7	495
<b>DRAI:7</b>	14	26	6	38	40	0	0	0	124
<b>Total</b>	58	118	19	347	487	1	0	16	1046

En introduisant l'anisotropie, soit la classification basée sur  $H/A/\alpha$  (Pottier et al., 2006), on retrouve une classification plus fine avec 16 classes (figure 16) mais elle reproduit assez bien la classification basée sur  $H/\alpha$ . En effet, la plupart des classes de la classification  $H/\alpha$  se retrouvent dans la classification basée sur  $H/A/\alpha$  (tableau 13).



**Figure 16 : Résultats de la classification non supervisée basée sur  $H/A/\alpha$ .**

**Tableau 13 : Croisement des classifications non supervisées basées sur  $H/A/\alpha$  avec celles basées sur  $H/\alpha$ .**

Classe	$H/\alpha$ : 1	$H/\alpha$ : 2	$H/\alpha$ : 3	$H/\alpha$ : 4	$H/\alpha$ : 5	$H/\alpha$ : 6	$H/\alpha$ : 8	Total
$H/A/\alpha$ : 1	48	17	0	0	0	0	0	65
$H/A/\alpha$ : 2	0	80	0	4	0	0	0	84
$H/A/\alpha$ : 3	1	0	9	0	0	0	0	10
$H/A/\alpha$ : 4	0	0	0	138	5	0	0	143
$H/A/\alpha$ : 5	0	0	0	0	352	0	0	352
$H/A/\alpha$ : 6	0	0	0	0	0	1	0	1
$H/A/\alpha$ : 7	0	0	0	0	0	0	7	7
$H/A/\alpha$ : 8	3	6	1	0	0	0	0	10
$H/A/\alpha$ : 9	0	14	0	64	0	0	0	78
$H/A/\alpha$ : 10	6	0	9	0	0	0	0	15
$H/A/\alpha$ : 11	0	0	0	113	129	0	0	242
$H/A/\alpha$ : 13	0	0	0	0	1	0	0	1
$H/A/\alpha$ : 16	0	1	0	28	0	0	9	38
<b>Total</b>	58	118	19	347	487	1	16	1046

En rapport avec les cinq classes de drainage (tableau 14), la classification  $H/A/\alpha$ , une classification non supervisée à 16 classes donne trop de détails (liées à la fine résolution de l'image CV-580) par rapport à nos connaissances de l'occupation réelle des parcelles agricoles, de leur rugosité et de leur humidité pour pouvoir interpréter la nature de chacune d'elles.

Pour réduire le nombre de classes, une classification supervisée à partir de  $H/A/\alpha$  et basée sur l'algorithme de Lee et al. (1998) a été faite. Cette classification est basée sur la décomposition de Freeman et Durden (1997) qui permet de fournir les trois composantes d'une cible : la diffusion de surface, la double diffusion et la diffusion de volume. L'image de la décomposition de Freeman et Durden est présentée à la figure 17. Les zones de végétation (en vert) sont clairement identifiables ainsi que les parcelles présentant une diffusion de surface (bleu clair). Les pixels montrant une double diffusion (rouge) sont peu nombreux. Par contre, il y a plusieurs parcelles qui consistent en des combinaisons de ces trois composantes

Tableau 14 : Croisement des classifications non supervisées  $H/A/\alpha$  avec celle du drainage.

Classes basées sur $H/A/\alpha$	DRAI:3	DRAI:4	DRAI:5	DRAI:6	DRAI:7	Total
1	2	1	20	27	15	65
2	4	7	20	35	18	84
3	0	2	4	1	3	10
4	2	9	45	73	14	143
5	30	27	107	163	25	352
6	0	0	1	0	0	1
8	0	1	2	4	0	7
9	1	0	3	5	1	10
10	4	3	28	25	18	78
11	1	1	4	4	5	15
12	9	14	59	139	21	242
13	0	0	0	0	1	1
16	0	6	10	19	3	38
<b>Total</b>	53	71	303	495	124	1046

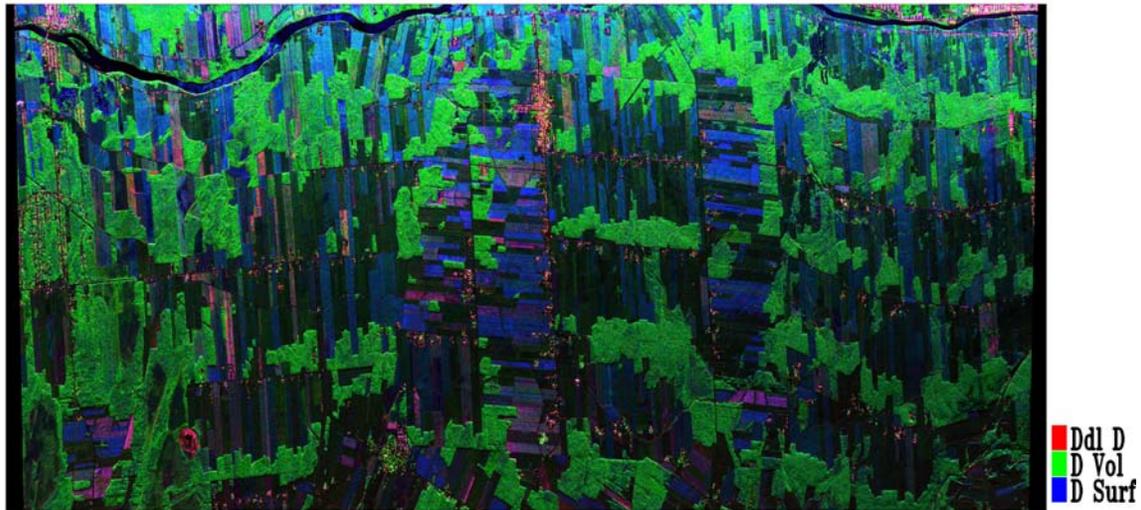
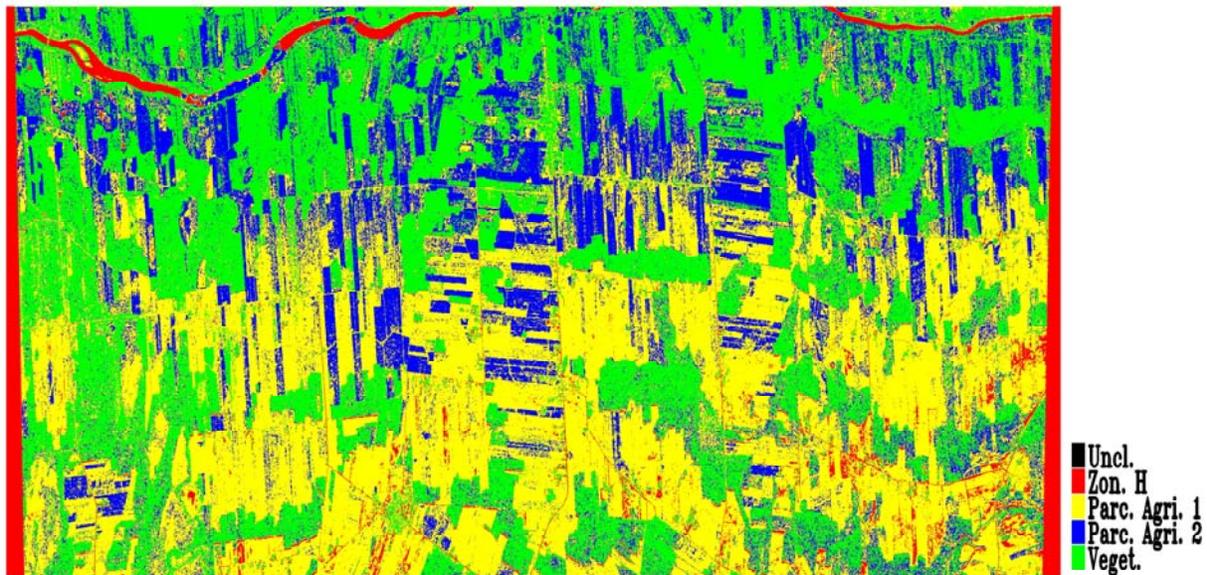


Figure 17 : Image générée à partir de la décomposition de Freeman.

La classification supervisée  $H/A/\alpha$  proposée est faite en prenant quatre classes d'apprentissage à partir de l'image issue de la décomposition de Freeman : deux classes de parcelles agricoles (Parc. Agric.1 avec diffusion de surface et Parc. Agric.2 avec double diffusion), une classe de végétation (forêt) et une classe correspondant aux zones humides. Le résultat de la classification est illustré à la figure 18. La matrice de confusion (Tableau 15) montre qu'une bonne correspondance (>89%) avec les classes d'apprentissage a été obtenue. L'effectif de ces classes est montré au tableau 16.



**Figure 18 : Résultat de la classification supervisée basée sur  $H/A/\alpha$ .**

**Tableau 15 : Matrice de confusion de la de la classification supervisée  $H/A/\alpha$**

Classes	Zones Humides	Parc. Agri.1	Parc. Agri.2	Végétation
Zones Humides	90.17	8.82	0.47	0.55
Parc. Agri.1	1.95	94.24	2.38	1.43
Parc. Agri.2	0.01	4.96	89.39	5.64
Végétation	0.01	4.75	5.37	89.88

Tableau 16 : Effectif des classes de la classification supervisée  $H/\alpha$  sur les profils.

Classes	Effectif	Effectif cumulé	%	% cumulé
Non Classifiée	1.00	1.00	0.10	0.10
Zones Humides	24.00	25.00	2.29	2.39
Parc. Agri.1	561.00	586.00	53.63	56.02
Parc. Agri.2	196.00	782.00	18.74	74.76
Végétation	264.00	1046.00	25.24	100.00

#### 4.4 Résultats de l'application de l'analyse discriminante

Pour examiner la pertinence de ces classifications en rapport avec le drainage, une analyse discriminante a été effectuée selon les types d'occupation du sol. Dans un premier temps, ce sont les résultats de la classification automatique  $H/\alpha$  qui ont été utilisés et les deux composantes de l'ACP des polarisations HH, VH, VV, RR, LL, psi45 et psi135.

Le tableau 17 montre que la classe C1 identifiée comme végétation (forêt, milieux humides) discrimine totalement la classe DRAI:3 ainsi que 58% de la classe DRAI:5 et 50% de la classe DRAI:6. La classe C3 (un type de sol avec une certaine texture) discrimine relativement bien la classe DRAI:7 (83%) et moyennement la classe DRAI:6 (60%). Les performances de discrimination dans les parcelles agricoles (C4 et C5) restent moyennes en général mais très bonnes ici encore pour la classe DRAI:6 (97% pour C4 et 92% pour C5). C'est pour la classe C2 (forêt) que les classes de drainage sont moins bien discriminées (42%). La classe C8 (en milieu forestier) ne peut bien identifier que la classe DRAI:6 (71%).

Tableau 17 : Pourcentage de bonne classification des différentes classes de drainage en fonction des classes de la classification  $H/\alpha$ .

% de bonne classification	C1	C2	C3	C4	C5	C8
DRAI : 3	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
DRAI : 4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
DRAI : 5	57.89	8.82	60.00	1.90	12.69	50.00
DRAI : 6	50.00	77.27	40.00	97.09	91.84	71.43
DRAI : 7	14.29	46.15	83.33	0.00	10.00	0.00
Total	43.10	41.53	52.63	48.70	50.51	47.06

La contribution à la discrimination est analysée avec le test de *Wilks*. Le tableau 18 montre que les deux facteurs de l'ACP sont d'importance quasi identique pour les classes C2 et C4. Pour la classe de type forêt comme C1, c'est plutôt la composante 2 de l'ACP qui contribue le plus et pour la classe C5 (cultures annuelles, prairies) c'est plus la composante 1 qui prédomine. Ceci corrobore les résultats obtenus dans la section 3.

**Tableau 18 : Synthèse de l'analyse discriminante générale en utilisant les deux facteurs de l'ACP et la classification  $H/\alpha$  comme occupation du sol : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de ( $F$ ) d'exclusion et du niveau  $p$  associées à  $\lambda$ .**

<b>C1</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b><math>F</math></b>	<b><math>p</math></b>
<b>Facteur 1</b>	0.93	1.04	0.39
<b>Facteur2</b>	0.74	4.50	0.00
<hr/>			
<b>C2</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b><math>F</math></b>	<b><math>p</math></b>
<b>Facteur 1</b>	0.94	1.95	0.11
<b>Facteur2</b>	0.94	1.89	0.12
<hr/>			
<b>C3</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b><math>F</math></b>	<b><math>p</math></b>
<b>Facteur 1</b>	0.59	2.23	0.12
<b>Facteur2</b>	0.54	2.77	0.07
<hr/>			
<b>C4</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b><math>F</math></b>	<b><math>p</math></b>
<b>Facteur 1</b>	0.99	1.05	0.38
<b>Facteur2</b>	0.97	2.19	0.07
<hr/>			
<b>C5</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b><math>F</math></b>	<b><math>p</math></b>
<b>Facteur 1</b>	0.92	10.40	0.00
<b>Facteur2</b>	0.96	5.64	0.00
<hr/>			
<b>C8</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b><math>F</math></b>	<b><math>p</math></b>
<b>Facteur 1</b>	0.99	0.09	0.92
<b>Facteur2</b>	0.85	1.14	0.35

**Tableau 19 : Pourcentage de bonne classification des différentes classes de drainage en fonction des classes de la classification  $H/\alpha$ , en introduisant les paramètres issus de la décomposition polarimétrique**

<b>% de bonne classification</b>	<b>C1</b>	<b>C2</b>	<b>C3</b>	<b>C4</b>	<b>C5</b>	<b>C8</b>
<b>DRAI : 3</b>	100.00	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
<b>DRAI : 4</b>	50.00	0.00	50.00	4.55	0.00	25.00
<b>DRAI : 5</b>	57.89	38.24	40.00	8.57	17.16	50.00
<b>DRAI : 6</b>	68.18	65.91	80.00	93.02	89.80	71.43
<b>DRAI : 7</b>	35.71	50.00	100.00	0.00	10.00	0.00
<b>Total</b>	56.90	46.61	73.68	48.99	50.72	52.94

En introduisant les paramètres issus de la décomposition polarimétrique on note une augmentation de la discrimination globale (Tableau 19). En effet, le tableau 20 montre que la contribution de l'anisotropie est importante pour trois des six classes (C1, C3, C4).

Enfin, la classification supervisée  $H/A/\alpha$  à 4 classes a été utilisée comme base d'occupation du sol. Le tableau 21 montre que seule la classe DRAI:6 est bien discriminée quelque soit l'occupation du sol. C'est peu significatif pour l'ensemble des paramètres polarimétriques sauf pour l'entropie des zones humides car ce paramètre est très sensible à l'humidité. Les facteurs 1 et 2 issus de la multipolarisation sont aussi significatifs pour certaines classes (Tableau 22).

**Tableau 20 : Synthèse de l'analyse discriminante générale en utilisant les deux facteurs de l'ACP les paramètres issus de la décomposition polarimétrique, et la classification  $H/\alpha$  comme occupation du sol : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de (F) d'exclusion et du niveau  $p$  associées à  $\lambda$ .**

<b>C1</b>	$\lambda$	<b>F</b>	<b>p</b>
<b>Facteur 1</b>	0.90	1.41	0.25
<b>Facteur2</b>	0.73	4.50	0.00
<b>Anisotropie</b>	0.83	2.59	0.05
<b>Entropie</b>	0.92	1.05	0.39
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.88	1.63	0.18
<b>C2</b>			
	$\lambda$	<b>F</b>	<b>p</b>
<b>Facteur 1</b>	0.93	2.05	0.09
<b>Facteur2</b>	0.95	1.54	0.20
<b>Anisotropie</b>	0.97	0.78	0.54
<b>Entropie</b>	0.99	0.35	0.85
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.98	0.64	0.63
<b>C3</b>			
	$\lambda$	<b>F</b>	<b>p</b>
<b>Facteur 1</b>	0.70	1.07	0.42
<b>Facteur2</b>	0.71	1.01	0.45
<b>Anisotropie</b>	0.60	1.68	0.23
<b>Entropie</b>	0.91	0.24	0.91
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.66	1.31	0.33
<b>C4</b>			
	$\lambda$	<b>F</b>	<b>p</b>
<b>Facteur 1</b>	0.70	1.07	0.42
<b>Facteur2</b>	0.71	1.01	0.45
<b>Anisotropie</b>	0.60	1.68	0.23
<b>Entropie</b>	0.91	0.24	0.91
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.66	1.31	0.33
<b>C5</b>			
	$\lambda$	<b>F</b>	<b>p</b>
<b>Facteur 1</b>	0.99	0.89	0.47
<b>Facteur2</b>	0.98	1.81	0.13
<b>Anisotropie</b>	0.97	2.19	0.07
<b>Entropie</b>	0.96	3.85	0.00
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.97	2.93	0.02
<b>C8</b>			
	$\lambda$	<b>F</b>	<b>p</b>
<b>Facteur 1</b>	0.92	10.34	0.00
<b>Facteur2</b>	0.97	4.16	0.00
<b>Anisotropie</b>	0.98	2.15	0.07
<b>Entropie</b>	0.99	0.66	0.62
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.99	0.79	0.53

Tableau 21 : Pourcentage de bonne classification des différentes classes de drainage en fonction des classes de la classification supervisée  $H/A/\alpha$ .

Classes	Parc. Agri.1	Parc. Agri.2	Zones Humides	Forêt
<b>DRAI : 3</b>	50.0000	0.00000	0.00000	0.00000
<b>DRAI : 4</b>	0.0000	0.00000	8.33333	0.00000
<b>DRAI : 5</b>	62.5000	9.03614	16.36364	31.08108
<b>DRAI : 6</b>	81.8182	94.85294	97.87234	83.05085
<b>DRAI : 7</b>	100.0000	15.38462	3.84615	11.11111
<b>Total</b>	68.0000	50.08913	52.55102	47.72727

Tableau 22 : Synthèse de l'analyse discriminante générale en utilisant les deux facteurs de l'ACP les paramètres issus de la décomposition polarimétrique, et la classification supervisée  $H/A/\alpha$  comme occupation du sol : Lambda partiel de Wilks ( $\lambda$ ) et les valeurs de (F) d'exclusion et du niveau  $p$  associées à  $\lambda$ .

Parc. Agric.1	$\lambda$	F	p
<b>Facteur 1</b>	0.95	0.21	0.93
<b>Facteur2</b>	0.82	0.88	0.50
<b>Anisotropie</b>	0.95	0.23	0.92
<b>Entropie</b>	0.81	0.94	0.47
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.74	1.39	0.28
<b>Parc. Agric.2</b>			
	$\lambda$	F	p
<b>Facteur 1</b>	0.94	9.40	0.00
<b>Facteur2</b>	0.98	3.46	0.01
<b>Anisotropie</b>	0.99	1.34	0.25
<b>Entropie</b>	0.99	0.73	0.57
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.99	1.22	0.30
<b>Zones Humides</b>			
	$\lambda$	F	p
<b>Facteur 1</b>	0.97	1.27	0.28
<b>Facteur2</b>	0.96	2.16	0.08
<b>Anisotropie</b>	1.00	0.16	0.96
<b>Entropie</b>	0.92	4.28	0.00
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.95	2.49	0.04
<b>Forêts</b>			
	$\lambda$	F	p
<b>Facteur 1</b>	0.95	3.53	0.01
<b>Facteur2</b>	0.99	0.89	0.47
<b>Anisotropie</b>	0.95	3.13	0.02
<b>Entropie</b>	0.97	1.85	0.12
<b>Angle <math>\alpha</math></b>	0.97	1.81	0.13



## 5. Conclusions

---

L'apport de la multipolarisation et de la polarimétrie dans la discrimination des classes de drainage a été analysé dans cette étude. Les résultats obtenus montrent qu'une identification précise de l'occupation du sol avec une classification experte cohérente est nécessaire comme base d'apprentissage du modèle de l'analyse discriminante. La multi-polarisation associée à la polarimétrie reste une avenue très prometteuse en exploitant à la fois les avantages d'une classification fine, de l'information sur les polarisations et leur état. Cependant, les conditions d'acquisition de l'image CV-580 sont de prime à bord un facteur important à considérer surtout dans l'étude des propriétés du drainage d'un sol. En effet, la bonne discrimination d'une seule classe de drainage DRAI:6 est directement reliée aux conditions météorologiques caractérisées par une période humide et froide où tous les sols sont restés humides en surface. Afin de pouvoir discriminer plusieurs classes de drainage, les images radar devraient être acquises au moins 48 à 72 heures après la pluie afin de permettre le ressuyage du sol. Dans des conditions favorables, la multi-polarisation et la polarimétrie devraient permettre de différencier plusieurs classes de drainage avec une seule image.

Avec la polarimétrie, l'anisotropie étant indépendante de l'humidité des sols, ce paramètre a permis d'augmenter le pouvoir de discrimination de certaines classes où elle était forte. D'une manière générale, les classifications polarimétriques ont fait ressortir des informations pouvant être probablement utiles pour cette étude.

Pour ce qui est des perspectives d'avenir, il serait intéressant de mener une étude des propriétés physiques des sols reliées au drainage (comme la texture) en rapport avec les paramètres polarimétriques pour un objectif de cartographie du drainage des sols. L'idée serait de tester différentes combinaisons des paramètres polarimétriques, d'examiner la signature polarimétrique de chaque classe de drainage (ou de texture) ainsi que d'introduire dans l'analyse les résultats des modèles d'inversion de la rugosité et l'humidité.



## 6. Références

---

Bell, J.C, R.L. Cunningham, and M.W. Havens. 1992. *Calibration and validation of a soil-landscape model for predicting soil drainage class*. Soil Sci. Soc. Am. J. 56:1860-1866.

Cloude, S.R., Pottier, E. 1996. A Review of Target Decomposition Theorems in Radar Polarimetry. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 34 no.2, pp. 498-518.

Cloude, S.R., Pottier, E. 1997. An Entropy Based Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 35, no1, pp: 68- 78.

Cloude, S.R., Hanjsek, I., Papathanassiou, K. P., 1999. An Eigenvector Method for the Extraction of Surface Parameters in Polarimetric SAR. Proceeding of CEOS SAR Workshop. Toulouse. ESA SP-450. pp. 693-698.

Freeman, A. and Durden, S. L. 1998. A Three-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Data', IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 36, no. 3, pp. 963-973.

Kaiser, H. F. 1960. The application of electronic computers to factor analysis. Educational and Psychological Measurement, 20 : 141-151.

Lee, J.S. 1986. Speckle Suppression and Analysis for Synthetic Aperture Radar Images. Optical Engineering 25(81), pp. 636-643.

Lee, J. S., Grunes, M. R., Ainsworth, T. L., Du, L. J., Schuler, D. L. & Cloude, S. R. 1999. Unsupervised Classification Using Polarimetric Decomposition and the Complex Wishart Classifier', IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, no5, pp. 2249-2258.

Mattia, F. and le Toan, T. 1999. Backscattering properties of multi-scale roughness surface. J. Electromagn. Waves Applicat. vol 13, pp. 491-526.

McNairn, H., et Brisco, B. 2004. The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: A review. J. can. télédélect. 30, no. 3, pp. 525-542.

McNairn, H., Hochheim, K., et Rabe, N. 2004. Applying polarimetric radar imagery for mapping the productivity of wheat crops. J. can. télédélect. no 30, pp. 517-524.

McNairn, H., Duguay, C., Boisvert, J., Huffman, E., et Brisco, B. 2001. Defining the sensitivity of multi-frequency and multi-polarized radar backscatter to post-harvest crop residue. J. can. Télédélect, no 2, pp. 247-263.

Murnaghan, K. 2005. CV580 Quality report. Acquisition 04-03. Date: 9-Nov-2005. Line : 3002. Pass: 02. Location : Ste-Foy, Québec. 2 p.

Niang, M., Bernier, M., Nolin, M.C., et Ka, O. 2006. Approche quantitative pour la prédiction et la cartographie du drainage des sols par l'intégration de données ASTER et RADARSAT-1. Déc. 2006. Institut national de la recherche scientifique, centre Eau, Terre et Environnement, Québec, Canada. ISBN: 2-89146-530-X. 57 p.

Nolin, M.C., L. Lamontagne, et J.C. Dubé. 1994. Cadre méthodologique d'une étude détaillée des sols et son application en terrain plat. Agriculture et Agroalimentaire Canada. Bulletin technique 1994-4F. Québec. 78 p.

Pottier, E., Lee, J-S., Ferro-Famil, L. 2006. Polsarpro V3.0 – Lecture Notes, Advanced Concepts. 61 p.

Van der Sanden, J.J. 2004. Anticipated applications potential of RADARSAT-2 data. Can. J. Remote Sensing, Vol. 30, no 3, pp. 369-379.