

UNIVERSITÉ DE BOURGOGNE
U.F.R. SCIENCES ET TECHNIQUES
ÉCOLE DOCTORALE BUFFON

THÈSE
présentée en vue de l'obtention du grade de
Docteur en Instrumentation et Informatique de l'Image
de l'Université de Bourgogne

par
Jean-Baptiste Voix

CONCEPTION ET RÉALISATION D'UN DISPOSITIF D'IMAGERIE
MULTISPECTRALE EMBARQUÉ : DU CAPTEUR AUX TRAITEMENTS
POUR LA DÉTECTION D'ADVENTICES

Soutenue le 8 Juillet 2004 devant la commission d'examen

F. TRUCHETET	Professeur des Universités (IUT du Creusot)	Directeur de thèse
J.-P. DOUZALS	Maître de Conférences (ENESAD)	Co-directeur de thèse
K. CHEHDI	Professeur des Universités (ENSAT Lanion)	Rapporteur
H. RAMON	Professeur des Universités (K.U. Leuven)	Rapporteur
J. CHANUSSOT	Maître de Conférences (INPG - ENSIEG)	Examineur
B. LAMALLE	Professeur des Universités (IUT du Creusot)	Examineur
B. DE SOLLAN	Ingénieur (Arvalis)	Membre invité

Résumé

La détection des adventices (« mauvaises herbes ») est un des enjeux clés d'une agriculture propre et productive. Nous proposons dans ce mémoire une nouvelle méthode de détection basée sur des images aériennes acquises à l'aide d'un avion radiocommandé. Nous utilisons un capteur d'images multispectrales basé sur une caméra CCD et une roue de filtres. Ce capteur est suffisamment compact pour être embarqué dans un avion radiocommandé. Des images aériennes sont ainsi obtenues pour un coût très bas. Un recalage géométrique des images est effectué afin de pouvoir utiliser les informations spectrométriques. Les informations spectrales obtenues sont ensuite utilisées pour créer trois classes dans ces images : le sol, les cultures et les adventices. La classification est décomposée en deux étapes. Dans un premier temps, un algorithme non supervisé permet de séparer la végétation du sol. Puis, des algorithmes supervisés sont mis en oeuvre pour séparer les cultures des adventices. Nous proposons une comparaison de différents algorithmes entre eux. Une méthode de détection des lignes de semis basée sur le filtre de Gabor est ensuite présentée. Cette information permet de séparer les cultures des adventices indépendamment de leurs caractéristiques spectrales. Une méthode originale d'accélération des temps de calcul basée sur les paquets d'ondelettes est exposée. Les deux approches ayant des sources d'erreur différentes, nous proposons de les fusionner à l'aide d'une approximation de la théorie bayésienne. Enfin, un algorithme de croissance de région permet de lever les dernières incertitudes. La méthode est testée sur des parcelles d'essais.

Mots-clés : imagerie multispectrale, classification, filtre de Gabor, détection des adventices.

Abstract

Weed detection is one of the most important issues for a non-polluting and productive agriculture. In this PhD we present a new method based on aerial images acquired with a remote controlled aircraft. We use a multispectral image sensor based on a CCD camera and a wheel of filters. This sensor is compact enough to be shipped in a remote controlled aircraft. An image mosaicing is done in order to be able to use spectrometric information. Later, spectral information is used to establish three classes : soil, crops and weeds. Classification is split in two steps. First, a non-supervised algorithm allows the separation between soil and plants. Second, supervised methods are used to distinguish crops and weeds. These various algorithms are compared to each other. A crop row detection method based on Gabor filter is developed. This information allows weeds/crop separation regardless of their spectral characteristics. An original method for computing time acceleration based on wavelet packets is detailed. These two methods having different error sources, we suggest to merge them using a Bayesian approach. Finally, a region growing algorithm achieves the classification. Experimental results obtained in test fields are provided to assess the quality of the classification.

Keywords : multispectral imagery, classification, Gabor filter, weed detection.

Remerciements

Ce travail de quelques années n'a pas pu s'effectuer seul. De nombreuses personnes m'ont côtoyé, soutenu, encouragé et aidé. Je tiens à remercier ici certaines d'entre elles.

Cette thèse s'est déroulée au sein du L.G.A.P. (Laboratoire en Génie des Agroéquipements et Procédés) de l'ENESAD. J'aimerais saluer l'ensemble des membres de ce laboratoire, où règne un esprit de famille et de travail si agréable. De cette ambiance, Jean-Claude Coquille et Bernard Chopinet sont les responsables passé et présent.

Frédéric Truchetet a assuré la direction scientifique de cette thèse, il a toujours su trouver un moment dans son emploi du temps chargé (!) pour m'écouter, me conseiller, me soutenir, m'encourager et me secouer (...) quand c'était nécessaire !

Jean-Paul Douzals m'a encadré durant toute cette période. Merci pour ta patience, ton écoute et ton calme. Bernard Lamalle m'a fait l'honneur de présider le jury de soutenance, je tiens à lui exprimer ici ma gratitude.

Herman Ramon et Kacem Chehdi ont accepté d'être les rapporteurs de cette thèse, je leur sais gré pour leurs remarques constructives qui ont permis d'améliorer ce manuscrit.

Lors de la soutenance, Jocelyn Chanussot a montré son intérêt pour mon travail, je le remercie pour ses remarques enrichissantes.

Cette thèse a été réalisée en partenariat avec Arvalis - Institut du végétal. Parmi les nombreux contacts que j'ai eu, je tiens à remercier particulièrement Denis Boisgontier, responsable du service nouvelles technologies ainsi que Florent Gasc et Benoit de Solan.

Aucune manipulation n'aurait pu être possible sans Jérôme Thulliez notre pilote - mécanicien - commandant de bord qui a supporté toutes mes exigences. Encore merci pour ta patience et tes compétences.

Pendant cette période, deux stagiaires d'I.U.T., Xavier et Moulay Hafid m'ont épaulé. Je leur suis reconnaissant pour la qualité de leurs travaux.

Dans le cortège des remerciements personnels, je réserve une place particulière à Gwennaële pour son soutien, ses conseils, sa maîtrise de l'anglais (!) et tant d'autres choses encore...

Je tiens à remercier l'ensemble des thésards du le2i, et plus particulièrement, Barth, Brice, Sandrine, Yo', Sophie, ...

Table des matières

Résumé	iii
Abstract	v
Remerciements	vii
Objectifs et plan de la thèse	1

I. Contexte de l'étude

Chapitre 1. Introduction générale	7
1.1. Contexte agronomique	7
1.2. Le désherbage localisé	8
1.2.1. Présentation du désherbage localisé	9
1.2.2. Intérêt économique de cette pratique	9
1.2.3. Évolution temporelle des populations d'adventices	11
Chapitre 2. Méthodes pour la détection d'adventices	13
2.1. Méthodes manuelles	13
2.1.1. Cartes construites sur des observations visuelles	13
2.1.2. Cartes élaborées à partir de quadrats géoréférencés	14
2.2. Méthodes automatiques	15
2.2.1. Détection à partir d'images satellites	15
2.2.2. Détection à partir d'images aériennes	16
2.2.3. Détection de proximité	16
2.3. Synthèse des méthodes présentées	20
Chapitre 3. Définition d'un système de détection des adventices	21
3.1. Champs d'investigation possible	21
3.1.1. Production agricole	21
3.1.2. Expérimentation agronomique	22
3.2. Choix d'une plate-forme d'acquisition	22
3.3. Système d'acquisition de données	23
3.4. Conclusion	24

II. Acquisition des images

Chapitre 4. Dispositifs existants	27
4.1. Capteurs imageurs à dispersion	27

4.2.	Capteurs imageurs à filtrage chromatique	28
4.2.1.	Imageurs utilisant plusieurs capteurs	28
4.2.2.	Systèmes mono capteur avec dispersion spatiale des différentes longueurs d'ondes	28
4.2.3.	Capteurs imageurs utilisant des filtres passe-bandes réglables	30
4.2.4.	Capteurs imageurs à base de roues de filtres	33
4.3.	Synthèse des choix précédents et cahier des charges	33
4.3.1.	Cahier des charges	33
4.3.2.	Solution retenue	35
Chapitre 5. Dispositif réalisé		37
5.1.	Présentation générale	37
5.1.1.	Synoptique de dispositif	37
5.1.2.	Caméra CCD	37
5.1.3.	Carte d'acquisition	39
5.2.	Motorisation et filtres	39
5.2.1.	Choix de motorisation	39
5.2.2.	Emplacement et choix des filtres	41
5.2.3.	Assemblage mécanique de l'ensemble	41
5.3.	Électronique de contrôle	42
5.3.1.	Principe	42
5.3.2.	Génération des signaux vidéo	44
5.3.3.	Contrôle du moteur	48
5.4.	Informatique utilisée	49
5.4.1.	Configuration retenue	49
5.4.2.	Logiciel de contrôle	49
5.5.	Résultats durant la campagne de manipulations	51
5.5.1.	Électronique	51
5.5.2.	Informatique	52
5.5.3.	Conclusion	53
III. Traitement des images		
Chapitre 6. Recalage géométrique des images		57
6.1.	Position du problème	57
6.1.1.	Introduction générale	57
6.1.2.	Formulation du problème	58
6.2.	Type de transformation	59
6.2.1.	Modèle de transformations continues	59
6.2.2.	Les grandes classes de transformations géométriques	59
6.3.	Interpolation	61
6.3.1.	Position du problème	61
6.3.2.	Méthode d'interpolation	62
6.3.3.	Synthèse	63

6.4.	Mesures de similarité	63
6.4.1.	Avec prétraitements	65
6.4.2.	Sans prétraitement	65
6.4.3.	Calcul à l'aide de l'histogramme joint	67
6.5.	Algorithme de recherche d'extrema	69
6.5.1.	Descente de gradient	69
6.5.2.	Recuit simulé	72
6.5.3.	Algorithme génétique	72
6.6.	Application à nos images	77
6.6.1.	Type de transformation retenu	77
6.6.2.	Méthode de recherche du maximum	77
6.6.3.	Évaluation sur des images synthétiques	79
6.6.4.	Évaluation sur des images issues du dispositif d'acquisition multispectrale	80
Chapitre 7.	Discrimination spectrale	81
7.1.	Bases de la classification	81
7.1.1.	Notations	81
7.1.2.	Méthodes non supervisées	81
7.1.3.	Méthodes supervisées	84
7.2.	Application à nos données	102
7.3.	Séparation "sol"/"végétation"	103
7.3.1.	Méthodes basées sur des relations entre les bandes spectrales	103
7.3.2.	Méthode proposée	104
7.3.3.	Résultats	105
7.4.	Séparation "culture"/"adventices"	105
7.4.1.	Données utilisables	105
7.4.2.	Méthodes non supervisées	106
7.4.3.	Comparaison de différentes méthodes supervisées	106
7.4.4.	Source des erreurs	108
7.4.5.	Synthèse	109
Chapitre 8.	Approche spatiale	111
8.1.	Méthodes pour la détection de lignes de semis	111
8.2.	Analyse fréquentielle	112
8.2.1.	Principe	112
8.2.2.	Recherche des caractéristiques des lignes de semis	112
8.3.	Filtre de Gabor	115
8.3.1.	Présentation théorique	115
8.3.2.	Mise en œuvre	117
8.4.	Application des méthodes précédentes	118
8.4.1.	Algorithme général	118
8.4.2.	Résultats	119
8.5.	Amélioration du temps de calcul	121
8.5.1.	Diminution de la résolution	121

8.5.2. Utilisation des paquets d'ondelettes	126
8.6. Résultats généraux et conclusion	129
Chapitre 9. Fusion des informations spatiales et spectrales	131
9.1. Limites des approches marginales	131
9.1.1. Analyse spatiale	131
9.1.2. Analyse spectrale	131
9.1.3. Intérêt de la fusion des informations	131
9.2. Fusion des informations	132
9.2.1. Bases théoriques de la fusion de données	132
9.2.2. Utilisation de l'information spatiale comme une information supplémentaire	134
9.2.3. Fusion d'information	134
9.2.4. Fusion par agrégation	137
IV. Conclusion générale et perspective	
Chapitre 10. Conclusion générale	143
Chapitre 11. Perspectives	145
11.1. Dispositif d'acquisition	145
11.1.1. Choix des filtres	145
11.1.2. Autres applications dans le domaine agronomique	148
11.2. Recalage géométrique des images	148
11.2.1. Estimation <i>a priori</i> des paramètres de transformation	148
11.2.2. Géoréférencement des images	148
11.3. Méthode de classification spectrale	149
11.4. Analyse spatiale	149
11.4.1. Améliorations possibles	149
11.4.2. Accélération des calculs	149
11.5. Fusion des données	150
11.6. Évaluation de la pertinence des résultats	150
Bibliographie	151
Annexe A. Calcul de la résolution des images	161
A.1. Calcul de la résolution en utilisant l'altitude de vol	161
A.2. Calcul de la résolution en utilisant la fréquence des lignes de semis	161
Annexe B. Rappel de la notion de distance	163
B.1. Propriétés fondamentales	163
B.1.1. Propriété d'identité	163
B.1.2. Propriété de symétrie	163
B.1.3. Inégalité triangulaire	163
B.2. Distance de Minkowski	163
Annexe C. Bases de l'imagerie	165
C.1. Grandeurs usuelles	165
C.1.1. Grandeurs de base	165

C.1.2. Grandeurs spectrales	166
C.2. Rappel sur les capteurs d'images	166
C.2.1. Sensibilité des pellicules photographiques	166
C.2.2. Fonctionnement des principaux capteurs électroniques	167
C.2.3. Conclusion	169
Annexe D. Recalage d'image	171
D.1. Évaluation sur des images synthétiques	171
D.1.1. Translation et rotation	171
D.1.2. Sensibilité au bruit et aux variations de luminosité	171
D.2. Application à des images aériennes	173
Annexe E. Rappel de la théorie de Bayes	177
E.1. Théorème de Bayes	177
E.2. Règle de décision de Bayes	179
Annexe F. Méthode d'analyse spectrale	181
F.1. Séparation "sol"/"végétation"	181
F.1.1. Analyse en composantes principales et segmentation avec les centres mobiles	181
F.1.2. Méthode basée sur la mesure IV	188
F.2. Classification non supervisée pour la discrimination "culture"/"adventices"	188
F.3. Classification supervisée pour la discrimination "culture"/"adventices"	188
F.3.1. Protocole	194
F.3.2. Culture monocotylédone (maïs)	194
F.3.3. Culture dicotylédone (tournesol)	194
F.3.4. Tests croisés	203
Annexe G. Méthode d'analyse spatiale	205
G.1. Configuration utilisée	205
G.2. Diminution de la résolution	205
G.2.1. Méthodologie	205
G.2.2. Compromis temps de calcul/SNR	206
G.2.3. Bilan sur la discrimination "culture"/"adventices"	207
G.3. Décomposition par paquets d'ondelettes	207
G.3.1. Méthodologie	207
G.3.2. Compromis temps de calcul/SNR	207
G.3.3. Bilan sur la discrimination "culture"/"adventices"	208
G.3.4. Cas d'images quelconques	208
Annexe H. Fusion des informations	213
H.1. Utilisation d'un classifieur	213
H.2. Fusion d'informations	213
H.2.1. Fusion logique ET	213
H.2.2. Priorité à une source	214
H.2.3. Fusion par agrégation	214
Annexe I. Contributions de l'auteur	219

Reuves	219
Conférences internationales	219

Objectifs et plan de la thèse

“Il est démontré par l’expérience des siècles que, dans la condition d’agriculteur, l’homme conserve une âme plus simple, plus pure, plus belle et plus noble” - NICOLAÏ GOGOL

L’opération de désherbage est actuellement l’une des opérations les plus techniques dans le domaine agricole. Depuis le désherbage à la binette jusqu’aux dernières générations de désherbants, il s’est écoulé moins d’un siècle. Cette évolution des techniques a vu l’apparition de mauvaises herbes de plus en plus résistantes aux produits chimiques. Parallèlement, les premières constatations de pollution liée à l’utilisation de ces produits dans le domaine agricole ont été établies. Ces constatations conduisent à une amélioration permanente du processus de désherbage et au développement de molécules plus efficaces et moins polluantes. La lutte contre les mauvaises herbes est devenue un thème de recherche très présent dans le domaine agronomique, notamment l’évaluation des produits désherbants et l’étude des concurrences entre les cultures et les mauvaises herbes.

L’évaluation des produits désherbants fait appel à de nombreux comptages des espèces présentes. Ces comptages sont actuellement effectués manuellement. Deux méthodes complémentaires sont possibles.

La première méthode consiste en une évaluation visuelle des populations présentes par un expert. Elle permet d’obtenir des taux d’infestation de manière très rapide. Toutefois, la précision de ces taux est très mauvaise. En effet, il est difficile d’évaluer visuellement les espèces présentes ainsi que leurs densités respectives. De plus, en pratique, une dispersion des résultats obtenus au cours de la journée¹ est constatée.

La deuxième méthode fournit des résultats très précis mais d’une manière très lente. Elle consiste en un comptage manuel du nombre d’adventices présentes pour chaque espèce dans une surface donnée. On comprend facilement que cette surface reste nécessairement petite (en pratique, moins d’un mètre carré). Pour des parcelles de taille supérieure, on dispose quelques zones de comptage dans les parcelles afin de disposer d’échantillons pour une interpolation des infestations présentes. La qualité de cette interpolation est très dépendante du nombre de zones de comptage et de leur disposition dans la parcelle. La précision du comptage est alors, en partie, altérée lors de cette interpolation.

On constate, que dans les deux cas, l’identification des espèces présentes est généralement fiable. Par contre, l’obtention d’un taux d’infestation précis est très longue et difficile

¹ Il s’agit simplement d’un phénomène de lassitude et d’oubli des parcelles notées précédemment.

pour les surfaces supérieures au mètre carré. Une méthode permettant d'évaluer rapidement des taux d'infestation d'adventices sur des surfaces de quelques mètres carrés permettrait de réaliser des essais sur des surfaces plus grandes. L'identification des espèces présentes resterait réalisée par un expert alors que l'estimation des taux d'infestation serait automatique.

D'autre part, la réalisation d'un tel outil serait une étape importante vers la réalisation de cartes d'infestation dans une optique de désherbage localisé. En effet, il n'existe pas, actuellement, d'outil permettant de cartographier les adventices présentes dans une parcelle de manière rapide et fiable. Si on prend en compte le développement en taches de certaines espèces, on comprend facilement l'intérêt de cet outil pour le désherbage. En effet, les produits désherbants sont très polluants et très onéreux, une application localisée conduirait probablement à des économies substantielles au sein d'une exploitation agricole. De plus, les conséquences écologiques de ces traitements seraient minimisées.

De ces réflexions, un projet de collaboration entre Arvalis², le LGAP³ et le le2i⁴ est né. Ce projet financé par Arvalis et le Conseil Régional de Bourgogne porte sur la conception et la réalisation d'un dispositif de cartographie des adventices sur des surfaces de quelques mètres carrés. Ce manuscrit va présenter les résultats de cette étude dans une thèse où les caractères méthodologiques et applicatifs sont également présents. Ce travail pluridisciplinaire aborde les domaines de l'agronomie, de l'électronique et du traitement d'images.

La **première partie** de ce manuscrit expose le contexte de notre étude. Nous présentons d'abord la problématique du désherbage dans une situation de production agricole dans le premier chapitre. Les méthodes de détection des mauvaises herbes sont ensuite détaillées dans le second chapitre. Le dernier chapitre de cette partie traite de la définition des caractéristiques nécessaires pour un système de détection. Les deux domaines d'utilisation sont évoqués. Un panorama des plate-formes d'acquisition possibles permet de retenir la plus pertinente.

La **seconde partie** est consacrée à l'acquisition des images. Un premier chapitre présente différents dispositifs permettant l'acquisition d'images multispectrales. Puis, le cahier des charges d'un dispositif pouvant être utilisé pour la détection des mauvaises herbes est présenté. Ce cahier des charges conduit à la réalisation d'un dispositif d'acquisition original qui est décrit dans le second chapitre.

Le traitement des images compose la **troisième partie** de ce mémoire.

Les images acquises à l'aide de ce dispositif doivent être recalées géométriquement. La méthode retenue est exposée dans le premier chapitre de cette partie. Le problème du recalage est d'abord énoncé de manière théorique. Le recalage d'image fait appel à des méthodes

² Arvalis-Institut du végétal est né en janvier 2003 d'une fusion de l'ITCF (Institut Technique des Céréales et Fourrages) et de l'AGPM (association des producteurs de maïs).

³ Laboratoire en Génie des Agroéquipements et Procédés, laboratoire de l'ENESAD (École Nationale d'Enseignement Supérieur en Agronomie de Dijon).

⁴ laboratoire d'électronique, d'informatique et d'image de l'Université de Bourgogne.

de recherche d'extremum. Nous en évoquons quelques unes, en détaillant plus particulièrement les algorithmes génétiques. La dernière partie de ce chapitre expose l'application des ces méthodes à nos images. Les résultats sont discutés à partir d'images de références et sur des images agricoles.

Les images multispectrales permettent la classification des images agronomiques. Le second chapitre présente un ensemble de méthodes de classification. Nos images contiennent trois classes de pixels. Ils correspondent aux sol, à la culture ou aux adventices. Dans une approche en deux étapes, nous avons choisi d'utiliser une méthode non supervisée pour séparer le sol de la végétation. Puis, différentes méthodes de classification supervisée destinées à classer les pixels de végétation dans les classes "culture" et "adventices" sont comparées.

Le troisième chapitre détaille une méthode originale pour la détection des lignes de semis. La connaissance de l'emplacement des lignes de semis permet de détecter les adventices présentes dans l'entre-rangs. Cette méthode donne des résultats satisfaisant mais les calculs sont très lents. Nous avons développé deux méthodes d'accélération des calculs : l'une est basée sur la diminution de résolution des images, l'autre utilise les paquets d'ondelettes.

Les deux chapitres précédents proposent deux approches différentes pour détecter les adventices. Les causes d'erreurs sont différentes. La fusion des données doit permettre d'améliorer les résultats obtenus. Le quatrième chapitre introduit le problème de la fusion de données ainsi qu'un rappel rapide des différentes méthodes de fusion existantes. Nous avons évalué les résultats de deux méthodes. Une méthode de regroupement de pixels est détaillée, elle permet de classer les pixels litigieux avec un taux d'erreur acceptable.

Enfin, la **quatrième partie** conclue cette étude et propose un certain nombre de perspectives de développement possibles pour ce projet. Parmi ces évolutions, certaines sont très théoriques, d'autres beaucoup plus pratiques nécessiteront des manipulations sur le terrain.

Première partie I

Contexte de l'étude

Chapitre 1

Introduction générale

1.1. Contexte agronomique

L'évolution des pratiques agricoles a été plus importante durant ces cinquante dernières années que durant les cinq derniers siècles. Le développement de la mécanisation et de la chimie moderne a fortement modifié les pratiques agricoles. Tout d'abord, la taille moyenne des exploitations est passée de quelques hectares à une centaine d'hectares (voire beaucoup plus dans certaines régions). L'utilisation massive des **produits phytosanitaires** et des engrais chimiques¹ a permis une augmentation considérable des rendements. Les produits phytosanitaires correspondent à tous les produits chimiques utilisés pour la protection des cultures. On y trouve les insecticides, les fongicides, les pesticides et les **herbicides**. Ces derniers permettent de minimiser la colonisation des cultures par d'autres plantes. Les plantes qui apparaissent dans les cultures sans avoir été semées sont nommées **adventices**. Elles sont usuellement appelées mauvaises herbes. La destruction des adventices est généralement effectuée à des stades juvéniles. Les désherbants sont généralement appliqués de façon uniforme dans la parcelle à l'aide de pulvérisateurs couvrant des largeurs de plusieurs dizaines de mètres.

Depuis que les produits chimiques sont utilisés pour détruire les adventices des phénomènes de résistance sont apparus. Cette **résistance** augmente d'année en année suivant les conséquences de la sélection darwinienne. L'augmentation des doses appliquées est sans effet sur les adventices résistantes mais elle est lourde de conséquences sur l'environnement. En effet, la **toxicité** des produits phytosanitaires utilisés en agriculture est admise par la communauté scientifique. Cette toxicité se manifeste tout d'abord chez l'utilisateur qui doit prendre des précautions lors de l'utilisation. Mais, depuis quelques années, on constate de plus que la toxicité de ces produits a entraîné une **pollution** des eaux par ruissellement.

Une des solutions proposées pour réduire le problème de la pollution par les produits phytosanitaires est leur suppression. Cette approche est incluse dans le concept de l'**agriculture biologique**. Les agriculteurs pratiquant ce mode de culture n'appliquent aucun produit chimique de synthèse sur les cultures ni engrais chimique. Le désherbage est réalisé unique-

¹ On regroupe tous ces produits sous le nom d'intrants

ment entre les rangs de culture par action mécanique ou thermique. Ces opérations doivent être répétées très souvent ce qui entraîne un coût de production élevé. Toutefois, dans un contexte de minimisation des coûts de production, cette approche reste limitée à une niche économique. De plus, les conséquences à long terme, notamment sur le développement des populations adventices et des maladies, n'ont toujours pas été clairement établies.

L'**agriculture de précision** propose une approche moins extrême. Ce concept est né dans les années 1980 aux U.S.A.. Dans ce mode de culture on cherche à gérer les besoins d'une parcelle de façon localisée. Par exemple, les doses d'engrais apportées vont dépendre de la densité de la culture, de son état sanitaire, des résidus présents dans le sol... dans une zone donnée de la parcelle. Dans cette approche de l'agriculture on utilise massivement les nouvelles techniques de l'information pour traiter les données et le système G.P.S.² est utilisé pour la localisation dans les parcelles.

Quelque soit l'approche retenue, la connaissance des interactions entre les cultures et les adventices permet d'améliorer la prise de décision. Cette branche de l'agronomie est appelée malherbologie. Une des interactions étudiée est la **concurrence**. Deux plantes sont considérées comme concurrentes lorsque la croissance et le développement d'au moins l'une d'entre elles est plus faible en situation de voisinage que lorsque la plante est considérée isolément. Cette concurrence est liée à une compétition pour les ressources comme la lumière, l'eau ou les nutriments (par exemple l'azote). De plus, dans le cas des cultures, certaines adventices peuvent être des supports de maladies ou de parasites sans être en concurrence directe avec la culture.

Le **seuil de nuisibilité biologique** est défini comme étant le niveau d'infestation à partir duquel une baisse de rendement de la culture est mesuré pour une espèce adventice considérée. Ce seuil est modifié par un ensemble de paramètres. Il dépend des couples d'espèces considérées (culture et adventice), des densités de peuplement adventice, de la densité de semis, des stades de croissance respectifs, des structures spatiales des cultures et des adventices... Dans un contexte de production on définit un **seuil de nuisibilité économique** qui prend notamment en compte le coût des opérations de désherbage. Il définit le niveau d'infestation à partir duquel le désherbage devient rentable ([23]). Ces seuils s'expriment en plantes par mètre carré, on parle aussi de **densité** spatiale.

1.2. Le désherbage localisé

L'agriculture de précision semble proposer une solution viable au problème des conséquences du désherbage. Toutefois, avant de parler de désherbage localisé à l'échelle agricole il convient de vérifier la pertinence de cette approche à l'aide d'essais agronomiques. De

² *Global Positioning System* : système de positionnement global

plus, une étude économique prenant en compte les surcoûts liés à ce nouveau mode de traitement doit montrer le bénéfice économique de cette approche.

Nous allons d'abord présenter une synthèse de différents essais de désherbages localisés puis une évaluation de l'intérêt économique de cette méthode.

1.2.1. Présentation du désherbage localisé

De nombreux essais de désherbages localisés ont été effectués ces dernières années. Il s'agit souvent de test sur des parcelles d'essais de quelques hectares. Le tableau 1.1 présente une synthèse de ceux-ci. On constate généralement une diminution importante des quantités de produits désherbants indépendamment des cultures étudiées et des adventices présentes. De plus, le désherbage localisé n'entraîne aucune variation de rendement significative vis-à-vis du désherbage conventionnel ([53]).

1.2.2. Intérêt économique de cette pratique

Le paragraphe précédent nous a montré que le désherbage localisé est envisageable. Toutefois, il reste à estimer le surcoût d'une telle pratique. Gerhards *et al* proposent une étude économique des coûts de désherbage dans différentes cultures en Allemagne de 1994 à 2002 sur des parcelles de 2,4 à 5,6 ha ([51]).

Les auteurs ont comparé les coûts de trois méthodes de désherbage (tableau 1.2). Tout d'abord, le coût à l'hectare d'un traitement uniforme à l'aide d'un pulvérisateur conventionnel a été chiffré. Les résultats de ce calcul serviront de référence pour comparer les autres méthodes.

Le premier système permet un désherbage localisé à l'aide d'un pulvérisateur du marché (fabriqué par Rau). Le coût d'un système de cartographie d'adventices et de pulvérisation localisée a été estimé (60 000 € pour l'ensemble). Le pulvérisateur permet de traiter sur une largeur de 6 m au minimum (un tiers de la rampe). La cuve est remplie d'une bouillie efficace sur toutes les adventices présentes; il s'agit d'un mélange de plusieurs matières actives (jusqu'à 4). Les résultats sont intéressants dans le blé et l'orge, en effet on constate une économie moyenne de 21 €/ha. Dans le maïs et la betterave la concurrence des adventices est beaucoup plus forte. On doit alors utiliser une bouillie composée de différentes molécules ce qui augmente fortement le coût à l'hectare. Dans ce cas, le système de désherbage localisé n'est plus rentable.

Le second système étudié est basé sur un pulvérisateur à injection directe. Le système est composé d'une cuve d'eau et de plusieurs cuves de substances actives qui sont mélangées à l'eau au moment de la pulvérisation. On peut ainsi utiliser différents désherbants sans les mélanger. Les auteurs chiffrent un surcoût de 25 000 € par rapport au prix d'un pulvérisateur conventionnel. Les coûts à l'hectare ont été simulés en utilisant les cartes d'infestations. Le système permettrait une réduction des coûts par 2 pour le blé, l'orge et la betterave par

TAB. 1.1. Essais de désherbage localisé

Culture	Méthode de cartographie	Durée de l'essai	Adventices présentes	Réduction d'herbicide	Référence
Maïs / Soja	Manuelle - quadrat de 1m ²	2 ans	<ul style="list-style-type: none"> - Prêle des champs - Laiteron rude - Chénopode blanc - Pissenlit 	26 à 59 % selon l'herbicide	[53]
Maïs	Image aérienne sur quatre composantes (R,V,B, pIR)	1 an	<ul style="list-style-type: none"> - Sétaire verte - Chiendent rampant - Pissenlit - Chénopode blanc 	plus de 40 % (dépend de l'herbicide utilisé)	[17]
Blé d'hiver, orge d'hiver, betterave, pomme de terre	Manuelle - quadrat de 0.1m ²	4 ans	<ul style="list-style-type: none"> - Véronique à feuille de lierre - Gaillet gratteron - Jouet du vent 	<ul style="list-style-type: none"> - 61 % pour les monocotylédones - 55 % pour le dicotylédones (hors gaillet) - 53 % pour le gaillet 	[104]
Arachide	Automatique - basée sur la hauteur des cultures et des adventices	1 an	- <i>Panicum texanum</i>	- 86 %	[61]
Arachide	Manuelle - cartographie à l'aide d'un quad	1 an	- <i>Desmodium tortuosum</i>	- 70 %	[61]

TAB. 1.2. Coûts moyens (€/ha) du contrôle des adventices d'après [51]

Culture	Traitement uniforme	Traitement localisé avec une seule bouillie	Traitement localisé avec un système à injection directe
Blé et orge d'hiver	68	47	32
Betterave sucrière	148	151	69
Maïs	103	113	95

rapport au traitement uniforme. Dans le maïs le système reste rentable avec une économie de 8 €/ha.

Le désherbage localisé est donc envisageable à l'échelle agricole en acceptant une modification importante du matériel de pulvérisation (GPS, ordinateur de bord et système d'injection directe). L'étude citée ci-dessus est basée sur une exploitation agricole de 100 hectares; cette surface reste modeste vis-à-vis des exploitations actuelles (et futures). Le surcoût lié à la détection et au traitement localisé des adventices est donc compensé par une diminution importante des doses de désherbant. Cette approche est donc économiquement viable.

1.2.3. Évolution temporelle des populations d'adventices

L'étude de l'évolution temporelle de la disposition des taches d'adventices semble fournir des informations intéressantes. Gerhards *et al.* ont mené une étude sur 4 ans dans deux parcelles de 4,1 ha et 3,7 ha³ cultivées en maïs et soja ([50]). La stabilité spatiale de certaines taches d'adventices a été constatée (par exemple le chanvre du Canada). Par contre, d'autres espèces d'adventices se sont réparties de façon homogène dans la parcelle (notamment les sétaires). Cette dispersion peut en partie s'expliquer par le travail du sol. Les parcelles étudiées ont été travaillées à l'aide de disques avant le semis. Ces outils ont tendance à sectionner les racines et à les traîner dans la parcelle entraînant alors la dispersion des populations d'adventices. Concernant d'autres espèces (notamment les graminées), les moissonneuses ont tendance à disperser les graines sur de grandes distances surtout si la culture et les adventices sont mûres en même temps ([86]). Il a été aussi montré que les populations d'adventices varient en fonction des rotations des cultures ([75]).

Certains auteurs proposent d'utiliser des outils de géostatistiques pour construire la carte d'infestation en minimisant le nombre de points d'échantillonnage. Ils se basent sur la carte de l'année précédente ainsi que sur la disposition spatiale de certains éléments chimiques du sol. Ils montrent que cette approche permet de réduire le nombre de points d'échantillonnage des adventices ([147]).

³ Il s'agit en fait de parties prises dans des parcelles beaucoup plus grandes.

L'apparition depuis une quinzaine d'années de pratiques culturales simplifiées (notamment le semis sans labour) va probablement modifier l'évolution temporelle des populations d'adventices. De telles études devront donc être reconduites pour mettre à jour ces connaissances.

Chapitre 2

Méthodes pour la détection d'adventices

Que ce soit pour l'étude agronomique ou pour le désherbage localisé, différentes méthodes de détection des adventices existent. Certains auteurs proposent des bibliographies couvrant un ensemble de méthodes ([28, 76]). Dans ce chapitre nous allons proposer une synthèse de ces études illustrée d'exemples représentatifs. Nous présenterons tout d'abord, les méthodes manuelles puis, nous nous intéresserons aux méthodes automatiques et une synthèse conclura ce chapitre.

2.1. Méthodes manuelles

Depuis de nombreuses années, certains agriculteurs ont pris l'habitude d'observer leurs cultures avant d'envisager un traitement (notamment les désherbages). Cette observation leur permet d'estimer la nécessité d'un traitement.

Dans certains cas particuliers, des agriculteurs essayent de réaliser un traitement localisé à partir d'informations visuelles. On peut citer, par exemple, le traitement des taches de gaillet dans les céréales. Toutefois, les utilisateurs constatent souvent des oublis. Une méthodologie semble donc nécessaire afin d'obtenir un résultat combinant la qualité de l'information obtenue ainsi qu'un temps de réalisation convenable.

2.1.1. Cartes construites sur des observations visuelles

Afin de faciliter la tâche décrite ci-dessus, Stafford *et al.* ont proposé un carnet de terrain électronique pour cartographier les mauvaises herbes ([129]). Il est composé d'un ordinateur de poche et d'un GPS. L'utilisateur arpente la parcelle et référence les taches d'adventices. Le système permet de noter l'espèce concernée ainsi que la densité présente. De retour à la ferme, les informations obtenues sont téléchargées dans un ordinateur pour construire la carte d'infestation. Ce système a été testé sur des parcelles de quelques hectares avec succès.

Afin de réaliser un maillage régulier et rapide de la parcelle, l'utilisation d'engins motorisés devient nécessaire. En fonction des adventices et du stade cultural concernés, les méthodes varient. Lorsque les cultures sont à un stade précoce, l'utilisation d'un quad¹ semble

¹ Motocyclette tout-terrain à quatre roues

appropriée. Plusieurs équipes ont travaillé sur cette approche ([87, 83]). Un conducteur et un ou deux assistants sont nécessaires pour construire une carte d'infestation. Les cartes ainsi obtenues semblent utilisables dans un contexte de désherbage localisé. Toutefois, le coût d'utilisation et la nécessité d'un passage dans la parcelle limitent l'application de cette méthode dans les grandes cultures.

Constatant les progrès dans la reconnaissance vocale, Lutman *et al.* suggèrent l'utilisation d'un tel système pour enregistrer la carte d'infestation. Dès lors, seul le conducteur est nécessaire. Il lui suffit alors de nommer les adventices observées pour que le système dessine la carte d'infestation à l'aide des informations GPS. De plus, ils proposent d'observer les adventices durant une opération culturale afin d'éviter un passage d'engin supplémentaire dans la parcelle. L'observation des adventices durant la moisson semble être une approche intéressante. En effet, la hauteur de la cabine de la moissonneuse permet un grand angle d'observation. Une des limites de cette méthode est le nombre d'espèces observables. En effet, seules les espèces plus grandes que la culture peuvent être distinguées comme par exemple la folle avoine. De plus, on construit la carte d'infestation pour l'année suivante, ce qui peut limiter son intérêt. En effet, certaines adventices ne sont concurrentielles que pour un groupe de cultures données (par exemple le gaillet est nuisible dans du blé mais tolérable dans du maïs).

La rentabilité économique de ces méthodes reste difficilement démontrable. De plus, elles sont coûteuses en temps de manipulation, elles sont donc limitées à des petites parcelles ou à des cultures à forte valeur ajoutée.

2.1.2. Cartes élaborées à partir de quadrats géoréférencés

La plupart des programmes de recherche sur le développement des adventices utilisent une méthode de comptage basée sur des quadrats géoréférencés ([53, 104]). La parcelle est maillée avec un espacement régulier et à chaque noeud de la maille les adventices sont comptées sur une petite surface élémentaire (par exemple $0,1 \text{ m}^2$). Les informations obtenues à partir de ces quadrats sont utilisées pour construire la carte des populations présentes à l'aide d'interpolations. Cette méthode, satisfaisante dans son contexte d'utilisation, est inenvisageable à l'échelle d'une parcelle agricole. De plus, les protocoles d'utilisation ne sont pas tous clairement établis. Par exemple, quelle est la taille du quadrat maximisant le rapport précision/temps de réalisation ? Comment disposer les quadrats dans la parcelle ? Combien de quadrats prendre en fonction de la taille de la parcelle ? Enfin, ce travail est long et fastidieux, ce qui entraîne souvent une précision de comptage assez mauvaise.

2.2. Méthodes automatiques

Le chapitre précédent a montré que la détection d'adventices doit être automatisée pour pouvoir être rapide et précise. De nombreuses approches existent, depuis l'imagerie satellitaire jusqu'à la spectrométrie proche. Nous allons présenter ici un panorama des méthodes possibles en s'appuyant sur des travaux existants.

2.2.1. Détection à partir d'images satellites

L'utilisation des images satellites a été envisagée pour la détection des adventices, toutefois, les limites de cette approche ont été très vite atteintes ce qui explique le peu de travaux existants.

Tout d'abord, Peters *et al.* basent leurs travaux sur des images fournies par le satellite NOAA-10 (satellite météorologique). La résolution² au sol est de 1100 mètres. Leurs travaux portent sur la détection des taches de guttierrézie faux-sarothra dans les prairies du Nouveau-Mexique. Ils montrent une différence dans le NDVI³ entre les zones faiblement et modérément infestées ([106]). Anderson *et al.* utilisent des images Spot pour détecter des infestations d'*Ericameria austrotexana* dans les prairies du Texas ([3]). La résolution au sol est de 20 mètres. Les auteurs montrent que la détection est possible si l'instant de l'acquisition correspond à des stades physiologiques précis conduisant à des variations de réflectance⁴ entre les adventices et les cultures.

On constate plusieurs freins limitant la possibilité de détecter des adventices en utilisant les images satellites. Tout d'abord, la résolution de ces images reste faible (plusieurs mètres carrés par pixel), même si des projets comme Ikonos montrent une nette évolution de cette caractéristique (1 mètre de résolution en mode panchromatique, 4 mètres en mode multispectral). Une autre contrainte est liée à la nébulosité des zones étudiées. En effet, une couverture nuageuse (même en haute atmosphère) masque la zone étudiée. Il convient de rappeler que le désherbage s'effectue principalement au début de l'automne ou au printemps, périodes de l'année particulièrement nuageuses. Enfin, la périodicité de survol d'une zone donnée par les satellites d'observation est de quelques jours ce qui peut poser problème.

Enfin, le coût des images reste très élevé. Il faut donc cartographier de grandes zones pour que le système soit économiquement rentable. Toutefois, il n'est pas possible d'envisager des achats en groupe de ces images pour minimiser le prix à l'hectare. En effet, la période de surveillance des adventices varie d'une culture à une autre et donc entre deux parcelles voisines.

² Dimension du côté du carré observé, donc une superficie de 121 hectares.

³ *Normalized Difference Vegetation Index*. Le NDVI est utilisé pour mesurer l'activité photosynthétique. Sa définition se trouve dans le chapitre 7

⁴ La définition de cette grandeur est rappelée dans le chapitre C.

2.2.2. Détection à partir d'images aériennes

Les images aériennes offrent les mêmes avantages que les images satellites tout en minimisant les contraintes. Plusieurs applications basées sur ce vecteur existent. Nous allons en présenter quelques unes qui nous semblent représentatives.

Everit *et al.* utilisent des images aériennes pour détecter des infestations d'adventices dans des prairies du Texas et du Nouveau-Mexique ([40]). Les adventices recherchées dans ce cas offrent des caractéristiques spectrales particulières ce qui permet de les détecter. La même équipe propose d'utiliser les différences de couleurs lors de la floraison pour détecter certaines adventices dans les prairies ([39]).

Lamb propose une application des images aériennes dans les grandes cultures ([77]). Les auteurs cartographient l'infestation d'un chaume de colza par des panics. Les images aériennes sont acquises sur quatre bandes (bleu, vert, rouge et infra-rouge). Un indice de végétation est calculé pour distinguer le chaume de la végétation. L'auteur compare les résultats de cette méthode avec une cartographie manuelle effectuée à l'aide d'un quad. Environ 25 % de la parcelle est couvert d'adventices, le reste étant du sol nu. L'estimation sur les images aériennes montre que les adventices couvrent 30,4 % de la surface totale. La même équipe ([78, 116]) propose de détecter la folle avoine dans un semis de triticales avec la même méthode. Les auteurs constatent que cette approche est surtout efficace pour les forts taux d'infestation. En effet, ils constatent à l'aide d'un radiomètre que les pixels de culture émergente sont très proches (au sens spectral) des pixels de sol. La résolution de 0,5 mètre explique ce résultat ; l'écartement des cultures étant très inférieur à la résolution, on obtient un effet de moyennage.

La détection des adventices dans des cultures installées est proposée par Brown *et al.*. Ils montrent qu'il est possible de distinguer des adventices en utilisant quatre bandes spectrales (440, 530, 650 et 730 nm) ([18]). Des images aériennes sont acquises à des altitudes variant de 500 à 700 mètres à l'aide de filtres passe-bandes Kodak. De plus, les caractéristiques spectrales des adventices doivent être mesurées avant les prises de vues afin d'étudier la séparabilité des différentes classes. La classification est obtenue en utilisant le maximum de vraisemblance entre les données aériennes et les références spectrales. Ce système permet de construire des cartes de préconisation ([17]).

2.2.3. Détection de proximité

Conscientes des limites liées aux images aériennes, de nombreuses équipes ont choisi de travailler au plus près de la plante. L'ensemble de ces travaux peut être décomposé en deux groupes. Tout d'abord, les études portant sur la spectrométrie qui utilisent les différences spectrales entre les plantes afin d'obtenir un critère de classification. D'autre part, des équipes ont choisi d'utiliser l'analyse d'image pour identifier les plantes.

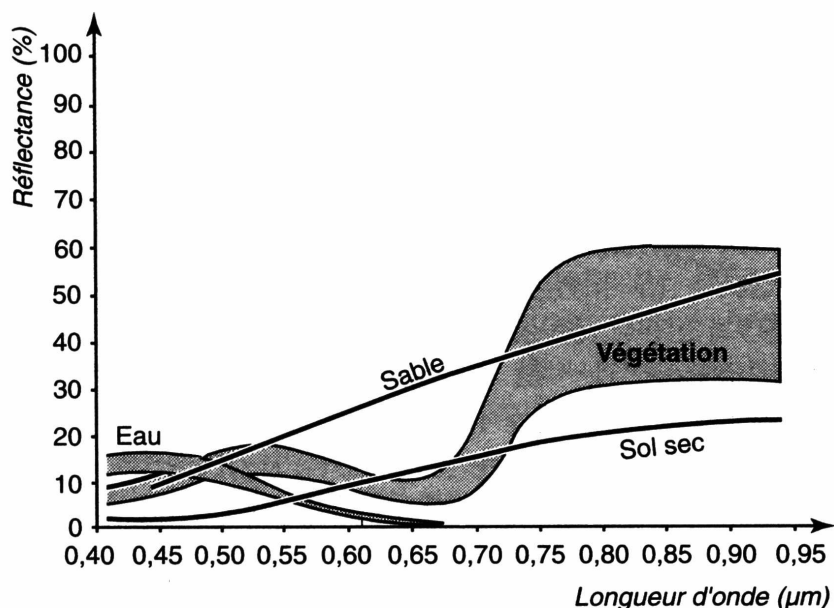


FIG. 2.1. Présentation schématique des spectres de réflectance de la végétation et du sol (d'après [9])

2.2.3.1. Travaux basés sur la spectrométrie :

Le spectre de réflectance générique d'une plante peut être schématisé par la figure 2.1. On constate que dans le domaine du visible, les plantes réfléchissent le vert et absorbent le rouge et le bleu. La réflectance des plantes dans le visible est principalement due à différents composés comme les chlorophylles, les caroténoïdes, les xanthophylles, *etc* ... Dans l'infrarouge, on constate une très forte réflectance, celle-ci est due à la constitution physique des feuilles et notamment à l'agencement des différentes couches de cellules ([144]).

La première application utilisant les caractéristiques spectrales des plantes est la détection de végétation sur sol nu. En effet, comme le montre la figure 2.1, les spectres de réflectance du sol et de la végétation sont très différents. Il existe des systèmes commerciaux basés sur cette approche. On peut citer le DetectSpray et le WeedSeeker. Ils sont tous les deux basés sur la mesure de la réflectance dans le rouge et dans l'infrarouge. Ces systèmes permettent de traiter les adventices entre les rangs de culture. Biller propose une étude du DetectSpray dans une culture de maïs. L'économie de désherbant a été mesurée sur 4 bandes de 130 mètres de long placées dans l'entre-rangs. Une réduction d'herbicide de 30 à 70 % a été constatée ([13, 12]). L'auteur remarque que le système reste toutefois délicat à calibrer.

Une équipe de l'Université de Leuven a conduit de nombreuses études utilisant la spectrométrie. Vrindts *et al.* utilisent des spectres de réflectance de 200 à 2000 nm. La première étude (menée en laboratoire) montre qu'il est possible de classer les échantillons dans les deux groupes cultures/adventices avec un taux d'erreur très faible (entre 0 et 6 %) à l'aide

d'outils statistiques ([145]). L'utilisation du rapport entre les intensités à des longueurs d'ondes différentes mesurées dans les mêmes conditions permet d'obtenir un taux d'erreur moyen inférieur à 1 % ([146]). Feyaerts *et al.* utilisent les informations fournies par un spectro-imageur⁵. Le nombre de bandes spectrales est réduit en utilisant une analyse en composantes principales, puis différents classifieurs sont testés : le classifieur à distance minimale (avec la distance euclidienne et la distance de Mahalanobis), les k plus proches voisins, les arbres de décision et les réseaux de neurones. Le taux de discrimination culture/adventices varie de 80 à 90 % selon la culture et les adventices considérées ([43, 45]). Une application de ce dispositif est proposée dans [109, 44]. Le système est utilisé pour détecter les adventices dans des cultures en ligne. Les adventices sont détectées dans l'entre-rangs, sans être toutefois identifiées. De plus, toutes les plantes présentes dans le rang sont considérées comme appartenant à la culture.

2.2.3.2. Analyse d'images

Les approches précédentes utilisent des méthodes liées au traitement du signal. Elles limitent le nombre d'informations disponibles pour l'identification. L'utilisation de l'image permet d'augmenter la quantité d'information présente et donc d'obtenir de meilleurs résultats. Nous allons ici présenter quelques approches liées à l'analyse d'image.

Méthodes morphologiques A l'échelle de la plante de nombreuses équipes ont choisi de travailler avec des méthodes morphologiques pour identifier les espèces. L'identification s'effectue alors en prenant en compte la forme des feuilles. Cette approche est similaire à l'identification visuelle.

La première méthode est proposée par Guyer *et al.* ([54]). 17 paramètres simples sont extraits de l'image d'une feuille (notamment l'aire, le périmètre, la largeur, la longueur, ...), ces paramètres sont combinés pour obtenir 13 caractéristiques permettant la classification à l'aide de règles simple (si...alors). Un ensemble d'évaluation est constitué à partir de 5 feuilles de 8 espèces. La base d'apprentissage est constituée de 3 feuilles de chaque espèces. Les feuilles restantes sont utilisées pour évaluer la méthode. Le système classe correctement 11 feuilles sur les 16 restantes. Le taux de réussite est donc de 69 %. Un groupe de recherche américain a étudié l'évolution de différents paramètres géométriques sur 10 espèces d'adventices ainsi que sur du maïs et du soja ([148]). Ils constatent que les paramètres choisis permettent de séparer les monocotylédones des dicotylédones durant une petite période de temps (entre 14 et 23 jours après l'émergence). Les auteurs remarquent que cette période est favorable pour les désherbages post-levée. Im *et al.* proposent une approche originale pour identifier les feuilles d'arbres. Ils décomposent la feuille en un polygone de base sur lequel s'accrochent des parties triangulaires ([65]). Actuellement, ces travaux n'ont pas été utilisés sur des feuilles d'adventices ou de cultures. Yonekawa *et al.* ont étudié l'évolution

⁵ La description complète de ce dispositif se trouve dans le chapitre C.

des paramètres morphologiques sur des images de synthèse ([156]). Ils constatent que la discrimination par les paramètres géométriques simples reste délicate dans le cadre de feuilles très proches. De plus, la résolution des images nécessaires doit être très grande ; en effet la fiabilité de certains paramètres est directement dépendante de celle-ci.

Manh ([91, 92]) (puis De Mezzo ([33])) propose d'utiliser des contours déformables afin de caractériser la forme des feuilles. Les paramètres du contour sont alors utilisés pour identifier l'espèce. Selon l'espèce considérée, de 86 % à 93 % des plantes sont bien identifiées. Les limites actuelles de cette approche restent le temps de calcul et la résolution des images (de l'ordre du millimètre carré par pixels).

Actuellement, aucune de ces approches n'est envisageable à l'échelle agricole. Les méthodes basées sur des paramètres simples nécessitent peu de calculs et sont donc utilisables en temps réel mais fournissent un résultat de qualité médiocre. D'autre part la méthode proposée par Manh est suffisamment précise mais encore trop longue en temps de calcul pour envisager une application en temps réel.

Utilisation de la texture Dans le domaine du traitement d'image la texture définit les relations d'intensité entre les pixels. Plusieurs approches existent comme les matrices de cooccurrence ou la transformée de Fourier.

Les paramètres de texture pour la détection d'adventices sont utilisés dans [20]. L'auteur utilise des images couleurs définies dans la base teinte, luminance, saturation (TLS). Un ensemble de 11 paramètres de texture sont extraits. Des analyses statistiques sont utilisées pour trouver les plus pertinents. La population de test est composée de 5 espèces d'adventices. Le taux de plantes bien classées est de plus de 90 %. Les auteurs proposent aussi d'utiliser un réseau de neurones pour porter ce taux à plus de 96 % ([19]).

Approches combinées Plusieurs auteurs ont choisi de combiner différentes approches afin d'obtenir des algorithmes de détection plus robustes.

Après une détection de la végétation sur des images couleurs, Slaughter *et al.* utilisent un ensemble de règles simples pour regrouper en plantes les différentes feuilles obtenues. Ce système permet de détecter les adventices dans des champs de tomates ([135, 81]).

Martin-Chefson propose d'utiliser la bande infra-rouge en plus des composantes RGB (rouge, vert, bleu). Une analyse en composantes principales (ACP) lui permet de séparer le sol de la végétation. Il utilise ensuite un critère de taille en complément de l'ACP pour séparer les cultures des adventices. Son approche est limitée à la détection d'adventices dans du maïs juvénile ([95]).

D'autres paramètres peuvent être pris en compte. Par exemple Pérez utilise la position de la ligne de semis pour détecter les adventices ([112]). Il complète cette approche par des critères morphologiques. Cette approche permet de reconnaître 89 % des cultures présentes et 79,2 % des adventices. Cette approche a deux limites, une différence morphologique doit

être importante entre les cultures et les adventices (par exemple, une dicotylédone et une monocotylédone), de plus l'image doit être acquise avec les lignes de semis verticales.

2.3. Synthèse des méthodes présentées

Nous venons d'inventorier les différentes méthodes utilisées pour détecter les adventices. On peut les classer en deux grands groupes : les méthodes orientées vers le temps réel et les méthodes de cartographie.

Les premières sont principalement destinées à des applications agricoles. Elles restent toutefois limitées à la détection d'adventices sans identification des plantes. Un désherbant total doit donc être utilisé. Elles ne sont donc utilisables que pour traiter des adventices sur sol nu, chaumes ou dans l'entre-rangs.

La mise en oeuvre des méthodes de cartographie est un peu plus longue mais permet d'obtenir beaucoup plus d'information. En effet, avant le traitement des adventices, la carte d'infestation doit être établie. Toutefois, cette étape permet de fusionner d'autres informations et d'obtenir un système de décision efficace. Christensen *et al.* proposent un tel modèle qui utilise différents paramètres comme le coût du désherbant, la densité des cultures, ... la dose de désherbant est alors modulée en conséquence ([58, 60, 27, 26]). De plus, l'identification des adventices offre aussi l'avantage de permettre le choix du désherbant en fonction des espèces présentes.

Chapitre 3

Définition d'un système de détection des adventices

Dans ce chapitre nous allons définir les principales caractéristiques d'un système de détection d'adventices original. Le premier critère pris en compte sera le domaine d'utilisation. Ensuite nous discuterons du choix de la plateforme d'acquisition pour finir par dresser un cahier des charges du système d'acquisition utilisable.

3.1. Champs d'investigation possible

Selon l'application envisagée, la finesse de détection n'est pas la même. Les deux domaines d'utilisation sont la production agricole et la recherche agronomique. Leurs besoins concernant la détection d'adventices sont très différents comme le montre la figure 3.1.

3.1.1. Production agricole

Dans le domaine de la production agricole, l'échelle de décision est basée sur le comptage de plantes par mètre carré. A cette échelle on peut détecter des taches d'adventices ou des individus à des stades de développement avancés. Dans ce cas, les parcelles sont de l'ordre de la dizaine d'hectares. Il s'agit de réaliser une carte d'infestation sans identification des espèces adventices. Une phase ultérieure d'identification sera nécessaire pour choisir la substance utilisée. La résolution de détection en agriculture est directement liée aux outils utilisés pour pulvériser les herbicides. La précision d'application est définie par le pulvérisateur utilisé. Feyarts propose un calcul simple pour évaluer la taille minimum de la zone pulvérisée ([44]). La vitesse d'avancement du tracteur lors de l'opération est de l'ordre de 4 km/h (soit 1,1 m/s). L'auteur propose une fréquence de commutation des buses de 15 Hz. La tache minimum sur laquelle on pourra pulvériser correspond ainsi à une longueur de 7,5 centimètres de long. La largeur dépend de la disposition des buses sur la rampe et du type de buses. Actuellement, il n'existe pas de pulvérisateur permettant la commande individuelle des buses. Quelques pulvérisateurs permettent de contrôler des portions de rampe, soit une largeur de pulvérisation de quelques mètres. Toutefois, la sensibilité aux dés herbants de certaines adventices dépend de leur taille ([34]). Il est donc nécessaire de détecter ces adventices

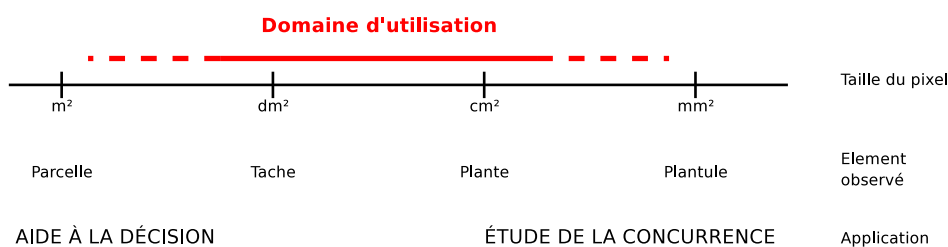


FIG. 3.1. Définition du domaine d'utilisation du système

à des stades très jeunes d'où la nécessité d'une résolution plus élevée que celle des outils de traitements.

3.1.2. Expérimentation agronomique

Dans le domaine expérimental on s'intéresse à des plantes individuelles ou à des plantules¹, ce qui conduit à des résolutions du centimètre carré voire du millimètre carré. Les surfaces étudiées en expérimentation sont de l'ordre d'une dizaine de mètres carrés. Cela rend possible le positionnement optimisé des sites d'échantillonnage en fonction des densités observées. Les résultats attendus, outre la notation d'essais, pourront contribuer à l'étude des interactions entre les cultures et les adventices.

3.2. Choix d'une plate-forme d'acquisition

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que les méthodes de cartographie des adventices sont basées soit sur des observations au sol, soit sur des observations aériennes à des altitudes moyennes (plus de 500 mètres). La prise d'image aérienne offre de nombreux avantages. La carte d'infestation est établie sans parcourir la parcelle, on évite ainsi de dégrader le sol lors de périodes humides. Les images peuvent couvrir une grande surface permettant ainsi une cartographie rapide. La seule limite de ces systèmes est la résolution au sol qui est directement liée à l'objectif utilisé et à l'altitude de vol. Ces deux paramètres restent toutefois bornés de façon rigide. L'altitude ne peut pas être réduite sous un certain plafond sans risque. L'augmentation de la focale de l'objectif conduit à une diminution de la luminosité entraînant des temps d'exposition plus long pouvant conduire à des images floues.

Une diminution de l'altitude de vol pourrait permettre de combiner les avantages de la proxi-détection et de la télédétection. Quelques aéronefs permettent de voler à de faibles altitudes : ULM, hélicoptères, modèles radiocommandés, ballons, cerf-volants... Les deux premiers dispositifs restent toutefois très onéreux et nécessitent des compétences très poussées.

¹ Stade juvénile

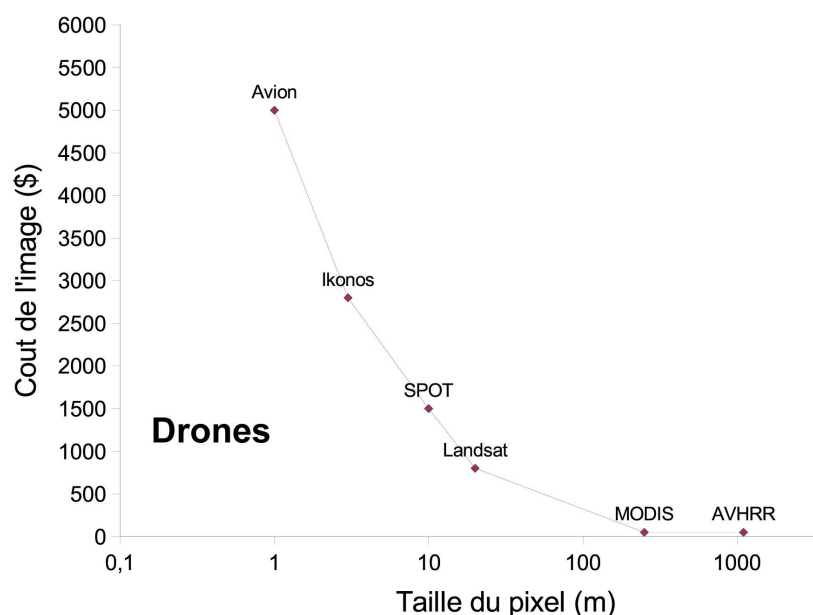


FIG. 3.2. Coût des images aériennes pour photographier une surface donnée (d'après [64])

L'utilisation des avions radiocommandés pour la prise de vue commence à se développer dans des domaines aussi variés que l'archéologie, le survol de chantiers,...

Dans le domaine agricole, les avions radiocommandés (aussi nommé **drone**) permettent de suivre les cultures facilement. Par exemple, Stafford utilise un drone pour estimer la variabilité d'une culture ([128]).

Un des principaux avantages de cette plateforme est le coût d'utilisation. En effet, la figure 3.2 présente le coût de cartographie d'une surface donnée en fonction de la résolution. Pour toutes les autres plateformes on constate une relation entre la résolution et le coût des images. Pour des parcelles de taille raisonnable, le drone ne suit pas cette règle et permet d'obtenir des images à haute résolution pour un coût très raisonnable.

3.3. Système d'acquisition de données

Le chapitre précédent nous a montré que les informations spectrales permettent une classification efficace entre les cultures et les adventices. Le capteur utilisé devra donc permettre l'acquisition de ce type d'information. De plus, la disposition particulière des cultures semble être un critère intéressant pour la détection des adventices. Le capteur choisi devra donc permettre d'acquérir les structures spatiales des plantes (taches pour les adventices,



FIG. 3.3. Drone utilisé durant nos manipulations

lignes pour les cultures) tout en prenant en compte des informations spectrales. Dans ce domaine, il est primordial de pouvoir acquérir des informations dans le domaine infra-rouge.

3.4. Conclusion

En prenant en compte les limites de chacun des dispositifs cités ci-dessus, nous avons choisi d'utiliser un avion radiocommandé de 2,50 mètres d'envergure pour acquérir des images. La charge pouvant être embarquée est de l'ordre de 1 kilogramme. Cet avion est doté d'une surface alaire suffisante pour permettre le vol même en cas de panne de moteur ce qui en rend l'utilisation plus sûre (figure 3.3).

Usuellement les drones sont utilisés avec des appareils photographiques. Les appareils argentiques ont tendance à disparaître au profit des appareils numériques. Ceux-ci permettent de visualiser les clichés juste après l'acquisition. Toutefois, les appareils photographiques présentent certaines limites ce qui nous a conduit à entamer une réflexion plus poussée sur le choix du dispositif d'acquisition.

Dans la partie suivante, après quelques rappels physiques, nous exposerons un inventaire des différents dispositifs d'acquisition existants. La solution retenue sera ensuite détaillée. Son fonctionnement complet sera présenté dans le chapitre suivant. Enfin, les caractéristiques techniques et les résultats fournis par ce dispositif concluront cette partie.

Deuxième partie II

Acquisition des images

Chapitre 4

Dispositifs existants

Dans ce chapitre, nous allons présenter un ensemble de solutions permettant d’acquérir des images¹ sur plusieurs bandes spectrales. Lorsque le nombre de bandes est inférieur à la dizaine, on parle de dispositif d’acquisition **multispectral** et lorsque le nombre de bandes est supérieur à la dizaine (jusqu’à plusieurs centaines), on parle de dispositif d’acquisition **hyperspectral**. Pour commencer, nous allons présenter les dispositifs à dispersion, puis nous détaillerons les dispositifs d’acquisition basés sur le filtrage chromatique.

4.1. Capteurs imageurs à dispersion

Les capteurs imageurs à dispersion sont basés sur le fonctionnement du spectromètre. Le principe d’un spectromètre est présenté en figure 4.1. La lumière à analyser est guidée par une fibre optique jusqu’à un élément dispersif (*e.g.* un prisme ou un réseau de diffraction). La lumière diffractée irradie ensuite un capteur CCD linéaire. Chaque élément reçoit donc le flux lumineux correspondant à une longueur d’onde précise. On obtient ainsi une mesure du flux lumineux en fonction de la longueur d’onde. Cet appareil réalise ainsi une analyse ponctuelle de la lumière.

Les spectromètres imageurs sont basés sur le même principe. Une fente fine remplace la fibre optique d’entrée. Le faisceau lumineux obtenu traverse un élément dispersif puis les franges de lumière diffractée irradient une matrice CCD. Une des dimensions du capteur CCD fournit donc la longueur d’onde, l’autre dimension fournit la dimension spatiale. Ces spectromètres permettent donc l’analyse du flux lumineux le long d’une fine ligne.

Ces appareils ont une résolution spectrale très fine, on peut obtenir facilement plus de 200 bandes ([43, 45]). Le système est très fiable car il n’y a aucune pièce mécanique mobile et l’assemblage optique reste simple. Pour obtenir des images, il est nécessaire de balayer la zone à observer. Dans le cas des images aériennes, ce type de capteur est embarqué, le balayage de la zone à observer étant assuré par le déplacement de l’avion ([79]). Il est nécessaire d’embarquer des instruments de mesure des paramètres de vol² pour reconstruire

¹ Le lecteur non initié à l’imagerie trouvera quelques rappels de physique dans l’annexe C.

² Altimètre, gyroscopes, GPS.

les images. Enfin, la quantité de données est très grande, avec de fortes redondances, ce qui réserve ce type d'appareil pour des essais préliminaires au choix de bandes spectrales.

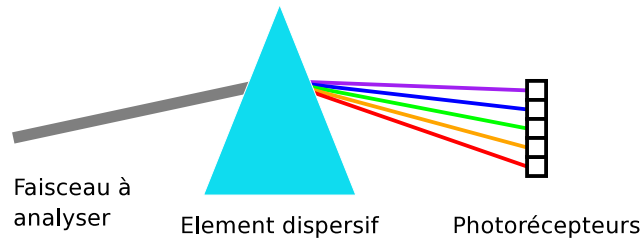


FIG. 4.1. Principe de base d'un spectromètre

4.2. Capteurs imageurs à filtrage chromatique

La plupart des capteurs multispectraux utilisent des filtres passe-bandes. De nombreuses dispositions de filtres sont possibles, le nombre de filtres peut lui aussi varier très largement ainsi une multitude d'équipements différents a été imaginée. Nous allons présenter les capteurs les plus couramment utilisés dans les lignes qui vont suivre.

4.2.1. Imageurs utilisant plusieurs capteurs

L'utilisation d'autant de capteurs que de bandes spectrales paraît être la solution la plus simple. Plusieurs auteurs ont fait ce choix ([77, 63]). Dans le domaine agricole, quatre bandes spectrales sont généralement choisies (rouge, vert, bleu, et infra-rouge). L'ensemble est utilisé pour acquérir des images aériennes. Les images sont ensuite corrigées en prenant en compte les coordonnées de vol et/ou des repères au sol. Les quatre capteurs ayant des objectifs distincts, une opération de recalage d'image est nécessaire. La simplicité d'utilisation et de mise en œuvre est pénalisée par le coût prohibitif de l'équipement.

Une approche originale est l'utilisation de deux appareils photographiques numériques : l'un permet d'acquérir les images dans le domaine visible (rouge, vert, bleu) ; l'autre, après modifications, acquiert des images dans l'infra-rouge proche ([68]).

4.2.2. Systèmes mono capteur avec dispersion spatiale des différentes longueurs d'ondes

Les systèmes utilisant plusieurs capteurs restent très onéreux. De nombreuses méthodes existent qui permettent de n'utiliser qu'un seul capteur d'image. Une approche courante consiste à disposer des zones caractérisant des longueurs d'ondes particulières sur le capteur.

4.2.2.1. Systèmes à filtres entrelacés

Les systèmes d'acquisition d'image à bas coût (comme les appareils photographiques numériques, les caméscopes grand public, les *webcams*), intègrent des filtres passe-bande sur la surface du capteur répartis de façon homogène. Les filtres sont obtenus par dépôts chimiques lors de la fabrication du capteur. Le prix de revient est ainsi très faible ce qui a permis la démocratisation des dispositifs d'acquisition d'images couleurs.

Dans le domaine de l'instrumentation, ce système présente toutefois certaines limites. Les bandes spectrales sont fixées à la construction et le temps d'exposition est identique pour les différentes bandes. Enfin, la résolution spatiale réelle du capteur est divisée par le nombre de filtres différents (souvent 3), les points manquants devant être interpolés. La figure 4.2 présente deux répartitions possibles des filtres sur un capteur couleur.

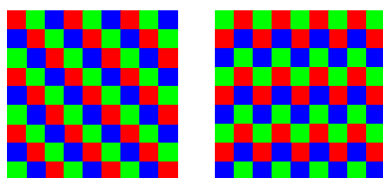


FIG. 4.2. Deux répartitions possibles des filtres sur le capteur

Ce problème a conduit le fabricant Foveon à développer un capteur dans lequel les différentes couleurs sont associées à différentes couches dans le silicium. La résolution spatiale est alors maximale pour les trois couleurs ([117]).

4.2.2.2. Système à base de zones spectrales sur le CCD

Une méthode originale est proposée par la société Optical Insights ([150]). La figure 4.3 présente la construction optique du dispositif. Le flux lumineux est tout d'abord collimaté par l'objectif (L1), puis un ensemble de lentilles (L2, L3) parallélise les rayons lumineux. Les rayons lumineux sont ensuite séparés (S) entre plusieurs flux distincts. Chacun des flux ainsi obtenu traverse un filtre différent. Enfin, les flux sont concentrés par une lentille (L4 ou L5) sur des parties différentes du même capteur CCD³.

La séparation du flux lumineux en plusieurs parties offre différents avantages. Tout d'abord l'acquisition des différentes bandes est simultanée ce qui permet d'étudier des phénomènes rapides. D'autre part, les rayons lumineux étant parallèles lors du filtrage, l'épaisseur des filtres ne modifie pas le chemin optique. Des filtres d'épaisseurs différentes peuvent donc être mis en place (les spécifications maximales d'épaisseur sont de 10 mm). Enfin, le système ne comporte pas de pièces mobiles.

Cette construction conduit toutefois à certaines limites. Le flux lumineux étant séparé en plusieurs parties, le temps d'exposition doit être augmenté en conséquence. Les différentes

³ Pour des raisons de clarté, le capteur CCD a été séparé en deux parties sur le schéma optique.

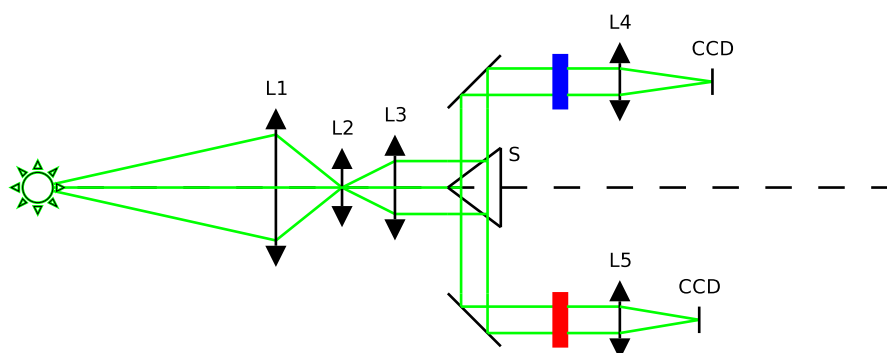


FIG. 4.3. Parcours optique à l'intérieur du capteur MultiSpec

composantes de l'image étant acquises simultanément, elles ont donc le même temps d'exposition. Il est ainsi nécessaire d'avoir des filtres ayant des transmittances assez proches. Enfin, la résolution de l'image est divisée par le nombre de capteurs et les images doivent être recalées.

4.2.3. Capteurs imageurs utilisant des filtres passe-bandes réglables

Le milieu de l'astronomie a beaucoup contribué à la mise au point de méthodes d'acquisition multispectrales. En effet, les astronomes utilisent de telles images pour déterminer les composants chimiques des objets étudiés. Certains d'entre eux sont à l'origine de dispositifs innovants comme les filtres passe-bandes réglables ou les roues de filtres. Nous allons présenter les filtres passe-bandes réglables dans les lignes qui suivent. Les systèmes basés sur des roues de filtres seront étudiés dans la section suivante.

4.2.3.1. Filtres à cristaux liquides

Les filtres à cristaux liquides⁴ sont construits sur le modèle du filtre de Lyot. On place un élément biréfringent à retard fixe⁵ entre un polariseur et un analyseur. On obtient ainsi un filtre dont la transmittance est une fonction sinusoïdale dont la fréquence dépend de l'épaisseur de l'élément biréfringent. Afin d'obtenir un filtre passe-bande, on combine plusieurs ensembles polariseur+élément biréfringent en doublant l'épaisseur d'un élément à son suivant. On ajoute un analyseur au dernier élément. On obtient ainsi un filtre passe-bande à forte sélectivité. La transmittance est alors un produit de fonctions sinusoïdales.

Dans le cas des filtres à cristaux liquides, on place une lame de cristaux liquides entre l'élément biréfringent et le polariseur de l'élément suivant. Les cristaux liquides se comportent comme un élément à retard qui dépend de la tension. On obtient ainsi un filtre

⁴ Liquid Crystal Tunable Filters : LCTF

⁵ Comme par exemple du quartz ou de la calcite.

passer-bande dont la longueur d'onde centrale est réglable ([21, 122]). La figure 4.4 présente la constitution d'un élément de base de ces filtres.

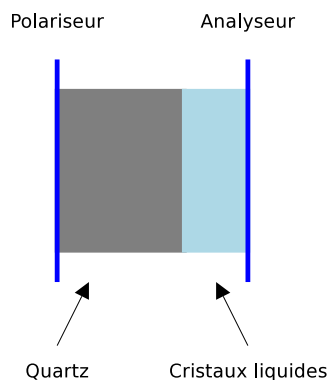


FIG. 4.4. Constitution simplifiée d'un élément LCTF

4.2.3.2. Filtres acousto-optiques

Les filtres acousto-optiques sont construits autour d'un cristal transparent doté de certaines caractéristiques optiques et acoustiques. La lumière incidente frappe le cristal pendant qu'une onde acoustique le traverse de manière orthogonale. La diffusion de cette onde dans le réseau cristallin entraîne des variations d'indice de réfraction pour une seule longueur d'onde. Le comportement de ce dispositif est alors proche de celui d'un filtre. La longueur d'onde diffractée dépend de la fréquence de l'onde acoustique[48].

4.2.3.3. Filtres de Fabry-Perot

Un filtre de Fabry-Perot est construit autour d'une cavité de Fabry-Perot. On utilise deux lames semi-transparentes disposées en face-à-face. Les surfaces internes sont revêtues d'un film partiellement réfléchissant (donc partiellement transparent), délimitant un volume de matériau diélectrique (ou d'air). Lorsqu'une onde lumineuse incidente entre dans cette cavité, elle subit de nombreuses réflexions, entraînant des phénomènes d'interférences qui annulent certaines longueurs d'ondes. L'onde transmise ne comprend alors plus qu'une seule longueur d'onde et ses harmoniques. Afin de limiter les harmoniques, on place généralement une deuxième cavité ; on construit alors un double filtre de Fabry-Perot⁶. Dans les filtres électro-optiques⁷ on place dans la cavité un corps dont la réfractance varie en fonction d'une tension. Les systèmes les plus récents utilisent des cristaux liquides dans la cavité. On parle alors de filtre de Fabry-Perot à cristaux liquides⁸ ([108]).

⁶ Dual Tunable Fabry-Perot : DTFP

⁷ Electro-Optic Fabry-Perot : EOFP

⁸ Liquid Crystal Fabry-Perot : LCFP

TAB. 4.1. Caractéristiques des filtres optiques réglables (d'après [108])

Caractéristiques	Filtres accordables à cristaux liquides (LCTF)	Filtres accordables acousto-optiques (AOTF)	Filtres electro-optiques de Fabry-Perot (EOFP)
Temps d'accord	environ 50 ms	entre 15 ms et 30 ms (selon la technologie)	environ 40 ms pour les LCFP environ 4 ms pour les DTFP
Domaine spectral	400-1800 nm	200-5000 nm	400-1550 nm
Largeur de bande du domaine utilisable	450 nm (dans le visible et le proche infra-rouge) 950 nm (dans l'infra-rouge moyen)	700 nm (dans le visible et le proche infra-rouge) 3900 nm (dans l'infra-rouge moyen)	100 nm
Largeur minimum de la bande passante	5 nm	0,4 nm	0,05 nm
Largeur maximale de la bande passante	30 nm (applications multispectrales) 100 nm (applications trichromatiques)	50 nm	10 nm
Erreur moyenne sur la longueur d'onde centrale	0,5 nm	1 nm (varie avec la longueur d'onde)	1 nm (varie avec la longueur d'onde)
Transmission moyenne dans la bande passante	entre 20 % et 50 %	98 %	entre 20 % et 50 %
Transmission en bande coupée	0,01% à 0,05 %	0,05 % à 0,1 %	0,5 % à 1 %

4.2.3.4. Synthèse

Le tableau 4.1 présente une synthèse des caractéristiques principales des différents filtres passe-bandes réglables. On constate que les différentes technologies se complètent. Certains filtres permettent des temps de configuration très rapides mais sur des domaines spectraux étroits (comme les DTFP), d'autres couvrent un grand domaine spectral mais le temps de configuration est beaucoup plus long. Ces filtres permettent de conserver la résolution spatiale de la caméra contrairement aux systèmes basés sur un zonage du capteur. De plus, le nombre de bandes observées peut varier très facilement ainsi que la largeur de celles-ci. Ces avantages font que ces filtres sont très utilisés en astronomie et en biologie.

4.2.4. Capteurs imageurs à base de roues de filtres

Une autre approche développée par les astronomes est l'utilisation de roues de filtres. Afin de faciliter le changement de filtre, des systèmes de roues motorisées ont été développés. Ils permettent d'automatiser la prise de vue. Par ailleurs, ces systèmes permettent de modifier le temps d'exposition du capteur CCD en fonction de la transmittance du filtre. Actuellement ces systèmes ne sont disponibles que pour des applications astronomiques. Dans ce cas, les temps d'exposition sont très longs (de quelques secondes à plusieurs minutes). Le temps de changement de filtre est de quelques secondes.

Pour sa thèse, Martin-Chefson a utilisé un prototype mis au point par Kodak permettant d'acquérir des images multispectrales. Ce système est basé sur un appareil photographique numérique Nikon équipé d'une roue dotée de filtres. Le système est pourvu de quatre filtres (Kodak 87, 25, 58 et 47b)⁹. Un filtre coupe infra-rouge est ajouté pour les bandes visibles. Le système permet d'acquérir une image couleur en 20 secondes, l'acquisition des images infra-rouge s'effectuant indépendamment ([95]). L'auteur remarque que le système présente de nombreuses limites comme le système de correction des couleurs ou le temps d'acquisition. Il convient de remarquer que le fabricant a abandonné le dispositif.

Globalement, ces systèmes offrent une résolution spectrale limitée (quelques bandes). Le temps d'acquisition des systèmes existants reste de l'ordre de plusieurs secondes. Par contre, la résolution spatiale de ces systèmes est identique à celle de la caméra utilisée ce qui permet d'avoir des images à haute résolution.

4.3. Synthèse des choix précédents et cahier des charges

Dans cette partie nous allons fixer le cahier des charges du dispositif que nous souhaitons embarquer dans le drone. Ensuite, nous allons pouvoir choisir la solution la plus adaptée parmi celles présentées ci-dessus.

4.3.1. Cahier des charges

Avant de choisir l'un ou l'autre des dispositifs présentés, il convient de définir un cahier des charges. Plusieurs paramètres permettent de définir un système d'acquisition multispectral (ou hyperspectral).

Paramètres spectraux Concernant les paramètres spectraux il y a trois paramètres principaux : la largeur spectrale du domaine couvert, le nombre de bandes spectrales et enfin la largeur spectrale des bandes spectrales.

Largeur spectrale du domaine couvert La largeur spectrale possible dépend du type de capteur utilisé. Les capteurs CCD couvrent un domaine allant de 400 nm à 1100 nm. D'autres

⁹ Nous reviendrons en détail sur les caractéristiques de ces filtres en section 5.2.2.

capteurs permettent (par exemple) de couvrir le domaine de l'infra-rouge thermique ou à l'inverse le domaine ultra-violet. Ces capteurs particuliers sont très onéreux et la pertinence de ces longueurs d'ondes dans le domaine agronomique n'a pas encore été étudiée.

Par contre, le domaine couvert par les CCD (qui est proche de celui de la pellicule argentine) a fait l'objet de nombreuses publications ([18, 8, 63, 84, 77, 78, 95, 116, 130, 151, 152]).

Nombre de bandes spectrales D'une manière générale, la décomposition spectrale sur quelques filtres à large bande spectrale semble donner des résultats de même qualité que l'utilisation d'un ensemble de filtres à bandes étroites ([66]). Dans le milieu agronomique, de nombreuses équipes utilisent quatre filtres centrés sur les longueurs d'ondes bleue¹⁰, verte, rouge et proche infra-rouge ([151, 84, 152, 8, 78, 116, 77, 63]). Certains auteurs ([18, 95, 130]), utilisent des filtres de marque Kodak offrant ces caractéristiques spectrales à un coût très faible. Il s'agit des filtres 25 (rouge), 47 (bleu), 58 (vert) et 88A (proche infrarouge).

Largeur spectrale des bandes Les filtres ayant des bandes spectrales étroites nécessitent soit une grande ouverture du diaphragme, soit un temps d'exposition important. Pour les résolutions élevées, un objectif ayant une focale importante est nécessaire. Or ces objectifs ne permettent pas une ouverture importante. Un temps d'exposition important peut conduire à des images floues à cause du déplacement de la plateforme d'acquisition.

Résolution au sol Comme nous l'avons évoqué dans le chapitre précédent, nous souhaitons pouvoir obtenir une résolution au sol comprise entre quelques mm² et quelques dm². Pour les imageurs embarqués sur des plateformes aériennes, la résolution du système dépend directement de l'altitude et de la focale de l'objectif utilisé¹¹. En pratique, la gamme d'altitude couverte par le drone permet d'utiliser des objectifs standards, donc ce paramètre ne conditionne pas le choix du dispositif.

Cadence d'acquisition Le système doit pouvoir acquérir les différentes bandes en un temps suffisamment court pour deux raisons. D'une part, les conditions d'éclairement ne sont pas contrôlables (puisque la source de lumière est le Soleil), d'autre part, le drone volant à une vitesse de l'ordre d'une dizaine de mètres par seconde les images seront spatialement décalées. Nous souhaitons un décalage maximal entre les différentes images de l'ordre de 25 pixels. Si on fixe la résolution à 1 cm par pixel avec une vitesse de vol de 10 mètres par seconde, il faut que les quatre images soient acquises en moins de 100 millisecondes.

Autonomie de fonctionnement Bien qu'il soit techniquement possible d'échanger des données entre la plate forme aérienne et l'opérateur au sol, nous souhaitons toutefois disposer

¹⁰ Certains auteurs suppriment la bande bleue n'utilisant que trois bandes ([8, 84, 152]).

¹¹ Le lecteur trouvera un calcul détaillé dans l'annexe A

d'un système autonome. La retransmission des images au sol en vue de leur stockage nécessite un débit de données trop important ; les images doivent donc être stockées en temps réel dans le drone.

D'autre part, le système doit être capable de gérer automatiquement les temps d'exposition. En effet, le flux lumineux peut varier dans de grandes proportions et conduire à des images sous ou sur exposées. De plus, nous souhaitons pouvoir facilement changer de filtres. Les filtres peuvent avoir des largeurs de bandes spectrales différentes conduisant donc à des temps d'exposition différents. Afin d'éviter des étalonnages complexes, un réglage automatique du temps d'exposition est nécessaire.

4.3.2. Solution retenue

Dans l'ensemble des solutions présentées deux approches semblent pouvoir couvrir en partie la liste des contraintes évoquées ci-dessus. Les filtres passe-bandes réglables permettent de choisir très facilement la bande spectrale en conservant la résolution spatiale de la caméra. Toutefois, il n'existe pas actuellement de filtres passe-bande réglables couvrant la bande spectrale qui nous intéresse avec un temps de réglage suffisamment rapide et une largeur de bande spectrale suffisante. Ces dispositifs évoluant rapidement, il est probable que, dans l'avenir, certains filtres réglables permettront un temps de réglage suffisamment rapide pour notre application.

Les systèmes de roues porte-filtres permettent aussi de choisir facilement les bandes spectrales (en changeant les filtres) sans altérer la résolution de la caméra. Mais comme les filtres réglables, le temps de changement est trop long pour notre application.

En prenant en compte la limite imposée par le laps temps disponible pour l'acquisition des images, nous avons donc décidé de concevoir un dispositif d'acquisition équipé d'une roue porte-filtres en rotation permanente contrôlée permettant des acquisitions à la cadence souhaitée (moins de 100 ms pour les quatre images).

Chapitre 5

Dispositif réalisé

Dans ce chapitre nous allons décrire le dispositif d'acquisition réalisé. Dans un premier temps nous allons présenter les caractéristiques des éléments constitutifs. Ensuite, la motorisation des filtres sera étudiée. Tous ces éléments sont contrôlés par une carte électronique que nous avons développée et dont nous présenterons les principales fonctions. Puis le système informatique qui permet l'acquisition et le stockage des images sera étudié. Nous concluons ce chapitre par un bilan de fonctionnement où les caractéristiques et les limites expérimentales du dispositif seront présentées. Nous proposerons des solutions afin de minimiser les conséquences de ces limites.

5.1. Présentation générale

Nous allons expliquer le fonctionnement global du dispositif dans un premier temps. Puis, nous exposerons les caractéristiques de la caméra retenue. Enfin, nous présenterons les fonctions principales de la carte d'acquisition.

5.1.1. Synoptique de dispositif

Le schéma 5.1 présente le synoptique global du dispositif d'acquisition. Afin de simplifier la conception nous avons choisi de développer notre système autour d'un ordinateur PC. Cette approche permet d'utiliser une carte d'acquisition industrielle, ce qui évite un développement long et délicat. De plus, le stockage des images est facilité par l'utilisation des supports informatiques standards. Une carte de contrôle gère la synchronisation de la caméra, du porte-filtres et de la carte d'acquisition.

5.1.2. Caméra CCD

Nous allons présenter ici les principales caractéristiques de la caméra utilisée. Notre choix s'est porté sur ce modèle pour deux raisons principales : d'une part, elle n'est pas équipée d'un filtre coupe infra-rouge contrairement à la plupart des caméras disponibles et d'autre part son prix d'achat n'est pas trop élevé (de l'ordre de 1000 € en 2001).

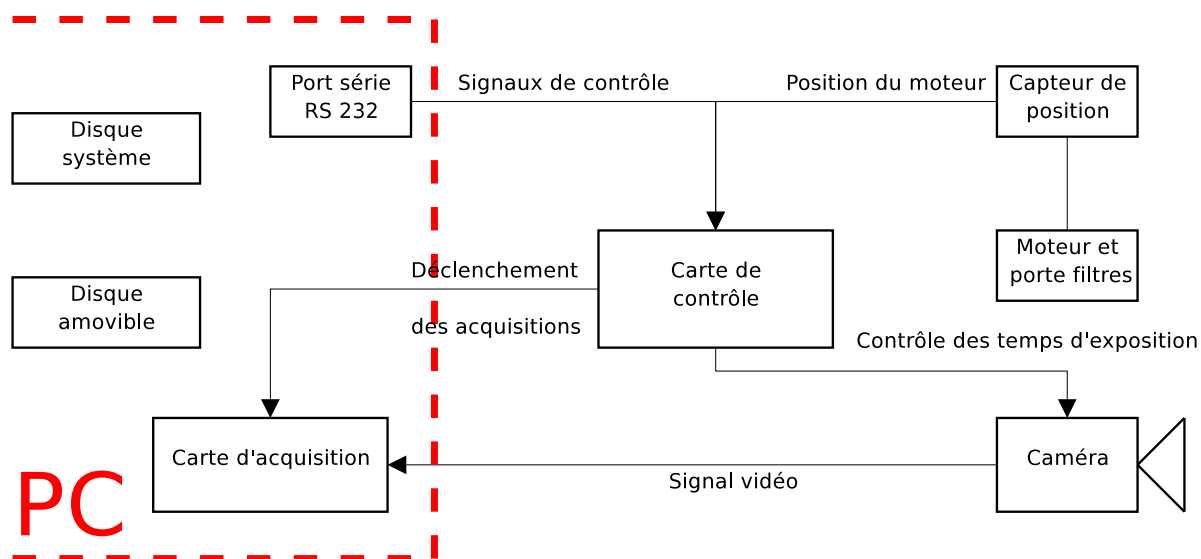


FIG. 5.1. Synoptique complet du dispositif d'acquisition

5.1.2.1. Résolution et cadence

La caméra JAI CV-M50 IR est équipée d'un capteur CCD de marque Sony (modèle ICX429ALL). Cette caméra est disponible aux formats européen (CCIR) ou américain (EIA). Nous avons retenu le format européen. La résolution (utile) du capteur est de 737 pixels sur l'axe horizontal et de 575 pixels sur l'axe vertical. Le signal vidéo est au format analogique CCIR (1 volt sous 75 Ω). Le rendement quantique de la caméra est présenté figure C.1.

Deux cadences d'acquisition sont possibles : le mode entrelacé et le mode non-entrelacé. En mode entrelacé, l'image est composée de deux trames : la trame impaire qui correspond aux lignes impaires suivie de la trame paire composée des lignes paires. Chaque trame dure 20 millisecondes. La cadence est donc de 25 images par seconde. Dans ce mode, chaque trame doit être exposée durant le transfert de la précédente. L'image doit donc être statique durant plus de 20 ms pour éviter les problèmes de flou et de bougé.

Dans le mode non-entrelacé seule la trame paire et exposée est transmise. On obtient donc une image de 288 lignes (donc de format 737 par 288 pixels). La cadence d'acquisition est alors de 50 images par seconde.

5.1.2.2. Temps d'exposition

Plusieurs modes de contrôle du temps d'exposition sont possibles. Un mode automatique permet à la caméra de générer les signaux de contrôle du CCD en fonction du temps d'exposition sélectionné grâce à des interrupteurs de configuration. Un mode longue exposition permet d'acquérir des images avec un temps d'exposition très long ; ce mode est destiné aux images astronomiques. Le mode retenu ("start/stop trigger mode") permet de contrôler

le temps d'exposition grâce à deux signaux électroniques. Le temps d'exposition doit être compris entre $100 \mu\text{s}$ et 13 ms et multiple de la durée d'une ligne ($64 \mu\text{s}$). Dans ce mode les signaux d'horloge ligne et trame doivent être fournis à la caméra, en plus du signal de déclenchement de l'exposition.

5.1.3. Carte d'acquisition

La carte d'acquisition Imagenation PX610 permet l'acquisition des signaux vidéo CCIR et EIA. Dans le cas des signaux CCIR, l'image obtenue a une résolution de 768×576 pixels en mode entrelacé et 768×288 pixels en mode non entrelacé. La carte supporte des cadences d'acquisition temps réel. L'acquisition peut être déclenchée par un signal extérieur (ACQ). Le fabricant fournit une librairie complète (DLL) pour le contrôle de la carte et le développement de logiciels de contrôle.

5.2. Motorisation et filtres

Avant de choisir une technologie de motorisation, nous allons calculer la vitesse de rotation et la puissance nécessaire. Afin de réaliser un asservissement de la vitesse, le moteur doit être équipé d'un capteur de position ou de vitesse. Nous présenterons le capteur retenu puis la fin de cette section portera sur le choix des filtres ainsi que sur leur disposition.

5.2.1. Choix de motorisation

Nous allons calculer la vitesse de rotation du porte-filtres et la puissance nécessaire. Ces éléments vont nous permettre de choisir une technologie de motorisation.

Vitesse de rotation Le système est équipé de quatre filtres. En une rotation du porte-filtres, on doit donc acquérir quatre images. Chaque image est composée de $n = 312$ lignes. Une ligne dure $d = 64 \mu\text{s}$. La vitesse de rotation du disque est alors :

$$\Omega = \frac{1}{4 \times n \times d} = 12,52 \text{ trs.s}^{-1} \quad (5.1)$$

La vitesse de rotation est donc de 751,2 tours par minute.

Puissance nécessaire La roue porte-filtres peut être assimilée à un cylindre de révolution de rayon 66 mm. Sa masse dépend des filtres utilisés, depuis des filtres gélatine de poids négligeable jusqu'à des filtres de verre beaucoup plus lourds. La masse maximale a été évaluée à 200 grammes. Le moment d'inertie de la roue est :

$$J = \frac{Mr^2}{2} = \frac{0.2 \times 0.066^2}{2} = 435,6 \cdot 10^{-6} \text{ kg.m}^2 \quad (5.2)$$

On fixe le temps de montée en vitesse à 0,25 seconde.

$$P_u = \frac{J \times \Omega^2}{2 \times t} = \frac{435,6 \cdot 10^{-6} \times (12,52 \times 2 \times \pi)^2}{2 \times 0,25} = 5,4 \text{ W} \quad (5.3)$$

TAB. 5.1. Synthèse des technologies de moteur possibles

Technologie	Avantages	Limites
Moteur pas à pas	<ul style="list-style-type: none"> - Électronique de contrôle simple - Prix d'achat 	<ul style="list-style-type: none"> - Vitesse limitée
Moteur "brushless"	<ul style="list-style-type: none"> - Couple important 	<ul style="list-style-type: none"> - Coût - Électronique de contrôle importante
Moteur à courant continu	<ul style="list-style-type: none"> - Prix d'achat - Modélisation simple 	<ul style="list-style-type: none"> - Nécessite un asservissement efficace

Moteur retenu Pour des petites puissances, plusieurs technologies de moteur existent. La tableau 5.1 présente une synthèse rapide des technologies les plus courantes.

La vitesse de rotation exigée se trouve dans la limite haute d'utilisation des moteurs pas à pas et dans la limite basse des moteurs à courant continu. On peut envisager l'utilisation d'un réducteur. Cette approche permet de conserver le produit couple \times vitesse de rotation constant (aux pertes près) mais peut conduire à un asservissement moins précis à cause des jeux mécaniques.

Dans un premier temps nous avons utilisé un moteur pas à pas. Le contrôle de ce moteur était effectué à l'aide du microcontrôleur. Toutefois, la vitesse exigée par notre application était légèrement trop élevée pour permettre un asservissement efficace.

Nous avons alors choisi d'utiliser un moteur à courant continu. Le modèle retenu est un moteur Portescape de puissance 35 W pour une tension d'alimentation nominale de 12 V. Ce moteur ne nécessite pas de réducteur pour fonctionner à la vitesse retenue.

Capteur de vitesse/position Selon l'asservissement retenu (vitesse ou position), nous devons choisir un capteur adapté. Toutefois, les capteurs de position permettent de déterminer la vitesse par dérivation. Nous avons équipé le moteur d'un capteur de position pour pouvoir obtenir les deux informations. Notre choix s'est porté sur un capteur incrémental

optique. Ce capteur est équipé de deux voies en quadrature. Le modèle retenu comporte en plus un signal de passage par la position de référence. Le capteur est équipé de 500 encoches. Il permet donc de mesurer 2000 positions. Une rotation du porte-filtres correspond à $312 \times 4 = 1248$ lignes vidéo. La précision du codeur est donc de 0,624 ligne, soit 40,936 μs .

5.2.2. Emplacement et choix des filtres

Deux emplacements sont possibles pour les filtres. Les filtres peuvent être placés devant l'objectif de la caméra ou entre l'objectif et le capteur CCD. Dans le premier cas, le réglage de l'objectif n'est pas modifié par la présence des filtres dans notre application (en effet, nous allons acquérir une image à grande distance de l'objet, les faisceaux lumineux peuvent être alors considérés comme parallèles à l'axe optique). Les filtres doivent avoir une surface au moins aussi grande que l'objectif de la caméra. Dans le second cas, la présence des filtres modifie le parcours optique de la lumière. On doit alors s'assurer que tous les filtres ont la même épaisseur ou alors modifier le parcours de la lumière pour paralléliser les rayons lumineux avant qu'ils ne traversent les filtres, puis les focaliser sur le CCD. Cette dernière approche est assez similaire à l'assemblage optique évoqué dans la section 4.2.2.2. Cet emplacement des filtres permet d'utiliser des filtres de très petits diamètres. Nous avons décidé de placer les filtres devant l'objectif de la caméra pour éviter des modifications trop importantes du chemin optique comme le montre la figure 5.3.

Nous avons choisi d'utiliser les filtres Kodak 87, 25, 58, et 47b. L'utilisation de ces filtres se retrouve souvent dans la bibliographie comme nous l'avons présenté dans la section 4.3.1. Ce sont des filtres en gélatine, bon marché et faciles à manipuler. Ces filtres ont été collés sur une roue en plastique (en ABS). Nous pourrions aussi réaliser ultérieurement une roue équipée de bagues pour monter des filtres en verre de diamètre standard.

La figure 5.2, présente les transmittances de ces filtres. Ces courbes de transmittances ont été mesurées à l'aide du spectromètre disponible à l'ENESAD. En effet, le fabricant ne fournit pas de courbe de réponse précise de ces filtres. On constate tout d'abord que tous les filtres ont une forte transmittance dans l'infra-rouge. Dans ce domaine spectral, il y aura donc une redondance des données. On constate que les transmittances totales de chaque filtre sont très différentes. Les temps d'exposition devront donc être corrigés en conséquence pour éviter des problèmes de sous-exposition ou de sur-exposition.

5.2.3. Assemblage mécanique de l'ensemble

Nous avons réalisé une équerre en aluminium de 4 mm afin d'installer le moteur au dessus de la caméra. La caméra peut être positionnée au plus près des filtres grâce à des trous oblongs et des vis de serrage. Le capteur de position a été placé derrière le moteur car celui-ci dispose d'un arbre traversant. Une photographie du prototype réalisé est présentée en figure 5.3.

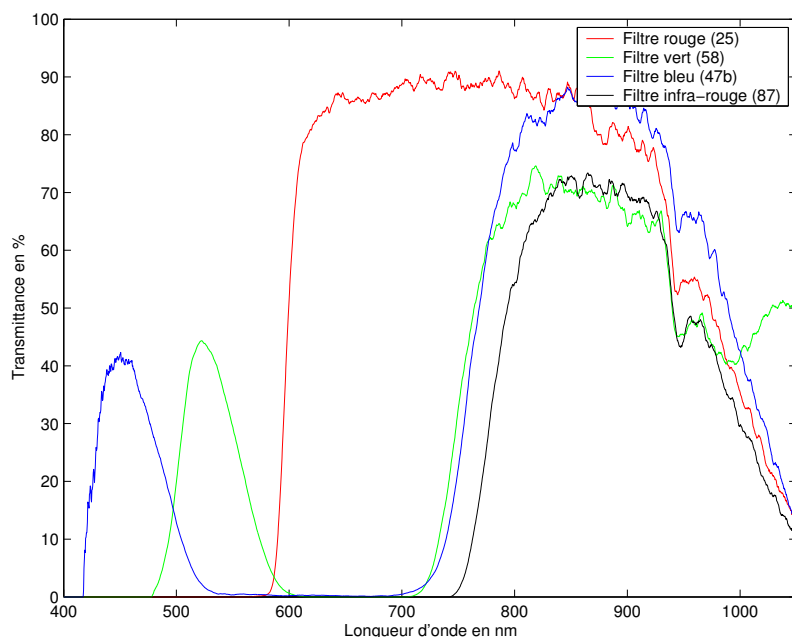


FIG. 5.2. Transmittances des filtres utilisés

5.3. Électronique de contrôle

Dans cette section la carte électronique va être décrite, puis les principales fonctions réalisées seront détaillées.

5.3.1. Principe

L'électronique de contrôle doit assurer deux fonctions principales : générer les signaux d'horloge et de contrôle de la caméra et asservir le moteur qui entraîne les filtres.

Afin de configurer facilement les différents paramètres, la carte doit pouvoir être connectée à un ordinateur PC. Il existe trois liaisons possibles avec un PC : le port série, le port parallèle et le port USB. Nous avons retenu le port série (RS-232) qui permet des échanges de données de façon simple. De plus, de nombreux microcontrôleurs sont dotés de cette interface, ceux munis d'une interface USB sont plus rares¹.

La carte de contrôle s'articule autour d'un microcontrôleur. Parmi les nombreux fabricants, nous avons retenu Microchip. Ce fabricant propose une vaste famille de microcontrôleurs. Afin d'en faciliter le choix, nous avons fixé une liste de caractéristiques importantes :

¹ Les microcontrôleurs dotés de l'interface USB commencent à se répandre au détriment de l'interface RS232. A l'heure actuelle, ce choix pourrait être reconsidéré.



FIG. 5.3. Prototype réalisé

- Mémoire de type flash qui permet des développements beaucoup plus rapides qu'une mémoire UV-EPROM²
- Interface RS232 interne
- Au moins 3 ports de sortie sur 8 bits

Parmi les modèle répondant à ces contraintes, nous avons retenu le PIC16F877.

La figure 5.4 présente le synoptique global de la carte réalisée. Pour des commodités de lecture, seules les fonctions principales ont été représentées.

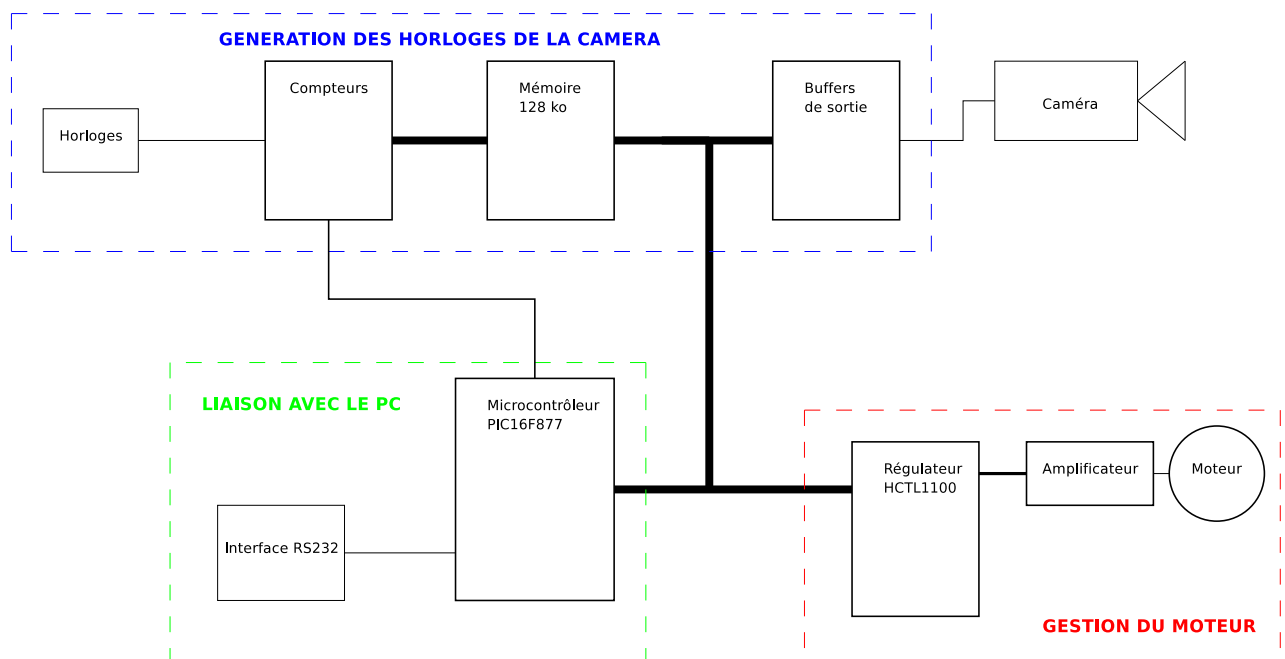


FIG. 5.4. Synoptique global de la carte de contrôle

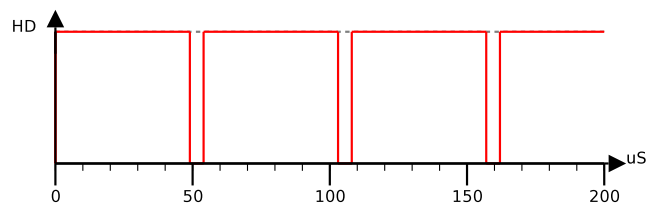
² Mémoire programmable électriquement et effaçable au rayonnement ultra-violet.

5.3.2. Génération des signaux vidéo

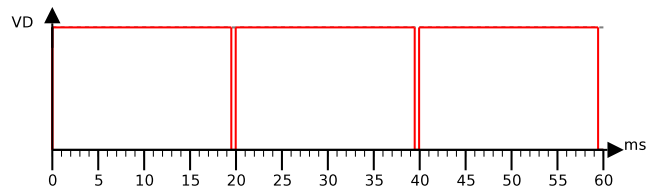
Nous allons décrire, dans un premier temps, les signaux à générer pour la caméra et la carte d'acquisition. Ensuite, nous allons présenter la solution mise en œuvre après en avoir expliqué le choix.

5.3.2.1. Descriptif des signaux à générer

Nous avons quatre signaux à générer. Deux signaux d'horloge vidéo pour la caméra (HD et VD) et un troisième signal pour régler le temps d'exposition. Le quatrième signal permet le déclenchement d'une (ou plusieurs) acquisition(s) par la carte vidéo.



(a) HD



(b) VD

FIG. 5.5. Signaux VD et HD

Horloge horizontale (HD) L'horloge horizontale est utilisée par la caméra pour synchroniser les lignes vidéo. Elle est composée d'une partie à 0 pendant $5 \mu\text{s}$ (un écart de $\pm 1 \mu\text{s}$ est toléré). Le reste du temps, le signal vaut 1. La période de l'horloge horizontale est de $H = 64 \mu\text{s}$ (figure 5.5-a).

Horloge verticale (VD) L'horloge verticale permet la synchronisation des images. Elle est définie en fonction de la période de HD. Le niveau haut dure 304,5 périodes et le niveau bas dure 7,5 périodes. La période VD vaut donc 19,968 ms avec un état haut de 19,488 ms et un état bas de $480 \mu\text{s}$ (figure 5.5-b).

Déclenchement de l'exposition (TRIG) Dans le mode choisi, l'exposition de l'image $n + 1$ a lieu pendant la lecture de l'image n . Le temps d'exposition est défini grâce à ce signal.

L'exposition commence sur le front descendant de TRIG et s'arrête sur le front montant de VD. De plus, les changements d'état du signal TRIG doivent être synchronisés avec HD.

Déclenchement de l'acquisition (ACQ) Ce signal déclenche l'acquisition d'une ou plusieurs images par la carte PX610. L'acquisition commence par l'image consécutive à celle où a eu lieu le passage à l'état haut de ACQ.

5.3.2.2. Solutions possibles

Deux solutions pouvaient être envisagées afin de générer les signaux vidéo : la génération par le microcontrôleur ou l'utilisation d'une circuiterie dédiée.

Dans le premier cas, on utilise un des timers présents dans le microcontrôleur. Ce timer permet la réalisation d'un sous-programme à intervalles réguliers. Ce sous-programme calcule les valeurs des différents signaux à générer. Le principal problème de cette approche est lié à l'arithmétique du microcontrôleur. Le microcontrôleur retenu gère une arithmétique sur 8 bits. Le système doit compter 312 lignes pour chaque image. Ceci implique d'utiliser une arithmétique sur 16 bits ce qui entraîne des temps de calcul non négligeables : on risque alors d'avoir des signaux d'horloge non synchronisés. Or, chaque modification de ces signaux d'horloge entraîne une reprogrammation du système.

La génération des signaux d'horloge par une circuiterie dédiée permet d'obtenir des signaux parfaitement synchrones. La mise en œuvre de compteurs et d'une mémoire est souvent utilisée. Dans ce cas, chaque sortie de la mémoire correspond à un signal à générer. Les compteurs incrémentent régulièrement l'adresse lue dans la mémoire. Il suffit alors de programmer les signaux à générer dans la mémoire. Cette approche permet de modifier facilement les signaux par une simple reprogrammation de la mémoire.

5.3.2.3. Choix de la mémoire et des compteurs

Plusieurs paramètres sont à déterminer pour choisir la mémoire : le nombre de bits de sortie, la taille de la mémoire et le temps d'accès aux données.

Le nombre de bits de sortie (connu aussi comme la taille du mot de sortie) définit le nombre de signaux que l'on peut générer. Il existe des mémoires ayant 4, 8, 9 ou 16 sorties. Nous avons besoin de 4 sorties. Une mémoire ayant 4 bits en sortie peut donc suffire. Nous avons, toutefois, choisi une mémoire ayant 8 bits en sortie pour plusieurs raisons. Tout d'abord nous pourrions ainsi générer des signaux supplémentaires en cas de changement de caméra ou de carte d'acquisition. De plus, les mémoires 8 bits sont actuellement les moins onéreuses, car les plus utilisées.

Pour calculer la taille mémoire nécessaire, nous devons d'abord déterminer l'horloge de comptage. En effet, c'est la période de l'horloge de comptage qui permet de déterminer la taille de la mémoire. D'une part, nous disposons de l'horloge du microcontrôleur à 4 MHz sur la carte. D'autre part, le circuit de régulation nécessite une horloge de 250 kHz. Pour

généraliser cette horloge nous devons donc diviser la fréquence de l'horloge du microcontrôleur par 16. Nous avons choisi de faire ces divisions à l'aide de 4 bascules D ce qui nous permet d'obtenir des valeurs intermédiaires (comprises entre 2 MHz et 250 kHz). La fréquence de sortie de comptage correspond à celle de l'horloge choisie divisée par 2. On obtient donc des périodes comprises entre 8 et 1 μ s. La fréquence est sélectionnable à l'aide d'un cavalier de configuration. Si on prend en compte les spécifications temporelles des signaux de la caméra, les périodes d'horloge comprises entre 4 et 1 μ s conviennent.

Afin de calculer la taille de mémoire nécessaire, nous allons considérer le plus petit découpage temporel : la valeur de base est donc de 1 μ s. La période d'horloge vidéo est de 64 μ s ce qui correspond donc à 64 adresses. Les signaux doivent être générés pour 4 images de 312 lignes, soit un total de 79 872 éléments mémoires. La taille mémoire la plus proche est de 13 1072 octets (128 kilo octets). En pratique, nous utilisons l'horloge de 1 MHz ce qui nous permet de conserver une bonne précision temporelle, tout en diminuant les parasites liés à l'utilisation de signaux à haute fréquence.

Les sorties de la mémoire ont été attribuées selon le tableau 5.2. La sortie D7 est utilisée pour remettre les compteurs à zéro et donc générer les signaux pour une nouvelle série de 4 images. Cette sortie est toujours à l'état bas sauf pour la valeur d'adresse 79873 où elle passe à l'état haut.

TAB. 5.2. Correspondances entre les sorties de la mémoire et les signaux générés

Sortie mémoire	Signal généré
D0	HD
D1	VD
D2	TRIG
D3	ACQ

Concernant les temps d'accès, toutes les technologies de mémoire actuelles permettent des temps d'accès suffisamment courts pour notre application. Nous avons utilisé une mémoire Toshiba TC551001.

Un espace mémoire de 128 kilo octets couvre 17 bits d'adresse. Nous devons donc choisir un compteur ou un ensemble de compteurs couvrant ce domaine. Il n'existe pas de compteurs générant directement ces 17 adresses, nous devons donc relier plusieurs circuits ensembles. Nous avons utilisé un compteur sur 12 bits pour générer les 12 premières adresses. Pour les adresses suivantes, nous aurions pu utiliser un compteur sur 8 bits. En pratique, cette méthode est déconseillée car, les deux circuits n'étant pas identiques, les temps de propagation sont différents. Les signaux risquent alors de ne plus être synchronisés. Nous avons donc utilisé un autre compteur 12 bits. Dans ce cas, seules les 5 premières sorties sont câblées.

Remplissage de la mémoire Deux modes de remplissage de la mémoire sont possibles. Le premier mode est un mode de développement. Les signaux sont créés par le PC qui

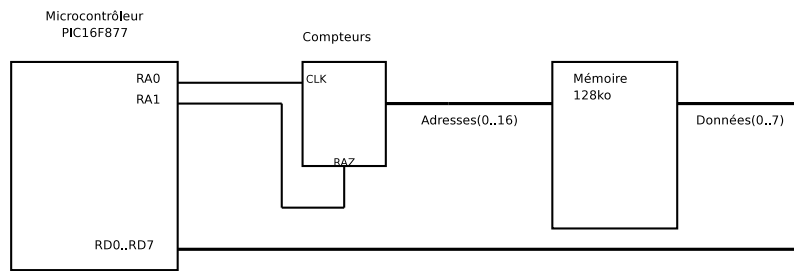


FIG. 5.6. Synoptique du fonctionnement lors du remplissage de la mémoire

les transfère directement au microcontrôleur par l'interface RS232. Le microcontrôleur écrit alors directement les données dans la mémoire. Cette approche permet de tester facilement différentes configurations de signaux. Le programme du PC a été écrit pour pouvoir générer facilement tous les signaux évoqués ci-dessus pour différentes configurations de la caméra. Dans ce mode la programmation de la mémoire prend environ 4 minutes.

Après validation des différents signaux, nous avons mis au point un mode de remplissage beaucoup plus rapide. Dans ce cas, le PC ne fournit que les valeurs des quatre temps d'exposition. Le microcontrôleur calcule alors tous les signaux et remplit la mémoire. Cette configuration permet d'obtenir un temps de reconfiguration d'environ 6 secondes.

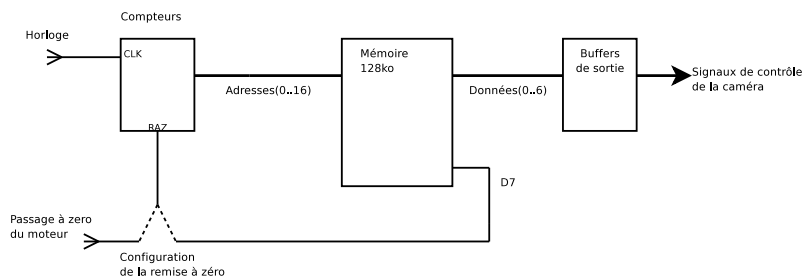


FIG. 5.7. Synoptique du fonctionnement lors de la génération des signaux vidéo

Génération des signaux vidéo Lorsque l'ensemble de la mémoire a été rempli, le microcontrôleur attend un passage par zéro de la roue de filtre. Dès que celui-ci a eu lieu, les adresses de la mémoire sont générées par des compteurs. Comme nous l'avons expliqué ci-dessus, la fréquence de comptage est sélectionnée parmi trois valeurs possibles. L'espace mémoire est ainsi balayé de façon régulière. La remise à zéro des compteurs peut être effectuée de deux façons : soit en utilisant l'information de passage par zéro du porte-filtres, soit par ligne D7 qui est mise à un après la dernière valeur d'adresse valide. L'utilisation du passage par zéro permet de synchroniser la caméra sur le moteur même si le moteur a un très léger décalage.

5.3.3. Contrôle du moteur

Le moteur entraînant le porte-filtres doit être synchronisé en fonction de la caméra. La position des filtres doit correspondre à l'image en cours. Il s'agit donc d'une régulation en position avec une consigne de position qui évolue en permanence. Cette partie de la réalisation a été conçue avec l'aide de Pierre Navar ([102]).

5.3.3.1. Circuit de régulation

Concernant la régulation du moteur, deux approches sont possibles. La première solution consiste à contrôler le moteur à l'aide du microcontrôleur. Il s'agit alors de programmer un correcteur numérique. Cette solution présente l'avantage de limiter le nombre de circuits électroniques utilisés. Une recherche bibliographique a montré que l'implantation d'un correcteur performant à l'intérieur de ce type de microcontrôleur était possible mais très coûteuse en ressources (mémoire et temps de calcul) ([74]).

L'autre approche est basée sur l'utilisation d'un circuit dédié. Nous avons retenu le circuit HCTL-1100 produit par Agilent Technologies. Ce circuit permet le contrôle des moteurs pas à pas, "brushless" et à courant continu. Il permet l'asservissement en vitesse et en position. Il est équipé d'un correcteur numérique, d'une interface 8 bits pour l'échange avec un microcontrôleur et d'une entrée pour codeur optique. Parmi les différents modes d'utilisation existants nous avons retenu le mode "integral velocity". Ce mode correspond à un asservissement en position avec une consigne évoluant en permanence en fonction de la vitesse souhaitée. La vitesse de consigne se calcule en fonction de l'horloge fournie (nous avons retenu l'horloge nominale de 250 kHz), du nombre de pas du codeur et d'un diviseur interne. Nous avons configuré le diviseur interne et la valeur de consigne pour obtenir la vitesse calculée en 5.2.1. L'utilisation de la même horloge pour le régulateur et la génération des signaux vidéo garantit un excellent synchronisme.

5.3.3.2. Circuit de puissance

Le circuit HCTL-1100 propose différentes sorties pour le contrôle d'un moteur. Dans le cas d'un moteur à courant continu, deux types de sorties sont possibles. La première sortie est une sortie numérique sur 8 bits en parallèle prévue pour commander un convertisseur numérique-analogique. La seconde sortie est une sortie sur deux fils prévue pour la commande de moteur en modulation de largeur d'impulsion. Ces sorties fournissent des signaux compatibles avec la norme TTL (sous 5 Volts) pour commander un moteur à courant continu. Il existe de nombreux circuits de puissance à la norme TTL. Notre moteur est alimenté avec une tension de 12 Volts. Nous avons retenu le LMD18200 de National Semiconductor. Ce circuit est un pont en H dont la tension maximale est de 55 Volts sous 3 Ampères. Il est entièrement compatible avec le HCTL-1100 par une connexion fil à fil sans aucune interface.

5.4. Informatique utilisée

Ce système d'acquisition fait largement appel à la technologie informatique. Nous allons d'abord exposer les configurations utilisées lors du développement puis de l'utilisation. Ensuite les différentes fonctions réalisées par le logiciel de contrôle seront présentées.

5.4.1. Configuration retenue

Deux configurations informatiques ont été utilisées : la première lors du développement de la carte, la seconde a été embarquée dans le drone. Nous allons présenter de façon succincte la configuration de développement puis décrire plus en détail la configuration embarquée dans le drone.

5.4.1.1. Configuration de laboratoire

Lors du développement de la carte nous avons utilisé un PC de bureau. Le processeur était un Celeron cadencé à 433 MHz doté de 64 Mo de mémoire vive et d'un disque dur E-IDE.

5.4.1.2. Configuration embarquée

Afin d'embarquer le système d'acquisition nous avons dû changer de PC. Nous avons choisi un PC embarqué au format PC/104. Nous avons retenu un modèle SBC-GX1 du fabricant Arcom. Le processeur est un processeur de classe Pentium cadencé à 300 MHz. Il est équipé de 32 Mo de mémoire vive. Cette carte permet de gérer des disques durs au format E-IDE. Nous avons utilisé un disque dur au format 2,5" (format communément utilisé dans les ordinateurs portables). Ces disques durs sont conçus pour être plus résistants que les disques durs de PC de bureau. Lors des essais, nous avons constaté qu'un disque dur de portable n'était pas assez résistant aux vibrations du drone. Nous avons donc équipé le drone d'une interface permettant d'installer une carte compact flash sur le port E-IDE ([4]). La carte PC est dotée d'une interface USB qui nous a permis d'utiliser une clef mémoire USB pour exporter facilement les données acquises.

5.4.2. Logiciel de contrôle

Afin d'automatiser la prise de vues, nous avons développé un logiciel qui contrôle la caméra et l'acquisition d'image de manière automatique. Ce dispositif gère les temps d'exposition de chaque filtre et les corrige en cas de sur/sous-exposition. De plus, les images sont comprimées sur une mémoire amovible pour permettre un téléchargement rapide.

5.4.2.1. Initialisation de la caméra et du moteur

Le PC met une dizaine de secondes pour démarrer ; durée pendant laquelle le moteur a atteint sa vitesse nominale. La carte électronique est prête à recevoir les temps d'exposition

des différentes images. Dès que le système d'exploitation est initialisé, il exécute le logiciel de contrôle. Celui-ci envoie les quatre valeurs d'exposition à la carte de contrôle pour initialiser la caméra. La luminosité étant inconnue, le système initialise la caméra avec des temps d'exposition moyens.

5.4.2.2. Acquisition des images

Lors du développement, l'acquisition était effectuée par un clic de souris. Nous avons dû trouver une autre approche lors de l'utilisation du drone. Le déclenchement à distance était possible via la télécommande mais d'expérience nous savions que cette approche ne donnait pas de résultats satisfaisants. Nous avons choisi de réaliser des acquisitions de façon périodique. Le système acquiert une série d'images (quatre composantes en 80 ms) à une fréquence choisie (par exemple, une série par seconde).

En même temps que les quatre images sont acquises, le système écrit dans un fichier les paramètres d'acquisition de la série d'images. Les temps d'exposition de chaque image ainsi que la date, l'heure et le nom de la parcelle sont stockés.

5.4.2.3. Stockage des images

Les images acquises sont stockées au format *bitmap* sur la carte compact flash. Dès que le nombre d'acquisitions est atteint, le système arrête la rotation du moteur. Le programme comprime alors tous les fichiers images ainsi que tous les fichiers de paramètres dans un seul fichier au format ZIP stocké sur la mémoire USB. Une fois cette tâche accomplie, l'ordinateur s'éteint.

5.4.2.4. Configuration des temps d'exposition

Pour toute image acquise le logiciel calcule la moyenne de la luminance. Si la valeur moyenne n'est pas dans l'intervalle défini par les seuils limites le temps d'exposition de l'image concernée doit être recalculé. L'algorithme 1 présente l'approche retenue. Ce système permet de compenser les variations de luminosité ambiante mais aussi de trouver le temps d'exposition optimal lors de l'initialisation de la caméra. L'image de chaque bande spectrale est ainsi acquise avec un temps d'exposition adapté.

Algorithme 1 Calcul des temps d'exposition

ENTRÉES: s_B : seuil bas, s_H : seuil haut, M : moyenne des seuils, t_i : temps d'exposition de l'image I

pour $i = 0$ à 3 **faire**

 Calculer la moyenne de l'image I : m_I

si $(m_I > s_H)$ OU $(m_I < s_B)$ **alors**

$t_i \leftarrow t_i \times \left(\frac{M}{m_I}\right)$

finsi

fin pour

5.5. Résultats durant la campagne de manipulations

Le système a été testé durant diverses campagnes de prises de vues sur le terrain. Ces prises de vues se sont étalées du mois d'octobre 2002 au mois de juillet 2003. Trois cultures ont été suivies : du blé, du maïs et du tournesol. Nous avons pu évaluer l'efficacité de notre dispositif lors de ces différentes campagnes. Au total, 17 vols ont été effectués. Nous allons détailler les avantages et limites des différents ensembles qui composent notre dispositif dans les sections suivantes.

5.5.1. Électronique

Dans cette section, nous allons faire un bilan du comportement de la carte de contrôle et proposer quelques améliorations possibles.

5.5.1.1. Asservissement du moteur

Dans un premier temps, l'asservissement du moteur a été testé en laboratoire. Nous avons cherché à mesurer le décalage temporel entre le passage à zéro du capteur de position et la remise à zéro des signaux de caméra (par le signal D7). Le décalage est toujours resté extrêmement faible (quelques μs). Il est principalement dû au temps de propagation dans la circuiterie logique. Par sécurité, le microcontrôleur peut être programmé pour contrôler cet écart, ce qui n'a pas été nécessaire.

Après ces tests de vérification, le système d'acquisition a été embarqué dans le drone. Nous n'avons jamais constaté de problème dans l'asservissement du moteur.

5.5.1.2. Génération des signaux vidéo

L'approche retenue a montré une grande souplesse, permettant de programmer facilement les différents signaux d'horloge durant le développement. Nous avons programmé le microcontrôleur pour qu'il interface la mémoire et le PC. Ainsi, la modification des signaux de contrôle est très simple, puisqu'elle n'entraîne que des modifications du logiciel de contrôle. Le téléchargement de nouveaux signaux de contrôle dure quelques minutes. Dès que cette méthode a été validée nous avons programmé le microcontrôleur pour qu'il génère les signaux de contrôle en fonction des temps d'exposition. Cette approche permet une configuration de la caméra en une dizaine de secondes.

Nous avons constaté que, dans certains cas, ce temps peut être trop important. En effet, si on considère une vitesse de vol de 5 m/s, le drone s'est déplacé de 50 mètres pendant la phase de configuration. Nous avons été confronté à ce problème lors de la prise de vue de parcelles très différentes de leur voisinage (par exemple, une parcelle de culture au milieu de parcelles de terre nue). Le système se reconfigurait alors entre chaque acquisition, le drone effectuant des passages réguliers au dessus de la parcelle surveillée.

Deux approches différentes peuvent permettre de résoudre ce problème. La première consiste à modifier le programme dans le microcontrôleur pour qu'il ne reprogramme que les octets nécessaires (au maximum 8). Cette approche a le mérite d'être simple mais le gain de temps de calcul n'est pas prévisible. L'autre approche est basée sur l'utilisation de circuits logiques programmables comme des CPLD. Ces circuits doivent permettre d'obtenir des temps de reconfiguration très rapides (au maximum le temps d'une image, soit 20 ms). Le principal problème de cette approche est de conduire à la conception d'une nouvelle carte de contrôle.

Nous suggérons de tester la première méthode avant de modifier la carte de contrôle. En effet, les modifications du programme du PIC ne sont pas très conséquentes et ce test doit pouvoir être effectué en peu de temps.

5.5.2. Informatique

Lors des essais sur le terrain nous avons pu évaluer les capacités et les limites de la partie informatique du système d'acquisition. Les performances des fonctions principales vont être présentées.

5.5.2.1. Acquisition des images

Globalement le système d'acquisition nous a donné satisfaction. Il a permis de montrer la faisabilité de ce dispositif et l'intérêt des images ainsi acquises. Nous avons pu constater certaines limites qui pourront être prises en compte lors du développement d'un dispositif moins expérimental.

La cadence d'acquisition est de l'ordre d'une série³ par seconde. Lors d'essais, nous avons constaté que cette cadence était principalement limitée par le temps de transfert des images vers la carte compact flash. La caméra fournit des images de 768 pixels par 288 pixels à une cadence de 50 images par seconde. Le débit des données peut être évalué à l'aide du calcul suivant :

$$d = 768 \times 288 \times 50 = 11 \text{ Mo.s}^{-1} \quad (5.4)$$

L'acquisition en continu n'est pas envisageable à l'aide de ce type de support. Toutefois, en pratique, cette cadence n'est pas nécessaire. En effet, un certain nombre d'images sont inutiles car mal cadrées⁴. Dans notre cas, il suffit de ne stocker que les images utiles. Deux solutions peuvent être envisagées. La première approche consiste à prendre en compte des informations de position (via un GPS et un altimètre) pour décider de stocker l'image. Il est également possible de disposer des repères dans la parcelle (par exemple des carrés blanc)

³ Quatre images (rouge, vert, bleu et infra-rouge) en 80 ms

⁴ Soit l'altitude est mauvaise (avion trop haut ou trop bas), soit l'avion n'est pas au dessus de la parcelle surveillée.

et de les rechercher dans les images. On déclenche le stockage des images seulement si un nombre suffisant de repères a été acquis. Ces deux approches pourront être facilement évaluées lors de prochaines manipulations.

D'autre part, nous avons constaté que les temps d'exposition devaient rester faibles pour éviter les problèmes de flou. Il suffit simplement de veiller à ce que le diaphragme soit suffisamment ouvert. Un luxmètre peut s'avérer utile pour estimer la luminosité ambiante et obtenir une ouverture optimale.

5.5.2.2. Contrôle automatique du contraste

L'algorithme de contrôle automatique du contraste donne des résultats satisfaisants, il permet de corriger les problèmes de temps d'exposition. La seule limite que nous avons rencontrée est le réglage des seuils haut et bas. Si ces seuils sont proches, le système de contrôle tend à osciller entre ces deux valeurs et se reconfigure à chaque acquisition ce qui ralentit la cadence d'acquisition. Il suffit de veiller à respecter un intervalle suffisant entre ces deux valeurs pour éviter ce phénomène.

5.5.2.3. Stockage

Le stockage et la compression des images fonctionne sans problème. Nous avons utilisé une mémoire USB de 64 Mo, ce qui permet de stocker environ 150 clichés (soit 600 images et 150 fichiers de configuration). On peut envisager d'augmenter la taille de la mémoire USB pour stocker un plus grand nombre d'images.

5.5.3. Conclusion

Nous avons pu évaluer, en quelques manipulations, les capacités et les limites de notre dispositif embarqué d'acquisition d'images multispectrales. Nous venons de citer quelques modifications qui pourront être faites afin d'améliorer ce dispositif. La plupart de ces améliorations pourront être apportées sans modification structurelle du système. Il s'agit principalement d'une reprogrammation du microcontrôleur ou du programme de contrôle. De plus, nous avons toujours utilisé la même série de filtres. Une réflexion sur le choix optimum des filtres pourra être envisagée afin d'optimiser ce choix en fonction des informations recherchées.

Troisième partie III

Traitement des images

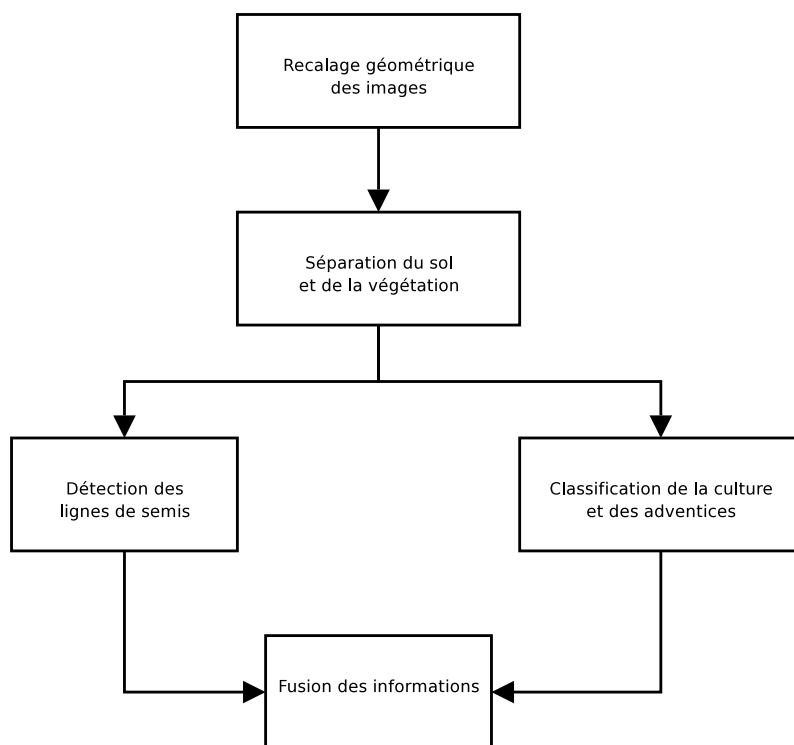


FIG. 5.8. Représentation des différentes étapes de la méthode proposée

Lors de l'acquisition des images, le déplacement du drone conduit à un décalage des images. Avant d'envisager des opérations de traitements d'image, une étape de recalage est nécessaire. Le **chapitre 6** formule le problème du recalage et expose la méthode choisie.

Les images sont composées de pixels représentant trois populations : le sol, la culture et les adventices. Nous avons choisi de fusionner la classe "culture" et la classe "adventices" en une classe de "végétation". Cette méthode permet d'utiliser une méthode de détection de la végétation, présentée dans le **chapitre 7**. Différents classifieurs sont ensuite mis en œuvre pour séparer la culture et les adventices en utilisant les informations spectrales.

Pour compléter les résultats obtenus par la méthode de détection spectrale, la disposition spatiale des cultures et des adventices va être utilisée. En effet, les cultures sont semées de façon mécanique alors que les adventices sont disposées de façon non structurée dans les parcelles. La localisation des cultures doit permettre d'améliorer les résultats précédents. Le **chapitre 8** propose une méthode de détection des lignes de semis permettant la séparation des classes "culture" et "adventices" dans l'image de végétation.

Les méthodes présentées ci-dessus restent inefficaces dans certains cas. Le **chapitre 9** rappelle les différentes sources d'erreurs. Ensuite, des méthodes de fusion de données sont évaluées. Enfin, un algorithme de regroupement de pixels nous permet d'arriver à un résultat comportant peu d'erreurs.

Chapitre 6

Recalage géométrique des images

6.1. Position du problème

Le recalage d'image est un problème classique en traitement d'image numérique. Nous nous contenterons de présenter les bases de ce domaine sans chercher à être exhaustif. Nous allons d'abord exposer les différents types de recalage puis nous présenterons la formulation mathématique généralement admise.

6.1.1. Introduction générale

La problématique du recalage d'image se retrouve dans de nombreux domaines. On peut citer l'imagerie médicale, où l'on cherche à combiner des images d'un patient acquises à différents instants et/ou avec des capteurs différents. On cherche par exemple à suivre l'évolution d'une maladie ou à combiner une image IRM¹ et une image scanner. Dans le domaine de la stéréo-vision, on cherche à combiner les images acquises par le même appareil mais avec des vues différentes pour reconstruire une structure tridimensionnelle de la scène observée. Dans le cadre du suivi de cible, on cherche à connaître la position d'un objet dans une séquence d'image afin d'obtenir des informations sur ses déplacements. Les paramètres de recalage fournissent alors les coordonnées du déplacement d'une image à l'autre.

D'une manière générale, suivant la typologie utilisée en imagerie médicale on peut distinguer plusieurs approches pour le recalage ([88]).

- *Un seul sujet, une seule modalité* : On observe toujours le même patient (la même scène) à l'aide du même capteur. Il peut, par exemple, s'agir de deux images radiographiques prises à un mois d'intervalle, afin d'évaluer les conséquences d'une opération. D'une manière générale, les deux images ont des contrastes proches et la même résolution. De plus, les structures caractéristiques se retrouvent, en partie, d'une image à l'autre.
- *Un seul sujet, plusieurs modalités* : La même scène est observée avec deux capteurs différents (en même temps ou non). On cherche alors à obtenir plus d'informations qu'avec un seul capteur. Dans le domaine médical, on cherche à combiner les informations obtenues à l'aide d'un scanner et d'une IRM pour le même patient. Les images peuvent

¹ Imagerie par Résonance Magnétique

donc être très différentes. De plus, elle ne sont pas nécessairement acquises avec la même position du capteur et/ou du sujet. On retrouve donc tous les problèmes du cas précédent auxquels s'ajoute celui des relations de contraste.

- *Plusieurs sujet, une ou plusieurs modalité* : Dans ce cas, on cherche à caractériser le même élément dans des scènes différentes éventuellement acquises par plusieurs capteurs. Dans le domaine médical, il s'agit de suivre le même organe chez différents patients pour, par exemple, caractériser de façon précise des pathologies (renflement d'un organe, déformation, ...). Dans le domaine du suivi de cible, on peut chercher à suivre les trajectoires des voitures dans le flot de la circulation. On comprend facilement, qu'il s'agit là du domaine de recalage le plus complexe à gérer.

Les images que nous devons recalculer correspondent aux deux premiers cas. Les images issues de deux filtres différents acquises lors de la même séquence correspondent à une observation de la même scène selon plusieurs modalités. En revanche, deux images acquises avec le même filtre mais issues de deux séquences consécutives (donc espacées de 80 ms) peuvent être considérées comme une observation de la même scène avec la même modalité. Comme nous l'avons expliqué dans le chapitre précédent (C), la cadence d'acquisition du prototype n'est pas suffisante actuellement pour pouvoir stocker deux séquences successives.

6.1.2. Formulation du problème

D'une manière générale, le recalage de deux images I_1 et I_2 suit un processus simple. Une des images sert de référence, par exemple, I_1 . On calcule les coordonnées de l'image I_2 après cette transformation. On mesure la similarité entre I_1 et I_2 . Lorsque le maximum est atteint, on applique alors la transformation à l'image I_2 . On parle alors d'image recalée, on peut la noter I_2^R . Usuellement, le problème du recalage d'image est exprimé à l'aide de la formulation suivante :

$$T_{opt} = \arg \max_T \mathcal{S}(I_1, T(I_2)) \quad (6.1)$$

avec :

- T_{opt} la transformation optimale,
- \mathcal{S} une mesure de similarité entre deux images,
- $\arg \max_T$ est une procédure de recherche du maximum de la mesure de similarité. Elle retourne les paramètres de la transformation T .

La transformation T peut être de différents types, comme nous allons le voir dans la section suivante. Toutefois, on connaît généralement les causes physiques de la déformation des images et donc le modèle mathématique de la déformation. Seuls les paramètres de cette déformation doivent être déterminés. La majeure partie du problème consiste à choisir, d'une part la fonction \mathcal{S} et d'autre part la procédure de recherche du maximum.

6.2. Type de transformation

Nous allons présenter brièvement deux modèles de transformations couramment utilisés, puis nous détaillerons les transformations possibles.

6.2.1. Modèle de transformations continues

L'algorithme de transformation peut être appliqué de deux façons : globalement ou localement. Nous allons présenter ces deux approches pour choisir la plus adaptée à notre problème.

6.2.1.1. Transformations globales

Dans le cas des transformations globales, toute l'image est déformée avec les mêmes paramètres. Cette approche est conseillée lorsque l'on connaît les causes de la déformation. Elle conserve la bijectivité de la relation. Dans notre cas, nous savons que la transformation de l'image est principalement due au déplacement du drone et aux variations d'altitude, elle est donc globale.

6.2.1.2. Transformations locales

Pour les transformations locales, on divise les images en un certain nombre de régions. On cherche alors à optimiser la fonction de ressemblance dans chacune de ces régions. On obtient donc des paramètres de transformation différents selon la région. Cette méthode permet d'optimiser le recalage pour chaque zone considérée. Toutefois, de nombreuses limites existent. Cette méthode est plus sensible au bruit que les transformations globales. De plus, lors de la création de l'image recalée, les régions peuvent se recouvrir, ou à l'inverse, présenter des trous. La fonction de transformation n'est plus bijective.

6.2.2. Les grandes classes de transformations géométriques

Les transformations géométriques se classent en deux grandes familles : les transformations linéaires et les transformations non-linéaires. Dans le premier cas, les droites sont conservées alors que dans le second cas, les droites se transforment en courbes ([124]).

6.2.2.1. Transformation linéaire

Les transformations linéaires sont les transformations les plus simples. Nous allons les détailler par ordre croissant de complexité afin de permettre la compréhension du principe.

Transformation contrainte On considère uniquement une translation entre l'image I_1 et l'image I_2 . Elle est définie par deux paramètres t_X et t_Y .

$$\begin{aligned}x_2 &= x_1 + t_X \\y_2 &= y_1 + t_Y\end{aligned}\tag{6.2}$$

Transformation euclidienne (ou orthogonale) A la transformation précédente, on ajoute la possibilité d'une rotation d'un angle ϕ . On utilise les coordonnées homogènes pour écrire :

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi & t_X \\ -\sin \phi & \cos \phi & t_Y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

Similitude On ajoute un paramètre d'échelle isotrope (A) aux transformations précédentes. On obtient alors :

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \cos \phi & A \sin \phi & t_X \\ -A \sin \phi & A \cos \phi & t_Y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.4)$$

Les trois transformations présentées ci-dessus sont regroupées sous le nom de transformations rigides. Les relations géométriques entre les points ne changent pas (les angles, les rapport de longueurs).

Transformation affine Dans le cas des transformations affines, le paramètre d'échelle peut être différent pour chaque dimension. De plus, on peut rajouter des paramètres de déformation de l'image ("skew")². La forme générale est donnée ci-dessous :

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

Les paramètres géométriques ne sont plus directement interprétables sauf pour les paramètres de translation ($t_X = a_{13}$ et $t_Y = a_{23}$).

6.2.2.2. Transformation non-linéaire

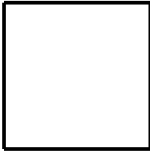
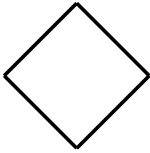
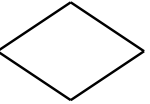
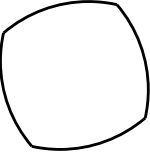

Les transformations non linéaires sont multiples. Nous allons nous limiter à la présentation des deux les plus couramment utilisées : la transformation polynomiale et la transformation élastique.

Transformation polynomiale Les coordonnées du point x_2, y_2 dans l'image résultat sont liées aux coordonnées du point x_1, y_1 dans l'image source par une relation polynomiale d'ordre n

$$\begin{aligned} x_2 &= \sum_{i=0}^{i+j \leq n} \sum_{j=0}^{i+j \leq n} a_{ij} x_1^i y_1^j \\ y_2 &= \sum_{i=0}^{i+j \leq n} \sum_{j=0}^{i+j \leq n} b_{ij} x_1^i y_1^j \end{aligned} \quad (6.6)$$

² Le skew (=inclinaison) permet de transformer un rectangle en parallélogramme.

TAB. 6.1. Effet des différentes transformations

Image originale	Rigide	Affine	Polynomiale	Élastique
				

Quand n vaut 1, on retrouve le cas des transformations affines. Mais d'une façon générale, cette approche transforme les droites en courbes, donc toutes les propriétés géométriques sont modifiées. Cette méthode est utilisée pour compenser des déformations optiques (distorsions en barillet ou en coussinet dues à l'objectif de la caméra).

Transformation élastique On considère que l'image à déformer est une surface élastique. Toutes sortes de déformations sont alors envisageables. Un certain nombre de paramètres de contrôle (notamment l'énergie de la déformation) permet d'éviter des déformations incohérentes entraînant des déchirements ou des repliements de l'image. En pratique, les résultats de cette approche restent assez proches de ceux fournis par la précédente.

6.3. Interpolation

Les images à traiter sont discrètes. Après calcul de la transformation, une image discrète devient une image discrète mais avec une grille d'échantillonnage différente à pas non entier. Le problème de l'interpolation consiste à faire correspondre les deux grilles en minimisant les erreurs.

Après avoir posé le problème de l'interpolation, nous allons présenter trois méthodes utilisées pour approcher le résultat : la méthode du plus proche voisin, l'interpolation bilinéaire et l'interpolation bicubique. Enfin, une synthèse conclura ce paragraphe.

6.3.1. Position du problème

L'interpolation repose sur le principe de l'existence d'une image continue préexistante à l'échantillonnage. Si l'échantillonnage est critique ou subcritique (*c.-à-d.* que la fréquence d'échantillonnage est égale ou supérieure à la fréquence de Nyquist) un filtre passe-bas parfait est l'interpolateur idéal. Ce filtre passe-bas a une réponse impulsionnelle infinie. Il est donc impossible de l'utiliser en pratique. On met alors en œuvre des approximations. Les approximations polynomiales sont les plus utilisées. Le degré du polynôme détermine sa dérivabilité et la vitesse de décroissance du filtre passe bas équivalent.

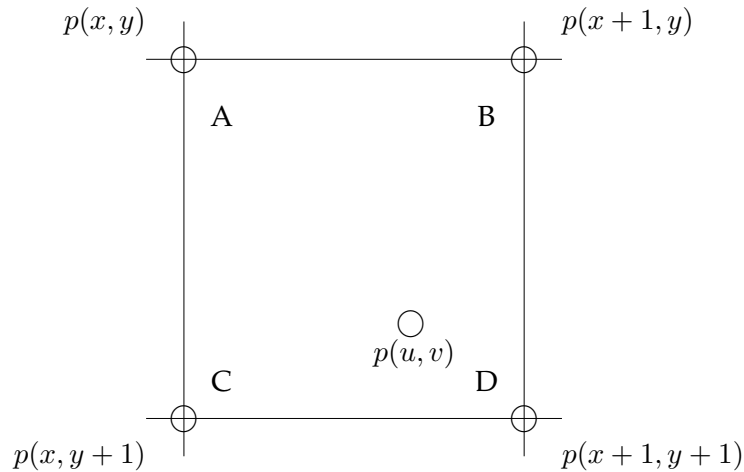


FIG. 6.1. Présentation du problème de l'interpolation

6.3.2. Méthode d'interpolation

Lors du calcul des coordonnées d'un point - quelque soit la méthode choisie - les résultats des calculs sont rarement entiers. Nous cherchons à obtenir la valeur d'un pixel de coordonnées (u, v) avec u et v non entiers (figure 6.1).

6.3.2.1. Méthode du plus proche voisin

Cette méthode est la plus simple et la plus rapide. On prend en compte les quatre pixels voisins du pixel P de coordonnées (X, Y) . On calcule la distance entre P et ses quatre voisins et on attribue à P la valeur du pixel le plus proche. Cette méthode conserve la dynamique de l'image, ne créant pas de niveau de gris intermédiaire. Elle reste très sensible au bruit. Cette méthode crée des discontinuités dans l'image, modifiant (notamment) ses caractéristiques spectrales. Cette méthode est une interpolation polynomiale d'ordre 0. Ce filtre passe-bas a une décroissance lente en $\frac{1}{f}$.

6.3.2.2. Interpolation bilinéaire

L'interpolation bilinéaire considère une relation de continuité (C^1) entre les pixels voisins de P . La relation est de la forme :

$$p(X, Y) = a.X + b.X.Y + c.Y + d \quad (6.7)$$

Les paramètres a, b, c, d sont calculés en résolvant l'équation pour les quatre pixels voisins. Cette méthode est un peu plus complexe à utiliser que la méthode précédente (6.3.2.1). Cette méthode offre l'avantage de ne plus provoquer de discontinuités dans l'image résultat. Par contre des niveaux de gris intermédiaires sont ajoutés modifiant la dynamique de l'image. La décroissance du filtre est en $\frac{1}{f^2}$.

6.3.2.3. Interpolation bicubique

L'interpolation bicubique permet d'obtenir une continuité de la dérivée (C^2). On utilise les valeurs des quatre pixels voisins mais aussi la valeur de la dérivée en ces points. La valeur du pixel p aux coordonnées (X, Y) est définie par :

$$p(X, Y) = a.X^3 + b.X^2.Y + c.X.Y^2 + d.Y^3 + e.X^2 + f.X.Y + g.Y^2 + h.X + i.Y + j \quad (6.8)$$

Les paramètres a, \dots, j sont calculés en résolvant l'équation 6.8 aux points A, B, C, D en utilisant la valeur de ces points ainsi que la dérivée en ces points.

Cette méthode ajoute la continuité du gradient aux propriétés de l'interpolation linéaire. On obtient un effet de régularité plus satisfaisant que pour l'interpolation linéaire. Par contre, la prise en compte du gradient, entraîne quelques fois des dépassements de la dynamique originale et donc un dépassement des valeurs limites. La décroissance du filtre équivalent est très rapide (en $\frac{1}{f^3}$) et se rapproche de l'idéal.

6.3.3. Synthèse

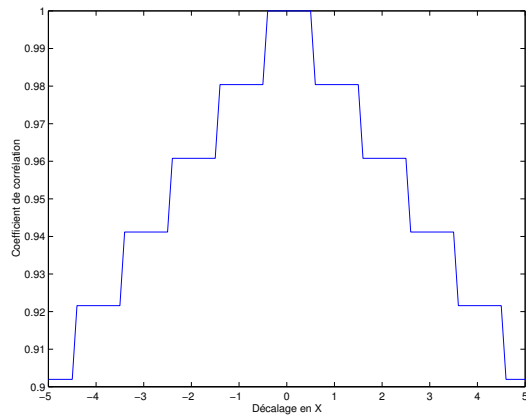
Nous avons présenté trois méthodes possible d'interpolation. Cette liste n'est pas exhaustive, on aurait pu ajouter les B-splines ([139]), qui permettent une approximation à un ordre quelconque (le temps de calcul est en conséquence. . .). D'une manière générale, quelque soit la méthode, la qualité de l'interpolation est liée au temps de calcul.

Il est intéressant de prendre en compte la suite du processus de recalage pour choisir la méthode d'interpolation. Après l'interpolation, un critère de ressemblance est calculé (via la fonction S). Il convient de minimiser les erreurs liées à l'interpolation dans ce calcul.

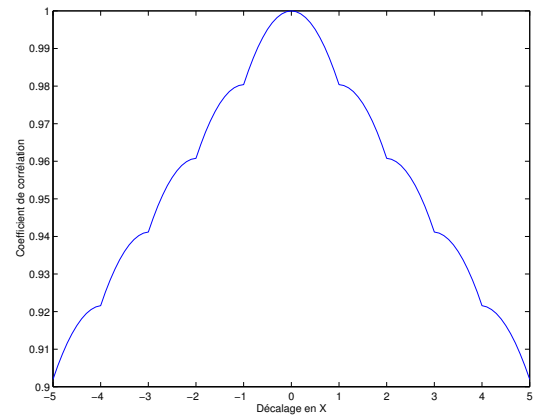
Afin de présenter les erreurs possibles liées à l'interpolation, nous allons prendre comme exemple le calcul du coefficient de corrélation d'une image avec la même image traduite selon l'axe horizontal. Cette image est composée d'un fond noir avec un barre blanche verticale au milieu. Pour une translation nulle, le coefficient de corrélation vaut 1. En théorie, pour des images continues, la variation du coefficient de corrélation en fonction du décalage doit être linéaire. La figure 6.2 présente l'allure du coefficient de corrélation pour les trois méthodes présentées ci-dessus. On constate que la méthode du plus proche voisin conduit à de nombreux "plateaux" qui rendent difficile la recherche du maximum.

6.4. Mesures de similarité

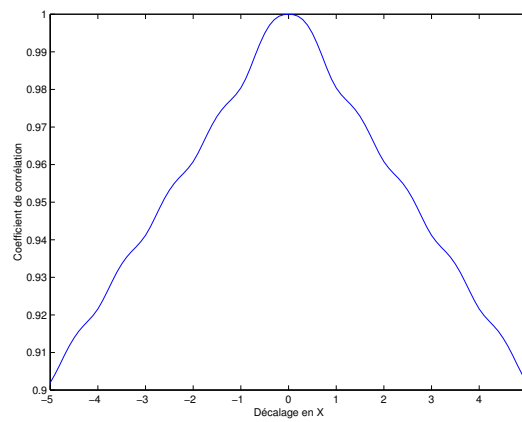
Dans l'introduction générale, nous avons présenté une mesure de similarité S . La mesure de similarité peut être précédée d'un prétraitement. Nous allons rapidement exposer cette



(a) Méthode du plus proche voisin



(b) Approximation bilinéaire



(c) Approximation bicubique

FIG. 6.2. Évolution du coefficient de corrélation en fonction de la méthode d'approximation

approche, puis nous allons présenter un ensemble de mesures de similarité qui ne font appel à aucun prétraitement.

6.4.1. Avec prétraitements

Les mesures de similarités basées sur des prétraitements sont utilisées dans plusieurs cas. Tout d'abord, lorsque l'on dispose de marqueurs communs aux deux images, on segmente les deux images afin de localiser précisément les marqueurs. L'opération de recalage consiste alors à faire correspondre les marqueurs.

Une autre approche est basée sur une détection de contours préalable. Cette approche est notamment utilisée en imagerie cérébrale, dans ce cas, on recherche en général le contour du crâne qui sert de point de comparaison entre les deux images.

Enfin, un changement d'espace de représentation des images peut permettre une recherche plus facile des paramètres de la transformation géométrique. La transformée de Fourier permet de retrouver facilement certains paramètres de transformation. Deux images ne variant que par translation ont le même module de transformée mais leurs phases diffèrent d'un paramètre dépendant de la translation.

Wolberg propose un algorithme de recalage basé sur des relations polaires et logarithmiques ([149]). Les relations polaires transforment les rotations en translations, les relations logarithmiques transformant les changements d'échelle en additions.

6.4.2. Sans prétraitement

Les méthodes les plus rapides sont basées sur un calcul de ressemblance sans segmentation préalable. Elles sont basées sur différentes approches qui se différencient par le choix de la fonction de similarité. Tout d'abord, nous allons présenter les deux fonctions les plus simples qui sont basées sur un calcul de différence d'intensités. Ensuite, nous aborderons les fonctions basées sur les statistiques. Nous concluons cette partie avec les fonctions basées sur la théorie de l'information.

6.4.2.1. Fonctions de similarité basées sur l'intensité

La somme de la différence, point à point, entre les deux images permet d'obtenir un facteur de ressemblance. Deux facteurs basés sur cette approche existent. La somme des différences au carré (SDC) et la somme des différences absolues (SDA). Ces deux mesures correspondent à la distance de Minkowski pour $n = 0$ et $n = 1$ (cette distance est présentée dans l'annexe B). On a :

$$SDA = \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y |I_1(x, y) - I_2(x, y)| \quad (6.9)$$

$$SDC = \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y (I_1(x, y) - I_2(x, y))^2 \quad (6.10)$$

La distance est nulle ou minimale quand les images sont les plus semblables possible. Pour obtenir des critères croissants, ils suffit de leur soustraire la valeur maximum possible.

6.4.2.2. Fonctions de similarité basées sur les statistiques

Les outils statistiques sont souvent mis en œuvre pour obtenir une mesure de similarité. Les niveaux de gris des images sont considérés comme des variables statistiques. Nous allons présenter brièvement l'inter-corrélation et le coefficient de corrélation qui sont couramment utilisés, mais aussi le χ^2 qui est proposé par un seul auteur.

L'inter-corrélation peut être utilisée pour exprimer la similarité ([121]) :

$$\rho = \frac{(\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y I_1(x, y) \cdot I_2(x, y))^2}{\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y I_1^2(x, y) \cdot \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y I_2^2(x, y)} \quad (6.11)$$

Le coefficient de corrélation est basé sur l'hypothèse d'une relation linéaire entre les intensités des deux images du type $I_2(x, y) = \alpha I_1(x, y) + \beta + \epsilon$, avec α et β deux réels et ϵ un bruit blanc gaussien. Le coefficient de corrélation s'écrit :

$$r = \frac{\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y (I_1(x, y) - \bar{I}_1) \cdot (I_2(x, y) - \bar{I}_2)}{\sqrt{\sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y (I_1(x, y) - \bar{I}_1)^2 \cdot \sum_{x=0}^X \sum_{y=0}^Y (I_2(x, y) - \bar{I}_2)^2}} \quad (6.12)$$

Le χ^2 de Pearson est souvent utilisé en statistiques pour tester une hypothèse lors de la modélisation d'un processus statistique. Sarrut propose de l'utiliser pour mesurer la similarité entre deux image ([124]). On utilise $p(i)$ (et $p(j)$) la probabilité pour qu'un pixel de l'image I (et J) ait la valeur i (et j). De plus, on a $p(i, j)$ la probabilité qu'un pixel de l'image I ait la valeur i alors que le même pixel à la valeur j dans l'image J . Cet auteur propose la définition normalisée :

$$\chi^2 = \sum_i \sum_j \frac{(p(i, j) - p(i)p(j))^2}{p(i)p(j)} \quad (6.13)$$

6.4.2.3. Fonctions de similarité basées sur la théorie de l'information

La théorie de l'information (notamment les travaux de Shannon) fournit des outils permettant de comparer la quantité d'information commune entre deux sources. Certains de ces outils ont été utilisés pour estimer la ressemblance entre deux images.

On peut citer l'entropie conjointe qui est définie par :

$$H = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log_2 p(i, j) \quad (6.14)$$

L'utilisation de l'information mutuelle comme fonction de similarité est source de discussions dans la littérature. Elle est utilisée dans [8] alors que [119] montre que l'information mutuelle (IM) est plus pertinente :

$$IM = \sum_i \sum_j p(i, j) \cdot \log_2 \left(\frac{p(i, j)}{p(i) \cdot p(j)} \right) \quad (6.15)$$

6.4.3. Calcul à l'aide de l'histogramme joint

Lorsque l'on cherche à comparer différentes fonctions de similarité, l'histogramme joint est souvent utilisé. Nous allons d'abord en présenter le principe théorique, puis nous exposerons sa construction lors de la mise en correspondance d'image. Enfin, nous présenterons le calcul des différents paramètres présentés ci-dessus à l'aide de celui-ci.

6.4.3.1. Présentation

L'histogramme joint³ est un outil exprimant les liens entre deux images, I et J . Il s'agit d'un tableau de taille $n \times n$ avec n le nombre de niveaux de gris des images. L'histogramme est construit de manière itérative. On appelle i un niveau de gris dans l'image I et j un niveau de gris dans l'image J . L'histogramme représente le tableau de contingence des couples d'intensités $((i, j))$ associés aux pixels appariés. C'est donc le nombre de pixels de l'image I valant i alors que les pixels associés dans l'image J ont la valeur j .

$$n_{ij} = \text{Card} \{x \in [0, \dots, X - 1], y \in [0, \dots, Y - 1], I(x, y) = i, J(x, y) = j\} \quad (6.16)$$

L'histogramme joint de deux images identiques est une matrice diagonale.

6.4.3.2. Construction pour le recalage

La construction de l'histogramme conjoint pendant une opération de recalage d'image est simple. Considérons I l'image de référence et J l'image à recalculer. L'algorithme 2 présente la procédure. L'image de référence est entièrement parcourue (lignes 1 et 2). Pour chaque point de cette image, on calcule les coordonnées du point associé dans l'image J (ligne 3). Ensuite, la valeur du point obtenu (de coordonnées (x', y')) est calculée (ligne 5). Deux opérations sont effectuées. On vérifie d'abord que le point obtenu est à l'intérieur de l'image J , si c'est le cas, on calcule la valeur de l'image J à ces coordonnées (on utilise pour cela un des algorithmes d'interpolation présentés en 6.3.2. Après un éventuel arrondi, on incrémente la case correspondante dans l'histogramme joint (ligne 6). A l'issue de ce processus, l'histogramme joint est construit.

³ On trouve aussi le terme d'histogramme conjoint.

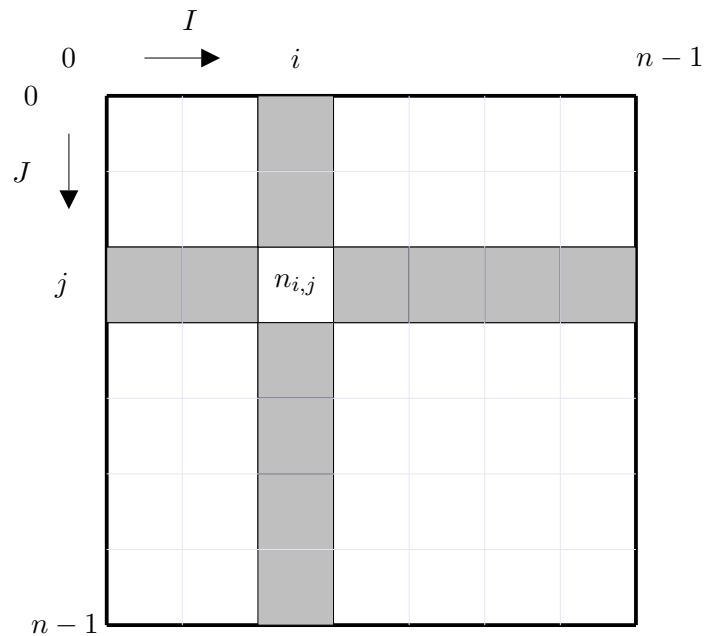


FIG. 6.3. Présentation de l'histogramme joint

Algorithme 2 Construction de l'histogramme jointENTRÉES: L'image de référence (de taille $X \times Y$: I L'image à recaler : J La matrice de transformation : T SORTIES: H : l'histogramme joint

- 1: **pour** x de 0 à $X - 1$ **faire**
- 2: **pour** y de 0 à $Y - 1$ **faire**
- 3: Calculer $\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = T \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$
- 4: $i \leftarrow I(x, y)$
- 5: $j \leftarrow J(x', y')$
- 6: $H(i, j) \leftarrow H(i, j) + 1$
- 7: **fin pour**
- 8: **fin pour**

6.4.3.3. Calcul des différents paramètres à l'aide de l'histogramme joint

L'histogramme conjoint permet de calculer tous les critères de ressemblance présentés ci-dessus. En effet, si on considère les images comme des variables aléatoires. On peut considérer que la valeur p_{ij} est la distribution de probabilité pour que l'image I ait la valeur i alors que l'image J a la valeur j (qui s'écrit $p(I = i | J = j)$). On peut alors calculer une estimation de cette distribution, p_{ij} , en utilisant une estimation fréquentielle :

$$p_{ij} = \frac{n_{ij}}{N} \quad (6.17)$$

Dans cette équation N est le nombre total d'éléments dans H .

Les fonctions de similarité présentées ci-dessus (6.4) sont aisément exprimées en fonction des probabilités. Pour certaines, le calcul de l'histogramme joint n'est toutefois pas nécessaire (SDC, SDA par exemple). L'intérêt principal de l'histogramme conjoint est qu'il permet de comparer facilement différentes mesures de similarité. Le tableau 6.2 présente les expressions des différentes fonctions de similarité en utilisant les probabilités.

6.5. Algorithme de recherche d'extrema

Si on considère le nombre de paramètres de la transformation et leurs dynamiques, une recherche exhaustive de toutes les combinaisons pour trouver le maximum est invivable. On doit donc utiliser un algorithme de recherche optimum. Nous allons présenter quelques algorithmes d'optimisation. Nous cherchons à optimiser une fonction F non linéaire définie pour un vecteur d'entrée x (à n dimensions). Nous allons présenter trois familles d'algorithmes : des algorithmes déterministes basés sur la descente du gradient et des algorithmes stochastiques : le recuit simulé et les algorithmes génétiques.

6.5.1. Descente de gradient

Parmi les algorithmes de recherche d'extrema, les plus anciens sont ceux qui sont basés sur la descente de gradient.

6.5.1.1. Algorithme de base

Le principe de la descente de gradient peut être expliqué à l'aide d'une analogie physique. Considérons une bille sur une pente. Elle descend naturellement la pente sous l'action de son poids. L'algorithme de descente de gradient fonctionne selon ce principe. Le vecteur des paramètres x suit la pente de plus fort gradient. L'algorithme est présenté en 3. Dans cet

TAB. 6.2. Paramètre calculé avec l'histogramme conjoint

Mesure	Expression
SDA	$\sum_i \sum_j p_{i,j} (i - j)^2$
SDC	$\sum_i \sum_j p_{i,j} i - j $
Inter-corrélation	$\sum_i \sum_j p_{i,j} \frac{ij}{e_i e_j}$
Coefficient de corrélation	$\sum_i \sum_j p_{i,j} \frac{(i - \bar{I})(j - \bar{J})}{\sigma_i \sigma_j}$
χ^2 de Pearson	$\sum_i \sum_j \frac{(p_{i,j} - p_i p_j)^2}{p_i p_j}$
Entropie conjointe	$- \sum_i \sum_j p_{i,j} \log_2 p_{i,j}$
Information mutuelle	$\sum_i \sum_j p_{i,j} \log_2 \left(\frac{p_{i,j}}{p_i \cdot p_j} \right)$
<p>NOTATIONS :</p> $p_i = \sum_j p_{i,j} \quad p_j = \sum_i p_{i,j} \quad e_I^2 = \sum_i \sum_j p_{i,j} i^2$ $\bar{I} = \sum_i p_i \cdot i \quad \bar{J} = \sum_j p_j \cdot j \quad e_J^2 = \sum_i \sum_j p_{i,j} j^2$ $\sigma_I^2 = e_I^2 - \bar{I}^2 \quad \sigma_J^2 = e_J^2 - \bar{J}^2$	

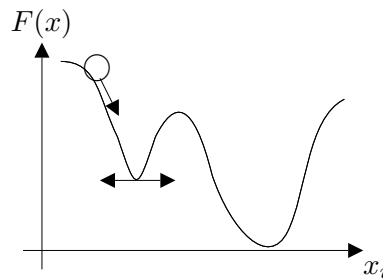


FIG. 6.4. Principe de la descente de gradient

algorithme, $\nabla F = \begin{bmatrix} \frac{\partial F}{\partial x_1} \\ \frac{\partial F}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial F}{\partial x_n} \end{bmatrix}$ est le gradient de F . Le paramètre α est un paramètre qui définit

la vitesse de convergence de l'algorithme (il simule la masse de la bille).

Cette méthode est inefficace sur les fonctions ayant plusieurs minima locaux. La figure 6.4 présente l'évolution de la fonction F en fonction d'un des paramètres (x_i) de x . Pour une

Algorithme 3 Principe des l'algorithme de descente de gradient

ENTRÉES: x_0 une configuration initiale des paramètres

F la fonction à optimiser

n_{max} le nombre maximum d'itérations

1: $n \leftarrow 0$

2: $x \leftarrow x_0$

3: **répéter**

4: $x \leftarrow x - \alpha \nabla \cdot F(x)$

5: **jusqu'à** $n > n_{max}$ OU $\nabla \cdot F(x) = 0$

recherche de maximum, la ligne 4 est remplacée par $x \leftarrow x + \alpha \nabla F(x)$.

6.5.1.2. Améliorations possibles

En pratique, l'algorithme précédent n'est pas utilisé, on lui préfère différentes variantes. Nous allons en présenter quelques-unes sans toutefois être exhaustif.

Si on reprend l'analogie avec la physique, la bille ne s'arrête pas brutalement dans un creux. Elle tend à remonter le long de la pente à cause de l'énergie potentielle qu'elle a emmagasinée. L'algorithme est légèrement modifié pour prendre en compte cette énergie.

On peut aussi citer la méthode de Widrow et Hoff qui permet d'introduire des modifications sur chacun des termes du gradient de manière itérative, plutôt qu'une modification globale.

Le principal défaut de ces algorithmes est l'impossibilité de trouver le minimum global

des fonctions non convexes. Nous allons maintenant présenter les algorithmes stochastiques qui convergent eux vers le minimum global des fonctions non convexes ([7]).

6.5.2. Recuit simulé

Les algorithmes de recuit simulé sont basés sur une analogie avec le processus métallurgique de recuit. Il est courant de faire fondre des métaux et de les refroidir lentement. Le refroidissement lent permet à la structure du métal de se stabiliser vers l'état énergétique le plus bas ([73]).

Une solution initiale (F_t) est utilisée. On la modifie légèrement de façon aléatoire. Si le résultat (F_{t+1}) est meilleur on garde la modification, sinon la modification est acceptée avec une probabilité $\frac{T(n)}{\Delta F}$ avec ΔF l'écart entre F_t et F_{t+1} . La fonction $T(t)$ s'appelle le schéma de température. Les schémas généralement utilisés sont de la forme :

$$T(t) = \frac{A}{\log t}$$

Ce système est itératif (avec t l'indice d'itération). On constate que plus le temps passe plus la probabilité d'accepter une augmentation de la fonction est faible. On simule ainsi l'évolution de l'agitation thermique lors de la baisse de température.

6.5.3. Algorithme génétique

Parmi les nombreux algorithmes d'optimisation qui existent pour des problèmes non convexes, les algorithmes génétiques offrent différents avantages ([114]).

Ils rendent possible l'exploration des espaces de recherche comportant de nombreux extrema locaux. La mise en oeuvre est simple et rapide. En effet, aucun calcul de dérivée n'est nécessaire (contrairement à la descente de gradient, par exemple) et aucun calcul n'est effectué (hors celui de la fonction F , contrairement au recuit simulé où il faut calculer le schéma de température).

6.5.3.1. Principe

Les premiers travaux sur l'évolution des espèces sont dus à Lamarck⁴ au début du XIX^e siècle. D'après lui, les caractères acquis sous la contrainte de l'environnement se transmettent des parents aux enfants. Cette théorie a vite été oubliée au profit de la théorie de Darwin. Il a constaté que dans chaque portée on trouve des individus ayant des caractères différents de ceux des parents, donc la théorie de Lamarck est incomplète. Par contre, certains sont mieux adaptés pour survivre aux contraintes du milieu⁵ ; leur probabilité de pouvoir se reproduire est donc plus forte. Ainsi, dans les générations suivantes, les paramètres qui caractérisent

⁴ Jean-Baptiste Pierre Antoine de Monet, Chevalier de Lamarck

⁵ Charles Darwin reconnaît avoir emprunté cette idée à Thomas Robert Malthus, économiste anglais.

ces individus ont plus de chance de se retrouver présents. La pression du milieu n'entraîne pas une modification d'un caractère qui serait alors transmis aux enfants comme le pensait Lamarck, mais favorise la transmission de certains paramètres aux enfants.

Il restait alors à expliquer la transmission et le codage de ces paramètres. Gregor Mendel, en 1865, propose une explication à cette transmission. Sa théorie sera confirmée en 1965 par la découverte de l'ADN par Watson et Crick. L'ADN est une immense molécule codant tous les paramètres d'un individu à l'aide de quatre "lettres" A, C, T et G⁶. Le système de l'évolution est donc un système pseudo-numérique. En 1975, John Holland propose une méthode informatique pour sélectionner et combiner des solutions afin de résoudre un problème d'optimisation non convexe : les algorithmes génétiques (AG).

Un AG cherche à optimiser une **fonction d'adaptation**⁷ (F). Cette fonction correspond à la pression du milieu naturel. On travaille sur une population d'individus dont les caractères sont codés par les chromosomes. On retrouve ces chromosomes dans les AGs, ils codent les valeurs du vecteur x . Ces chromosomes sont composés de gènes. Dans les algorithmes génétiques, on peut définir différents ensembles pour les gènes (0 ou 1, de 0 à 9, ...). Un algorithme génétique est conçu autour de trois opérations qui portent sur les individus : la sélection, la reproduction et la mutation. L'opération de sélection correspond à la pression du milieu sur les individus. Elle permet de déterminer la probabilité qu'un individu se reproduise à l'aide de la fonction d'adaptation. Plus un individu est adapté au milieu (plus $F(x)$ est grande), plus l'individu a de chances de se reproduire. L'opération de reproduction forme un nouvel individu à partir de deux individus existants. Comme dans la nature, l'enfant héritera des caractéristiques de ses deux parents. Enfin, la mutation correspond aux modifications aléatoires qui altèrent les caractères des individus.

6.5.3.2. Implantation informatique

Afin de comprendre la mise en œuvre d'un algorithme génétique, nous allons en présenter les différentes phases, la fonction de fitness à optimiser est notée $F(x)$ avec x un vecteur d'entrée à n composantes.

Codage des données Les données peuvent être codées de différentes manières. La plus simple consiste à associer un gène à un bit. On construit alors un vecteur de bits pour chaque chromosome. Les données peuvent aussi être codées avec le code binaire naturel ou le code

⁶ En fait, ce sont les initiales de quatre noms de molécules.

⁷ On utilise souvent le terme de *fitness* pour caractériser l'adaptabilité d'un individu au milieu.

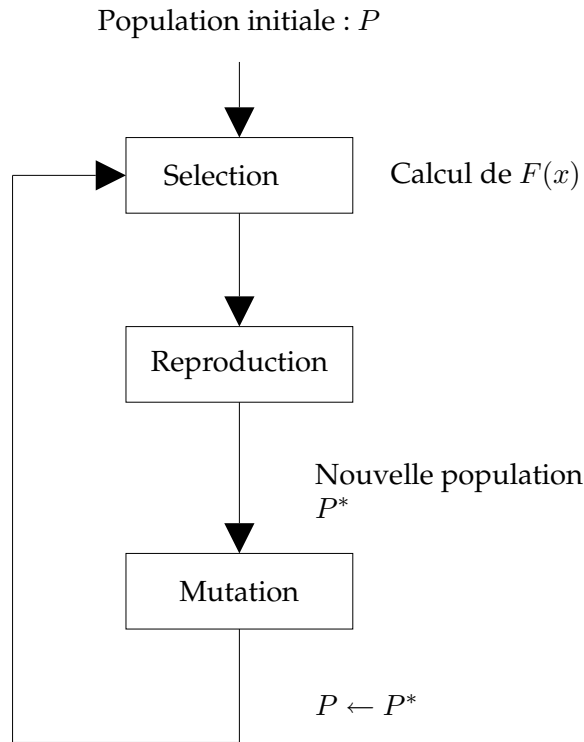


FIG. 6.5. Principe d'un algorithme génétique

de Gray. Un individu pourra par exemple être représenté par :

$$x_i = \begin{bmatrix} 10001011 \\ 00110001 \\ \vdots \\ 10100011 \end{bmatrix}$$

Si on considère un codage binaire naturel, cet individu représentera :

$$x_i = \begin{bmatrix} 139 \\ 49 \\ \vdots \\ 163 \end{bmatrix}$$

On dit que 10001011 est un génotype codant le phénotype 139. Une autre solution utilisée est le codage en tableau d'entier. On peut alors facilement associer un gène à un entier ou à un réel en fixant une virgule par exemple le chromosome 14523 code le phénotype 14,523. La virgule étant positionnée entre le gène 2 et le gène 3.

TAB. 6.3. Sélection par la méthode de la roulette

Individu	Fitness	Probabilité de reproduction
1	12	0,14
2	41	0,48
3	6	0,08
4	26	0,30
Population	85	1

Population initiale La population initiale est constituée de p individus. Usuellement on les choisit aléatoirement. On peut aussi les disposer de façon régulière dans l'espace de recherche.

Sélection Avant d'aborder le processus de reproduction, on détermine un facteur caractérisant l'adaptation de l'individu face au milieu. Cette fonction est nommée fitness. Généralement, le fitness correspond simplement à la valeur de F calculée à l'aide des phénotypes. Deux méthodes sont parmi les plus utilisées : celle dite du tournoi et celle de la roulette.

Tournoi Un ensemble de k individus est composé par un tirage aléatoire. On garde l'individu ayant la valeur de fitness la plus élevée comme parent. Cette procédure est connue sous le nom de tournoi de taille k .

Roulette Cette méthode de sélection permet de favoriser fortement les individus ayant une valeur élevée de fitness. La probabilité de reproduction correspond à la valeur du fitness divisée par la somme de fitness de toute la population. Le tableau 6.3 présente un exemple sur une population de 4 individus. On utilise un tirage aléatoire pour choisir chaque parent.

Reproduction Lors de la construction de la population enfant, on choisit de générer d enfants ($d \leq p$) et on conserve les $(p - d)$ parents ayant le meilleur fitness.

Le processus de reproduction permet de construire un nouvel individu à partir de deux parents. Pour chaque chromosome de l'enfant, on choisit aléatoirement le chromosome correspondant de l'un des parents. La figure 6.6 présente un exemple de reproduction d'individus à 4 chromosomes. L'enfant a hérité des chromosomes 1 et 4 du parent 1 et des chromosomes 2 et 3 du parent 2. On crée ainsi un nouvel individu.

Le processus sélection/reproduction est réitéré jusqu'à la création de tous les enfants.

Reproduction avec recombinaison (*crossing-over*) Lors de la reproduction, un mélange des chromosomes parent s'effectue aléatoirement. Dans ce cas, le chromosome fils est un mélange des deux chromosomes parents. Une valeur typique de la probabilité de recombinaison est de l'ordre de 80 %. La figure 6.7 présente la forme la plus usuelle de recombinaison. Le chromosome fils est formé de deux parties issues des parents. Le point de séparation est

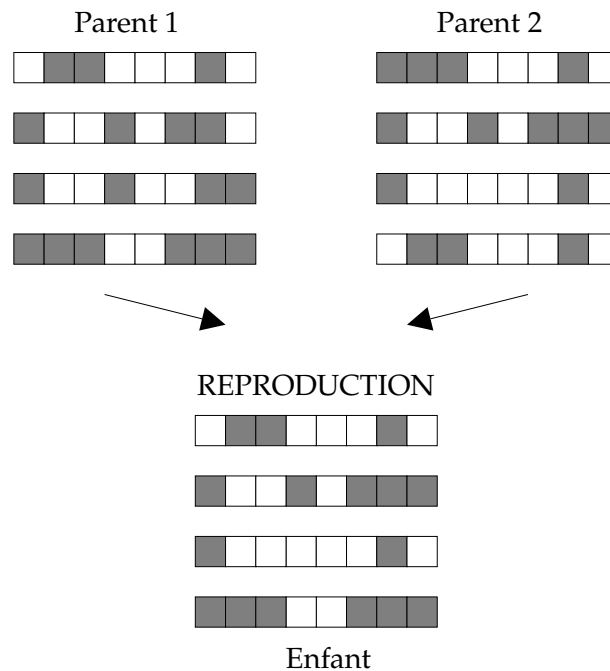


FIG. 6.6. Principe de la reproduction

généralement tiré aléatoirement. D'autres formes de recombinaison sont possibles, comme par exemple la séparation des chromosomes en trois parties.

Mutation d'un gène La mutation est l'une des étapes les plus importantes des algorithmes génétiques. Il existe diverses mutations possibles : la mutation d'un gène, la permutation de deux gènes, la permutation de deux parties d'un chromosome. La forme de mutation la plus utilisée est la mutation d'un gène. On remplace un gène par une autre valeur choisie aléatoirement. Après la construction d'une nouvelle génération, un très faible taux d'individus (de 1 à 5 % usuellement) sélectionnés aléatoirement sont candidats à la mutation.

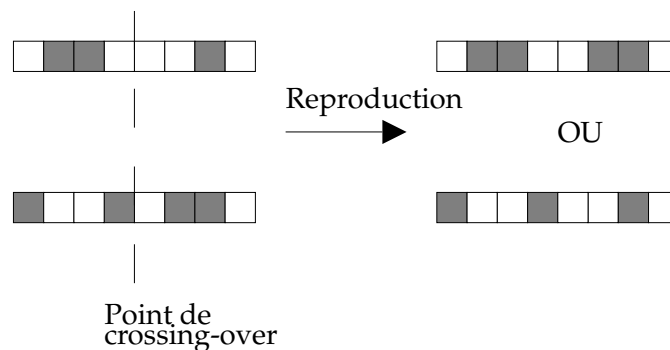


FIG. 6.7. Principe de la recombinaison

Arrêt de l'algorithme Les algorithmes génétiques étant des algorithmes itératifs, des critères d'arrêt doivent être définis. Généralement, de nombreux critères d'arrêt sont utilisés simultanément. On fixe un nombre maximum de générations pour éviter des calculs trop longs, ce critère est généralement utilisé comme sécurité. Si on recherche une valeur particulière de F , on l'utilise comme critère d'arrêt. Enfin, il peut être intéressant d'arrêter l'algorithme après un certain nombre de générations identiques.

6.6. Application à nos images

Nous avons développé un logiciel nous permettant de recalculer automatiquement les quatre images d'une même séquence.

6.6.1. Type de transformation retenu

Les déformations d'une image à l'autre (donc les acquisitions sont espacées de 20 ms) sont dues au déplacement du drone. La vitesse d'avancement conduit à une translation. Le drone peut changer d'altitude entre deux images créant ainsi une variation d'échelle. A ces deux paramètres s'ajoutent les déformations dues aux angles de lacet⁸, roulis⁹ et tangage¹⁰. En pratique, si on considère la vitesse de l'avion, les accélérations possibles¹¹ et la résolution des images, les déformations liées à ces trois paramètres sont très faibles. Si on conserve cette approche, les transformations globales et linéaires suffisent à traiter le problème.

Le système permet de choisir les paramètres à optimiser (décalage en x , décalage en y , angle de rotation, échelle en x , échelle en y , *skew* en x et *skew* en y) afin de minimiser les temps de calculs. La transformation d'une image I_1 à une image I_2 s'écrit donc :

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6.18)$$

6.6.2. Méthode de recherche du maximum

Nous devons rechercher le maximum de la fonction de ressemblance. Nous avons présenté trois méthodes dans la section précédente (6.5). La méthode choisie va être présentée puis le codage des paramètres sera détaillé.

⁸ Rotation autour d'un axe vertical

⁹ Oscillation de droite à gauche

¹⁰ Oscillation d'avant en arrière

¹¹ Les accélérations possibles sont assez faibles car la structure du drone ne résiste pas aux fortes accélérations.

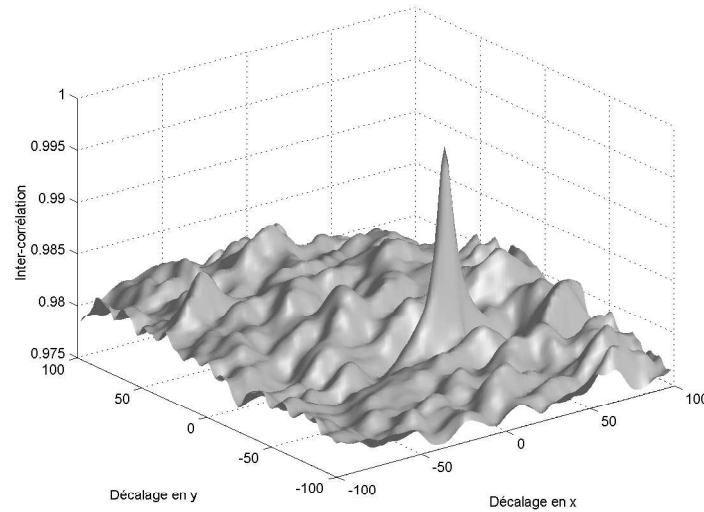


FIG. 6.8. Évolution de l'intercorrélacion en fonction de la translation pour deux images de la même série.

6.6.2.1. Méthode retenue

Parmi les nombreux algorithmes de recherches de maximum, nous avons retenu les algorithmes génétiques. Plusieurs raisons nous ont conduit à ce choix. Tout d'abord, l'espace de recherche peut être très vaste. L'espace de recherche comprend de nombreux minima locaux (figure 6.8), la méthode de recherche doit donc être suffisamment robuste vis-à-vis de cette contrainte. De plus, l'efficacité des algorithmes génétiques pour résoudre les problèmes de recalage a été montrée ([121]).

6.6.2.2. Codage des paramètres

Nous devons donc retrouver les paramètres de la transformation définie par l'équation 6.18, deux possibilités se présentent. La première consiste à associer un chromosome à chaque paramètre a . On obtient donc 6 chromosomes. L'étendue de recherche reste à définir. La définition de cette étendue est complexe, en effet cette représentation ne prend pas en compte les différentes relations existant entre ces paramètres. L'autre approche consiste à associer un chromosome à chaque composante de la transformation comme le montre le tableau 6.4. Le tableau présente une étendue possible de chaque paramètre. Le logiciel que nous avons développé permet de configurer les étendues facilement.

Le calcul de la matrice de transformation se fait automatiquement par produit matriciel. On note T la matrice correspondant aux translations ($T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & d_x \\ 0 & 1 & d_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$), R la ma-

TAB. 6.4. Définition des chromosomes

Nom du chromosome	Paramètre	Étendue
d_x	Décalage en x	$[-100; 100]$
d_y	Décalage en y	$[-100; 100]$
E_x	Échelle en x	$[0, 8; 1, 2]$
E_y	Échelle en y	$[0, 8; 1, 2]$
ϕ	Angle de rotation (en degrés)	$[-45; +45]$
S_x	Skew en x	$[0, 9; 1, 1]$
S_y	Skew en y	$[0, 9; 1, 1]$

trice correspondant à la rotation ($R = \begin{bmatrix} \cos \phi & \sin \phi & 0 \\ -\sin \phi & \cos \phi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$), E la matrice correspondant

aux échelles ($E = \begin{bmatrix} E_x & 0 & 0 \\ 0 & E_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$) et enfin S la matrice de déformation "skew" ($S =$

$\begin{bmatrix} 1 & S_x & 0 \\ S_y & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$). On a :

$$T.R.E.S = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Les chromosomes sont définis comme des tableaux d'entiers. On fixe la position d'une virgule afin d'obtenir des valeurs réelles. La précision voulue sur chaque paramètre ainsi que l'étendue des paramètres permet de fixer le nombre d'éléments dans le tableau (égal au nombre de gènes dans le chromosome) ainsi que la position de la virgule.

6.6.2.3. Fonction de ressemblance

La fonction de fitness correspond directement à la valeur de la fonction de ressemblance. Nous avons choisi d'implémenter toutes les fonctions présentées précédemment (6.4) afin de pouvoir les comparer. Nous avons utilisé la procédure de l'histogramme joint afin de faciliter les calculs.

6.6.3. Évaluation sur des images synthétiques

L'annexe D présente des résultats de recalage sur des images synthétiques. Nous avons testé différentes transformations ainsi que différentes fonctions de similarité.

D'une manière générale, on constate que la fonction de similarité n'a que peu d'influence sur la qualité du résultat. Il est admis que les algorithmes génétiques sont peu sensibles vis-à-vis de la régularité de la fonction de fitness. Deux remarques globales peuvent être ajoutées : les fonctions basées sur les logarithmes sont plus longues à calculer que les autres fonctions, sans différence sur la qualité du résultat, d'une part. D'autre part, les fonctions basées sur les différences pixel à pixel sont plus sensibles au bruit.

6.6.4. Évaluation sur des images issues du dispositif d'acquisition multispectrale

Nous utilisons cette méthode pour recalibrer les images issues de la même série. Chaque séquence est composée de quatre images. Une des images sert de référence pour recalibrer les trois autres. Afin d'obtenir la plus grande surface commune, l'image de référence doit être l'image issue du filtre 2 ou du filtre 3. Les images issues des filtres 1,2 et 4 ont des contrastes très proches, alors que l'image 3 a un contraste plus faible. Nous avons donc choisi d'utiliser l'image 2 comme référence. On constate que les fonctions de ressemblance comportent de nombreux minima locaux dus à la répétition des lignes de semis.

Martin-Chefson a utilisé un dispositif d'acquisition basé sur une roue de filtres. Il a constaté des phénomènes de décalage des images et notamment le long des contours. Nous avons choisi d'utiliser la même méthode pour évaluer les décalages. L'annexe D présente des résultats en utilisant cette méthode. On constate une superposition des contours proche de la perfection.

De même, les coordonnées du décalage semblent cohérentes, les coordonnées du décalage de l'image 3 sont les opposées de celles de l'image 1. De même, les coordonnées du décalage de l'image 4 sont environ le double de celles de l'image 3. De plus, l'angle de rotation est très faible, ce qui correspond bien aux contraintes de déplacement du drone. En effet, le drone n'est pas capable de subir un angle de lacet important rapidement.

Chapitre 7

Discrimination spectrale

7.1. Bases de la classification

Nous allons d'abord présenter les notations utilisées dans ce chapitre. Puis nous aborderons les méthodes de classification non supervisées et ensuite nous détaillerons certaines méthodes de classification supervisées.

7.1.1. Notations

Le problème de la classification consiste à créer des groupes (aussi nommés classes) dans une population d'individus. On note \mathcal{C} l'ensemble des classes et \mathcal{P} la population d'individus. On cherche donc à associer à tout individu de \mathcal{P} une classe de \mathcal{C} . La population \mathcal{P} est décrite dans un espace \mathcal{E} à d dimensions, souvent, il s'agit de \mathbb{R}^d . Chaque individu est représenté par un vecteur \mathbf{x} . Après classification, chaque individu \mathbf{x}_i est associé à une classe y_i . Le tableau 7.1 présente les principales notations utilisées dans ce chapitre.

TAB. 7.1. Notations utilisées

$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_d \end{pmatrix}$	Un vecteur à d dimensions
$\ \mathbf{x}\ $	La norme du vecteur \mathbf{x}
\mathcal{P}	Une population de p individus
\mathbf{x}_i	Un individu de la population \mathcal{P}
$x_{i,j}$	La valeur de la composante j du vecteur \mathbf{x}_i
\mathcal{E}	L'espace de représentation des individus (souvent \mathbb{R}^d)
\mathcal{C}	L'ensemble des classes
c	Le nombre de classes
Ω_i	Une classe de \mathcal{C}
y_i	La classe de l'individu i après classification

7.1.2. Méthodes non supervisées

Les méthodes de classification non supervisées permettent de créer des classes d'individus homogènes avec très peu d'*a priori* sur a population présente. Parmi les nombreuses

méthodes existantes, nous allons présenter l'analyse en composantes principales, les centres mobiles ainsi que les méthodes qui en sont dérivées.

7.1.2.1. Analyse en composantes principales (ACP)

Lorsque le nombre de dimensions croît, on constate souvent une augmentation de la corrélation entre les différents attributs de description. Dans ce cas, il est intéressant de trouver un espace de description $\tilde{\mathcal{E}}$ qui minimise cette corrélation. On utilise la matrice de covariance C qui est définie par :

$$C = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^d (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \cdot (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (7.1)$$

Dans cette équation $\bar{\mathbf{x}}$ est le vecteur des moyennes de chaque composante. Il est calculé à l'aide de :

$$\bar{x}_j = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x_{i,j} \quad (7.2)$$

Dans l'espace $\tilde{\mathcal{E}}$, on cherche à obtenir une matrice de covariance diagonale ce qui assure des vecteurs de description parfaitement décorrélés. Il suffit donc de trouver les vecteurs propres v_n et les valeurs propres λ_n de la matrice C . On construit la matrice de passage, A , de l'espace \mathcal{E} vers l'espace $\tilde{\mathcal{E}}$ à l'aide des v_n :

$$A = \begin{bmatrix} v_{11} & \cdots & v_{d1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{1d} & \cdots & v_{dd} \end{bmatrix} \quad (7.3)$$

La projection des individus composant \mathcal{P} dans $\tilde{\mathcal{E}}$ est connue sous le nom de transformée de Karhunen-Loève. Les valeurs propres λ_n correspondent à la variance des vecteurs attributs de l'espace $\tilde{\mathcal{E}}$. Usuellement, on ne conserve que les composantes ayant les plus grandes variances. On diminue ainsi la taille de l'espace de description.

On peut aussi calculer l'ACP sur des données réduites et/ou centrées. Posons σ_j l'écart-type du paramètre j . Les valeurs centrées (notée $x_{i,j}^c$) s'obtiennent par :

$$x_{i,j}^c = x_{i,j} - \bar{x}_j \quad (7.4)$$

De même, on définit les données centrées (notée $x_{i,j}^r$) réduites à l'aide de :

$$x_{i,j}^r = \frac{x_{i,j} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (7.5)$$

Dans un contexte proche du nôtre, des images sur les composantes rouge, verte, bleue et

infra-rouge, Martin-Chefson a utilisé cette approche pour séparer la végétation du sol dans des scènes de culture de maïs [95].

7.1.2.2. Centres mobiles

La méthode des centres mobiles utilise un centre de gravité ω_j pour représenter chaque classe. Chaque centre ω_j est initialisé en utilisant un élément x_i choisi aléatoirement dans \mathcal{E} . Chaque élément est affecté à la classe dont le centre ω_j est le plus proche. Usuellement, on utilise la distance euclidienne, bien que l'on puisse aussi utiliser la distance de Mahalanobis¹. On calcule ensuite le centre de gravité de chaque classe et on l'associe à ω_j . Ce processus est réitéré jusqu'à stabilisation. A ce moment, tous les points sont classés ([30, 31]).

Algorithme 4 Algorithme des centres mobiles

ENTRÉES: Le nombre de classes : c

Le nombre d'individus : p

Le nombre de dimensions : d

```

1: pour  $j$  de 1 à  $c$  faire
2:   Initialiser aléatoirement le centre  $\omega_j$ 
3: fin pour
4: tantque  $nb \neq 0$  faire
5:    $nb \leftarrow 0$ 
6:   pour  $j$  de 1 à  $c$  faire
7:      $de_{min} \leftarrow \infty$ 
8:     pour  $i$  de 1 à  $p$  faire
9:        $de \leftarrow \text{distance}(x_i, \omega_j)$ 
10:      si  $de < de_{min}$  et  $y_i \neq j$  alors
11:         $y_i \leftarrow j$ 
12:         $nb \leftarrow nb + 1$ 
13:         $de_{min} \leftarrow de$ 
14:      fin si
15:    fin pour
16:  fin tantque
17:  Mettre à jour les  $\omega_j$ 
18: fin tantque

```

Plusieurs variantes de cet algorithme existent. Les nuées dynamiques utilisent le même principe. Les centres de classe (ω_j) ne correspondent plus aux centres de gravité des classes, mais à l'élément x_i qui en est le plus proche. Dans le cas des k -means, les centres de gravité sont recalculés à chaque nouvelle affectation d'un élément à une classe.

Ces trois méthodes nécessitent de connaître le nombre de classes présentes (c). Il existe une variante de cet algorithme qui ne nécessite pas cette information. L'algorithme des ISODATA (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques A ([133])) est basé sur les

¹ La distance de Mahalanobis est définie en 7.1.3.1.

k -means. Le nombre de classes est modifié au cours du processus selon les règles suivantes ([46]) :

- Si la somme des variances des éléments appartenant à une classe dépasse un seuil préalablement fixé, la classe est divisée en deux classes.
- Si la distance entre deux centres de gravité devient inférieure à un seuil, les deux classes sont fusionnées en une seule.

Généralement, on ajoute une contrainte sur le nombre d'éléments devant composer une classe.

La méthode des centres mobiles peut être appliquée sur les données brutes ou sur les données issues de l'analyse en composantes principales.

7.1.3. Méthodes supervisées

Les méthodes supervisées font appel à une population de référence pour construire un ensemble de règles permettant de classer les individus. La population de référence \mathcal{A} est composée par un expert, pour tout individu \mathbf{x}_i^* on connaît la classe, notée \mathbf{y}_i^* . Le tableau 7.2 présente les principales notations utilisées dans ce chapitre.

TAB. 7.2. Notations utilisées

\mathcal{A}	La population d'apprentissage composée de a individus
\mathcal{S}_m	L'ensemble des individus de \mathcal{A} appartenant à la classe Ω_m
\mathbf{x}_i^*	Un individu de la population \mathcal{A}
\mathbf{y}_i^*	La classe de l'individu \mathbf{x}_i^*

7.1.3.1. Méthodes basées sur une distance

Plusieurs méthodes de classifications sont basées sur une mesure de distance² entre l'individu \mathbf{x}_i et un ou plusieurs individus appartenant à \mathcal{A} . Dans un premier temps nous allons définir deux distances usuellement utilisées : la distance euclidienne et la distance de Mahalanobis. Ensuite, deux méthodes seront présentées : le classifieur à distance minimale et la méthode des k plus proches voisins. Enfin, nous présenterons une synthèse de ces différentes méthodes sur un exemple simple.

Distance Euclidienne La distance la plus connue est la distance euclidienne. Considérons deux points a et b définis dans un espace à n dimensions. La distance euclidienne entre a et b s'écrit :

$$d_{a,b}^2 = \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2 \quad (7.6)$$

² L'annexe B rappelle les propriétés des distances.

Distance de Mahalanobis La distance de Mahalanobis permet d'évaluer le degré d'appartenance d'un individu à une classe en prenant en compte la variance de la classe considérée. On appelle s_m l'individu moyen de l'ensemble \mathcal{S}_m . Pour calculer la distance de Mahalanobis entre un individu x_i et s_m on utilise la matrice de covariance de \mathcal{S}_m :

$$C_m = \frac{1}{\text{card } \mathcal{S}_m} \sum_{b_i \in \mathcal{S}_m} (b_i - s_m) \cdot (b_i - s_m)^T \quad (7.7)$$

La distance de Mahalanobis se calcule alors comme :

$$d_{x_i, s_m}^2 = (x_i - s_m)^T \cdot C_m^{-1} (x_i - s_m) \quad (7.8)$$

Dans le cadre agronomique, Manh utilise cette distance pour caractériser les pixels de végétation à partir d'un relevé statistique initial. La distance de Mahalanobis lui permet ensuite d'initialiser des modèles déformables conçus pour suivre le contour des feuilles ([89]).

Classifieur à distance minimale On dispose d'un ensemble de référence \mathcal{D} qui contient des représentants de toutes les classes. Pour chaque classe \mathcal{S}_m , on calcule le centre s_m . Le centre d'une classe correspond à la moyenne des individus appartenant à cette classe sur chaque dimension. Lorsque l'on utilise un classifieur à distance minimale basé sur la distance de Mahalanobis, on calcule en plus la matrice de covariance de chaque classe C_m comme nous l'avons expliqué ci-dessus (eq. 7.7).

Pour classer un point x_i , on calcule la distance entre le point x_i et tous les centres s_m . Le point x_i appartient alors à la classe du plus proche des centres (donc à la distance la plus faible). Si la distance utilisée est la distance euclidienne, on parle alors de classifieur à distance euclidienne minimale, si la distance utilisée est la distance de Mahalanobis, on a alors un classifieur à distance de Mahalanobis minimale.

Ces deux méthodes sont très rapides, le calcul de la distance de Mahalanobis est légèrement plus lent puisque l'on doit effectuer des opérations matricielles.

Méthode des k plus proches voisins La méthode des k plus proches voisins (k PPV) fait partie des méthodes de classification les plus simples. Considérons deux populations, représentées par \circ et \square . Nous devons classer l'individu représenté par \star . Si nous utilisons un algorithme basé sur la distance minimale (ici, la distance euclidienne), cet individu appartiendra à la classe des "carrés". En effet, le cercle rouge nous montre que c'est un élément "carré" qui est le plus proche de l'individu à classer. L'algorithme des k PPV utilise un voisinage de k individus pour classer un point. On attribue à l'individu inconnu la classe majoritaire de ce voisinage. Prenons comme exemple $k = 3$. Le voisinage de notre point est représenté par le cercle bleu. Il y a deux "cercle" et un "carré", la classe "cercle" sera donc attribuée à l'individu à classer ([126]).

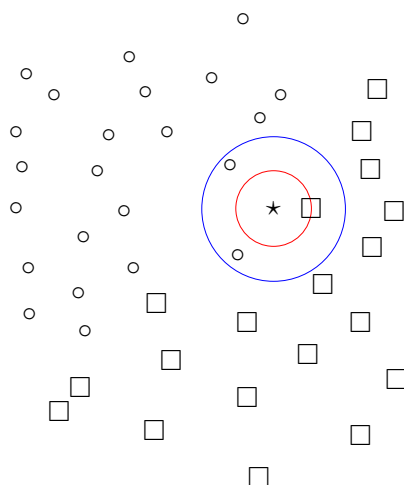


FIG. 7.1. Exemple de classification par la méthode des k plus proches voisins

Le nombre de calculs est directement proportionnel au nombre d'individus composant la base d'apprentissage ainsi qu'à la dimension du problème. L'algorithme est donc relativement lent pour les problèmes complexes. Il existe des méthodes d'accélération de cet algorithme permettant de réduire les temps de calcul ([31]).

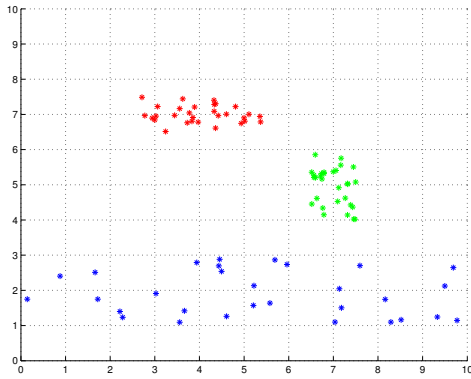
Synthèse Afin de comparer de façon simple les méthodes précédentes nous allons présenter des résultats sur deux jeux de données en deux dimensions. Pour l'un de ces ensembles, les classes sont linéairement séparables, pour l'autre, deux classes sont confondues. Les figures 7.2-a et 7.3-a présentent les données d'apprentissages. Les zones d'appartenance de chaque classe ont été calculées avec les trois méthodes présentées ci-dessus (classifieur à distance euclidienne minimale, classifieur à distance de Mahalanobis minimale et méthode des k plus proches voisins). Le classifieur basé sur la distance euclidienne crée une frontière linéaire entre les régions, il est donc inefficace pour les classes confondues (figure 7.3-b). L'utilisation de la distance de Mahalanobis permet de créer des frontières non linéaires. Toutefois, ces frontières restent curvilignes. La méthode des k PPV permet un résultat de classification proche de l'optimum de Bayes³ (figure 7.2-d et 7.3-d).

7.1.3.2. Réseaux neuromimétiques

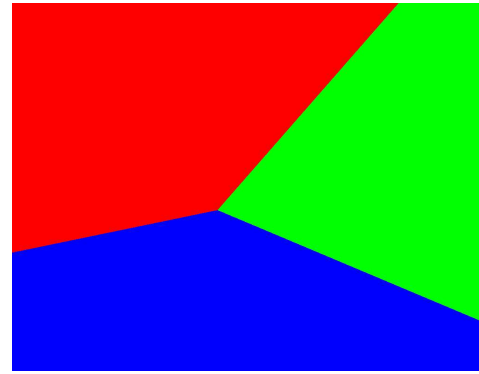
Parmi les outils utilisés pour la classification, les réseaux de neurones occupent une place importante.

Nous allons brièvement présenter les réseaux de neurones. Dans un premier temps, nous allons introduire le neurone élémentaire, puis le perceptron multicouche et enfin les réseaux

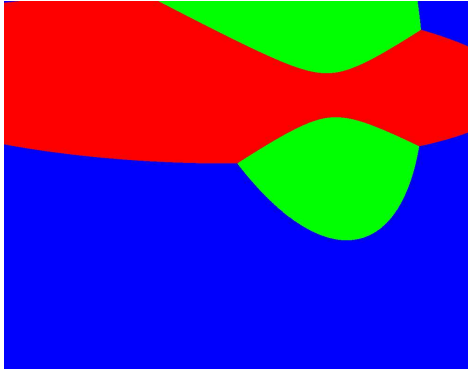
³ Le lecteur trouvera un rappel du théorème de Bayes dans l'annexe E.



(a) Données sources



(b) Classifieur à distance minimale à base de distance euclidienne



(c) Classifieur à distance minimale à base de distance de Mahalanobis

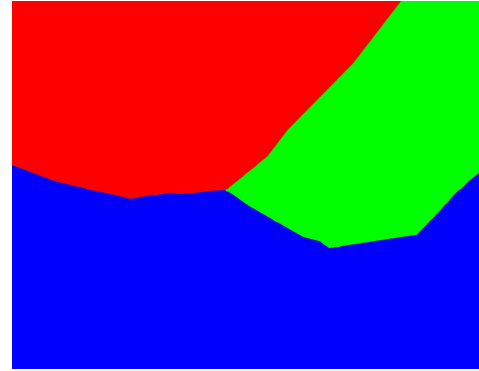
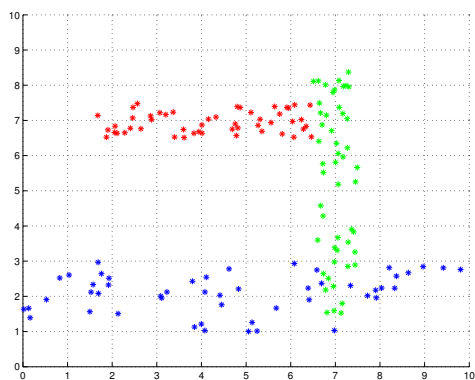
(d) Classifieur basé sur les k plus proches voisins (avec $k = 3$)

FIG. 7.2. Comparaison des trois classifieurs pour des données linéairement séparables

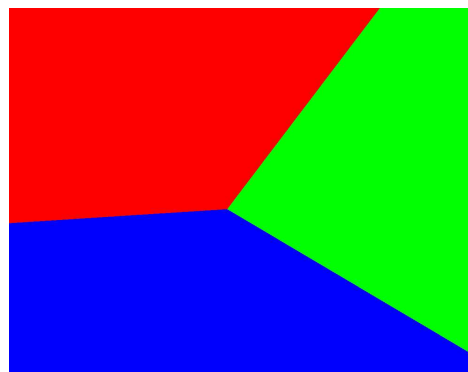
à noyaux gaussiens. Le lecteur trouvera de nombreux livres consacrés au sujet (comme [71, 72, 42]).

Le neurone élémentaire Un neurone informatique est un objet construit à partir d'une observation des neurones biologiques. Un neurone est composé de d entrées e , d'une fonction de sommation, d'une fonction de décision⁴ (f) et d'une sortie (s). Le neurone calcule la somme pondérée de ces entrées (σ) puis calcule la valeur de la fonction f . La valeur de la sortie s s'écrit :

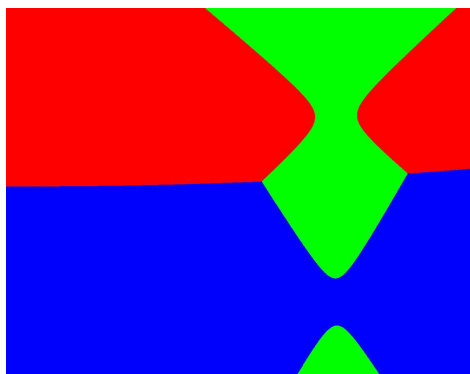
⁴ Elle est aussi appelée fonction de noyau.



(a) Données sources



(b) Classifieur à distance minimale à base de distance euclidienne



(c) Classifieur à distance minimale à base de distance de Mahalanobis

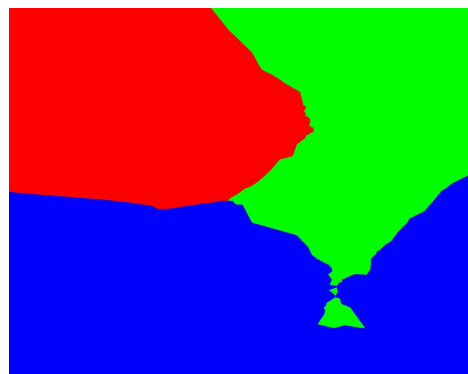
(d) Classifieur basé sur les k plus proches voisins (avec $k = 3$)

FIG. 7.3. Comparaison des trois classifieurs pour des données non linéairement séparables

$$s = f \left(\sum_{i=1}^d e_i \cdot w_i + b \right) = f(\sigma) \quad (7.9)$$

Les valeurs w sont appelées les poids synaptiques du neurone. En pratique, le coefficient b correspond à une entrée supplémentaire (e_{d+1}) figée à 1. Cette approche simplifie les implémentations informatiques en permettant l'utilisation de boucles simples.

Fonctions de noyau usuelles De nombreuses fonctions de noyau existent, nous allons présenter les plus couramment utilisées. La fonction la plus simple est la fonction dite "identité" définie par l'équation suivante :

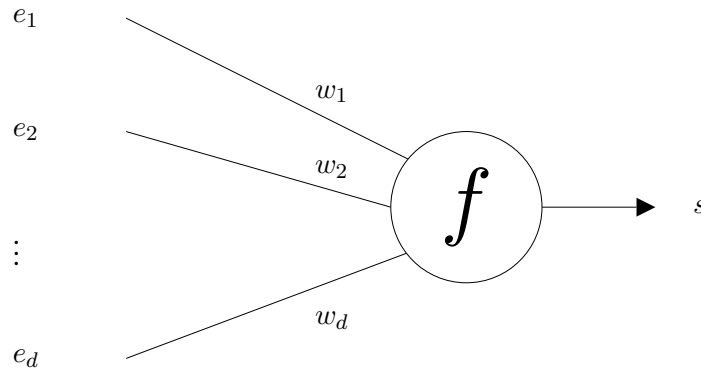


FIG. 7.4. Neurone élémentaire

$$s = \sigma \quad (7.10)$$

Cette fonction est souvent utilisée dans la couche d'entrée des perceptrons, mais les autres couches comportent des fonctions d'activation non linéaires. La fonction non linéaire la plus simple est la fonction signe.

$$s = \text{sign}\sigma \quad (7.11)$$

La fonction seuil est proche de la fonction signe, elle est positive si σ est positive, nulle sinon.

$$\begin{aligned} \sigma \geq 0 &\Leftrightarrow f(\sigma) = 1 \\ \sigma < 0 &\Leftrightarrow f(\sigma) = 0 \end{aligned} \quad (7.12)$$

Les fonctions les plus utilisées sont la fonction sigmoïde exponentielle (eq. 7.13) et la fonction sigmoïde tangentielle (eq. 7.14).

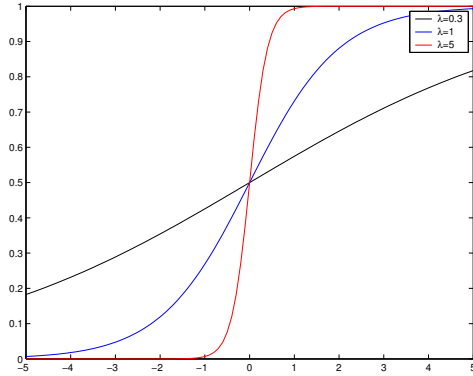
$$s = \frac{1}{1 + e^{-\lambda\sigma}} \quad (7.13)$$

Le paramètre λ permet de paramétrer la courbe. Pour λ très grand, la fonction se rapproche d'une fonction seuil. Pour les faibles valeurs de λ , la fonction est linéaire autour de l'origine.

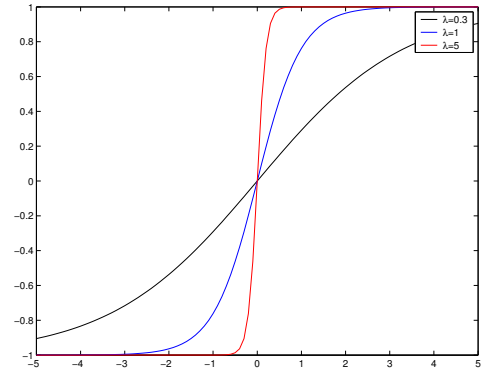
$$s = \tanh(\lambda\sigma) \quad (7.14)$$

Ces deux fonctions permettent une non linéarité sans discontinuité et sont facilement dérivables. La figure 7.5 présente l'évolution de ces deux fonctions pour différentes valeurs

de λ . On constate que, selon la valeur de λ , la tangente hyperbolique peut devenir proche de la fonction signe (pour λ grand) ou proche d'une droite (pour λ petit).



(a) Fonction sigmoïde exponentielle



(b) Fonction tangente hyperbolique

FIG. 7.5. Fonction de noyaux non linéaires sigmoïde exponentielle et tangente hyperbolique pour différentes valeurs de λ .

Apprentissage Le principal avantage des neurones (et des réseaux de neurones) est leur capacité d'apprentissage et de généralisation.

Lorsque l'on utilise les réseaux de neurones pour résoudre un problème de classification, on présente les x_i en entrée et le système fournit les y_i en sortie (il s'agit de la méthode la plus souvent utilisée, d'autres codages des classes sont possibles).

Pour obtenir ce résultat, on procède à une phase d'apprentissage. On présente les individus x^* dont on connaît les sorties y^* associées.

Afin d'expliquer le principe de l'apprentissage, considérons le cas d'un seul neurone (et donc une sortie) avec une fonction de noyau à seuil. Les deux classes sont telles que les éléments y_i^* valent $+1$ ou 0 . L'algorithme d'apprentissage est présenté par l'algorithme 5, il s'agit d'un algorithme de descente de gradient comme présenté au chapitre 6.

L'algorithme présenté est un algorithme itératif. La seule condition d'arrêt que nous avons présentée est un nombre maximum d'itérations. On ajoute généralement un critère d'arrêt sur la valeur de la sortie.

Considérons maintenant le même neurone avec une fonction de noyau linéaire. L'erreur, calculée dans la ligne 7 est de la forme :

$$\epsilon = \mathbf{y}_i^* - s \quad (7.15)$$

La sortie du neurone vaut :

$$s = \sigma \quad (7.16)$$

Algorithme 5 Apprentissage pour un neurone

ENTRÉES: Le nombre maximum d'itérations : t_{max}
 Le pas de calcul (non nul et positif) : α

- 1: Initialiser aléatoirement les poids w du neurone
- 2: $t \leftarrow 0$
- 3: **tantque** $t \leq t_{max}$ **faire**
- 4: Choisir aléatoirement un couple $(\mathbf{x}_i^*, \mathbf{y}_i^*)$
- 5: **pour** n allant de 1 à $d + 1$ **faire**
- 6: $e_i \leftarrow \mathbf{x}_i^*$
- 7: Calculer la sortie du neurone s
- 8: $\Delta w_n \leftarrow \alpha x_{i,n}^* (\mathbf{y}_i^* - s)$
- 9: $w_n \leftarrow w_n + \Delta w_n$
- 10: **fin pour**
- 11: $t \leftarrow t + 1$
- 12: **fin tantque**

La modification des poids se fait de la même façon, la ligne 7 devenant :

$$\Delta w_n \leftarrow \alpha x_{i,n}^* (\mathbf{y}_i^* - \sigma) \quad (7.17)$$

Réseau de neurones à une couche Si on souhaite créer plus de deux classes, les \mathbf{y}^* sont des vecteurs à c dimensions. On utilise le même principe que précédemment en créant un neurone par classe. On a donc c neurones. On note $w_{i,j}$ le poids du neurone j pour la composante e_i . On conserve des fonctions d'activation linéaires pour les neurones. La figure 7.6 présente la construction d'un tel réseau. On calcule le vecteur s_j à l'aide de l'équation suivante :

$$s = \sum_{i=1}^{d+1} w_{i,j} \cdot e_j \quad (7.18)$$

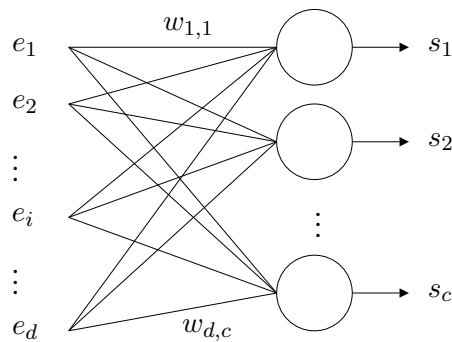


FIG. 7.6. Réseau de neurones à une couche

L'erreur de sortie du réseau pour un prototype \mathbf{y}^* est généralement exprimée par la formule suivante⁵ :

$$\epsilon = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c (\mathbf{y}_j^* - s_j)^2 \quad (7.19)$$

Comme la fonction de noyau est linéaire on a :

$$\epsilon = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c (\mathbf{y}_j^* - \sigma_j)^2 \quad (7.20)$$

Calculons le gradient de cette erreur par rapport aux poids $w_{i,j}$:

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial \epsilon}{\partial \sigma_j} \cdot \frac{\partial \sigma_j}{\partial w_{i,j}} \quad (7.21)$$

$$= \frac{1}{2} \left(\frac{\partial (\mathbf{y}_j^* - \sigma_j)^2}{\partial \sigma_j} \right) \cdot \frac{\partial \sigma_j}{\partial w_{i,j}} \quad (7.22)$$

$$= (\sigma_j - \mathbf{y}_j^*) \cdot e_i \quad (7.23)$$

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}} = (s_j - \mathbf{y}_j^*) \cdot e_i \quad (7.24)$$

Comme on cherche à minimiser ϵ , on modifie l'algorithme précédent (algorithme 5) pour obtenir l'algorithme 6.

Algorithme 6 Apprentissage pour un réseau de neurones à une couche

ENTRÉES: Le nombre maximum d'itérations : t_{max}

Le pas de calcul (non nul et positif) : α

- 1: Initialiser aléatoirement les poids w du neurone
 - 2: $t \leftarrow 0$
 - 3: **tantque** $t \leq t_{max}$ **faire**
 - 4: Choisir aléatoirement un couple $(\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*)$
 - 5: **pour** i allant de 1 à $d + 1$ **faire**
 - 6: $e \leftarrow \mathbf{x}^*$
 - 7: **pour** j allant de 1 à c **faire**
 - 8: Calculer la sortie du neurone s_j
 - 9: $\Delta w_{i,j} \leftarrow \alpha \mathbf{x}_i^* (\mathbf{y}_j^* - s_j)$
 - 10: $w_{i,j} \leftarrow w_{i,j} + \Delta w_{i,j}$
 - 11: **fin pour**
 - 12: **fin pour**
 - 13: $t \leftarrow t + 1$
 - 14: **fin tantque**
-

⁵ Rigoureusement on devrait noter $\epsilon_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c (\mathbf{y}_{i,j}^* - s_{i,j})^2$, nous avons simplifié la notation par souci de lisibilité.

Un critère d'arrêt sur la valeur de l'erreur est généralement ajouté. On peut, par exemple, remplacer la ligne 3 par :

$$\text{tantque } (t \leq t_{max}) \text{ ET } (\epsilon \geq \epsilon_{max})$$

avec ϵ_{max} l'erreur maximale admise.

Nous allons maintenant modifier la fonction de noyau linéaire pour la remplacer par une fonction f donc :

$$s = f(\sigma) \quad (7.25)$$

Comme précédemment, nous allons calculer la dérivée de l'erreur en fonction de $w_{i,j}$:

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial \epsilon}{\partial s_i} \cdot \frac{\partial s_i}{\partial \sigma_i} \cdot \frac{\partial \sigma_i}{\partial w_{i,j}} \quad (7.26)$$

$$= \frac{1}{2} \left(\frac{\partial (\mathbf{y}_i^* - s_i)^2}{\partial s_i} \right) \cdot \frac{\partial s_i}{\partial \sigma_i} \cdot \frac{\partial \sigma_i}{\partial w_{i,j}} \quad (7.27)$$

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}} = (s_i - \mathbf{y}_i^*) \cdot e_j \cdot f'(\sigma_i) \quad (7.28)$$

Usuellement on note $\delta_i = (s_i - \mathbf{y}_i^*) \cdot f'(\sigma_i)$ d'où l'équation suivante :

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}} = \delta_i \cdot e_j \quad (7.29)$$

On remplace la ligne 8 de l'algorithme par 6 :

$$\Delta w_{i,j} \leftarrow -\alpha \cdot \delta_i \cdot y_j^* \quad (7.30)$$

On peut ainsi utiliser n'importe quelle fonction de noyau sous réserve de connaître sa dérivée. On ajoute ainsi facilement une non linéarité au système.

Réseau à plusieurs couches Parmi les nombreux réseaux de neurones à plusieurs couches, les plus usuels sont les perceptrons multicouches. Ils sont constitués d'un assemblage de couches élémentaires identiques au réseau monocouche présenté précédemment. Il n'y a aucune liaison entre deux neurones de la même couche. Les entrées du réseau ne sont reliées qu'à une seule couche nommée couche d'entrée (la couche 1 sur le schéma de la figure 7.7). Les sorties d'une couche sont reliées exclusivement aux entrées de la couche suivante jusqu'à la dernière couche qui fournit les sorties. Le nombre de neurones composant chaque couche est indépendant du nombre d'entrées ou du nombre de neurones dans les autres couches. De même, il n'y a aucune contrainte sur le nombre de couches. Sur le schéma de la figure 7.7

nous avons représenté le neurone m de la couche 2 ainsi que toutes les liaisons depuis ou vers celui-ci. On note $s_m^{(2)}$ la sortie de ce neurone. De même, les poids synaptiques appliqués aux sorties des neurones de la couche précédente sont notés $w_{1,m}^{(2)}$ à $w_{h,m}^{(2)}$ où h est le nombre de neurones dans la couche précédente.

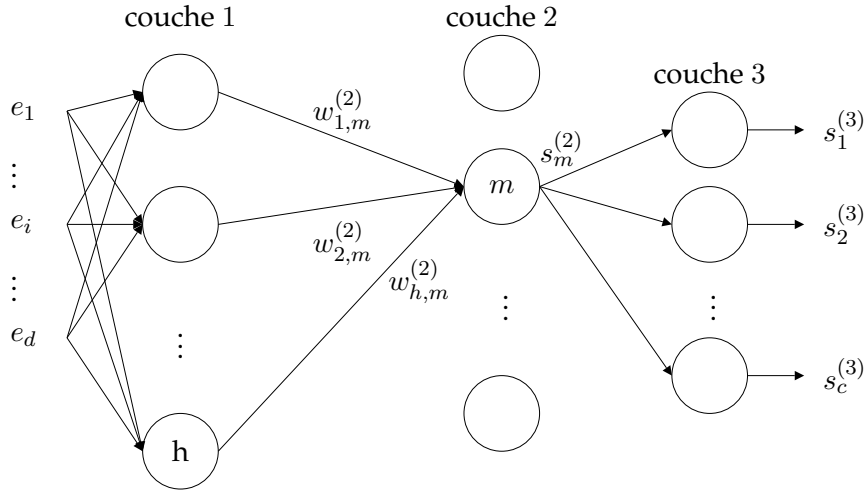


FIG. 7.7. Réseau de neurones à plusieurs couches

Le calcul des sorties du réseau lors de la présentation d'un nouvel individu est très simple. On calcule d'abord les sorties des neurones de la couche d'entrée, puis avec les valeurs obtenues on calcule les valeurs des sorties de la couche cachée, et on continue à propager l'information jusqu'à la couche de sortie. On constate qu'il y a deux niveaux de calcul. Les neurones d'une même couche sont synchrones, ils reçoivent l'information en même temps. Par contre, les couches sont asynchrones, puisque l'information se propage d'une couche à une autre. Cette structure permet d'envisager une parallélisation des calculs lors d'une implantation matérielle (DSP ou FPGA⁶).

Apprentissage des réseaux à plusieurs couches Le principe de l'algorithme d'apprentissage est le même que précédemment, on cherche à minimiser l'erreur sur chaque individu \mathbf{x}_i^* de la base d'apprentissage. L'erreur pour cet individu s'écrit :

$$\epsilon_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^c (\mathbf{y}_j^* - s_j)^2 \quad (7.31)$$

Pour la couche de sortie, on retrouve la même expression que précédemment⁷ et on peut écrire l'équation 7.26 comme étant :

⁶ Les DSP (*Digital Signal Processor*) et les FPGA (*Field Programmable Gate Array*) sont des composants électroniques permettant d'effectuer des grandes quantités de calculs très rapidement.

⁷ Les indices i ont été supprimés par souci de lisibilité.

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}} = \delta_i \cdot e_j \quad (7.32)$$

Pour les couches cachées et la couche d'entrée on utilise la même approche. Par exemple, pour un neurone de la couche 2 on a :

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}^{(2)}} = \frac{\partial \epsilon}{\partial \sigma_j^{(2)}} \cdot \frac{\partial \sigma_j^{(2)}}{\partial w_{i,j}^{(2)}} \quad (7.33)$$

$$= \frac{\partial \epsilon}{\partial \sigma_j^{(2)}} \cdot e_i^{(2)} \quad (7.34)$$

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial w_{i,j}^{(2)}} = \delta_j^{(2)} \cdot e_i^{(2)} \quad (7.35)$$

Il suffit maintenant d'exprimer $\delta_j^{(2)}$:

$$\delta_j^{(2)} = f'(\sigma_j^{(2)}) \cdot \sum_{i=1}^c w_{i,j}^{(3)} \delta_i^{(3)} \quad (7.36)$$

On peut donc appliquer une modification des poids synaptiques de la couche 2. On applique la même méthode pour la première couche. On constate que l'on commence par calculer l'erreur de la sortie du réseau pour ensuite calculer les erreurs de chaque couche. Cette méthode porte le nom de **rétropropagation du gradient de l'erreur**. On obtient l'algorithme proposé en 7 pour effectuer l'apprentissage.

L'algorithme proposé reste un algorithme de descente de gradient comme précédemment. Pour les réseaux à une seule couche, cet algorithme donne de bons résultats car on montre que ϵ est une fonction quadratique n'admettant qu'un seul minimum. Dans le cas des réseaux multicouches, ϵ admet de nombreux minima locaux rendant l'algorithme de descente de gradient inefficace. Plusieurs solutions sont possibles. La plus simple consiste à relancer le processus d'apprentissage plusieurs fois jusqu'à obtenir une solution satisfaisante (donc une erreur totale faible). On cherche une initialisation proche du minimum global permettant une descente de gradient efficace. Cette solution peut s'avérer très lente. Une autre solution consiste à ajouter du bruit lors de la recherche pour sortir des minima locaux, on retrouve une méthode proche du recuit simulé (chapitre 6.5.2). De nombreuses approches existent pour obtenir un processus d'apprentissage plus efficace et plus rapide. Une approche couramment utilisée est basée sur une modification de la fonction du poids :

$$w_{i,j}^{(k)}(t+1) \leftarrow w_{i,j}^{(k)}(t) - \alpha \delta_i s_j + \gamma \Delta w_{i,j}^{(k)}(t)$$

Algorithme 7 Apprentissage pour un réseau multicouche

ENTRÉES: Le nombre maximum d'itérations : t_{max}

Le pas de calcul (non nul et positif) : α

ENTRÉES: Le nombre de couches : nc

ENTRÉES: Un tableau regroupant le nombre de neurones par couche : nn

```

1: Initialiser aléatoirement les poids  $w$  du neurone
2:  $t \leftarrow 0$ 
3: tantque  $t \leq t_{max}$  faire
4:   Choisir aléatoirement un couple  $(\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*)$ 
5:   pour  $i$  allant de  $nc$  à 0 faire
6:      $e \leftarrow \mathbf{x}^*$ 
7:     pour  $j$  allant de 1 à  $nn(i)$  faire
8:       Calculer  $s_j$  et  $\delta_j$ 
9:       pour  $k$  allant de 1 à  $nn(i-1)+1$  faire
10:         $\Delta w_{k,j}^{(i)} \leftarrow \alpha \delta_j s_j$ 
11:      fin pour
12:    fin pour
13:  fin pour
14:  Mettre à jour tous les poids :  $w_{k,j}^{(i)} \leftarrow w_{k,j}^{(i)} + \Delta w_{k,j}^{(i)}$ 
15:   $t \leftarrow t + 1$ 
16: fin tantque

```

avec $\Delta w_{i,j}^{(k)}(t) = w_{i,j}^{(k)}(t) - w_{i,j}^{(k)}(t-1)$ et $0 < \gamma < 1$.

Le paramètre $\Delta w_{i,j}^{(k)}(t)$ est connu sous le nom de *momentum* et correspond à une inertie ajoutée dans le processus de descente de gradient.

Codage des informations Il existe de nombreuses possibilités pour coder les informations. La plus simple consiste à associer une sortie du réseau à chaque composante de \mathbf{y} . D'autres codages existent. Par exemple, il existe un codage "thermomètre". Si on a 3 classes, on code la première classe $(1, 0, 0)$, la seconde classe est codée $(1, 1, 0)$ et enfin la troisième $(1, 1, 1)$. On peut aussi coder les classes en fonction des codages binaires (naturel ou codage de Gray).

Limites des réseaux perceptrons La popularité de cette architecture est due à plusieurs facteurs. Il a été montré qu'un perceptron à une couche cachée peut approcher n'importe quelle fonction sur une portion de \mathbb{R}^n (avec n , la dimension des entrées), on utilise le terme "d'approximateur universel". Le perceptron est très utilisé en classification grâce à sa faible sensibilité au bruit ainsi qu'à sa capacité à traiter des données fortement corrélées. La principale limite de cette architecture est l'absence de règles de construction. Il n'existe pas, actuellement, de règles permettant de savoir le nombre de couches nécessaires à la modélisation d'un problème ainsi que le nombre de neurones dans chaque couche. Généralement, plusieurs essais successifs permettent de trouver une structure satisfaisante (mais non-optimale).

Réseaux RBF Les réseaux de neurones à noyau gaussien (RBF)⁸ présentent quelques différences par rapport aux réseaux de neurones multicouches. Ils sont généralement composés de deux couches. La couche d'entrée mesure la distance entre les entrées et un centre de référence. La couche de sortie est une couche dont les fonctions de noyaux des neurones sont linéaires. La figure 7.8 présente un exemple de réseau de neurones RBF.

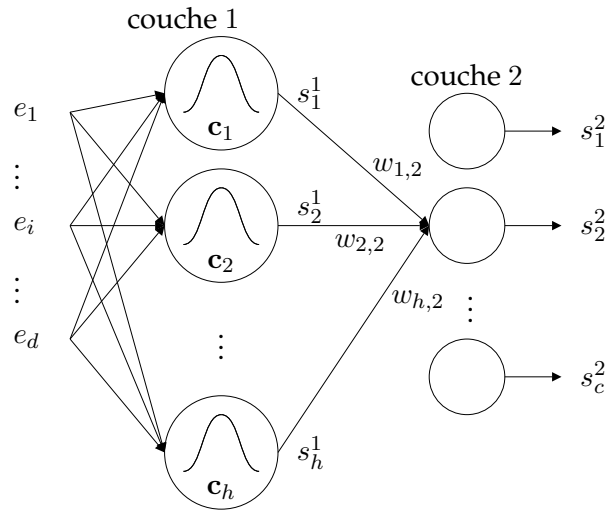


FIG. 7.8. Réseau de neurones RBF

Les neurones qui composent la couche d'entrée sont différents des neurones vus précédemment. Chaque neurone est caractérisé par un centre de même dimension que le nombre d'entrées.

Considérons le neurone i de la couche d'entrée. Il possède d entrées représentant un vecteur $\mathbf{e}_i = \begin{pmatrix} e_1 \\ \vdots \\ e_d \end{pmatrix}$ et un centre $\mathbf{c}_i = \begin{pmatrix} c \\ \vdots \\ c_d \end{pmatrix}$. La première opération effectuée par le neurone est le calcul de la distance entre e et c :

$$\theta_i = \|\mathbf{e}_i - \mathbf{c}_i\| \quad (7.37)$$

La seconde étape réalisée par ce neurone est le calcul de la sortie (s_i) :

$$s_i^1 = e^{-\frac{\theta_i^2}{\sigma_i}} \quad (7.38)$$

La seconde couche est une couche linéaire comme précédemment. Le calcul des sorties s'effectue comme pour les réseaux linéaires. Pour la sortie n de la couche 2 on a :

⁸ *Radial Basis Function* : fonction à base radiale

$$s_n^2 = \sum_{i=1}^h W_{i,n} \cdot s_i^{(1)} \quad (7.39)$$

Avec h le nombre de neurones de la couche d'entrée.

L'apprentissage de ces réseaux ne se fait pas par la méthode de rétropropagation du gradient. Nous ne présenterons ici que les points principaux de la technique usuelle. Le lecteur trouvera plus de détails dans la bibliographie ([71, 72, 42]).

L'apprentissage se fait en deux phases : l'apprentissage de la couche gaussienne puis la détermination des W_i .

Lors de l'apprentissage de la couche gaussienne, on commence par déterminer les centres c_i . De nombreuses méthodes existent, nous allons présenter ici la plus simple, l'apprentissage compétitif ([42]).

Les centres sont initialisés de manière aléatoire ou dirigée. Ensuite, à chaque présentation du prototype \mathbf{x}_i^* , on cherche le centre c_k le plus proche et on le rapproche de \mathbf{x}_i^* à l'aide de la règle suivante :

$$c_k \leftarrow c_k + \alpha(\mathbf{x}_i^* - c_k)$$

Le paramètre α est compris entre 0 et 1. Au fur et à mesure du processus d'apprentissage, il diminue afin d'assurer une convergence de l'algorithme. On répète l'opération de présentation d'un individu et le déplacement des centres jusqu'à la convergence de la méthode.

La largeur des noyaux (σ) peut être déterminée dans la même phase algorithmique grâce à une méthode itérative. Posons σ_k , la largeur du noyau c_k (le centre le plus proche de \mathbf{x}_i^*). On modifie σ_k selon la règle suivante :

$$\sigma_k \leftarrow (1 - \alpha)\sigma_k + \alpha^2 \|\mathbf{x}_i^* - c_k\|$$

Les paramètres W_i sont calculés en minimisant la fonction d'erreur entre les sorties obtenues et les sorties prévues comme nous l'avons expliqué précédemment.

Les réseaux RBF présentent des avantages intéressants. Comme les perceptrons multicouches, ce sont des "approximateurs universels". De plus, en pratique, il a été constaté qu'ils ont tendance à donner de meilleurs résultats que ces derniers. Enfin, ils sont généralement composés d'un plus petit nombre de neurones, ce qui permet un apprentissage et des calculs plus rapides ([2]). L'influence de σ sur l'efficacité du réseau est importante. En effet, si cette valeur est faible, le réseau donnera de très bon résultats sur la population d'apprentissage mais les performances en généralisation seront mauvaises. Par contre, une valeur élevée de σ permet une généralisation importante et un faible nombre de neurones, mais peut conduire à des erreurs de classifications.

7.1.3.3. Machine à vecteurs supports (SVM)

Parmi les outils de classifications, les SVM (Support Vector Machine) font l'objet d'un engouement récent. Nous allons d'abord présenter le principe de cette méthode ainsi que les bases mathématiques ([31, 57]).

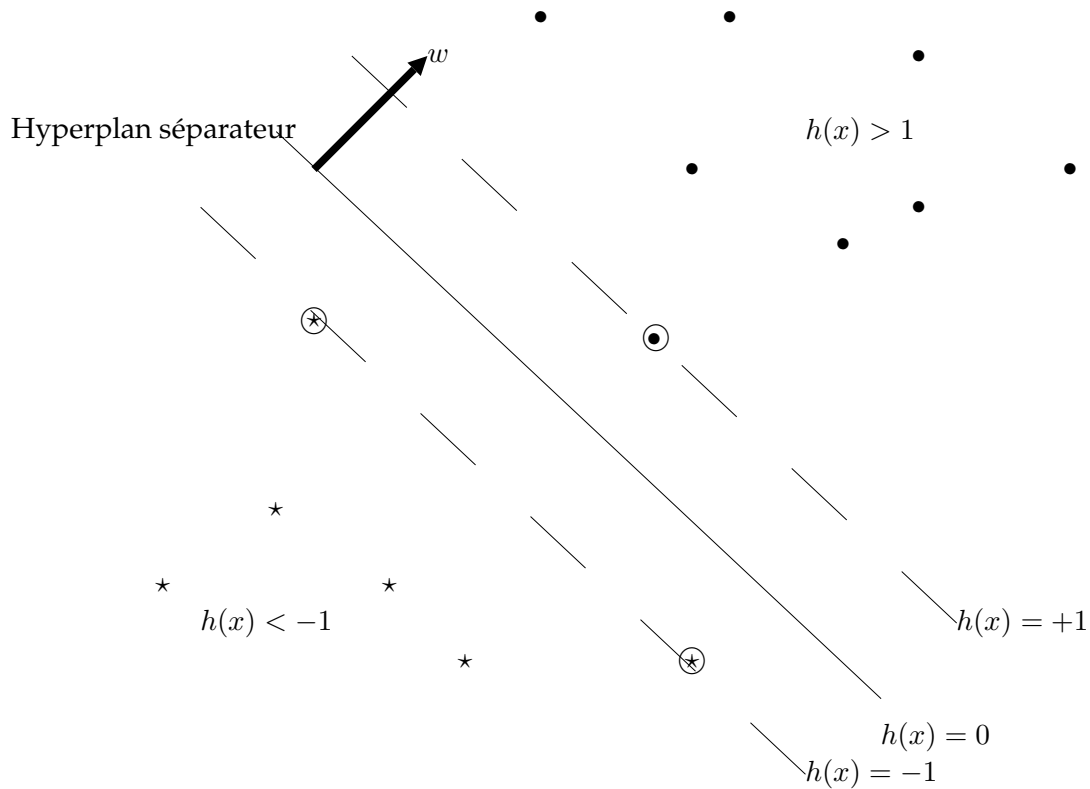


FIG. 7.9. Principe des SVM

Les SVM utilisent une base d'apprentissage \mathcal{S} composée de m couples :

$$\mathcal{S} = \{(\mathbf{x}_1^*, \mathbf{y}_1^*), (\mathbf{x}_2^*, \mathbf{y}_2^*), \dots, (\mathbf{x}_m^*, \mathbf{y}_m^*)\} \quad (7.40)$$

Dans cette base, on trouve des exemples (tels que $\mathbf{y}_i^* = 1$) et des contre exemples (tels que $\mathbf{y}_i^* = -1$). Les SVM permettent de créer un plan séparateur optimal entre les deux classes comme le montre le schéma (7.9). L'équation de ce plan est de la forme :

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0 \quad (7.41)$$

Dans cette équation, \mathbf{w} est le vecteur normal au plan. La distance entre un point \mathbf{x}_i et ce plan est égale à : $\frac{h(\mathbf{x}_i)}{\|\mathbf{w}\|}$. Pour définir ce plan, il faut connaître au moins $(d + 1)$ points (avec d

la dimension des \mathbf{x}_i). On utilise les points les plus proches de la frontière⁹ des classes pour calculer \mathbf{w} et w_0 . Pour ces points, on a $h(x) = \pm 1$.

Cas linéairement séparable Déterminer l'équation de ce plan correspond à la résolution du problème suivant :

$$\begin{aligned} & \text{Minimiser} && \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ & \text{sous les contraintes} && \mathbf{y}_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0) \geq 1 \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (7.42)$$

Cette formulation conduit à résoudre un système à $d + 1$ inconnues. Il existe des méthodes de résolution permettant de résoudre ce problème pour de faibles valeurs de d (de l'ordre de quelques centaines). Pour les grandes valeurs de d on utilise les multiplicateurs de Lagrange. Nous ne présenterons pas les détails des calculs, simplement quelques repères de la démonstration. La fonction obtenue s'appelle *lagrangien*, elle s'écrit :

$$L(\mathbf{w}, w_0, \alpha) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^m \alpha_i (\mathbf{y}_i \cdot (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w}) + w_0) - 1 \quad (7.43)$$

Les α_i sont appelés multiplicateurs de Lagrange et sont positifs ou nuls. Après calculs, la résolution du problème se ramène à :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\alpha} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j \mathbf{y}_i \mathbf{y}_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \right) \\ \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{y}_i = 0 \end{array} \right. \quad (7.44)$$

L'équation de l'hyperplan solution s'écrit alors :

$$h(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* \mathbf{y}_i \cdot (x \cdot \mathbf{x}_i) + w_0^* = (\mathbf{w}^* \cdot x) + w_0^* \quad (7.45)$$

Les α_i^* sont les solutions du système 7.44. On détermine w_0^* en utilisant un des vecteur supports. Pour résoudre ce problème, seul le produit scalaire est utilisé.

Cas non exactement séparables Dans le cas où les données ne sont pas exactement séparables, on modifie l'équation 7.42 pour créer une bande d'incertitude :

$$\begin{aligned} & \text{Minimiser} && \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i \\ & \text{sous les contraintes} && \mathbf{y}_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + w_0) \geq 1 - \xi_i \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (7.46)$$

Les ξ_i sont nommées variables ressort, elles sont positives où nulles. De même, C doit être positive et correspond à la tolérance vis-à-vis des exemples mal classés. Le système 7.44 devient :

⁹ Ces points sont nommés vecteurs supports par Vapnik.

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j \mathbf{y}_i \mathbf{y}_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \right) \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{y}_i = 0 \end{cases} \quad (7.47)$$

Le reste de la démonstration est identique au cas linéairement séparable.

Fonctions noyaux Les SVMs fournissent des classifieurs linéaires à l'aide d'une théorie éprouvée. Toutefois, la majeure partie des problèmes de classification ne comportent pas de frontières linéaires entre les classes. Le SVM permettent de créer des frontières non linéaires de manière très simple, tout en conservant l'algorithme proposé.

La solution consiste à changer de repère de description des exemples. En effet, si le nombre de dimensions augmente, il devient possible de trouver une séparation linéaire. Nous allons donc utiliser une transformation non linéaire Φ de l'espace initial (\mathcal{E}) vers un espace de dimension plus grande $\Phi(\mathcal{E})$ pour obtenir :

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_d \end{pmatrix} \mapsto \Phi(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \phi_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \phi_{d1}(\mathbf{x}) \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (7.48)$$

Il suffit alors de résoudre les équations 7.42 ou 7.46 en utilisant ce changement de base. En pratique, une autre approche est préférée.

Comme nous l'avons vu ci-dessus, seul le produit scalaire est utilisé, donc il n'est pas nécessaire de connaître explicitement $\Phi(\mathcal{E})$. Si le produit scalaire est défini dans les espaces \mathcal{E} et $\Phi(\mathcal{E})$, il existe une fonction K telle que pour tout élément a et b appartenant à \mathcal{E} on ait :

$$K(a, b) = \Phi(a) \cdot \Phi(b) \quad (7.49)$$

Le système 7.44 devient alors :

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \left(\sum_{i=1}^m \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \alpha_i \alpha_j \mathbf{y}_i \mathbf{y}_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \right) \\ \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{y}_i = 0 \end{cases} \quad (7.50)$$

Comme précédemment, la résolution de ce système conduit à :

$$h(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i^* \mathbf{y}_i \cdot K(x, \mathbf{x}_i) + w_0^* = K(\mathbf{w}^*, x) + w_0^* \quad (7.51)$$

Un certain nombre de contraintes conditionnent la fonction K , elles ne seront pas évoquées ici. Nous allons maintenant présenter quelques fonctions de noyaux usuelles.

Fonctions polynomiales Les fonctions polynomiales sont de la forme :

$$K(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = (\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} + 1)^p \quad (7.52)$$

La puissance p est fixée *a priori* par l'utilisateur.

Fonctions à base radiale Les fonctions polynomiales sont de la forme :

$$K(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = e^{-\frac{\|\mathbf{a}-\mathbf{b}\|^2}{2\sigma^2}} \quad (7.53)$$

L'écart type de la fonction gaussienne, σ , est commun à tous noyaux (donc à tous les individus). Il est fixé par l'utilisateur. Le comportement de ce classifieur est proche des réseaux de neurones RBF.

Fonctions sigmoïdes Les fonctions sigmoïdes sont proches de celles définies pour les réseaux de neurones :

$$K(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \tanh(\rho(\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}) - \varrho) \quad (7.54)$$

Les paramètres ρ et ϱ sont soumis à certaines contraintes pour correspondre à un produit scalaire. Ces fonctions conduisent à un comportement proche de celui des perceptrons multicouches sans avoir à fixer le nombre de couches et le nombre de neurones par couche.

Par exemple, les machines à vecteurs supports permettent de classer des images satellites en prenant en compte le mélange éventuel de différentes caractéristiques spectrales dans le même pixel ([16]).

7.2. Application à nos données

Le dispositif d'acquisition présenté dans le chapitre C nous permet d'obtenir des images multispectrales. Des auteurs ont montré que ce type d'images permet de séparer les cultures des adventices (chapitre 1). Généralement, ces auteurs ne s'intéressent qu'à une culture et quelques adventices. Dans le cadre de nos travaux, nous avons suivi différentes cultures. Nous devons donc développer une méthode de classification suffisamment robuste vis-à-vis des espèces présentes. A l'issue de cette opération, chaque pixel doit être classé dans l'un des groupes suivant : "sol", "culture", "adventices".

On peut envisager deux approches pour classer les pixels. La première consisterait à classer directement chaque pixel dans l'une des trois classes présentées. Cette approche est donc simultanée. Dans une approche hiérarchique, on effectuerait une classification en deux passes. Lors de la première passe, on classe les pixels dans deux groupes : végétation ou sol. La classe végétation correspond à l'union des classes "adventices" et "culture". Lors d'une seconde étape, on ne s'intéresse qu'aux pixels de végétation. Ces pixels sont séparés

en deux groupes : "culture" ou "adventices". A l'issue de ces deux étapes, on retrouve bien les groupes présentés ci-dessus. L'approche hiérarchique est la plus utilisée car elle permet d'utiliser deux classifieurs différents. De plus, certains auteurs ont montré que la séparation des classes "sol" et "végétation" pouvait être effectuée de manière non supervisée contrairement à la séparation "culture"/"adventices" ([148]). C'est donc cette méthode que nous adoptons.

7.3. Séparation "sol"/"végétation"

La première phase de segmentation des images consiste à créer deux classes. Une classe correspondant aux pixels représentant le sol et une classe représentant la végétation présente. Nous allons d'abord citer quelques méthodes existantes puis nous proposerons une méthode originale liée aux filtres utilisés. Les méthodes de classifications que nous avons présentées précédemment sont rarement utilisées dans cette étape, le nombre d'attributs reste faible et la détermination d'un critère scalaire qu'il suffit de seuiller est souvent considéré comme suffisante.

7.3.1. Méthodes basées sur des relations entre les bandes spectrales

Pour la distinction entre le sol et la végétation, il existe un certain nombre de méthodes basées sur des relations entre les différentes bandes spectrales. Nous allons en présenter quelques unes qui sont toutes basées sur les différences spectrales entre le sol et la végétation comme le montre la figure 2.1 (page 17).

La méthode la plus utilisée s'appuie sur le calcul d'un indice de végétation (*NDVI*) défini par l'équation suivante :

$$NDVI = \frac{pIR - R}{pIR + R} \quad (7.55)$$

Dans cette équation *R* représente la composante rouge de l'image et *pIR* la composante infra-rouge. Cette indice est élevé pour la végétation et faible pour le sol. Généralement, l'histogramme du *NDVI* est considéré comme étant bimodale. Il suffit alors d'appliquer un seuillage pour séparer le sol de la végétation. Un indice proche du *NDVI* est le *SAVI* :

$$SAVI = (1 + n) \frac{pIR - R}{pIR + R + n} \quad (7.56)$$

Le paramètre *n* est un coefficient d'ajustement qui prend en compte le type de sol présent. Pour *n* = 0 on retrouve le calcul du *NDVI* ([78]). Les filtres que nous avons retenus ne nous permettent pas de calculer le *NDVI* car la bande rouge et la bande infra-rouge sont mélangées (figure 5.2 page 42).

Pérez propose une approche différente dans [112]. Il calcule un indice nommé NDI basé sur les bande rouges (R) et vertes (G). L'équation de cet indice est donnée ci dessous.

$$NDI = \frac{G - R}{G + R} \quad (7.57)$$

Une approche très simple est proposée par Yang *et al.*. On considère alors une image couleur comportant les trois composantes rouge, verte et bleue. Si le point considéré a une composante verte supérieure aux deux autres, le pixel est alors classé comme appartenant à la végétation, sinon il est considéré comme appartenant au sol ([154]).

Une approche plus rigoureuse est exposée par Tian dans [131]. L'auteur décrit une base adaptée aux images agronomiques acquises à partir d'une caméra couleur. C'est une base à trois dimensions : I , V_1 et V_2 . La composante I correspond à la luminosité (moyenne des trois composantes). La composante V_1 correspond à la différence ($G - R$) normalisée. Cette composante est positive pour la végétation et négative pour le sol. La composante V_2 correspond au troisième vecteur nécessaire pour définir la base à partir des composantes R , G et B . Le passage de la base RGB à la base IV_1V_2 est défini par l'équation suivante :

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (7.58)$$

7.3.2. Méthode proposée

Les méthodes présentées ci-dessus ne peuvent pas être appliquées directement à nos images. En effet, les filtres utilisés sont tous transparents dans l'infra-rouge. L'extraction de la bande infra-rouge des autres bandes semble être complexe et n'a pas été abordée. Nous avons, plutôt choisi de développer un algorithme de segmentation basé sur les caractéristiques particulières de nos filtres. Si on prend en compte les spectres typiques du sol et de la végétation (figure 2.1 page 17) ainsi que les transmittances de nos filtres (figure 5.2 page 42) nous devons pouvoir établir une classification "sol"/"végétation" efficace. On sait que d'une manière générale, la réflectance de la végétation est plus importante que celle du sol dans le domaine infra-rouge et dans le vert. Le domaine infra-rouge correspond au filtre 4. Le filtre 2 correspond au vert et au domaine infra-rouge. La somme de ces deux composantes doit donc être maximale dans les zones de végétation. A partir de cette idée simple, nous proposons de calculer un indice de végétation (IV) défini comme suit :

$$IV = \frac{(V_2 + V_4)}{(V_1 + V_2 + V_3 + V_4)} \quad (7.59)$$

Cette valeur est donc plus élevée pour un pixel représentant de la végétation que pour un pixel représentant du sol. Afin d'obtenir un effet de normalisation, cette valeur est divisée

par la somme des quatre composantes. On peut, en effet, considérer que la somme des quatre composantes est proportionnelle à la luminosité.

On calcule IV pour tous les pixels. L'image est ensuite segmentée en utilisant l'algorithme des centres mobiles (présenté en 7.1.2.2).

7.3.3. Résultats

Nous avons testé deux méthodes de segmentation de la végétation. La première méthode est basée sur une analyse en composantes principales suivie d'une segmentation utilisant les centres mobiles. L'autre méthode correspond à l'algorithme que nous proposons en 7.3.2. L'annexe F présente le détail des résultats pour diverses images.

La méthode basée sur l'ACP fournit des résultats très disparates. La végétation semble être assez bien détectée sur le tournesol alors que sur le maïs le résultat est inutilisable. Lorsque l'on observe les résultats plus précisément, on constate que cette méthode est sensible à la luminosité des images.

Les résultats de la méthode basée sur l'indice IV sont beaucoup plus constants. Les plantes peu contrastées sont bien détectées et les ombres ne conduisent pas à de fausses détections. Nous avons donc retenu cette méthode pour séparer le sol de la végétation.

7.4. Séparation "culture"/"adventices"

A l'intérieur de la classe végétation, deux populations sont présentes : les cultures et les adventices. Les réponses spectrales des cultures et des adventices étant très proches, la séparation de ces deux classes est plus difficile que la séparation du sol et de la végétation. Nous allons d'abord présenter les données obtenues par le système d'acquisition puis nous exposerons les résultats obtenus par différentes méthodes de classification. Enfin, nous proposerons une explication possible des causes des erreurs résiduelles.

7.4.1. Données utilisables

Avant d'appliquer une méthode de classification, une réflexion sur le type de données utilisées est utile. Le système nous fournit des images sur quatre composantes. Chaque composante est codée de 0 à 255 par l'opération de quantification. On pourrait utiliser directement ces composantes pour la classification. Toutefois, le système d'acquisition modifie automatiquement le temps d'exposition de chaque image afin d'obtenir un contraste optimum (section 5.4.2.4). Chaque scène devrait donc être traitée indépendamment des autres.

Pour éviter ce problème, nous proposons d'utiliser le produit du temps d'exposition avec le niveau de gris afin d'obtenir une valeur homogène au flux lumineux :

$$V_n(x, y) = g_n(x, y) \times t_n \quad (7.60)$$

Dans cette équation, $g_n(x, y)$ est le niveau de gris du pixel de coordonnées (x, y) de l'image acquise avec le filtre n avec un temps d'exposition t_n . La valeur $V_n(x, y)$ est donc proportionnelle au flux lumineux reçu.

Certains auteurs proposent d'utiliser les rapports de luminance. On définit la luminance (L) comme la somme des valeurs des composantes spectrales. Le rapport de luminance de la bande n , I_n s'écrit :

$$I_n = \frac{V_n}{L} \quad (7.61)$$

Par définition on a $0 \leq I_n \leq 1$.

Nous allons comparer les résultats obtenus en utilisant ces deux formats de données. Un premier jeu de données est construit en utilisant les V_n , un autre jeu de données utilise les I_n . Enfin, nous avons construit un jeu de données avec ces deux paramètres (V_n et I_n). Cette approche entraîne toutefois quelques réserves. Comme nous l'avons montré ci dessus, les données de luminance varient de 0 à 1 alors que les données V_n varient de 0 à de très grandes valeurs (la borne haute est $255 \times t_n$ avec t_n le temps d'exposition de l'image n). Certains classifieurs deviennent moins efficaces lorsque les étendues sont très disparates (notamment, les classifieurs basés sur des distances). Afin d'obtenir des données ayant des étendues proches nous les avons normalisées. On a alors :

$$v_n(x, y) = \frac{V_n(x, y)}{\bar{V}_n} \quad (7.62)$$

avec \bar{V}_n la moyenne de l'image n . De même, pour les luminances :

$$i_n(x, y) = \frac{I_n(x, y)}{\bar{I}_n} \quad (7.63)$$

avec \bar{I}_n la moyenne de l'image de luminance n .

7.4.2. Méthodes non supervisées

Après la séparation du sol et de la végétation, une segmentation des cultures et des adventices est effectuée. Dans un premier temps, nous avons testé une méthode non supervisée. L'analyse en composante principale des pixels composant la végétation est calculé. Ensuite, l'image résultante est segmentée en utilisant les centres mobiles. L'annexe F présente des résultats de classification. La qualité des résultats obtenus est très disparate.

7.4.3. Comparaison de différentes méthodes supervisées

Il existe très peu d'études sur les classifieurs les mieux adaptés à traiter des données spectrales. L'étude de Feyaerts et van Gool sur la discrimination de données spectrales montre que les classifieurs testés (distance minimale euclidienne et de Mahalanobis, k plus proche

voisins, perceptron multicouche et arbre de décision) donnent des résultats assez proches ([45]). L'auteur utilise des données issues d'un spectromètre, les bandes spectrales sont donc très étroites contrairement aux largeurs de bande des filtres que nous utilisons. Il nous est donc impossible de tirer des conclusions de cette étude pour nos données.

Nous avons donc choisi de comparer différentes méthodes de classification entre elles. Nous avons retenu cette approche car aucune méthode de référence n'est reconnue actuellement dans la classification culture/adventice. D'autre part, une segmentation manuelle des images afin d'obtenir une référence est inenvisageable. En effet, les différences entre les cultures et les adventices sont difficilement visibles et la vérité terrain est impossible à établir de façon rigoureuse et précise.

Nous avons choisi de comparer les classifieurs suivants : classifieur à distance euclidienne minimale, classifieur à distance de Mahalanobis minimale, k plus proches voisins (avec un voisinage de 3), SVM linéaire avec taux d'erreurs ($C = 10000$), SVM à noyaux polynomiaux d'ordre 3, perceptron multicouche et réseau de neurone RBF. La population de référence est constituée de 10 points de chaque classe (donc un total de 20 individus). Cette population est utilisée pour tous les classifieurs.

L'annexe F présente les résultats obtenus avec les trois représentations des données (V_n , I_n et (v_n, i_n)). Comme nous l'avons expliqué ci-dessus, il n'existe pas de méthode de référence. Nous avons donc utilisé une expertise visuelle de la classification afin de vérifier la pertinence de la classification. De plus, le nombre de pixels classés "culture" a été calculé pour chaque méthode. Nous pouvons ainsi calculer le taux des pixels changeant de classe entre deux méthodes.

Concernant les cultures monocotylédones, les classifieurs qui ont donné les meilleurs résultats travaillaient les données I_n . A l'inverse, pour les cultures dicotylédones, les meilleurs résultats ont été obtenus avec les données V_n . L'utilisation des données mixtes (v_n, i_n) permet d'obtenir des résultats de classification indépendants de la culture. Nous retenons donc ce format de données pour la classification.

Lors de l'expertise visuelle, nous avons constaté que l'algorithme des k plus proches voisins fournit les résultats les plus pertinents. Nous avons aussi constaté que les machines à vecteurs supports, linéaires ou à noyaux polynomiaux, obtiennent des résultats de classification très proche des k plus proches voisins. Cette constatation se vérifie avec le taux de pixels changeant de classe qui est de l'ordre de 7 % en moyenne.

A l'inverse, le taux de pixels changeant de classe est très élevé pour les classifieurs à distance minimale. Ces erreurs sont probablement dues à la dispersion des données. Ces deux méthodes n'étant efficace que sur des données facilement séparables.

Le réseau de neurone à noyaux gaussiens obtient un taux de pixels changeant de classe de l'ordre de 15 % par rapport à la méthode des k plus proches voisins. Ce taux d'erreurs est indépendant des espèces végétales étudiées.

A l'inverse le perceptron multicouches obtient des résultats très dispersés. Ceci s'explique, probablement, par des problèmes d'apprentissage. En effet, l'algorithme d'apprentissage est basé sur une initialisation aléatoire des poids synaptique puis une méthode de descente de gradient améliorée. Dans certains cas, cet algorithme converge vers un minimum local de forte amplitude bloquant le processus d'apprentissage.

Pour conclure, on constate que trois méthodes donnent des résultats très proches : la méthode des k plus proches voisins, les SVMs linéaires et les SVMs à noyaux polynomiaux. Le taux de pixels changeant de classes est trop faible pour pouvoir faire un choix définitif.

7.4.3.1. Base d'apprentissage "croisée"

Afin de vérifier la robustesse des classifieurs retenus, des tests croisés sont mis en oeuvre. La base de référence est constituée sur une image et la classification est effectuée sur une autre image de la même parcelle. Cette méthode permet d'évaluer la capacité de généralisation des classifieurs.

De plus, on vérifie s'il est nécessaire d'opérer un apprentissage pour chaque image, ou si un apprentissage périodique est suffisant. L'annexe F montre les résultats pour les classifieurs retenus. Les images utilisées sont espacées de quelques secondes à quelques minutes. Aucune corrélation entre le taux d'erreur et l'écart temporel entre les images ne peut être dégagée. Les taux d'erreurs sont proches quel que soit le classifieur. Les taux d'erreurs sont de l'ordre de 10 %. Les classifieurs permettent donc de classer des images issues d'une même parcelle avec une seule (ou quelques) population(s) de référence.

7.4.4. Source des erreurs

On constate deux types d'erreurs : les adventices classées "cultures" et les cultures classées "adventices". Selon les espèces présentes, une des deux erreurs est très majoritaire. Nous avons constaté qu'il s'agit en fait d'un problème de distinction monocotylédone/dicotylédone. Les plantes dicotylédones ont une réflectance plus importante que les monocotylédones dans le domaine infra-rouge ([144]). Si on considère l'échelle des images et la taille moyenne des feuilles, certains pixels couvrent des zones composées de sol et de plantes. Dans le cas des monocotylédones, le pixel ne change pas de classe. Par contre, dans le cas des plantes dicotylédones, la réflectance moyenne du pixel devient proche de la réflectance des pixels de plantes monocotylédones.

Pour vérifier cette hypothèse, un classifieur basé sur la méthode des k PPV est utilisé afin de séparer les pixels entre trois classes : sol, cultures, adventices. Nous utilisons 10 points représentatifs de chaque classe. Notre base d'apprentissage est donc composée de 30 individus. Deux cultures sont étudiées : du tournesol infesté de folle avoine et du maïs infesté de chardon¹⁰. Dans les deux cas nous avons construit deux pixels synthétiques. Le premier

¹⁰ Le tournesol et le chardon sont des dicotylédones, le maïs et la folle avoine sont des monocotylédones.

(p_C) est un mélange des caractéristiques spectrales du sol et de la culture, le second (p_A) est un mélange des caractéristiques spectrales du sol et des adventices.

$$p_{C,i} = nS_i + (1 - n).C_i \quad (7.64)$$

$$p_{A,i} = nS_i + (1 - n).A_i \quad (7.65)$$

Dans ces équations, $p_{C,i}$ représente la bande i du pixel synthétique p_C de même, $p_{A,i}$ représente la bande i du pixel synthétique p_A . Le taux de mélange, n , représente l'importance de chaque caractéristique. Ce taux varie de 0 à 1.

Théoriquement, le point p_C doit être classé comme de la culture pour les faibles valeurs de n et comme du sol pour les fortes valeurs de n . De même, le point p_A doit être classé comme des "adventices" pour les faibles valeurs de n et être classé comme "sol" pour les fortes valeurs de n .

Le comportement du classifieur est correct pour les valeurs extrêmes de n . En revanche, pour les valeurs intermédiaires de n , les erreurs du classifieur confirment notre hypothèse comme le montre le tableau 7.3.

TAB. 7.3. Résultats de classification

Plante	Faible valeur de n	Valeur intermédiaire de n	Forte valeur de n
Tournesol	Culture	Adventice	Sol
Chardon	Adventice	Culture	Sol

7.4.5. Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons abordé le problème de la classification afin de séparer les pixels de nos images en trois classes. Ces classes sont le sol, les cultures et les adventices. Deux approches différentes sont utilisées. Dans un premier temps, une approche originale (non-supervisée) sépare les pixels de sol et les pixels de végétation. La seconde approche concerne la classification entre les cultures et les adventices. Cette classification est plus difficile, les classifieurs non supervisés ne permettant pas d'obtenir des résultats convenables. Nous avons testé plusieurs classifieurs afin de choisir le plus pertinent pour ce problème. Les essais menés (principalement) sur deux cultures différentes (maïs et tournesol) ne nous permettent pas de choisir de manière certaine un classifieur. Nous avons retenu trois classifieurs fournissant des résultats très proches : l'algorithme des k PPV, les SVMs linéaire (en tolérant toutefois des erreurs $C = 10000$) et les SVMs polynomiales (d'ordre 3). On montre que ces classifieurs sont proches de l'optimum de Bayes ([31]). De plus, les erreurs observées sont partiellement dues à des phénomènes de mélange des caractéristiques spectrales des plantes dicotylédones et du sol. Il semble donc difficile d'obtenir de meilleurs résultats avec

cette approche. Nous allons présenter, dans le chapitre suivant, une méthode de détection des lignes de semis permettant d'obtenir une classification des cultures et des adventices complémentaire.

Chapitre 8

Approche spatiale

Dans un premier temps, nous allons exposer les travaux existants qui portent sur la détection des lignes de semis. Ensuite, nous proposerons une méthode originale de détection des lignes de semis, basée sur une approche fréquentielle. Une amélioration de l'algorithme utilisé sera exposée afin de réduire le temps de calcul. Enfin, nous présenterons les résultats expérimentaux obtenus sur différentes cultures.

8.1. Méthodes pour la détection de lignes de semis

La détection de lignes de semis est souvent utilisée pour le guidage des engins agricoles. Les travaux de l'Institut de Recherche de Silsoe¹ sont généralement considérés comme une référence. Cette équipe s'intéresse au guidage d'un véhicule dans des rangs de culture. Le véhicule est doté d'une caméra frontale. Elle permet l'acquisition d'une image dont la perspective dépend de l'angle d'inclinaison. Pour reconstruire les lignes de semis, le système calcule la transformée de Hough. Cette transformation permet de détecter des lignes droites (mêmes partielles) dans une image. Le principal inconvénient de cette méthode est sa lenteur. Les auteurs proposent une méthode pour accélérer les calculs. Connaissant l'angle de visée de la caméra, la hauteur de la caméra et la focale de l'objectif, le calcul de la transformée peut être restreint aux valeurs pertinentes ([93, 55, 94]). Søggaard montre que cette approche peut être utilisée pour des images acquises verticalement ([62]). La caméra est alors montée sur un chariot et disposée à la verticale par rapport au plan du sol.

Dans le cadre de la détection d'adventices, peu de travaux sont basés sur la détection des lignes de semis. Pérez dispose d'images où les lignes de semis sont orientées suivant l'axe vertical. Il propose d'additionner les valeurs des pixels selon les colonnes. Les maxima locaux de ces sommes correspondent aux lignes de semis ([112]).

¹ Silsoe Research Institute

8.2. Analyse fréquentielle

La répartition spatiale des cultures est généralement détectée en utilisant la transformée de Hough comme nous l'avons présenté ci-dessus. Un algorithme original basé sur une approche fréquentielle a été utilisé dans ce travail. Nous allons d'abord présenter les hypothèses qui sont basées sur les procédés de semis des cultures. Puis, nous présenterons l'algorithme développé, ainsi qu'un exemple d'application.

8.2.1. Principe

Dans le chapitre précédent (chapitre 7), nous avons constaté que l'approche spectrale permet la séparation entre la végétation et le sol relativement facilement. Par contre, la distinction entre les cultures et les adventices ne peut être effectuée sans un taux d'erreur plus élevé. Nous pouvons obtenir une image binaire où les pixels de végétation sont à 1 et les pixels de sol à 0. La disposition spatiale des cultures doit pouvoir fournir une information discriminante complémentaire. Les cultures sont usuellement semées en lignes avec un espacement constant. Cet espacement dépend de la culture comme le montre le tableau 8.1.

TAB. 8.1. Espacement de lignes de semis pour quelques cultures

Culture	Espacement des lignes de semis
Blé, orge	16 à 18 cm
Tournesol	45 cm
Maïs	75 à 80 cm
Betterave	50 cm

La connaissance de l'altitude du capteur d'images permet de calculer le facteur de conversion en pixels/m entre le terrain et son image (Annexe A). Connaissant la culture présente et ce facteur de conversion, on peut calculer la périodicité des lignes de semis sur l'image. Les lignes de semis sont orientées de façon quelconque sur l'image. L'orientation dépend de la direction du drone par rapport aux cultures. Nous devons donc déterminer l'orientation des lignes de semis par rapport à l'axe horizontal de l'image.

Si nous recherchons les cultures sur une image de végétation, nous devons déterminer deux valeurs caractéristiques : f , la fréquence des semis et θ l'orientation des lignes de semis. Nous proposons de rechercher ces informations dans la transformée de Fourier de l'image de végétation.

8.2.2. Recherche des caractéristiques des lignes de semis

Dans le module de la transformée de Fourier, nous devons rechercher le maximum qui correspond à la fréquence des lignes de semis. Nos images sont composées de valeurs réelles.

La transformée de Fourier (TF) d'un signal réel est impaire, donc symétrique par rapport au centre. La recherche du maximum peut donc se faire sur la moitié de la transformée.

Dans un premier temps nous allons rechercher l'orientation des lignes de semis. Comme le signal original n'est pas sinusoïdal, il contient des harmoniques qui sont représentées par des maxima locaux alignés dans l'image du module de la TF. Ces maxima sont alignés avec le centre de la transformée de Fourier. Nous avons développé un algorithme de recherche de la ligne des maxima. Cet algorithme est présenté ci-dessous. Il permet de calculer l'intégrale de la TF le long d'une droite d'angle ϕ passant par l'origine. Cette intégrale est normalisée par la longueur de la ligne. En même temps, l'angle correspondant au maximum de l'intégrale est stocké dans ϕ_{MAX} . Cet angle correspond à l'orientation des lignes de semis par rapport à l'axe horizontal de l'image.

Algorithme 8 Recherche de l'orientation des lignes de semis

ENTRÉES: La TF de l'image $I : TF_I$

SORTIES: $S(\phi), \phi_{MAX}$

```

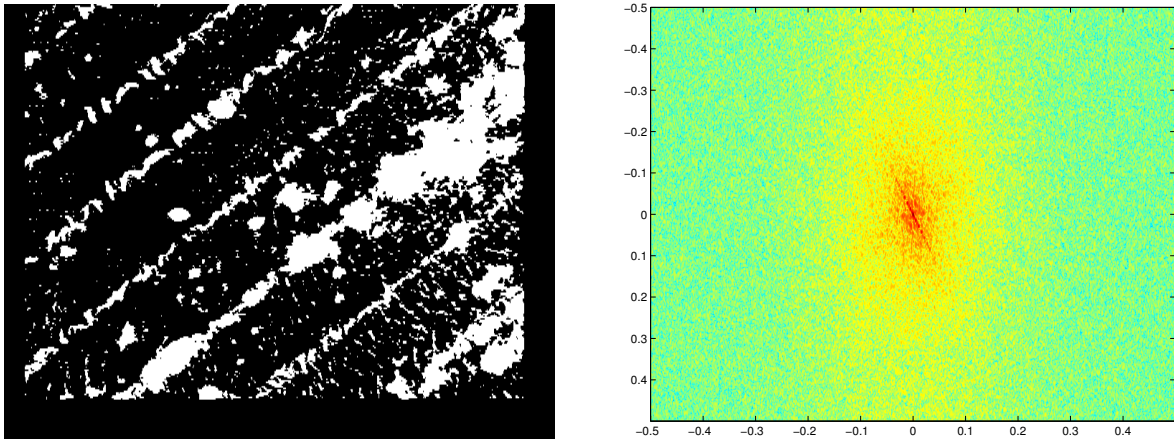
1:  $\phi_{MAX} \leftarrow 0$ 
2: pour  $\phi$  de 0 à  $\pi$  faire
3:    $S(\phi) \leftarrow 0$ 
4:   pour  $t$  de 0 à 1 faire
5:     tantque (  $X \geq 0$  et  $X \leq \frac{1}{2}$  et  $Y \geq 0$  et  $Y \leq \frac{1}{2}$  ) faire
6:        $X = t \cos \phi$ 
7:        $Y = t \sin \phi$ 
8:        $S(\phi) \leftarrow S(\phi) + TF_I(X, Y)$ 
9:     fin tantque
10:     $S(\phi) \leftarrow \frac{S(\phi)}{t}$ 
11:    si  $S(\phi) > \phi_{MAX}$  alors
12:       $\phi_{MAX} \leftarrow \phi$ 
13:    finsi
14:  fin pour
15: fin pour

```

Il reste à déterminer la périodicité des lignes de semis. Pour ceci, nous allons prendre en compte les coefficients du module de la TF le long de la droite (D) passant par l'origine et d'orientation ϕ_{MAX} . Comme nous l'avons expliqué ci-dessus (8.2.1), la connaissance de l'altitude de vol et du type de culture nous permet de déterminer *a priori* la périodicité théorique des lignes de semis (et donc la fréquence f associée). Il nous suffit alors de rechercher le maximum le plus proche de cette valeur le long de D . Actuellement, nous n'avons pas installé d'altimètre dans le drone, nous recherchons donc manuellement le maximum le plus pertinent.

Exemple Nous allons présenter les différentes étapes de cet algorithme en utilisant l'image 8.1-a. Cette image représente la végétation d'un champ de maïs. On constate la présence

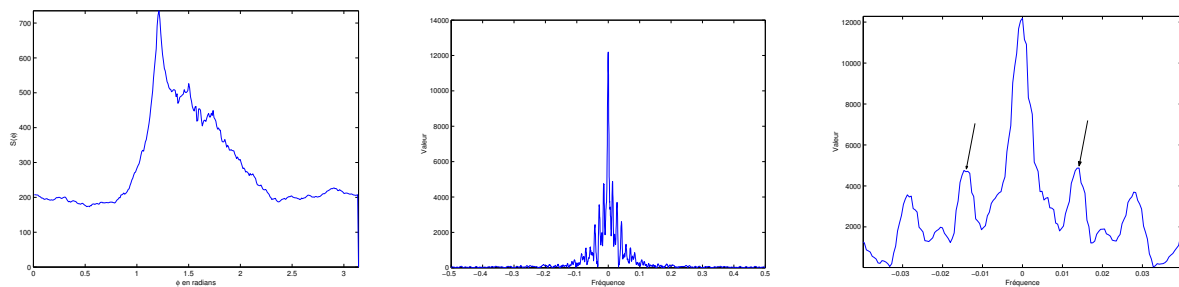
d'adventices dans l'entre-rangs. La figure 8.1-b présente le module de la transformée de Fourier de cette image. Les coefficients élevés sont en couleurs chaudes (jaune et rouge), les faibles coefficients sont en couleurs froides (vert et bleu). Nous avons appliqué l'algorithme présenté ci-dessus. La fonction $S(\phi)$ est représentée en 8.2-a. L'angle ϕ_{MAX} vaut 1,213 radians. Les figures 8.2-b et 8.2-c présentent la coupe du module de la transformée de Fourier selon cet angle, les flèches montrent les pics correspondant à la fréquence des semis.



(a) Image Source

(b) Module de la transformée de Fourier

FIG. 8.1. Image source et module de sa transformée de Fourier

(a) Représentation de $S(\phi)$ (b) Coupe du module de la transformée de Fourier selon D

(c) Zoom de la coupe

FIG. 8.2. Fonction $S(\phi)$ et coupe du module de la transformée de Fourier selon D

8.3. Filtre de Gabor

Les cultures sont donc caractérisées par leur périodicité et leur orientation dans l'image. Afin de séparer les cultures des adventices, nous devons sélectionner les structures périodiques à l'aide d'un filtre passe-bande. Nous avons choisi d'utiliser le filtre de Gabor. Nous allons présenter ici cet outil d'une façon formelle.

8.3.1. Présentation théorique

Gabor a proposé un modèle de filtre basé sur une fonction gaussienne modulée par une onde sinusoïdale dans ([47]). La forme générale de ce filtre est donnée par l'équation suivante (8.1) :

$$g(x) = e^{-\frac{1}{2}\frac{x^2}{\sigma^2}} \cdot e^{2\pi j u_0 x} \quad (8.1)$$

Dans cette équation, l'écart-type de la gaussienne σ caractérise la largeur de la fenêtre spatiale du filtre, la fréquence centrale étant fixée par u_0 . En pratique, on utilise souvent un signal réel, ce qui conduit à la forme suivante du filtre (eq. 8.2) :

$$g(x) = e^{-\frac{1}{2}\frac{x^2}{\sigma^2}} \cdot \cos(2\pi u_0 x) \quad (8.2)$$

Cette fonction est réelle et paire, donc sa transformée de Fourier est réelle et impaire. Elle est donnée par l'équation :

$$G(u) = \frac{\sigma\sqrt{2\pi}}{2} \left[e^{-2\pi^2(\sigma(u-u_0))^2} + e^{-2\pi^2(\sigma(u+u_0))^2} \right] \quad (8.3)$$

La transformée de Fourier est composée de deux gaussiennes centrées en $\pm u_0$ dont l'écart type est $\frac{1}{\sigma}$. Cette équation montre que l'occupation spatiale est inversement proportionnelle à l'occupation spectrale. On constate que cette forme du filtre de Gabor (8.2) n'est pas à gain unitaire en $u = u_0$. En pratique, la forme suivante est préférée :

$$g(x) = \frac{2}{\sigma\sqrt{\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \cdot \cos(2\pi u_0 x) \quad (8.4)$$

qui a pour transformée de Fourier :

$$G(u) = \left[e^{-\frac{(\sigma^2(u-u_0)^2)}{2}} + e^{-\frac{(\sigma^2(u+u_0)^2)}{2}} \right] \quad (8.5)$$

La figure 8.3-a présente la fonction $g(x)$ en traits pleins, l'enveloppe du filtre a été représentée en pointillés. La transformée de Fourier est présentée en 8.3-b. On retrouve les deux fonctions gaussiennes centrées en $\pm u_0$ d'écart-type $\frac{1}{2\pi\sigma}$.

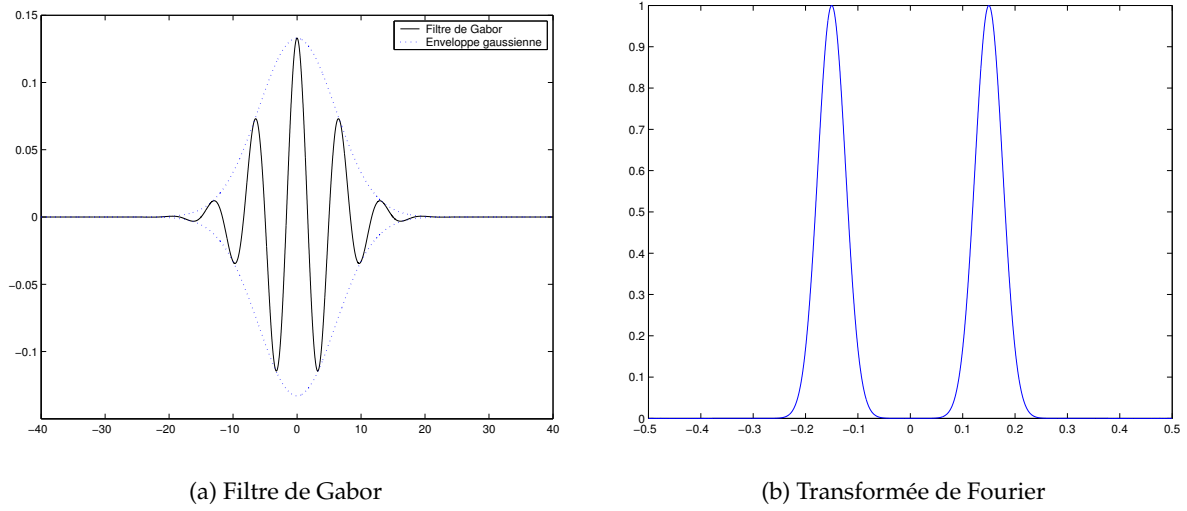


FIG. 8.3. Filtre de Gabor monodimensionnel ($\sigma = 6$ et $u_0 = 0, 15$) et sa transformée de Fourier

8.3.1.1. Extension au domaine bidimensionnel

Dans le cas des images, le signal est bidimensionnel. La généralisation des filtres de Gabor à un espace à deux dimensions a été étudiée par Daugman ([32, 67, 56]). La forme générale, pour un filtre complexe, est donnée par l'équation suivante :

$$g(x, y) = e^{-\left(\frac{x^2}{2\sigma_x^2} + \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right)} \cdot e^{2\pi i(u_0 x + v_0 y)} \quad (8.6)$$

Dans cette équation, u_0 et v_0 sont les fréquences centrales du filtre. Les valeurs σ_x et σ_y caractérisent la bande passante du filtre selon les directions x et y .

Cas réel Les images sont des signaux réels, on préfère alors un filtre réel suivant une direction définie par l'orientation qu'elle a par rapport à l'horizontale. La forme suivante est alors souvent utilisée ([67, 155]) :

$$g(x, y) = e^{-\frac{1}{2} \left[\frac{x_\theta^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\sigma_y^2} \right]} \cos(2\pi u_0 x_\theta) \quad (8.7)$$

où

$$\begin{cases} x_\theta = x \cos \theta - y \sin \theta \\ y_\theta = x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases} \quad (8.8)$$

On peut décomposer le filtre en deux parties b_{x_θ} et l_{y_θ} comme le montre l'équation suivante (eq. 8.9) :

$$\begin{aligned}
g(x, y) &= \left\{ e^{(-\frac{1}{2} \frac{x_\theta^2}{\sigma_x^2})} \cos(2\pi u_0 x_\theta) \right\} \cdot \left\{ e^{(-\frac{1}{2} \frac{y_\theta^2}{\sigma_y^2})} \right\} \\
g(x, y) &= b_{x_\theta} \cdot l_{y_\theta}
\end{aligned} \tag{8.9}$$

La partie b_{x_θ} est un filtre de Gabor monodimensionnel centré en u_0 selon l'axe porté par la direction θ . Selon la valeur de σ_x , le filtre b_x peut être un filtre passe-bas ou passe-bande. Si la valeur de σ_x est faible, la largeur de bande dans le domaine spectral est élevée, donc le filtre devient un passe-bas ($B(0) \neq 0$). Sinon, si la valeur de σ_x est suffisamment grande, la largeur de bande dans le domaine spectral est faible, le filtre a alors un comportement passe-bande ($B(0) \simeq 0$) [155]. Si on souhaite conserver un comportement passe-bande, on constate que σ_x doit croître pour les faibles valeurs de u_0 .

La partie l_{y_θ} est une fonction gaussienne (d'écart type σ_y), orthogonale à la direction θ . Dans le domaine spectral, l'écart type est $\frac{1}{\sigma_y}$. Ce filtre a un comportement passe-bas.

Cette décomposition permet de comprendre le comportement fréquentiel du filtre. Les signaux de fréquence proche de u_0 orientés selon θ seront pas ou peu atténués contrairement aux autres signaux.

Comme pour le cas monodimensionnel, la forme permettant un gain unitaire est la suivante :

$$g(x, y) = \frac{2}{\pi \sigma_x \sigma_y} \cdot e^{-\left[\frac{x_\theta^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_\theta^2}{\sigma_y^2}\right]} \cdot \cos(2\pi u_0 x_\theta) \tag{8.10}$$

La transformée de Fourier de cette équation est :

$$G(u, v) = e^{-2\pi^2 \sigma_y^2 v^2} \left[e^{-2\pi^2 \sigma_x^2 (u-u_0)^2} + e^{-2\pi^2 \sigma_x^2 (u+u_0)^2} \right] \tag{8.11}$$

La figure 8.4-a représente la réponse impulsionnelle d'un filtre de Gabor bidimensionnel. La transformée de Fourier de ce filtre qui est sa réponse fréquentielle est représentée en figure 8.4-b.

8.3.2. Mise en œuvre

Dans le cas réel, le filtre de Gabor est à support infini. Pour les calculs informatiques, nous devons retenir un filtre de taille finie pour pouvoir calculer la convolution. Comme le filtre de Gabor est construit sur une fonction gaussienne, les critères de troncature des gaussiennes peuvent lui être appliqués. Usuellement, les fonctions gaussiennes sont tronquées sur $\pm 3\sigma$ (avec σ l'écart type). Nous utilisons ce critère pour limiter le filtre de Gabor au domaine $[-3\sigma_x, 3\sigma_x][-3\sigma_y, 3\sigma_y]$.

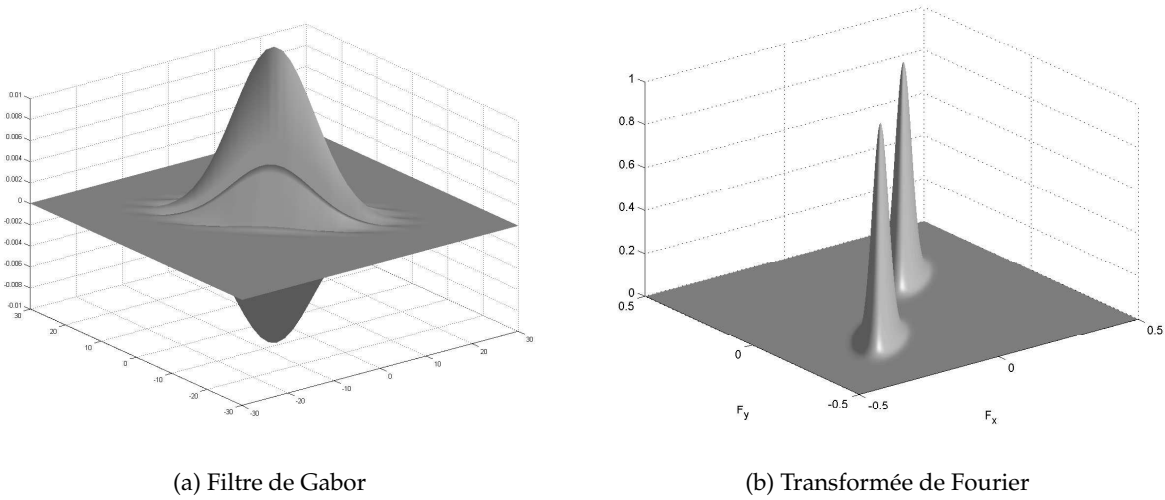


FIG. 8.4. Filtre de Gabor bidimensionnel ($\sigma_x = 4, \sigma_y = 10, \theta = \frac{\pi}{4}$ et $u_0 = 0,25$) et module de sa transformée de Fourier

8.4. Application des méthodes précédentes

Nous allons présenter ici la mise en œuvre des méthodes précédentes. L'algorithme de détection de la fréquence des lignes de semis va permettre de configurer le filtre de Gabor, des résultats seront ensuite présentés.

8.4.1. Algorithme général

La méthode présentée dans le chapitre précédent permet d'obtenir une image binaire. Dans cette image, les valeurs 1 représentent la végétation et les valeurs 0, caractérisent le sol. L'algorithme présenté dans la section 8.2.2 nous permet d'estimer l'angle d'orientation des cultures noté θ . L'étape suivante de cet algorithme doit conduire à la caractérisation de la périodicité des semis. Cette périodicité est définie par une fréquence f_{semis} . Actuellement, la valeur de cette fréquence doit être vérifiée manuellement, mais la connaissance de l'altitude de vol du drone et du type de culture présente doit permettre d'éviter cette vérification manuelle.

Les valeurs obtenues permettent de configurer un filtre de Gabor centré en f_{semis} et orienté selon l'axe θ . Les valeurs de σ_x et σ_y sont égales et choisies de manière à conserver un comportement passe-bande. Ce filtre est ensuite appliqué à l'image binaire.

Nous allons présenter le comportement du filtre sur un exemple synthétique. L'image 8.5-a représente une ligne dans une image de culture. Les points ayant pour valeur 1 sont de la végétation, les autres correspondent à du sol. On distingue le motif périodique des cultures, mais aussi deux adventices situées dans l'entre-rang (elles sont mise en valeur par

des flèches). Après filtrage, on obtient le résultat de la figure 8.5-b. Une opération logique ET entre l'image source et le résultat du filtrage conduit au résultat de la figure 8.5-c. On constate que les points de culture conservent une valeur positive alors que les points représentant des adventices ont une valeur négative. La prise en compte du signe permet alors de séparer très simplement les cultures des adventices.

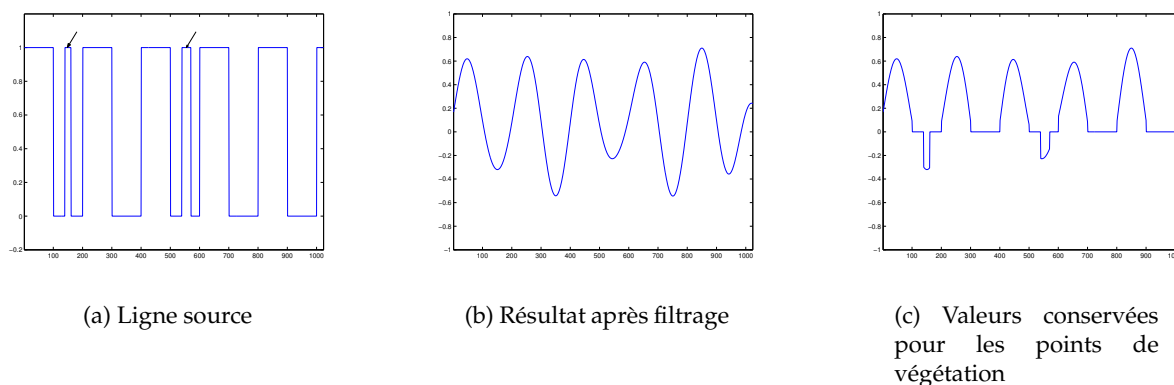


FIG. 8.5. Résultat sur une ligne

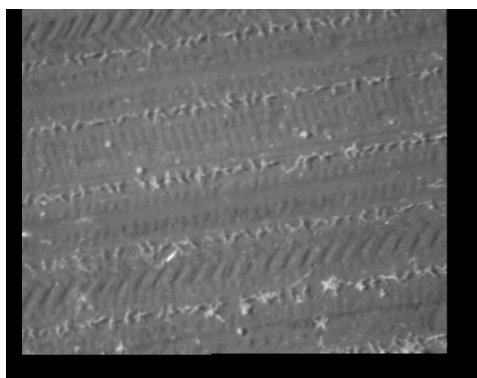
8.4.2. Résultats

Nous avons mené de nombreux essais de cette approche sur les cultures suivies (blé, orge, tournesol, betterave et maïs). Cette diversité de cultures nous permet d'évaluer les avantages principaux ainsi que les limites de cette approche.

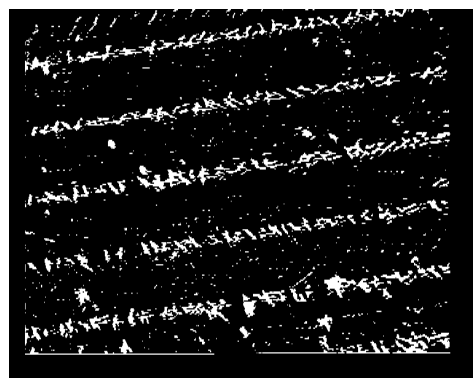
Exemple L'image 8.6-a présente une image d'une parcelle de maïs. L'image binaire de végétation est présentée par la figure 8.6-b. Nous avons caractérisé les paramètres $\theta = 1,501$ et $f_{semis} = 0,0193$ à l'aide de l'algorithme présenté ci-dessus (8). Un filtre de Gabor a été utilisé pour obtenir l'image présentée en 8.6-c (les valeurs positives sont en rouge et jaune, les valeurs nulles en vert, les valeurs négatives en bleu). Dans cette image, les points représentant le sol ont été mis à 0. On constate que les plantes présentes dans les lignes de semis sont caractérisées par une valeur positive, alors que les autres plantes sont caractérisées par une valeur négative. Un seuillage permet alors de séparer les cultures des adventices. La figure 8.6-c présente le résultat de cette dernière opération.

Synthèse L'ensemble des cultures suivies nous a permis de valider notre approche. Le système de caractérisation des lignes de semis conduit à un paramétrage efficace du filtre de Gabor et ceci indépendamment de la culture considérée.

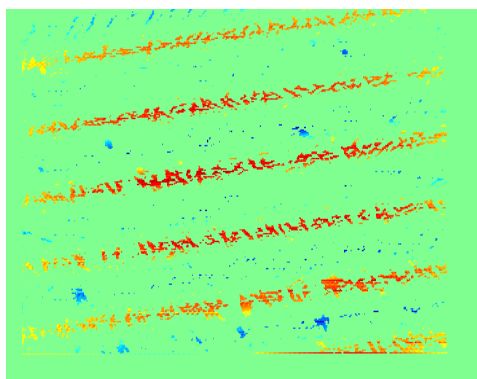
Néanmoins, nous avons constaté deux limites d'utilisation. Tout d'abord, les adventices placées dans le rang de culture sont détectées comme étant des cultures. Toutefois, la pré-



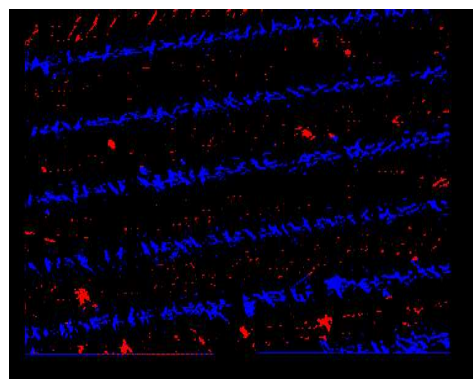
(a) Image source



(b) Image de végétation



(c) Résultat du filtrage pour les points de végétation



(d) Image résultat (cultures en bleu, adventices en rouge)

FIG. 8.6. Résultat sur une image caractéristique

sence d'adventices dans les lignes de semis est souvent concomitante à la présence d'adventices dans l'entre-rang. A l'échelle de l'image, cette limite entraîne un taux d'infestation plus faible que la réalité. Les feuilles de certaines cultures peuvent être une autre source d'erreur. En effet, les feuilles de certaines cultures s'étalent suffisamment dans l'entre-rang pour entraîner des erreurs. Les pointes de ces feuilles sont alors classées comme étant des adventices. Signalons que ce problème se présente principalement sur les graminées à un stade assez avancé : dans le cas particulier du blé (et de l'orge), le tallage conduit à l'impossibilité de distinguer les lignes de semis.

La résolution limitée des images entraîne une valeur de f_{semis} proche de 0. Nous devons donc définir un filtre de Gabor ayant une sélectivité très forte pour éviter un comportement passe-bas (comme nous l'avons expliqué dans la section 8.3.1.1). La taille du masque de

convolution croît en fonction de la sélectivité spectrale. Nous obtenons un filtre avec un masque de convolution de grande taille, entraînant des temps de calcul très longs.

8.5. Amélioration du temps de calcul

Nous allons ici présenter différentes méthodes permettant de diminuer les temps de calcul. La première approche consiste à diminuer la résolution des images. Ensuite, nous présenterons une méthode basée sur les paquets d'ondelettes et enfin, les résultats en termes de temps de calculs et de qualité des résultats seront discutés.

8.5.1. Diminution de la résolution

La première méthode que nous avons testée est basée sur une diminution de la résolution des images. Un bref rappel théorique va permettre de détailler le principe de cette approche puis nous allons présenter la mise en œuvre de cette approche. Enfin quelques résultats expérimentaux seront commentés.

8.5.1.1. Principe

Posons $f(t)$ une fonction continue, λ un réel et \mathcal{F} la transformée de Fourier. Une des propriétés de la transformée de Fourier est donnée par l'équation suivante :

$$\mathcal{F}(f(\lambda t)) = \frac{1}{|\lambda|} F\left(\frac{u}{\lambda}\right) \quad (8.12)$$

Cette équation montre les conséquences d'une modification de la résolution d'un signal.

Conséquences sur la fréquence d'un signal Pour étudier les effets d'une modification de résolution sur un signal, nous allons étudier un signal harmonique pur de fréquence u_0 . Sa transformée de Fourier est donnée par l'équation (8.13) :

$$\mathcal{F}(\cos(2\pi u_0 t)) = \frac{1}{2} [\delta(u + u_0) + \delta(u - u_0)] \quad (8.13)$$

Intéressons-nous à une dilatation d'un facteur λ du signal précédent, l'application de la propriété ci-dessus nous donne le résultat suivant :

$$\mathcal{F}(\cos(\lambda 2\pi u_0 t)) = \frac{1}{2} [\delta(u + \lambda u_0) + \delta(u - \lambda u_0)] \quad (8.14)$$

Si nous comparons l'équation 8.13 et l'équation 8.14, nous constatons que la fréquence centrale est multipliée par λ .

Conséquences sur l'occupation spectrale Considérons une fonction gaussienne d'écart type σ . Sa transformée de Fourier est donnée par l'équation ci-dessous :

$$\mathcal{F}(e^{-\frac{1}{2}(\frac{t}{\sigma})^2}) = \sigma\sqrt{2\pi}e^{-\frac{1}{2}(2\pi\sigma u)^2} \quad (8.15)$$

La transformée de Fourier d'une gaussienne est aussi une fonction gaussienne d'écart type $\frac{1}{2\pi\sigma}$. Comme précédemment, nous allons étudier la dilatation de ce signal par un facteur λ :

$$\mathcal{F}(e^{-\frac{1}{2}(\frac{\lambda t}{\sigma})^2}) = \frac{\sigma\sqrt{2\pi}}{\lambda}e^{-\frac{1}{2}(\frac{2\pi\sigma}{\lambda}u)^2} \quad (8.16)$$

L'occupation spectrale de ce signal est égale à $\frac{\lambda}{2\pi\sigma}$, on constate alors qu'elle a été multipliée par un facteur λ .

Application au filtre de Gabor Considérons un filtre de Gabor centré en f et de demi largeur de bande σ . Il s'écrit :

$$g(x) = e^{-\frac{1}{2}\frac{x^2}{\sigma^2}} \cos(2\pi f x) \quad (8.17)$$

Posons $x = \lambda t$ afin d'étudier les conséquences de la dilatation d'un facteur λ sur le filtre de Gabor. On peut écrire :

$$g(\lambda t) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{\lambda}{\sigma})^2 x^2} \cos(2\pi \lambda f x) \quad (8.18)$$

L'équation 8.18 caractérise un filtre de Gabor centré en λf et d'écart type $\frac{\sigma}{\lambda}$.

Application à la convolution La convolution d'un signal x par un filtre h s'exprime ainsi :

$$c(t) = x(t) * h(t) \quad (8.19)$$

On pose $x_\alpha = x(\alpha.t)$ et $h_\alpha = h(\alpha.t)$, calculons le produit de convolution $x_\alpha(t) * h_\alpha(t)$. Par définition du produit de convolution, on a :

$$\begin{aligned} x_\alpha(t) * h_\alpha(t) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x_\alpha(\tau).h_\alpha(t - \tau)d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(\alpha\tau).h(\alpha(t - \tau))d\tau \end{aligned} \quad (8.20)$$

Posons le changement de variable suivant :

$$u = \alpha.\tau \Leftrightarrow du = \alpha.d\tau \quad (8.21)$$

On a alors :

$$\begin{aligned} x_\alpha(t) * h_\alpha(t) &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(u).h(\alpha t - u)\frac{du}{\alpha} \\ &= \frac{1}{\alpha}C(\alpha t) \\ x_\alpha(t) * h_\alpha(t) &= \frac{1}{\alpha}C_\alpha(t) \end{aligned} \quad (8.22)$$

avec C_α le dilaté de $x(t) * h(t)$ d'un facteur α .

Synthèse Nous venons de vérifier que la contraction spatiale permet de dilater les fréquences et l'occupation spectrale. Dans le cas des images numériques, il est pratique de recourir à un facteur de dilatation en puissance de 2 (facteurs dyadiques). En effet, on diminue la résolution en supprimant des lignes et des colonnes sur l'image. Afin d'éviter des problèmes de repliement de spectre, nous devons appliquer un filtre passe-bas selon le critère de Shannon. La propriété démontrée dans le cas continu reste approximativement vraie tant que la fréquence centrale du filtre est faible devant la fréquence de Nyquist.

8.5.1.2. Mise en œuvre

L'approche est la même que précédemment. Nous caractérisons la fréquence des semis à l'aide de l'algorithme présenté en 8.2.2. Si la fréquence est trop faible, nous diminuons la résolution des images d'un facteur 2. Ce processus est itéré jusqu'à obtenir une fréquence suffisamment grande (ce critère sera discuté ci-dessous). Le filtre de Gabor est alors appliqué sur l'image réduite. Ensuite, l'image réduite est ramenée à sa taille originale par sur-échantillonnage et interpolation². Le seuillage présenté ci-dessus est alors effectué.

D'une façon générale, cette approche permet de réduire le nombre de calculs de façon très importante. La taille de l'image traitée est divisée par 4^n où n est le nombre de décompositions. A chaque itération, σ_x et σ_y sont divisés par deux, donc la taille du masque de convolution du filtre de Gabor est divisée par 4. Après n itérations, la taille du masque est divisée par 4^n . Le gain en temps de calcul est de l'ordre de 16^n (car les changements de résolution sont très rapides, ils ne font intervenir aucun calcul).

8.5.1.3. Comparaison des temps de calcul

Il est intéressant de comparer le temps de calcul théorique d'un nouvel algorithme avec le temps de calcul théorique des algorithmes existants afin de permettre des comparaisons. Usuellement, les temps de calcul sont exprimés en nombre d'additions et en nombre de multiplications³. Nous allons considérer une image de taille M et un filtre de taille N . Nous allons comparer la convolution, le calcul dans l'espace de Fourier et l'algorithme présenté ci-dessus.

Convolution Le calcul de la convolution d'une image de taille M par un filtre de taille N fait appel à $(N - 1).M$ additions et $N.M$ multiplications.

Calcul dans l'espace de Fourier Une méthode souvent proposée pour minimiser les temps de calcul est basée sur la transformée de Fourier. En effet, la convolution devient une mul-

² Pour un niveau 2 on double chaque ligne et chaque colonne. Pour les niveaux supérieurs, on itère cette méthode.

³ Les deux opérations ne font pas appel aux mêmes fonctions à l'intérieur des processeurs, ce qui explique la séparation.

tiplication dans l'espace de Fourier. Nous allons considérer le cas où $M > N$ (dans le cas contraire, il suffit de permuter M et N). Le tableau 8.2 présente le détail des opérations à effectuer. Nous utilisons les algorithmes de FFT (transformée de Fourier rapide) pour calculer les transformées de Fourier. Pour pouvoir calculer le produit dans l'espace de Fourier, les deux transformées doivent avoir la même taille, ce qui explique les valeurs identiques pour la FFT de l'image et la FFT du filtre.

TAB. 8.2. Temps de calcul dans l'espace de Fourier

	Multiplications	Additions
FFT de l'image	$\frac{M}{2} \log_2 M$	$M \log_2 M$
FFT du filtre	$\frac{M}{2} \log_2 M$	$M \log_2 M$
Multiplication des transformées de Fourier	M	
FFT inverse du résultat	$\frac{M}{2} \log_2 M$	$\frac{M}{2} \log_2 M$
Total	$M + \frac{3.M}{2} \log_2 M$	$\frac{5.M}{2} \log_2 M$

Algorithme basé sur la réduction Comme nous l'avons expliqué précédemment (8.5.1.2), le nombre d'opérations dépend du niveau de décomposition n . On obtient $\frac{N.M}{16^n}$ multiplications et $\frac{(N-1).M}{16^n}$ additions. Si on utilise un algorithme de diminution de résolution basé sur la suppression de lignes et de colonnes, le nombre d'opérations ne change pas (en effet, il ne s'agit que de permutations dans la mémoire). De même, une interpolation basée sur l'insertion de lignes et de colonnes identiques n'entraîne aucune opération supplémentaire.

Résultat Nous allons comparer les différentes méthodes pour un masque de convolution du filtre de taille 32×32 . Le nombre d'opérations de l'algorithme basé sur la réduction a

été calculé pour $n = 2, 3, 4$. On constate que l'algorithme proposé est plus rapide que l'algorithme basé sur la FFT (souvent considéré comme référence ([143])) dès $n = 2$. Toutefois, cette conclusion ne prend pas en compte la qualité des résultats obtenus.

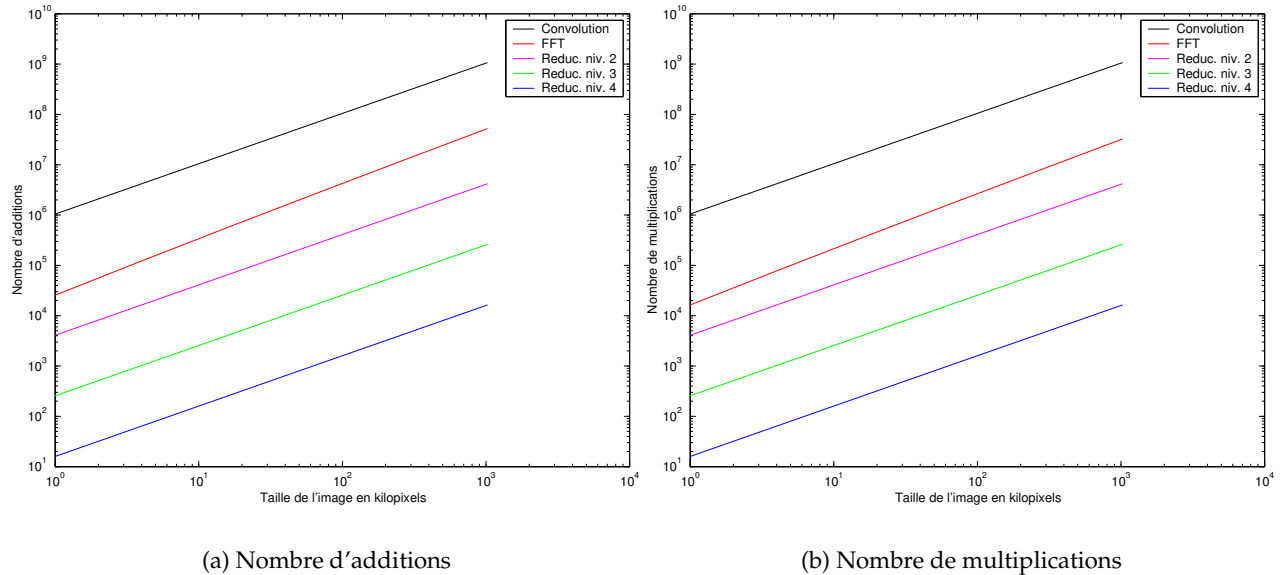


FIG. 8.7. Nombre d'opérations pour chaque méthode

8.5.1.4. Résultats

L'annexe G présente un ensemble de résultats sur quelques images caractéristiques. Nous avons choisi de tester différents niveaux de résolution. Plusieurs résultats sont à considérer : le gain en temps de calcul par rapport au calcul de référence, la qualité de l'image après filtrage, le taux d'erreur après classification.

Pour évaluer le gain en temps de calcul, le coût de calcul de la méthode présentée en 8.4.2 a été pris comme référence. On constate que ce gain peut être très élevé.

Afin d'évaluer le résultat obtenu, un indice de qualité a été utilisé. Il nous permet d'évaluer les différences entre l'image de référence et l'image calculée à un niveau de résolution donnée. On constate que la qualité diminue fortement avec le niveau de résolution. Cette perte de résolution permet de fixer une limite au nombre de décompositions à effectuer avant le filtrage. Il nous a semblé intéressant d'évaluer les conséquences de cette méthode sur le résultat final. Nous avons calculé le nombre de points changeant de classe (culture/adventice) entre l'image de référence et des images obtenues à différents niveaux de résolution. Le nombre de pixels changeant de classe croît avec la chute de résolution mais reste faible. On remarque que les pixels changeant de classe sont souvent des pixels formant les contours.

Pour combiner un taux d'erreur faible et un temps de calcul intéressant, nous proposons l'approche suivante. L'image est décomposée jusqu'à un niveau permettant une estimation

aisée de la fréquence des semis (en pratique nous avons choisi le niveau 3), le filtrage étant effectué à un niveau de décomposition plus faible pour conserver un résultat convenable (nous avons choisi le niveau 2). Il suffit simplement de diviser la fréquence mesurée par 2 et de multiplier les écarts-types par 2 pour configurer le filtre de Gabor. Cette approche permet d'avoir un résultat rapide tout en conservant un faible taux d'erreur.

8.5.2. Utilisation des paquets d'ondelettes

Nous allons présenter une approche originale d'amélioration des résultats basée sur les paquets d'ondelettes qui permet de conserver des temps de calculs très intéressants. Dans un premier temps, l'analyse en ondelettes et les paquets d'ondelettes vont être présentés. L'aspect théorique ne sera pas abordé, le lecteur trouvera de nombreuses explications dans ([138]). Nous nous limiterons à une approche fréquentielle permettant de comprendre le principe de ces méthodes. Ensuite, nous présenterons l'utilisation des paquets d'ondelettes dans notre cas.

8.5.2.1. Principes de l'analyse discrète en ondelettes

La transformée discrète en ondelettes est basée sur deux filtres complémentaires : un filtre passe-bas b et un filtre passe-haut h . Le signal à analyser est décomposé par ces deux filtres. Les hautes fréquences (nommées détails : D) sont sélectionnées par le filtre h . Les basses fréquences (nommées approximation : A) sont sélectionnées par le filtre b . On démontre que moyennant un choix judicieux des filtres, on peut sous-échantillonner ces signaux d'un facteur 2 sans perte de données. On obtient donc la même quantité de données après la transformation (figure 8.8).

Le procédé peut être itéré. Dans ce cas, on analyse l'approximation d'un niveau pour créer l'approximation et les détails du niveau supérieur (figure 8.9). A chaque itération, la taille de l'approximation est divisée par 2.

La transformée est réversible. La reconstruction est basée sur deux filtres \tilde{b} et \tilde{h} associés aux filtres b et h . Un sur-échantillonnage (une insertion de zéro) est utilisé pour retrouver la taille originale.

La décomposition en ondelettes peut être appliquée à des images. Dans ce cas, l'algorithme de décomposition est appliqué aux lignes et aux colonnes. Après traitement, on obtient donc une image d'approximation et trois images de détails (détails verticaux, détails horizontaux et détails diagonaux).

Cette décomposition est intéressante mais chaque niveau a une taille différente. Elle n'est donc pas facilement exploitable pour notre application.

8.5.2.2. Décomposition en paquets d'ondelettes

Les paquets d'ondelettes sont une extension de la transformée en ondelettes. Dans ce cas, chaque élément (détail ou approximation) est considéré comme un nouveau signal et analysé

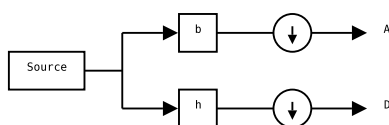


FIG. 8.8. Décomposition en ondelettes

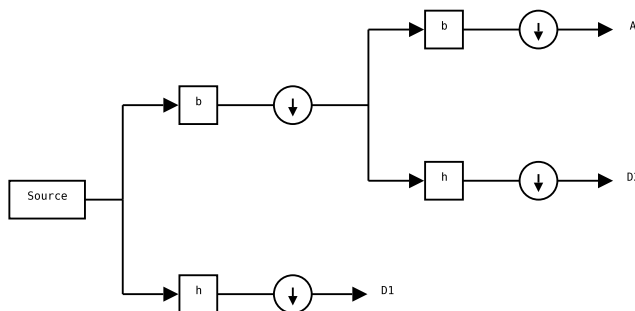


FIG. 8.9. Décomposition en ondelettes après deux itérations

selon l'algorithme précédent (figure 8.10). On construit donc un arbre de décomposition pendant l'analyse. Tous les éléments d'un niveau ont alors la même taille, contrairement à l'analyse en ondelettes. Avec cette approche, on peut admettre que chaque élément représente un intervalle de fréquence. La taille de l'intervalle dépend directement de la profondeur de l'analyse. Pour les signaux numériques, deux limites sont à considérer. Tout d'abord, la taille du signal étant divisée par 2 à chaque itération, le nombre de niveaux de décomposition est donc limité. D'autre part, les filtres b et h ne sont pas des filtres idéaux, donc la séparation spectrale entre deux éléments adjacents n'est pas parfaite.

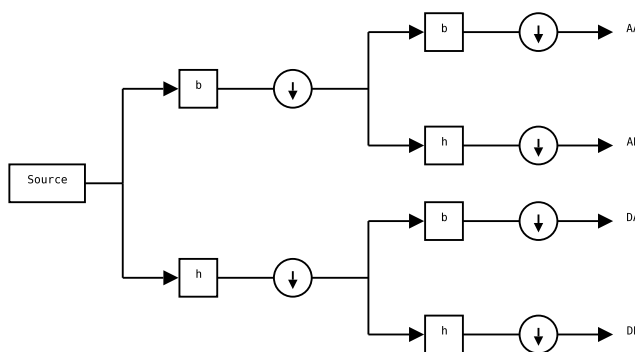


FIG. 8.10. Arbre de décomposition en paquets d'ondelettes

Comme la transformée en ondelettes, les paquets d'ondelettes peuvent être appliqués aux images selon le même principe. Dans ce cas, tous les éléments d'un même niveau ont la même taille.

8.5.2.3. Mise en œuvre

Les paquets d'ondelettes sont utilisés pour diminuer la résolution de l'image comme nous l'avons expliqué ci-dessus (8.5.1.2). L'image d'approximation est utilisée pour déterminer les paramètres f_{semis} (fréquence des lignes de semis) et θ (orientation des lignes de semis). Le filtre de Gabor est alors appliqué à tous les éléments du niveau de décomposition choisi. Ensuite, l'image est ramenée à sa taille originale en utilisant l'algorithme de reconstruction basé sur les filtres \tilde{b} et \tilde{h} .

Comme nous l'avons expliqué ci-dessus, le nombre de pixels ne varie pas. En effet, si nous décomposons une image de 400×200 pixels au niveau 2, nous obtenons 16 images ayant une taille de 100×50 pixels. Par contre, la taille du filtre de Gabor est divisée par 4^n comme nous l'avons montré précédemment. Le gain en temps de calcul théorique est de l'ordre de 4^n car les algorithmes de décomposition en paquets d'ondelettes sont très rapides.

8.5.2.4. Résultats

Afin de pouvoir comparer cette méthode à la méthode de diminution de la résolution (présentée en 8.5.1.4), nous allons reprendre les mêmes critères d'évaluation. Les temps de calcul sont plus élevés lorsque l'on effectue une décomposition par paquets d'ondelettes. Ils restent toutefois très faibles par rapport à la méthode de référence. Concernant la qualité des images, l'approche basée sur les paquets d'ondelettes entraîne une chute de la qualité moins rapide que l'approche basée sur la dilatation. Les paquets d'ondelettes permettent de conserver les informations qui sont éliminées par la dilatation, ce qui entraîne un résultat de meilleure qualité. Cette qualité se retrouve dans le résultat définitif après seuillage. Le taux de pixels changeant de classe est très faible.

Les sources d'erreurs possibles sont diverses. Parmi elles, la plus importante semble être l'ondelette utilisée pour la décomposition. Il existe de nombreuses ondelettes ayant des propriétés différentes. Lors de nos essais, nous avons choisi l'ondelette de Haar : cette ondelette permet des calculs très rapides mais n'offre pas la meilleure résolution fréquentielle. Nous n'avons pas mené d'étude permettant de choisir l'ondelette offrant le meilleur compromis entre le temps de calcul et la qualité des résultats. De tels travaux peuvent être envisagés dans le futur.

Evaluation sur des images quelconques La méthode proposée est satisfaisante pour notre application. Toutefois, les images traitées sont des images binaires. Ces images comportent des accumulations d'énergie au voisinage de fréquences particulières (caractéristiques de la fréquence de semis et de ses harmoniques). De plus, le filtre de Gabor est paramétré sur ces valeurs. Cette méthode a été appliquée sur des images quelconques afin de vérifier la qualité des résultats. Nous présentons des essais dans l'annexe G. Le gain en temps de calcul reste dans les mêmes rapports que précédemment. Concernant la qualité des images, on constate que les valeurs obtenues sont proches de celles constatées pour les images agronomiques.

8.5.2.5. Conclusion

Nous venons de présenter une méthode permettant de diminuer fortement les temps de calcul des filtres de Gabor tout en conservant un résultat de qualité convenable. Toutefois, cette approche reste pratique. En effet, la démonstration mathématique, dans le domaine discret, de cette approche reste difficile et elle n'a pas été abordée.

8.6. Résultats généraux et conclusion

Dans ce chapitre nous venons de présenter une méthode originale permettant la détection des lignes de semis. Dans un contexte de cartographie d'adventices, la détection des lignes de semis permet de repérer les adventices dans l'entre-rangs. Cette méthode est basée sur une approche fréquentielle. La méthode développée est automatique (sous réserve de connaître le facteur de conversion mètres/pixel et l'espacement des rangs de semis), un filtre de Gabor permet de sélectionner les pixels appartenant aux lignes de semis.

D'autre part, nous avons présenté deux procédures permettant l'accélération des calculs pour le filtre de Gabor. La première méthode est basée sur une réduction de la résolution des images. Les temps de calcul théoriques de cette méthode sont inférieurs au calcul du filtre de Gabor en utilisant la transformée de Fourier rapide - qui est la méthode de référence. Toutefois, nous n'avons pas comparé la qualité de résultats obtenus avec notre méthode et ceux obtenus en utilisant un calcul dans l'espace de Fourier.

Nous proposons une autre approche basée sur les paquets d'ondelettes. Elle permet une diminution importante des temps de calculs tout en permettant des résultats de bonne qualité.

Chapitre 9

Fusion des informations spatiales et spectrales

9.1. Limites des approches marginales

Nous allons rappeler les principales causes d'erreurs des deux méthodes de segmentations présentées précédemment (chapitres 7 et 8).

9.1.1. Analyse spatiale

Les erreurs de classification de l'analyse spatiale sont inhérentes aux hypothèses initiales. En effet, on considère que toutes les plantes présentes dans les lignes de semis sont des cultures. Les adventices présentes dans ces lignes sont donc classées comme des cultures. Une autre source d'erreur dans cette approche est liée au problème des extrémités des feuilles de cultures qui sont trop éloignées de la ligne de semis. Ces feuilles sont alors classées parmi les adventices. Ce n'est toutefois pas la cause principale d'erreur de cette méthode.

9.1.2. Analyse spectrale

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 7, les erreurs de classification de l'analyse spectrale sont principalement dues à des phénomènes de mélange entre les caractéristiques spectrales du sol et des plantes dicotylédones. Les erreurs dépendent donc du type des plantes présentes (monocotylédones ou dicotylédones).

9.1.3. Intérêt de la fusion des informations

Nous venons de montrer que les deux méthodes ont des sources d'erreurs différentes. Dans ce cas, l'utilisation de méthodes de fusion de données doit permettre de minimiser les erreurs et de renforcer la pertinence des résultats. Les bases théoriques de la fusion de données vont être présentées avant de proposer différentes méthodes.

9.2. Fusion des informations

Tout d'abord, nous allons présenter les bases théoriques de la fusion de données. Nous ne détaillerons pas toutes les théories existantes, le lecteur pourra se reporter aux références [29, 103, 132] pour plus de détails.

Deux méthodes de fusion ont été testées. Dans un premier temps, nous avons utilisé différents classifieurs en ajoutant l'information spatiale aux informations spectrales ; les résultats, peu concluants, nous ont conduit à utiliser une autre approche basée sur la théorie de Bayes.

9.2.1. Bases théoriques de la fusion de données

Nous allons présenter deux outils de fusion de données. L'approche probabiliste reste très utilisée, bien que la plus ancienne. Nous allons aussi présenter brièvement les principes de la théorie des croyances (aussi connue sous le nom de théorie de Dempster-Shafer). Enfin, nous évoquerons d'autres approches qui ne sont pas basées sur des approches probabilistes.

Théorie des probabilités La théorie la plus ancienne concernant la fusion de données est la théorie des probabilités. Elle est basée sur le théorème de Bayes que nous avons présenté dans la section E.1.

On considère un ensemble d'hypothèses $\mathcal{H} (H_1, H_2, \dots, H_h)$ qui décrit le problème et un ensemble d'éléments d'observation $\mathcal{E} (E_1, E_2, \dots, E_e)$, la probabilité d'une hypothèse H_i est :

$$P(H_i|E_1 \wedge E_2 \wedge \dots \wedge E_e) = \frac{P(E_1 \wedge E_2 \wedge \dots \wedge E_e|H_i).P(H_i)}{\sum_{j=1}^h P(E_1 \wedge E_2 \wedge \dots \wedge E_e|H_j).P(H_j)} \quad (9.1)$$

Le symbole \wedge représente la conjonction, il se lit "et". Si A et B sont deux hypothèses indépendantes, on a $P(A \wedge B) = P(A).P(B)$.

En plus des limites présentées au chapitre précédent (notamment la nécessité de connaître toutes les probabilités conditionnelles), cette approche suppose que les observations soient mutuellement exclusives et que les hypothèses soient exhaustives¹.

Théorie des croyances La théorie des croyances a été proposée par Shafer en 1976 à partir des travaux de Dempster sur la généralisation de la théorie bayésienne. Le principe de cette théorie est d'attribuer une masse d'évidence (m comprise en 0 et 1) qui caractérise la confiance que l'on peut avoir en une proposition A (par exemple $A = H_1 \cup H_2 \cup H_3$). L'ensemble des hypothèses est nommé Ω . On a :

$$m(\emptyset) = 0 \quad (9.2)$$

et

¹ On peut éventuellement créer une hypothèse "hypothèse inconnue" pour respecter cette contrainte.

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \quad (9.3)$$

A l'aide de ces hypothèses on définit plusieurs grandeurs de décision. La crédibilité est définie par :

$$Cr(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (9.4)$$

De même, on définit la plausibilité comme :

$$Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B) = 1 - Cr(\bar{A}) \quad (9.5)$$

Ces deux mesures permettent de créer un intervalle cernant $P(A)$ et on a :

$$Cr(A) \leq P(A) \leq Pl(A) \quad (9.6)$$

La théorie de Dempster-Shafer fournit différents opérateurs pour combiner ces grandeurs. On peut alors créer des règles de décision. Les règles de décision basées sur le maximum de crédibilité choisissent l'hypothèse la plus crédible parmi l'ensemble des hypothèses. À l'inverse, les règles basées sur le maximum de plausibilité, offrent une approche basée sur l'hypothèse la plus plausible. D'autres règles existent, comme par exemple celle basée sur la moyenne de la crédibilité et la plausibilité.

Autres approches de fusion D'autres outils existent pour la fusion de données. La logique floue affecte un degré d'appartenance à chaque hypothèse. Des règles simples permettent d'appliquer des relations logiques élémentaires afin de fusionner des informations incertaines. Cette approche permet de créer des règles proches du comportement humain. Par exemple, on peut écrire des relations logiques comme : "il fait assez chaud" et "la météo annonce du beau" alors "j'irai certainement à la plage" ([6]).

Les réseaux de neurones que nous avons présentés précédemment (chapitre 7) peuvent être utilisés pour fusionner des informations issues de modalités différentes. De plus, ils sont peu sensibles aux bruits et donc aux petites erreurs de mesures. La phase d'apprentissage des réseaux de neurones nécessite une population de référence représentative des différents cas présents.

D'une manière générale, on peut utiliser les principaux classificateurs pour opérer une fusion de données. On considère alors chaque donnée comme une composante du vecteur utilisé pour la classification.

9.2.2. Utilisation de l'information spatiale comme une information supplémentaire

Nous venons de présenter la fusion de données basée sur des classifieurs. Cette méthode est la première que nous avons mise en œuvre. Nous allons présenter le principe de cette méthode, puis nous commenterons les résultats obtenus.

9.2.2.1. Principe

Cette approche consiste à ajouter une dimension au vecteur caractérisant chaque pixel. Initialement, chaque vecteur est composé de $v_1 \dots v_4$ et de $i_1 \dots i_4$. On ajoute une neuvième dimension qui correspond à la valeur du pixel après la convolution par le filtre de Gabor. On peut alors utiliser les méthodes de classification présentées dans le chapitre 7.

9.2.2.2. Résultats

Parmi l'ensemble des méthodes proposées dans le chapitre 7, nous avons choisi d'utiliser une méthode non supervisée (les centres mobiles) et plusieurs méthodes supervisées (les k plus proches voisins, les réseaux de neurones RBF, les perceptrons). L'information spatiale peut prendre deux formes. On peut utiliser la valeur du pixel après filtrage ou bien utiliser l'information de classe fournie par l'analyse spatiale. En pratique, on ne peut pas utiliser la seconde solution. En effet, la valeur obtenue vaut soit 1 (pour la culture) soit 0 (pour les adventices). Les classifieurs vont donc donner une priorité à cette information puisqu'elle définit un plan séparateur entre les deux populations. Le résultat de la fusion serait alors identique au résultat de l'analyse spatiale seule. Les résultats que nous présenterons ne traitent donc pas ce cas.

Les résultats détaillés sont présentés dans l'annexe F. D'une manière générale, on ne trouve pas de méthode fournissant des résultats satisfaisants. Certains classifieurs ayant des résultats de classification plus mauvais avec l'ajout de l'information spatiale.

9.2.3. Fusion d'information

L'utilisation du résultat de l'analyse spatiale comme donnée supplémentaire ne conduit pas à des résultats satisfaisants. Nous utilisons donc un processus de classification simultanée. Les deux résultats de classification sont calculés par les deux méthodes pour tous les pixels de végétation de l'image. Ensuite, une phase de décision permet de combiner ces deux résultats pour obtenir une information plus probable.

Nous allons maintenant présenter les différentes formes de fusion des informations utilisées.

9.2.3.1. Notations utilisées

L'ensemble des hypothèses \mathcal{H} est composée de deux classes, les adventices ("A") et les cultures ("C"), on a donc : $\mathcal{H} = \{ "A", "C" \}$. Les deux sources de données sont les deux ap-

proches de classification. La méthode spectrale permet deux observations² $E_S = \{ "monocots", "dicots" \}$. L'approche basée sur le filtre de Gabor (E_G) conduit à deux classes, soit le pixel est dans l'entre rang, soit le pixel est dans le rang de culture. On a donc $E_G = \{ "entre", "rang" \}$.

Les probabilités conditionnelles ne sont pas connues, toutefois certaines peuvent être estimées facilement.

9.2.3.2. Fonction logique ET

La combinaison la plus simple consiste à utiliser l'opération logique ET. Le principe est très simple : si les deux méthodes de classifications obtiennent le même résultat, on accepte ce résultat. Sinon, on ne classe pas le pixel. Un pixel est donc classé culture si la méthode spectrale ET la méthode spatiale l'ont classé culture. On utilise la même règle pour les adventices. Cette approche permet d'obtenir une méthode de fusion ayant un taux d'erreur proche du taux d'erreur théorique. En effet, les erreurs sont liées aux probabilités conditionnelles $P("monocots" \wedge "rangs" | "A").P("A")$ pour une culture monocotylédone et $P("dicots" \wedge "rangs" | "A").P("A")$ pour une culture dicotylédone.

Résultats et synthèse Cette méthode entraîne donc des résultats ayant très peu d'erreurs. Toutefois, un grand nombre de pixels ne sont pas classés car les deux méthodes ne donnent pas le même résultat. En pratique, le taux de pixels de végétation classés est d'environ 50 %. La plupart des pixels classés semblent être bien classés, toutefois ce taux d'erreurs est plus fort pour les cultures monocotylédones.

9.2.3.3. Priorité à une source

Dans certains cas, il peut être intéressant de donner la priorité de classification à une des deux sources. On complète ainsi les résultats de la méthode précédente. Nous allons justifier cette approche en utilisant la théorie probabiliste présentée ci-dessus. Bien que les probabilités ne soient pas connues, il est toutefois envisageable de les estimer empiriquement.

Culture monocotylédone Dans ce cas, si le pixel est identifié comme une adventice par la méthode spectrale alors qu'il est classé comme de la culture par la méthode spatiale, il s'agit généralement d'une adventice présente dans la ligne de semis.

$$P("A" | "dicot" \wedge "rang") = \frac{P("dicot" \wedge "rang" | "A").P("A")}{P("dicot" \wedge "rang" | "A").P("A") + P("dicot" \wedge "rang" | "C").P("C")} \quad (9.7)$$

La probabilité conditionnelle $P("dicot" \wedge "rang" | "C")$, correspond au cas d'un pixel de culture (donc une plante monocotylédone) classé comme culture par la méthode spatiale mais classé comme adventice par la méthode spectrale. La probabilité conditionnelle

² Nous avons utilisé les abréviations monocots pour monocotylédones et dicots pour dicotylédones. Elles sont usuellement utilisées en agronomie.

$P("dicot"|"C")$ est proche de zéro, donc la probabilité conditionnelle $P("dicot" \wedge "rang"|"C")$ est proche de zéro.

De même on a :

$$P("C"|"dicot" \wedge "rang") = \frac{P("dicot" \wedge "rang"|"A").P("C")}{P("dicot" \wedge "rang"|"A").P("A") + P("dicot" \wedge "rang"|"C").P("C")} \quad (9.8)$$

On peut donc conclure que $P("A"|"dicot" \wedge "rang") \simeq 1$ et $P("C"|"dicot" \wedge "rang") \simeq 0$, le pixel peut donc être classé comme une adventice en minimisant les erreurs possibles puisque nous appliquons le théorème de Bayes.

Culture dicotylédone Les cultures présentes hors du rang de semis entraînent une incertitude lors de la classification. En effet, le pixel est identifié comme une adventice par la méthode de reconnaissance spatiale alors que la méthode de classification spectrale l'identifie comme une culture.

$$P("C"|"dicot" \wedge "entre") = \frac{P("dicot" \wedge "entre"|"C").P("C")}{P("dicot" \wedge "entre"|"C").P("C") + P("dicot" \wedge "entre"|"A").P("A")} \quad (9.9)$$

Comme le taux d'erreur de la méthode de reconnaissance spectrale est faible pour les dicotylédones on a $P("dicot"|"C") \simeq 1$ (et donc $P("dicot"|"A") \simeq 0$). On a donc $P("dicot" \wedge "entre"|"C") \simeq 1$ et $P("dicot" \wedge "entre"|"A") \simeq 0$.

On a aussi :

$$P("A"|"dicot" \wedge "entre") = \frac{P("dicot" \wedge "entre"|"A").P("A")}{P("dicot" \wedge "entre"|"C").P("C") + P("dicot" \wedge "entre"|"A").P("A")} \quad (9.10)$$

Comme précédemment, on peut conclure que $P("C"|"dicot" \wedge "entre") \simeq 1$ et $P("A"|"dicot" \wedge "entre") \simeq 0$, le pixel peut donc être classé comme une culture. Ce cas correspond aux extrémités des feuilles qui dépassent trop de la ligne de semis. Toutefois, les cultures sont semées en lignes régulières donc peu de plantes s'écartent de la ligne de semis. De plus, les dicotylédones ont des feuilles plutôt arrondies donc ce type d'erreur est très rare.

9.2.3.4. Résultats

L'annexe H présente les résultats des deux méthodes proposées. Nous avons utilisé des images des deux types de cultures. Comme nous l'avons expliqué lors de l'évaluation des méthodes de classification spectrale, il n'existe pas actuellement de méthode de référence. Nous avons donc calculé le nombre de pixels restant non classés par rapport au nombre de pixels de végétation. Ce rapport permet de vérifier l'apport des règles proposées.

Dans les cultures dicotylédones cette méthode ne permet que de classer quelques points, de l'ordre de 0,1 %. Elle est par contre très efficace sur les cultures monocotylédones. En effet, toutes les adventices présentes dans les lignes de semis peuvent être classées sans augmenter le taux d'erreurs.

9.2.4. Fusion par agrégation

Les deux méthodes proposées permettent d'améliorer les résultats mais il reste de nombreux pixels non classés. Nous allons expliquer les causes d'erreurs restantes avant de présenter une méthode de fusion par agrégation.

9.2.4.1. Cultures monocotylédones

Après l'application des règles de priorité, certains pixels restent non classés. Ils correspondent soit à des pixels d'adventices mal classés par l'approche spectrale (généralement des contours de feuilles), soit à des pixels de cultures identifiés comme des adventices par l'approche spatiale (dans ce cas, il s'agit souvent des pointes de feuilles). Les différentes probabilités conditionnelles impliquées ne peuvent pas être estimées de manière simple, on ne peut donc pas utiliser le théorème de Bayes comme dans la section 9.2.3.3.

9.2.4.2. Cultures dicotylédones

Lorsqu'un pixel est classé "adventice" par l'analyse spectrale et classé "culture" par l'analyse spatiale deux causes d'erreurs sont possibles. Dans le premier cas, le pixel peut correspondre à une adventice présente dans la ligne de semis. L'autre cas correspond aux contours des cultures qui sont classés "adventices" par l'analyse spectrale. Les deux sources d'erreur sont très différentes et les probabilités conditionnelles $P("monocot" \wedge "rangs" | "A")$ et $P("monocot" \wedge "rangs" | "C")$ ne sont pas estimables simplement. Il n'est donc pas possible d'appliquer le théorème de Bayes pour prendre une décision de classification.

9.2.4.3. Algorithme de fusion

Afin de classer les points restants nous avons utilisé un algorithme basé sur des relations de voisinage. Nous allons tout d'abord présenter le principe de cet algorithme puis la mise en application sur nos images.

Principe Afin d'expliquer le principe, nous allons considérer un pixel non classé (les deux méthodes ne donnent pas le même résultat) ainsi que son voisinage. Les pixels composant ce voisinage sont tous classés. Une méthode simple consiste à utiliser les pixels de ce voisinage comme base d'apprentissage pour une méthode de classification supervisée. On peut, par exemple, utiliser les classificateurs à distance minimale ou les k PPV. Toutefois, cette approche ne permet pas de classer de façon correcte un pixel très différent de son voisinage. En effet, un pixel d'adventice au milieu d'une région de culture sera classé comme étant de la

culture. Pour éviter ceci, on complète la base d'apprentissage formée par les voisins avec des pixels représentant les deux classes (cultures et adventices). Nous avons choisi d'utiliser les pixels utilisés lors de la classification spectrale. Ce principe permet d'utiliser n'importe quel classifieur. Toutefois, les classifieurs nécessitant une phase d'apprentissage conduisent à des temps de calculs trop longs en pratique. Comme pour la classification spectrale, nous avons choisi d'utiliser les k plus proches voisins.

Application Sur des images réelles, nous avons très rarement le cas d'un pixel inconnu au milieu d'une région complètement classée. Généralement, les pixels non classés sont joints (par exemple, ils suivent les contours des feuilles de dicotylédones). Nous devons donc adapter notre algorithme à ces situations. De plus, le voisinage d'un pixel peut être composé des trois classes présentes : sol, culture, adventices. Seules les classes culture et adventices nous intéressent pour construire notre base d'apprentissage. Le nombre de pixels composant la base d'apprentissage dépend donc de la taille de la fenêtre (avec a le nombre de pixels dans la fenêtre) mais aussi du nombre de pixels de végétation à l'intérieur de cette fenêtre (n) et du nombre de pixels classés dans cette fenêtre (c).

Afin d'obtenir une classification optimale, nous avons choisi d'appliquer la méthode précédente de manière récursive. Dans un premier temps, nous allons classer les pixels qui sont tels que $n = a - 1$ et $c = n$. Nous sommes donc en présence du cas présenté ci-dessus. Cette opération va être itérée tant que l'on peut classer des pixels. Ainsi on utilise les pixels classés lors d'une itération pour classer des pixels à l'itération suivante.

Ensuite, on diminue c jusqu'à ne plus pouvoir classer aucun pixel. On a donc classé tous les pixels qui ont $a - 1$ pixels de végétation dans leur voisinage. On diminue alors le nombre de pixels de végétation dans le voisinage ($n = a - 2$) et on applique la procédure ci-dessus pour $c = n$ puis $c = n - 1, \dots$. A la fin du processus, tous les pixels sont classés. Cette méthode permet de classer prioritairement les pixels ayant un voisinage important et bien défini. L'algorithme complet est présenté en 9.

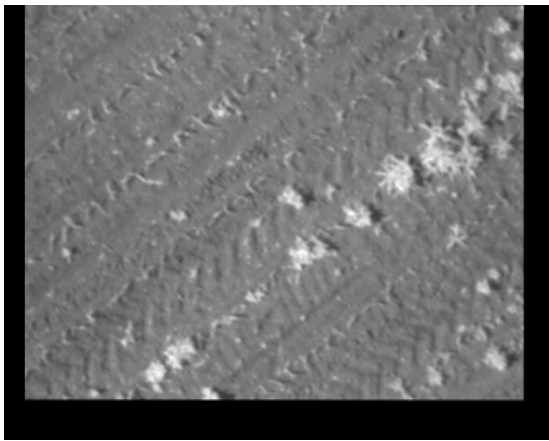
9.2.4.4. Résultats de l'algorithme d'agrégation

L'annexe H présente des résultats de cet algorithme. Cet algorithme permet de classer tous les pixels. L'expertise visuelle montre que le taux de pixels mal classés est très faible. Il est un peu plus élevé pour les cultures monocotylédones. En fait, on constate qu'il s'agit souvent du même cas de mauvaise classification. La probabilité conditionnelle $P("monocot" \wedge "rangs" | "adventice")$ n'est pas suffisamment proche de zéro pour être négligeable. La figure 9.1 présente deux images illustrant ces deux cas.

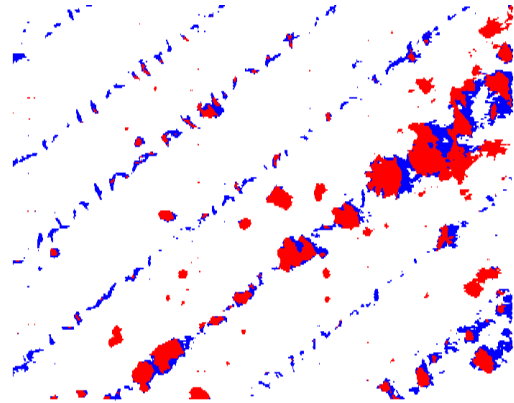
Algorithme 9 Algorithme de fusion itératif

ENTRÉES: L'image source : I **ENTRÉES:** La taille du voisinage : a

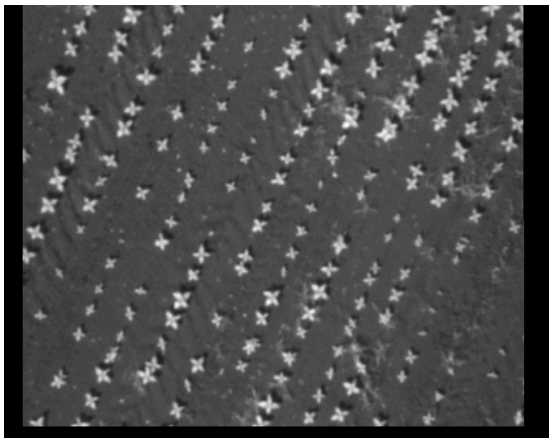
```
1: pour  $N$  de  $a - 1$  à  $0$  faire
2:   pour  $C$  de  $N$  à  $0$  faire
3:     répéter
4:        $nb \leftarrow 0$ 
5:       pour  $x$  de  $1$  à  $X$  faire
6:         pour  $y$  de  $1$  à  $Y$  faire
7:           si  $I(x, y)$  non classé alors
8:             Compter le nombre de pixels de végétation dans le voisinage :  $n$ 
9:             Compter le nombre de pixels classés dans le voisinage :  $c$ 
10:            si  $n \geq N$  ET  $c \geq C$  alors
11:              Classifier le pixel  $p$ 
12:               $nb \leftarrow nb + 1$ 
13:            finsi
14:          finsi
15:        fin pour
16:      fin pour
17:    jusqu'à  $nb > 0$ 
18:  fin pour
19: fin pour
```



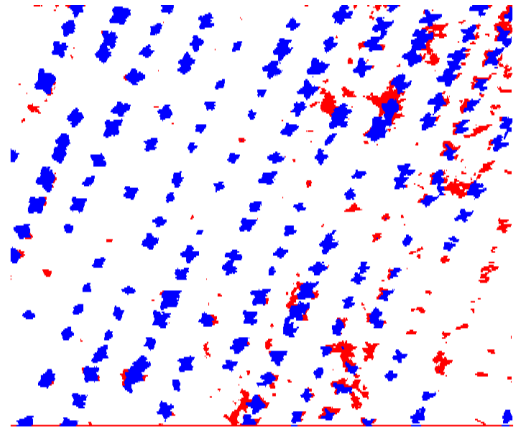
(a) Image source de culture monocotylédone (du maïs)



(b) Image résultat de la culture monocotylédone



(c) Image source d'une culture dicotylédone (du tournesol)



(d) Image résultat de la culture dicotylédone

FIG. 9.1. Résultat sur des images caractéristiques

Quatrième partie IV

Conclusion générale et perspective

Chapitre 10

Conclusion générale

La détection des adventices dans les cultures permet de construire des cartes d'infestation. Ces cartes peuvent être utilisées pour un désherbage localisé mais aussi pour étudier la dynamique des populations d'adventices et leurs interactions avec les cultures. Dans le cadre d'une collaboration entre Arvalis, le LGAP et le le2i, l'étude et la conception d'un dispositif de détection des adventices ont été conduites. Cette étude a pris la forme d'une thèse avec deux objectifs : tout d'abord, la réalisation d'un capteur embarqué dans un drone pour la détection d'adventices ; ensuite le développement des algorithmes permettant de construire des cartes d'infestation.

La conception du capteur embarqué d'images multispectrales a été menée à son terme. Nous avons conçu un système permettant l'acquisition de quatre bandes spectrales (il est facile d'augmenter le nombre de bandes) totalement autonome. En effet, le système gère automatiquement le temps d'exposition de chaque image afin d'obtenir des images contrastées. Le stockage des images est effectué en vol, évitant ainsi le recours à des liaisons radio dont la mise en place est délicate sur le terrain. Les manipulations réalisées avec ce dispositif nous ont permis d'évaluer ses limites. Nous proposons diverses solutions pour améliorer les performances de ce capteur.

Un processus complet de traitement d'images a été développé pour détecter les adventices. Du fait de l'avancement du drone, les images sont spatialement décalées de quelques dizaines de pixels. Un logiciel développé au cours de ces travaux permet le recalage géométrique des images de manière automatique. Un algorithme de classification sépare alors les pixels en trois classes : "sol", "culture" et "adventice". Cet algorithme est en deux étapes. La première consiste à séparer le sol de la végétation, cette procédure est automatique. Ensuite, la végétation est séparée en deux groupes : "cultures" et "adventices". Nous avons fait appel à une méthode supervisée. L'utilisateur classe alors 10 pixels de chaque groupe. Cette méthode permet toutefois d'utiliser la même base d'apprentissage pour plusieurs images de la même parcelle (acquises lors du même vol). Afin d'obtenir une classification performante, nous avons développé un second algorithme basé sur la détection des lignes de semis. Lors de ce développement, nous avons mis au point des méthodes d'accélération des calculs des

filtres de Gabor. Enfin, les résultats sont fusionnés en utilisant une approche basée sur la théorie bayésienne ainsi qu'une méthode de regroupement de pixels.

Les résultats obtenus ont été présentés à Arvalis, qui les considère satisfaisants. Ce projet va faire l'objet d'un nouveau programme de recherche afin de mener des procédures d'évaluation des résultats obtenus ainsi que des essais sur d'autres espèces végétales.

Chapitre 11

Perspectives

Nous allons proposer quelques évolutions possibles de notre dispositif de détection des adventices. Dans un premier temps, quelques améliorations du dispositif d'acquisition seront présentées. Ensuite, des modifications possibles des algorithmes de traitement d'image vont être évoquées. Enfin, quelques lignes sur l'évaluation de la pertinence des résultats obtenus conclura ce dernier chapitre.

11.1. Dispositif d'acquisition

Les améliorations techniques concernant le dispositif d'acquisition ont été évoquées dans le chapitre C, nous ne les reprendrons pas en détail. Nous allons présenter ici une méthode de choix des filtres basée sur une étude spectrométrique des populations présentes. Nous présenterons aussi, brièvement, d'autres applications de ce dispositif d'acquisition.

11.1.1. Choix des filtres

Comme nous l'avons vu dans le chapitre C, les filtres équipant le dispositif d'acquisition peuvent être facilement changés. Actuellement, le système est équipé de filtres passe-bande qui ont été choisis en fonction d'une étude bibliographique. En effet, ces filtres présentent des caractéristiques intéressantes pour les applications agronomiques. Toutefois, ils ne permettent probablement pas de résoudre tous les problèmes de classification "culture" / "adventice" de manière optimale.

Les auteurs travaillant avec des spectromètres utilisent une fonction de mesure de dissimilarité pour estimer les bandes spectrales les plus adaptées pour séparer deux populations X et Y ([43, 44, 45]). La fonction de dissimilarité est la suivante :

$$F(\lambda) = \frac{|\bar{X}(\lambda) - \bar{Y}(\lambda)|}{\sqrt{\sigma_X(\lambda) + \sigma_Y(\lambda)}} \quad (11.1)$$

Dans cette équation, $\bar{X}(\lambda)$ (et $\bar{Y}(\lambda)$) est la moyenne des individus de X (et Y) pour la longueur d'onde λ . De même, $\sigma_X(\lambda)$ (et $\sigma_Y(\lambda)$) est l'écart type de la population X (et Y) pour la longueur d'onde λ . Les maxima locaux de cette fonction fournissent les longueurs

d'onde où les deux populations sont le plus facilement séparables. Cette fonction peut être utilisée pour trouver les longueurs d'onde des filtres permettant de séparer deux populations. Toutefois, cette méthode ne prend pas en compte la fonction de transfert des filtres et ne permet pas de séparer trois classes.

Nous allons maintenant présenter une méthode possible pour choisir ces filtres de manière optimale.

Le dispositif d'acquisition transforme un flux lumineux incident $\phi(\lambda)$ en un ensemble de quatre composantes $V = \begin{pmatrix} V^{(1)} \\ V^{(2)} \\ V^{(3)} \\ V^{(4)} \end{pmatrix}$, avec $V^{(1)}, \dots, V^{(4)}$ les valeurs mesurées sur les images

issues des filtres 1, ..., 4. On peut exprimer de manière simple la valeur $V^{(j)}$ en fonction de $\phi(\lambda)$ le flux lumineux, $\eta(\lambda)$ la fonction de transfert spectrale de la caméra et T_j la transmission du filtre j :

$$V^{(j)} = Gt \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(\lambda) \cdot T_j(\lambda) \cdot \eta(\lambda) d\lambda \quad (11.2)$$

Avec G le facteur de conversion du dispositif complet (caméra, carte d'acquisition) et t le temps d'exposition de la caméra.

Notre dispositif doit permettre de classer un pixel parmi les trois classes suivantes : "sol", "culture", "adventice". Le choix optimal des filtres ne peut se faire que si l'on dispose d'une population de référence pour chaque classe. Cette population correspond à des spectres de réflectance mesurés à l'aide d'un spectromètre. On note $R_{C,l}$ le spectre de réflectance de l'échantillon l de la classe "culture", de même on a $R_{A,m}$ le spectre de réflectance de l'échantillon m de la classe "adventice" et enfin, $R_{S,n}$ le spectre de réflectance n de la classe "sol". On pose $V_{A,m}^{(j)}$ la valeur mesurée à l'aide du filtre j pour l'individu m de la classe "adventice". On peut écrire :

$$V_{A,m}^{(j)} = Gt \int \phi_{A,m}(\lambda) \cdot T_j(\lambda) \cdot \eta(\lambda) d\lambda \quad (11.3)$$

$$V_{A,m}^{(j)} = Gt \int S(\lambda) \cdot R_{A,m}(\lambda) \cdot T_j(\lambda) \cdot \eta(\lambda) d\lambda \quad (11.4)$$

Dans cette équation, $S(\lambda)$ est le spectre d'émission de la source lumineuse.

On cherche les fonctions de transfert des filtres ($T_j(\lambda)$) qui sont telles que la distance entre les trois classes soit maximale. Comme les trois classes correspondent à des populations composées d'individus dont les caractéristiques spectrales sont dispersées, la distance de Mahalanobis semble être un critère de discrimination pertinent dans ce cas. On note V_A

l'individu moyen pour la classe "adventice", V_C l'individu moyen pour la classe "culture" et V_S l'individu moyen pour la classe "sol". On doit donc trouver un ensemble de filtres $F = \{T_1, \dots, T_4\}$ tel que :

$$F_{opt} = \arg \max_F (d_M(V_c, V_A) \times d_M(V_A, V_s) \times d_M(V_C, V_S))$$

où $d_M(A, B)$ est la distance de Mahalanobis entre A et B . Pour résoudre ce problème d'optimisation, il est nécessaire de connaître les différentes fonctions de transfert présentes dans l'équation (11.4). La réflectance $R(\lambda)$ est mesurée par spectrométrie lors de la construction de la population de référence. Le rendement spectral de la caméra $\eta(\lambda)$ est fourni par le fabricant (ou peut être évalué lors d'un étalonnage). La source lumineuse peut être un éclairage artificiel, la répartition spectrale de l'énergie est alors connue (ou mesurable), ou bien il s'agit du Soleil. Il existe des modèles de répartition spectrale pour le Soleil. On peut, par exemple, considérer le Soleil comme suivant le modèle du corps noir ayant une température de surface de 6770 K ([95]). Il est possible de prendre en compte des corrections atmosphériques afin d'affiner ce modèle. Si on considère l'étendue du domaine spectral étudié (de 350 nm à 1050 nm), une première approximation grossière peut être faite en considérant l'émittance du Soleil comme étant constante. Les fonctions de transfert $T(\lambda)$ des filtres sont les éléments à optimiser. Il est donc nécessaire de poser un modèle et de chercher à optimiser les paramètres de ce modèle. Nous proposons deux modèles possibles : la fonction porte et la fonction gaussienne.

La première approximation, la fonction porte, correspond à un filtre passe bande idéal compris entre les longueurs d'ondes λ_b et λ_h . On a alors la fonction de transfert suivante pour le filtre j :

$$T_j(\lambda) = A_j \cdot \text{rect}_{\lambda_b, \lambda_h}(\lambda) \quad (11.5)$$

On ajoute un paramètre A_j qui est proportionnel au temps d'exposition de l'image j puisque le dispositif d'acquisition permet de régler le temps d'exposition pour chaque image. Cette approche très simple est toutefois peu réaliste.

La seconde approximation consiste à considérer les filtres optiques passe-bandes comme ayant des fonctions de transfert gaussiennes centrées en λ_j et d'écart type σ_j . La fonction de transfert s'écrit alors :

$$T_j(\lambda) = \frac{B_j}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\lambda - \lambda_j}{\sigma_j} \right)^2} \quad (11.6)$$

Comme précédemment, le paramètre B_j est proportionnel au temps d'exposition de l'image j .

Selon la formulation retenue, les variables à optimiser sont $(A_j, \lambda_b, \lambda_h)$ ou $(B_j, \lambda_j, \sigma_j)$.

Cette formulation permet de poser des contraintes sur ces valeurs comme, par exemple, une largeur de bande passante minimale ou un temps d'exposition maximal.

Cette approche est facilement modifiable. On peut réécrire les équations pour séparer plus de trois classes ou pour prendre en compte un nombre de filtres différent.

11.1.2. Autres applications dans le domaine agronomique

D'autres applications agronomiques peuvent être envisagées. La plate-forme aérienne permet d'acquérir des images avec une résolution élevée sur différentes bandes spectrales. L'utilisation de la bande infra-rouge permet d'obtenir une évaluation de l'activité chlorophyllienne des plantes. Cette mesure permet de connaître les besoins en azote des plantes¹ et donc de construire une carte de préconisation. La même mesure peut être utilisée pour constater la sénescence des cultures. Cette information est liée au degré de maturité de certaines céréales (blé, orge, ...). La régularité de maturation de nouvelles variétés serait alors facilement mesurée.

11.2. Recalage géométrique des images

L'algorithme proposé pour le recalage d'image fournit des résultats satisfaisants. Toutefois, quelques améliorations simples sont envisageables pour accélérer l'opération de recalage. De plus, le problème du géoréférencement des images n'a pas été abordé, nous allons proposer quelques réflexions sur ces deux thèmes.

11.2.1. Estimation *a priori* des paramètres de transformation

La connaissance des paramètres de vol (altitude, vitesse et cap du drone) devrait permettre d'initialiser les paramètres de recalage. La connaissance de la résolution au sol des images, de l'altitude et de la vitesse du drone permet d'initialiser les paramètres de translation de manière efficace. En effet, la vitesse et l'altitude du drone peuvent être considérées comme étant constantes pendant une séquence d'acquisition (soit 80 millisecondes). De même, s'y ajoute la connaissance du cap du drone, on peut initialiser l'angle de rotation des images.

11.2.2. Géoréférencement des images

Durant le processus de développement nous n'avons pas abordé le problème du recalage géométrique des images obtenues sur les coordonnées GPS. Dans le cadre de l'évaluation d'essais agronomiques, des marqueurs (jalons) sont généralement placés dans les parcelles. Les coordonnées GPS de ces marqueurs peuvent être utilisées pour le géoréférencement des

¹ Le système N-Sensor effectue une mesure proche depuis une cabine de tracteur pour moduler, en temps réel, l'apport d'engrais azotée.

images. Il s'agit alors d'un problème de recalage en utilisant des amers. Les logiciels SIG (système d'information géographique) usuels réalisent cette tâche de manière efficace. Dans le cas de la détection des adventices dans les cultures, il n'est pas envisageable de placer des jalons dans les parcelles. Toutefois, de nombreux éléments peuvent être utilisés pour recalibrer l'image comme les contours de la parcelle, les passages de roues ainsi que leurs croisements, par exemple.

11.3. Méthode de classification spectrale

Les résultats obtenus par la méthode de classification semblent difficiles à améliorer. Actuellement, la méthode de classification est supervisée. Nous avons montré qu'une méthode non supervisée ne permet pas d'avoir des résultats fiables et répétitifs. Il est possible qu'un choix de filtres plus pertinent conduise à l'utilisation d'une méthode non supervisée. Le processus de segmentation des images serait alors entièrement automatique.

11.4. Analyse spatiale

Plusieurs remarques peuvent être faites concernant la méthode de détection des lignes de semis. Les résultats obtenus semblent être pertinents. Nous allons séparer les évolutions possibles de cette approche en deux parties : d'une part nous allons évoquer les améliorations possibles concernant la base de la méthode, d'autre part nous allons présenter les perspectives concernant la méthode d'accélération des calculs.

11.4.1. Améliorations possibles

Nous avons évoqué, dans le chapitre 8, la possibilité de rechercher automatiquement la fréquence caractérisant les cultures dans la transformée de Fourier à l'aide de l'altitude du drone. Cette hypothèse demande toutefois à être vérifiée lors de manipulations sur le terrain. Les paramètres caractérisant les largeurs de bandes spectrales du filtre de Gabor sont actuellement fixés. Il est possible qu'une optimisation de ceux-ci conduise à de meilleurs résultats.

11.4.2. Accélération des calculs

Nous avons développé une méthode d'accélération des temps de calculs fournissant des résultats satisfaisants. Toutefois, nous n'avons pas étudié en détail toutes les questions théoriques liées à cette approche. En effet, nous utilisons les paquets d'ondelettes afin de décomposer l'image. Nous avons choisi d'utiliser l'ondelette de Haar : les filtres associés à cette ondelette sont très simples, donc permettent des temps de calculs très rapides. Toutefois, cette ondelette n'est pas celle qui permet la meilleure décomposition fréquentielle ; d'autres

ondelettes permettraient, probablement, une meilleure décomposition. Il serait intéressant de comparer différentes ondelettes en utilisant la qualité des images obtenues et les temps de calcul comme critères de sélection. D'autre part, certains éléments de la décomposition en paquets d'ondelettes ont des valeurs très faibles. Il est probablement possible de ne pas appliquer le filtre de Gabor sur ces éléments afin de minimiser les temps de calcul sans trop altérer la qualité des résultats. Afin de vérifier la pertinence de cette hypothèse, une étude comparant les temps de calculs et la qualité des résultats est nécessaire. En effet, la méthode permettant d'évaluer si un élément doit être convolué avec le filtre de Gabor devra être plus rapide que le calcul du filtrage de Gabor sur cet élément.

On constate que cette approche d'accélération des temps de calculs peut conduire à de nombreuses études afin d'être améliorée. Toutefois, il est possible que ces améliorations n'aient que peu de conséquences sur la qualité du résultat final.

11.5. Fusion des données

Actuellement, les données obtenues par les deux méthodes de détection sont binaires. Ces résultats binaires limitent l'application des méthodes de fusion de données. L'algorithme d'analyse spatiale permet d'obtenir des informations continues représentant un degré d'appartenance aux lignes de semis (cette information correspond à la valeur du pixel après filtrage). L'analyse spectrale ne permet pas, actuellement, d'obtenir une information continue. Il serait intéressant d'obtenir une information continue permettant d'utiliser des méthodes de fusion comme la logique floue ou la théorie de l'évidence.

D'autre part, dans un contexte de cartographie en vue d'un désherbage localisé, nous avons montré dans le chapitre 1 que certaines espèces d'adventices ont tendance à coloniser de manière stable des zones des parcelles. Dans ce cas, les cartes des années précédentes fournissent des informations intéressantes pour la construction des cartes d'infestation. Cette opération pourra se faire dans le cadre du processus de fusion.

11.6. Évaluation de la pertinence des résultats

La méthode que nous proposons permet de mesurer le couvert végétal des cultures et des adventices. Cette mesure est utilisée dans le milieu de l'agronomie. Des campagnes de mesure sur différentes espèces et à différents taux d'infestation seront nécessaires pour valider la méthode que nous proposons. Dans le cadre de ces manipulations, des comptages devront être comparés avec les mesures obtenues à l'aide de notre dispositif.

Bibliographie

- [1] Ahmad I.S. and Reid J.F. Evaluation of Colour Representations for Maize Images. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 63(2) :185–196, 1996.
- [2] Alippi C., Piuri V., and Scotti F. Accuracy versus Complexity in RBF Neural Networks. *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, pages 32–36, march 2001.
- [3] Anderson G.L., Everitt J.H., Richardson A.J., and Escobar D.E. Using Satellite Data to Map False Broomweed (*Ericamerria austrotexana*) Infestation on South Texas Rangelands. *Weed Technology*, 7 :865–871, 1993.
- [4] Anonyme. "Disque" Compact-Flash. *Elektor*, (286) :48–52, avril 2002.
- [5] Anonyme. Weed Mapping Closes Precision Farming Loop. *Profi*, pages 46–49, sep 2002.
- [6] Bouchon-Meunier B. *La logique floue*. Presses Universitaires de France, 1993.
- [7] Bailer-Jones D.M. and Bailer-Jones C.A. *Model-Based Reasoning : Science, Technology, Values*. Kluwer Academic/Plenum Publishers, 2002.
- [8] Bajwa S.G. and Tian L.F. Aerial CIR Remote Sensing for Weed Density Mapping in a Soybean Field. *Transactions of the ASAE*, 44(6) :1965–1974, 2001.
- [9] Bakis H. and Bonin M. *La photographie aérienne et spatiale*. Que sais-je ? Presse Universitaire de France, 2000.
- [10] Bechdol M.A., Hunt J.T., Garegnani J., Chettri S., Gualtieri J.A., and Robinson J.W. Precision Weed Management and Remote Sensing.
- [11] Bennedsen B.S. and Guiot M. Estimation of Plant Density From Aerial Red-Near Infrared Images and Interaction With Weeds Infestation and Soil Variability. In *Third European Conference on Precision Agriculture*, pages 145–150. Agro Montpellier, 2001.
- [12] Biller R.H. Reduced Input of Herbicides by Use of Optoelectronic Sensors. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 71 :357–362, 1998.
- [13] Biller R.H., Hollstein A., and Sommer C. Precision Application of Herbicides by Use of Optoelectronics Sensor. In *Precision Agriculture '97*, pages 451–458. The SCI Agriculture and Environment Group, BIOS Scientific Publishers Ltd., 1997.
- [14] Biller R.H. and Shicke R. Multi-Frequency Optical Identification of Different Weeds and Crops for Herbicide Reduction in Precision Agriculture. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Precision Agriculture*. Precision Agriculture Center, ASA-CSSA-SSSA, 2000.
- [15] Borregaard T., Nielsen H., Nørgaard L., and Have H. Crop-weed Discrimination by Line Imaging Spectroscopy. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 75 :389–400, 2000.

- [16] Brown M., Lewis H.G., and Gunn S.R. Linear Spectral Mixture Models and Support Vector Machines for Remote Sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5) :2346–2360, september 2000.
- [17] Brown R.B. and Steckler J.-P.G.A. Prescription Maps for Spatially Variable Herbicide Application in No-Till Corn. *Transactions of the ASAE*, 38(6) :1659–1666, 1995.
- [18] Brown R.B., Steckler J.-P.G.A., and Anderson G.W. Remote Sensing for Identification of Weeds in No-till Corn. *Transactions of the ASAE*, 37(1) :297–302, 1994.
- [19] Burks T.F., Shearer S.A., Gates R.S., and Donohue K.D. Backpropagation Neural Network Design and Evaluation for Classifying Weed Species Using Color Image Texture. *Transactions of the ASAE*, 43(4) :1029–1037, 2000.
- [20] Burks T.F., Shearer S.A., and Payne F.A. Classification of Weed Species Using Color Texture Features and Discriminant Analysis. *Transactions of the ASAE*, 43(2) :441–448, 2000.
- [21] Call J.C. and Lodder R.A. Application of a Liquid Crystal Tunable Filter to Near-Infrared Spectral Searches. In *Proceedings of SETICon02*, pages 18–22. American Radio Relay League, 2002.
- [22] Cardina J., Sparrow D.H., and McCoy E.L. Analysis of Spatial Distribution of Common Lambs-Quarters (*Chenopodium album*) in No-till Soybean (*Glycine max*). *Weed Science*, 43 :258–268, 1995.
- [23] Caussanel J.-P. Nuisibilité et seuils de nuisibilité des mauvaises herbes dans une culture annuelle : situation de concurrence bispécifique. *Agronomie*, 9 :219–240, 1989.
- [24] Cerovic Z., Samson G. and Morales F., Tremblay N., and Moya I. Ultraviolet-induced Fluorescence for Plant Monitoring : Present State and Prospects. *Agronomie*, 19 :543–578, 1999.
- [25] Chen V., Vioix J.-B., Roussel M., and Robert A. Identification par traitement d'images des bois gravés de la bibliothèque bleue. In *CNR'IUT 2000*, pages 257–267, 2000.
- [26] Christensen A., Heisel T., Secher B.J.M., Jensen A., and Haahr V. Spatial Variation of Pesticide Doses Adjusted to Varying Canopy Density in Cereals. In BIOS Scientific Publisher Ltd., editor, *Precision Agriculture'97*, volume 1, pages 211–218, 1997.
- [27] Christensen S., Heisel T., and Benlloch J.V. Patch Spraying and Rational Weeds Mapping in Cereals. In R.H. Rust P.C. Roberts and W.E. Larson, editors, *Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture*, pages 773–785. ASA-CSSA-SSSA, 1998.
- [28] Christensen S., Walter A.M., and Heisel T. The Patch Treatment of Weeds in Cereals. In *Brighton crop protection conference : weeds*, pages 591–600, 1999.
- [29] Collectif. Numéro spécial - fusion de données. *Traitement du signal*, 14(5), 1997.
- [30] Coquerez J.-P. and Philipp S. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson, 1995.
- [31] Cornuéjols A. and Miclet L. *Apprentissage artificiel - Concepts et algorithmes*. Eyrolles, 2002.
- [32] Daugman J.G. Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency, and Orientation Optimized by Two-Dimensional Visual Cortical Filters. *J. Opt. Soc. Am.*, 2(7) :1160–1169, 1985.

- [33] de Mezzo B., Rabatel G., and Fiorio C. Weed Leaf Recognition in Complex Natural Scenes by Model-Guided Edge Pairing. In J. Stafford A. Werner, editor, *Precision Agriculture*, pages 141–147. Wageningen Academic Publishers, 2003.
- [34] de Ruiter H., Uffing A.J.M., and van Dijk N.M. The Influence of Growth Stage of Weeds on the Glyphosate Dose Needed. In *The 1999 Brighton Conference - Weeds*, volume 2, pages 615–620. British Crop Protection Council, 1999.
- [35] Delwiche S.R. and Massie D.R. Classification of Wheat by Visible and Near-Infrared Reflectance from Single Kernel. *Analytical Techniques and Instrumentation*, 73(3) :399–405, 1996.
- [36] Dreyfus G., Martinez J.-M., Samuelides M., Gordon M.B., Badran F., Thiria S., and Hérault L. *Réseaux de neurones - Méthodologie et applications*. Eyrolles, 2004.
- [37] El-Faki M.S., Zhang N., and Peterson D.E. Weed Detection Using Color Machine Vision. *Transactions of the ASAE*, 43(6) :1969–1978, 2000.
- [38] Evans M.D., Thai C.N., and Grant J.C. Development of a Spectral Imaging System Based on a Liquid Crystal Tunable Filter. *Transactions of the ASAE*, 41(6) :1845–1852, 1998.
- [39] Everitt J. H., Alaniz M. A., Escobar D. E., and Davis M. R. Using Remote-Sensing to Distinguish Common (*Isocoma coronopifolia*) and Drummond Goldenweed (*Isocoma drummondii*). *Weed Science*, 40 :621–628, 1992.
- [40] Everitt J. H., Petit R. D., and Alaniz M. A. Remote-Sensing of Brome Snakeweed (*Gutierrezia sarothrae*) and Spiny Aster (*Aster spinosus*). *Weed Science*, 35 :295–302, 1987.
- [41] Everitt J.H., Escobar D.E., Villarreal R., and Alaniz M.A. and Davis M.R. Canopy Light Reflectance and Remote-Sensing of Shin Oak (*Quercus havardii*) and Associated Vegetation (*Isocoma drummondii*). *Weed Science*, 41 :291–297, 1993.
- [42] Blayo F. and Verleysen M. *Les réseaux de neurones artificiels*. Que sais je ? Presses Universitaires de France, 1996.
- [43] Feyaerts F., Pollet P., van Gool L., and Wambacq. Sensor for Weed Detection Based on Spectral Measurement. In *Fourth International Conference on Precision Agriculture*, pages 1537–1548. Precision Agriculture Center, ASA-CSSA-SSSA, 1998.
- [44] Feyaerts F., Pollet P., van Gool L., and Wambacq P. Vision System for Weed Detection Using Hyper-Spectral Imaging, Structural Field Information and Unsupervised Training Sample Collection. In *The 1999 Brighton Conference - Weeds*, pages 607–614, 1999.
- [45] Feyarts F. and van Gool L. Multi-Spectral Vision System for weed Detection. *Pattern Recognition Letters*, 22 :667–674, 2001.
- [46] Fontaine M. *Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels*. PhD thesis, Université de Lille 1, 2001.
- [47] Gabor D. Theory of Communication. *J. Inst. Electr. Engng.*, (93) :429–459, 1946.
- [48] Gat N. Imaging Spectrometry Using Tunable Filters : A Review. In *Proceedings of the SPIE*, volume 4056, pages 50–64, 1998.
- [49] Gat N., Erives H., Maas S.J., and Fitzgerald G.J. Application of Low Altitude AVIRIS Imagery of Agricultural Fields in the San Joaquin Valley, CA, to Precision Farming.

- [50] Gerhards R., Wyse-Pester D., Mortensen D., and Johnson G.A. Characterizing Spatial Stability of Weed Populations Using Interpolated Maps. *Weed Science*, 45 :108–119, 1997.
- [51] Gerhards R. and Sökefeld M. Precision Farming in Weed Control - System Components and Economics Benefits. In J. Stafford and A. Werner, editors, *Precision Agriculture*, pages 229–234. Wageningen Academic Publishers, 2003.
- [52] Goel P.K., Prasher S.O., Patel R.M., Smith D.L., and DiTommaso A. Use of Airborne Multi-Spectral Imagery for Weed Detection in Field Crops. *Transactions of the ASAE*, 45(2) :443–449, 2002.
- [53] Goudy H.J., Tardif F.J., Brown R.B., and Bennett K.A. Evaluating Site-specific Weed Control in a Maize-soybean Rotation System. In *The 1999 Brighton Conference - Weeds*, volume 2, pages 621–626. British Crop Protection Council, 1999.
- [54] Guyer D.E., Miles G.E., Gaultney L.D., and Schreiber M.M. Application of Machine Vision to Shape Analysis in Leaf and Plant Identification. *Transactions of the ASAE*, 36(1) :163–171, 1993.
- [55] Hague T., Marchant J.A., and Tillett N.D. A System for Plant Scale Husbandry. In John V. Stafford, editor, *Precision Agriculture 1997*, volume 2, pages 635–642. BIOS Scientific Publishers Ltd., 1997.
- [56] Hamamoto Y., Uchimura S., Watanabe M., Yasuda T., Mitani Y., and S. Tomita. A Gabor Filter-Based Method For Recognizing Handwritten Numerals. *Pattern Recognition*, 31(4) :395–400, 1998.
- [57] Hearst M.A., Scholköpf B., Dumais S., Osuna E., and Platt J. Support vector machines. *IEEE Intelligent Systems*, July / August 1998, 1998.
- [58] Heisel T., Christensen A., and Walter A.M. Validation of Weed Patch Spraying in Spring Barley - Preliminary Trial. In BIOS Scientific Publisher Ltd., editor, *Precision Agriculture'97*, volume 2, pages 879–886, 1997.
- [59] Heisel T. and Christensen S. A Digital Camera System for Weed Detection. In R.H. Rust P.C. Roberts and W.E. Larson, editors, *Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture*, pages 1569–1577. ASA-CSSA-SSSA, 1998.
- [60] Heisel T., Christensen S., and Walter A.M. Weed Managing Model for Patch Spraying in Cereal. In R.H. Rust P.C. Roberts and W.E. Larson, editors, *Precision Agriculture*, pages 1569–1577. ASA-CSSA-SSSA, 1996.
- [61] Green H.M., Vencill W.K., Kvien C.K., Boydell B.C., and Pocknee S. Precision Management of Spatially Variable Weeds. In BIOS Scientific Publisher Ltd., editor, *Precision Agriculture'97*, volume 2, pages 983–989, 1997.
- [62] Søgaard H.T. and Olsen H.J. Crop Row Detection for Cereal Grain. In *Precision Agriculture '99*, pages 181–190. The SCI Agriculture and Environment Group, Sheffield Academic Press, 1999.
- [63] Hulst N. E., Gullicks J., Johnson J., Lauinger G., Larson D., and Lemcke S. The Airborne Environmental Research Observational Camera (AEROCam) : A Multispectral Digital Photography System for Remote Sensing. In University of Wisconsin-Whitewater, editor, *Proceeding of The National Conference on Undergraduate Research (NCUR)*, 2002.

- [64] Hunt E.R., Daughtry C.S.T., McMurtey III J.E., Walthall C.L., Baker J.A., and Schroeder J.C. Comparison of Remote Sensing Imagery for Nitrogen Management. In American Society of Agronomy, editor, *Proceedings of the Sixth International Conference on Precision Agriculture*, Madison, Wisconsin, 2002.
- [65] Im C., Nishida H., and Kunii T.L. Recognizing Plant Species by Normalized Leaf Shapes. In *Vision Interface '99*, pages 397–404, Trois Rivières, Canada, 1999.
- [66] Imai F.H., Rosen M.R., and Berns R.S. Comparaison of spectrally narrow-band capture versus wide-band with *a priori* sample analysis for spectral reflectance estimation. In *Proceedings of Eighth Color Imaging Conference*, pages 234–241, 2000.
- [67] Jain A.K., Ratha N.K., and Lakshmanan S. Object Detection Using Gabor Filters. *Pattern Recognition*, 30(2) :295–309, 1997.
- [68] Jensen T., Apan A., Young F., and Cleminson K. Assenssing Grain Crop Attributes Using Digital Imagery Acquired From a Low-Altitude Remote Controlled Aircraft. In *Proceedings of the Spatial Sciences Conference*, september 2003.
- [69] Jensen T., Apan A., Young F., and Zeller L. Capturing of Remotely Sensed Images to Advance the Use of Yield Maps and Other Spatial Information to Improve Crop Management and Forecasting. In *Proceedings of the 11th Australasian Remote Sensing and Photogrammetry Conference*, pages 373–379, 2002.
- [70] Jia J. and Krutz G.W. Location of the Maize Plant with Machine Vision. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 52 :169–181, 1992.
- [71] Jodouin J.-F. *Les réseaux de neurones - principes et définition*. Hermes, 1994.
- [72] Jodouin J.-F. *Les réseaux neuromimétiques*. Hermes, 1994.
- [73] Kirkpatrick S., Gelatt, Jr. C.D., and Vecchi M.P. Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598) :671–680, 1983.
- [74] Kohtz P. Régulateur P.I.D. numérique. *Elektor*, (255) :28–33, septembre 1999.
- [75] Krohmann P., Timmermann C., Gerhards R., and Kühbauch W. Variation of Weed Populations in a Crops Rotation and in Continuous Maize - Implications for the Definition of Weed Patches. In *Third European Conference on Precision Agriculture*, pages 599–604. Agro Montpellier, 2001.
- [76] Lamb D. W. and Brown R. B. Remote-Sensing and Mapping of Weeds in Crops. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 78(2) :117–125, 2001.
- [77] Lamb D.W. and Weedon M. Evaluating the Accuracy of Mapping Weeds in Fallow Fields Using Airborne Digital Imaging : *Panicum effusum* in Oilseed Rape Stubble. *Weed Research*, 38 :443–451, 1998.
- [78] Lamb D.W., Weedon M.M., and Rew L.J. Evaluating the Accuracy of Mapping Weeds in Seedling Crops Using Airborne Digital Imaging : *Avena* spp. in Seedling Triticale. *Weed Research*, 39 :481–492, 1999.
- [79] Lamkadmi Z., Fouad Y., Nicolas H., Schoeny A., Lucas P., Lennon M. and Mouchot M.-C., and Chehdi K. Potentialités de la télédétection rapprochée dans les domaines optique et thermique pour la cartographie d'attaques parasitaires sur culture. In *Agriculture de précision : Avancées de la recherche technologique et industrielle*, pages 223–234. UMR Cemagref-ENESAD, Educagri Editions, 2000.

- [80] Lass L.W., Carson H.W., and Callihan R.H. Detection of Yellow Starthistle (*Centaurea solstitialis*) and Common St John's Wort (*Hypericum perforatum*) With Multi-Spectral Digital Imagery. *Weed Technology*, 10(3) :466–474, 1996.
- [81] Lee W.S., Slaughter D.C., and Giles D.K. Robotic Weed Control System for Tomatoes. *Precision Agriculture*, 1 :95–113, 1999.
- [82] Lindquist J.L., Dieleman J.A., Mortensen D.A., Johnson G.A., and Wyse P.D. Economic importance of managing spatially heterogeneous weed populations. *Weed Technology*, 12(1) :7–13, 1998.
- [83] Rew L.J., Cussans G.W., Muggleston M.A., and Miller P.C.H. A Technique for Mapping the Spatial Distribution of *elymus repens*, with Estimates of the Potential Reduction in Herbicide Usage from Patch Spraying. *Weed Research*, 36 :283–292, 1996.
- [84] Lotz L.A.P., Kropff M.J., Wallinga, Bos H.J., and Groeneveld R.M.W. Techniques to estimate relative leaf area and cover of weeds in crops for yield loss prediction. *Weed Research*, 34 :167–175, 1994.
- [85] Lutman P.J.W. and Perry N.H. Methods of Weed Patch Detection in Cereal Crops. In *The 1999 Brighton Conference - Weeds*, volume 2, pages 627–634. British Crop Protection Council, November 1999.
- [86] Lutman P.J.W. and Rew L.J. Spatially Selective Weeds Control in Arable Crops - Where Are We Now? In *The 1997 Brighton Crops Protection Conference - Weeds*, pages 637–640. The British Crop Protection Council, 1997.
- [87] Lutman P.J.W., Rew L.J., Cussans G.W., Miller P.C.H., Paice M.E.R., and Stafford J.V. Development of a 'Patch Spraying' System to Control Weeds in Winter Wheat. *Home Grown Cereals Authority Project Report*, 158 :80, 1998.
- [88] Mangin J.-F. *Mise en correspondance d'images médicales 3D multi-modalités multi-individus pour la corrélation anatomo-fonctionnelle cérébrale*. PhD thesis, Telecom Paris, 1995.
- [89] Manh A.-G. *Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices*. PhD thesis, Université de Montpellier II, 2001.
- [90] Manh A.-G., Rabatel G., and Assemat L. Caractérisation morphologique de populations d'adventices par vision numérique de terrain. In *Agriculture de précision : Avancées de la recherche technologique et industrielle*, pages 183–195. UMR Cemagref-ENESAD, Educagri Editions, 2000.
- [91] Manh A.-G., Rabatel G., Assemat L., and Aldon M.-J. In-Field Classification of Weed Leaves by Machine Vision Using Deformable Templates. In *Third European Conference on Precision Agriculture*, pages 599–604. Agro Montpellier, 2001.
- [92] Manh A.-G., Rabatel G., Assemat L., and Aldon M.-J. Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 2001.
- [93] Marchant J.A. Tracking of Row Structure in Three Crops Using Image Analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 15 :161–179, 1996.
- [94] Marchant J.A., Hague T., and Tillett N.D. Machine Vision for Plant Scale Husbandry. In *The British Crop Protection Council (BCPC), editor, The British Crop Protection Conference*, pages 633–635, 1997.

- [95] Martin-Chefson L. *Détection et reconnaissance des adventices dans les cultures céréalières par traitement de l'image multispectrale*. PhD thesis, Université de Cergy-Pontoise, 2000.
- [96] Martin-Chefson L., Chappron M., Philipp S., Assemat L., and Boissard P. A Two Dimensional Method for Recognising Weeds from Multiband Image Processing. In *Precision Agriculture '99*, pages 473–483. Sheffield Academic Press, 1999.
- [97] El-Faki M.E., Zhang N., and Peterson D.E. Factors Affecting Color-based Weed Detection. *Transactions of the ASAE*, 43(4) :1001–1009, 2000.
- [98] Menges R.M., Nixon P.R., and Richardson A.J. Light Reflectance and Remote-Sensing of Weeds in Agronomic and Horticultural Crops. *Weed Science*, 33 :569–581, 1985.
- [99] Miller D.M., Kaminsky E.J., and Rana S. Neural Network Classification of Remote-Sensing Data. *Computers and Geosciences*, 21(3) :377–386, 1995.
- [100] Moran M.S., Inoue Y., and Barnes E.M. Opportunities and Limitations for Image-Based Remote Sensing in Precision Crop Management. *Remote Sensing Environment*, 61 :319–346, 1997.
- [101] Namuduri K.R., Mehrotra R., and Ranganathan N. Efficient Computation of gabor Filter Based Multiresolution Responses. *Pattern Recognition*, 27(7) :925–938, 1994.
- [102] Navar P. Conception et réalisation d'une caméra multispectrale. Master's thesis, Conservatoire National des Arts et Metiers, Centre régional associé de Saône et Loire, 2001.
- [103] Nifle A. *Modélisation comportementale en fusion de données. Application à la détection et l'identification d'objets ou de situation*. PhD thesis, Université de Paris-Sud, 1998.
- [104] Nordmeyer H., Zuk A., and Häusler. Experiences of Site Specific Weed Control in Winter Cereals. In *Precision Agriculture*, pages 457–462, 2002.
- [105] Pattaniak S.N., Ferwerda J.A., Toraance K.E., and Greenberg D. Validation of Global Illumination Simulations through CCD Camera Measurements. In Society for Imaging Science and Technology, editors, *Proceedings of the Fifth Color Imaging Conference*, 1997.
- [106] Peters A.J., Reed B.C., Eve M.D., and McDaniel K.C. Remote-Sensing of Broom Snakeweed (*Gutierrezia sarthrae*) with NOAA-10 Spectral Image Processing. *Weed Technology*, 6 :1015–1020, 1992.
- [107] Plant R.E., Munk D.S., Roberts B.R., Vargas R.L., Rains D.W., Travis R.L., and Hutmacher R.B. Relationships Between Remotely Sensed Reflectance Data and Cotton Growth and Yield. *Transactions of the ASAE*, 43(3) :535–546, 2000.
- [108] Poger S. and Angelopoulou E. Selecting Components for Building Multispectral Sensors. In *IEEE CVPR Technical Sketches*. IEEE Computer Society Press, 2001.
- [109] Pollet P, Feyaerts F, Wambacq P., and van Gool L. Weed Detection Based on Structural Information Using an Imaging Spectrograph. In *Fourth International Conference on Precision Agriculture*, pages 1579–1591. Precision Agriculture Center, ASA-CSSA-SSSA, 1998.
- [110] Price J.C. An Approach for Analysis of Reflectance Spectra. *Remote Sensing Environment*, 64 :316–330, 1998.
- [111] Price J.C. and Bausch W.C. Leaf Area Index Estimation from Visible and Near-Infrared Reflectance Data. *Remote Sensing Environment*, 52 :55–65, 1995.

- [112] Pérez A.J., Lopez F., Benlloch J.V., and Christensen S. Colour and Shape Analysis Techniques for Weed Detection in Cereal Fields. *Computers and Electronics in Agriculture*, 25 :197–212, 2000.
- [113] Ford Denison R., Miller R.O., Bryant D., Abshahi A., and Wildman W.E. Image Processing Extracts More Information from Color Infrared Aerial Photos. *California Agriculture*, May-June :9–13, 1996.
- [114] Renders J.-M. *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones : applications à la commande de processus*. Hermes, 1995.
- [115] Rew L.J. and Cussans G.W. Patch ecology and dynamics - how much do we know ? In *Brighton crop protection conference : weeds*, pages 1059–1068, 1995.
- [116] Rew L.J., Lamb D.W., Weedon M.M., Lucas J.L., Meed R.W., and Lemerle D. Evaluating Airborne Multispectral Imagery for Detecting Wild Oats in a Seedling Triticale Crop. In *Precision Agriculture '99*, pages 265–274. Sheffield Academic Press, 1999.
- [117] Lyon R.F. and Hubel P.M. Eyeing the Camera : into the Next Century. In *Tenth Color Imaging Conference : Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications*, pages 349–335, 2002.
- [118] Roche A. *Recalage d'images médicales par inférence statistique*. PhD thesis, Unieristé de Nice - Sophia Antipolis, 2001.
- [119] Roche A., Maladain G., Pennec X., and Ayache N. The Correlation Ratio as a New Similarity Measure for Multimodal Image Registration. In *Proceedings of the First International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pages 1115–1124, 1998.
- [120] Rolland C. *TEX par la pratique*. O'Reilly, 1999.
- [121] Rouet J.-M. *Recalage 3D élastique multimodalité par optimisation génétique*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 1999.
- [122] Slawson R.W., Ninkov Z., and Horh E.P. Hyperspectral Imaging : Wide-Area Spectrophotometry Using a Liquid-Crystal Tunable Filter. *Publications of the Astronomical Society of the Pacific*, 111 :621–626, May 1999.
- [123] Ryherd S. and Woodcock C. Combining Spectral and Texture Data in the Segmentation of Remotely Sensed Images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(2) :181–194, 1996.
- [124] Sarrut D. *Recalage multimodal et plate-forme d'imagerie médicale à accès distant*. PhD thesis, Université Lumière Lyon 2, 2000.
- [125] Sevila F. and Sinfort C. Robotique et lutte contre les mauvaises herbes. In *Quizième conférence du COLUMA - Journées internationales sur la lutte contre les mauvaises herbes*, pages 247–259. ANPP, 1992.
- [126] Singh S., Haddon J., and Markou M. Nearset Neighbour Strategies for Image Understanding. In *Workshop on Advanced Concepts for Intelligent Vision System (ACIVS'99)*, 1999.
- [127] Stafford J.V. and Benlloch J.V. Machine-Assisted Detection of Weeds and Weed Patches. In *Precision Agriculture '97*, pages 511–518. The SCI Agriculture and Environment Group, BIOS Scientific Publishers Ltd., 1997.
- [128] Stafford J.V. and Bolam H.C. Near-Ground and Aerial Radiometry Imaging for Assessing Spatial Variability in Crop Condition. In R.H. Rust P.C. Roberts and W.E. Larson, editors, *Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture*, pages 291–302. ASA-CSSA-SSSA, 1998.

- [129] Stafford J.V., Le Bars J.M., and Ambler B. A Hand-held Data Logger with Integral GPS for Producing Weed Maps by Field Walkings. *Computers and Electronics in Agriculture*, (14) :235–247, 1996.
- [130] Steckler J.-P. and Brown R.B. Cartographie des mauvaises herbes pour une application optimale des herbicides. In *Quizième conférence du COLUMA - Journées internationales sur la lutte contre les mauvaises herbes*, pages 216–268. ANPP, 1992.
- [131] Steward B.L. and Tian L.F. Machine-vision Weed Density Estimation for Real-time, Outdoor Lightning Conditions. *Transactions of the ASAE*, 42(6) :1897–1909, 1999.
- [132] Chateau T. *Détection robuste d'interface par fusion d'informations incertaines : application à l'aide au guidage d'engins agricoles*. PhD thesis, Université Clermont II, 1999.
- [133] Takahashi K., Nakatani H., and Abe K. Color Image Segmentation Using ISODATA Clustering. In *2nd Asian Conference on Computer Vision*, volume 1, pages 523–527, 1995.
- [134] Tang L., Tian L., and Steward B.L. Color Image Segmentation with Genetic Algorithm for In-field Weed Sensing. *Transactions of the ASAE*, 43(4) :1019–1027, 2000.
- [135] Tian L., Slaughter D.C., and Norris R.F. Outdoor Field Machine Vision Identification of Tomato Seedlings for Automated Weed Control. *Transactions of the ASAE*, 40(6) :1761–1768, 1997.
- [136] Tian L.F. and Slaughter D.C. Environmentally Adaptative Segmentation Algorithm for Outdoor Image Segmentation. *Computers and electronics in agriculture*, 21 :153–168, 1998.
- [137] Tillet R.D. and Mc Farlane N.J.B. Understanding Plant Images. In *1st International Seminar on Use of On-Machine Vision System for the Agriculture and Bio-Industries*, pages 133–140. CEMA-GREF, 1991.
- [138] Truchetet F. *Ondelettes pour le signal numérique*. Collection : traitement du signal numérique. Hermes, Paris, 1998.
- [139] Unser M. Splines A Perfect Fit for Signal and Image Processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, november 1999.
- [140] Vioix J.-B., Chen V., Robert A., and Roussel M. Multichannel Gabor Filtering to Medieval Wooden Pads Segmentation. In *ACIDCA'2000*, pages 92–96, 2000.
- [141] Vioix J.-B., Douzals J.-P., Truchetet F., Assémat L., and Guillemain J.-P. Spatial and Spectral Methods for Weed Detection and Localization. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 2002(7) :679–685, July 2002.
- [142] Vioix J.-B., Douzals J.-P., Truchetet F., and Navar P. Development of a Multispectral Imagery Device Devoted to Weed Detection. In SPIE, editor, *Sixth International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, volume 5132, pages 447–454. SPIE, 2003.
- [143] Voß N. and Mertsching B. Design and Implementation of an Accelerated Gabor Filter Bank Using Parallel Hardware. In *Field Programmable Logic and Applications*, pages 451–460, 2001.
- [144] Vrindts E. *Automatic Recognition of Weeds with Optical Techniques as a Basis for Sites-Specific Spraying*. PhD thesis, Katholieke Universiteit Leuven, 2000.
- [145] Vrindts E. and de Baerdemaeker J. Optical Discrimination of Crops, Weeds and Soil for On-Line Weed Detection. In *Precision Agriculture '97*, pages 537–544. The SCI Agriculture and Environment Group, BIOS Scientific Publishers Ltd., 1997.

- [146] Vrindts E., de Baerdemaeker J., and Ramon H. Weed Detection Using Canopy Reflectance. In *Precision Agriculture '99*, pages 257–264. The SCI Agriculture and Environment Group, Sheffield Academic Press, 1999.
- [147] Walter A.M., Heisel T., and Christensen A. Shortcuts in Weed Mapping. In BIOS Scientific Publisher Ltd., editor, *Precision Agriculture'97*, volume 2, pages 777–784, 1997.
- [148] Wobbecke D.M., Meyer G.E., von Bargaen K, and Mortensen D.A. Color Indices for Weed Identification Under Various Soil, Residue, and Lighting Conditions. *Transactions of the ASAE*, 38(1) :259–269, 1995.
- [149] Wolberg G. and Zokai S. Robust Image Registration Using Log-Polar Transform. In *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 200.
- [150] www.optical insights.com. Multispec Agro-Imager. 1807 Second St., Suite 60 - Sante Fe - NM 87505, USA, 2003.
- [151] Yang C., Bradford J.M., and Wiegand C.L. Airborne Multispectral Imagery for Mapping Variable Growing Conditions and Yields of Cotton, Grain Sorghum and Corn. *Transactions of the ASAE*, 44(6) :1983–1994, 2001.
- [152] Yang C., Everitt J.H., Bradford J.M., and Escobar D.E. Mapping Grain Sorghum Growth and Yield Variations Using Airborne Multispectral Digital Imagery. *Transactions of the ASAE*, 43(6) :1927–1938, 2000.
- [153] Yang C., Everitt J.H., Bradford J.M., and Escobar D.E. Mapping Grain Sorghum Growth and Yield Variations Using Airborne Multispectral Digital Imagery. *Transactions of the ASAE*, 43(6) :1927–1938, 2000.
- [154] Yang C.-C. and Prasher S.O., Landry J., and Ramasway H.S. Development of Neural Networks for Weed Recognition in Corn Fields. *Transactions of the ASAE*, 45(3) :859–864, 2002.
- [155] Yang J., Liu L., Jian T., and Fan Y. A Modified Gabor Filter Design Method for Fingerprint Image Enhancement. *Pattern Recognition Letters*, 24 :1805–1817, 2003.
- [156] Yonekawa S., Sakai N., and Kitani O. Identification of Idealized Leaf Types Using Simple Dimensionless Shape Factors by Image Analysis. *Transactions of the ASAE*, 39(4) :1525–2533, 1996.
- [157] Zhang N. and Chaisattapagon C. Effective Criteria for Weed Identification in Wheat Fields Using Machine Vision. *Transactions of the ASAE*, 38(6) :965–974, 1995.
- [158] Zwigelaar R. A Review of Spectral Properties of Plants and Their Potential Use for Crop/Weed Discrimination in Row-Crops. *Crop Protection*, 17(3) :189–206, 1998.

Annexe A

Calcul de la résolution des images

A.1. Calcul de la résolution en utilisant l'altitude de vol

La figure A.1 présente le schéma optique du système de prise de vues. Le capteur CCD est composé de pixels ayant un côté de largeur c . L'altitude de vol est a , la focale de l'objectif est f . La largeur du côté du pixel au sol (C) se calcule alors à l'aide du théorème de Thalès :

$$\frac{c}{C} = \frac{f}{a} \quad (\text{A.1})$$

$$C = \frac{a}{f} \cdot c \quad (\text{A.2})$$

Le tableau A.1 présente quelques résolutions au sol en fonction de l'altitude de vol et de la focale de l'objectif pour la caméra JAI M50-IR ($c = 8,6 \mu m$).

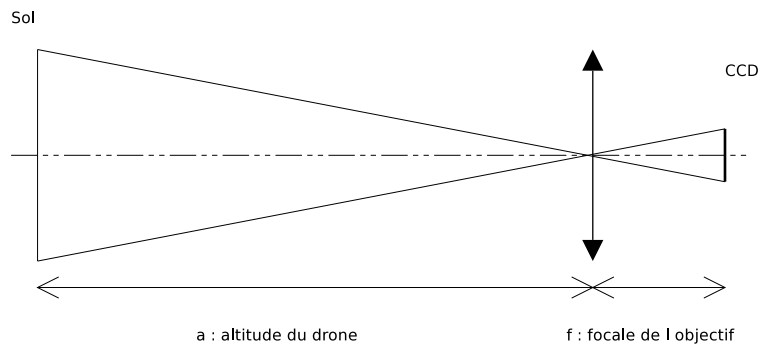


FIG. A.1. Schéma optique du système d'acquisition d'images

A.2. Calcul de la résolution en utilisant la fréquence des lignes de semis

Actuellement, il n'y a pas d'altimètre dans le drone. On peut calculer l'altitude de vol en utilisant la largeur des lignes de semis sur le terrain. Elle est connue en fonction du type de culture. La fréquence des lignes de semis est mesurée dans l'image à l'aide de l'algorithme

TAB. A.1. Largeur du pixel au sol (C)

	Altitude de vol (a)			
Focale de l'objectif (f)	25 m	50 m	75 m	100 m
12 mm	1,8 cm	3,6 cm	5,4 cm	7,2 cm
25 mm	8,6 mm	1,8 cm	2,6 cm	3,4 cm
50 mm	4,3 mm	8,6 mm	1,3 cm	1,8 cm

présenté dans le chapitre 8. La taille d'un pixel au sol (C) peut être estimée à l'aide de la formule suivante :

$$C = E \times f \quad (\text{A.3})$$

Avec E l'espacement des lignes de semis sur le terrain et f la fréquence des lignes de semis dans l'image. On n'obtient qu'une approximation de la résolution car les pixels composant la matrice CCD ne sont pas carrés.

Annexe B

Rappel de la notion de distance

B.1. Propriétés fondamentales

Soit un espace \mathcal{E} , une distance est une application de $\mathcal{E} \times \mathcal{E}$ dans \mathbb{R}^+ qui vérifie trois propriétés. On considère trois points A , B et C et une distance d . On note $d_{A,B}$ la distance de A à B .

B.1.1. Propriété d'identité

Si on a $d_{A,B} = 0$ alors, les points A et B sont identiques.

$$d_{A,B} = 0 \Leftrightarrow A = B \quad (\text{B.1})$$

B.1.2. Propriété de symétrie

La distance de A à B est égale à la distance de B à A .

$$d_{A,B} = d_{B,A} \quad (\text{B.2})$$

B.1.3. Inégalité triangulaire

Pour trois points A , B et C on a :

$$d_{A,B} \leq d_{A,C} + d_{C,B} \quad (\text{B.3})$$

B.2. Distance de Minkowski

La distance de Minkowski est une formulation générale d'une famille de distance. Soit \mathcal{E} un espace à n dimensions, posons deux points A et B . On note A_i la coordonnée i du point A et B_i la coordonnée i du point B . La distance de Minkowski s'écrit :

$$d_{A,B} = \left(\sum_{i=1}^n |A_i - B_i|^m \right)^{\frac{1}{m}} \quad (\text{B.4})$$

Pour $m = 2$, on retrouve la distance euclidienne :

$$d_{A,B} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i - B_i)^2} \quad (\text{B.5})$$

Pour $m = 1$, la distance obtenue est nommée "distance de Manhattan".

Cas particulier des images Dans le chapitre 6, parmi les fonctions de similarité, nous avons présenté la SDA et la SDC. On constate que la SDA correspond à la somme des distances de Manhattan pixels à pixels des deux images. De même, la SDC correspond à la somme des distances euclidiennes pixel à pixel des deux images.

Annexe C

Bases de l'imagerie

Dans cette annexe, nous allons d'abord reprendre quelques notions concernant l'acquisition d'image. Nous présenterons ensuite les différentes méthodes utilisées pour acquérir des images.

C.1. Grandeurs usuelles

Nous allons ici présenter les différentes grandeurs physiques utilisées pour caractériser la lumière.

C.1.1. Grandeurs de base

Aux phénomènes lumineux, correspond une énergie émise, reçue ou transportée. Plusieurs grandeurs permettent de caractériser la lumière ainsi que ses interactions (transmission, réflexion, absorption) avec les corps matériels.

La grandeur fondamentale en radiométrie est le **flux** énergétique. Il définit la quantité d'énergie lumineuse émise, reçue ou transportée par unité de temps. On le note ϕ , il s'exprime en Watts.

La **transmittance** d'un corps exprime la capacité de celui-ci à laisser passer la lumière. C'est le rapport entre la lumière transmise et la lumière incidente.

$$T = \frac{\phi_t}{\phi_i} \quad (\text{C.1})$$

Usuellement on exprime la transmittance en pourcentage.

Enfin, on peut définir la **réflectance** d'un corps comme sa capacité à réfléchir la lumière. C'est le rapport entre le flux réfléchi et le flux incident.

$$R = \frac{\phi_r}{\phi_i} \quad (\text{C.2})$$

Comme pour la transmittance, la réflectance s'exprime en pourcentage.

C.1.2. Grandeurs spectrales

Les grandeurs présentées ci-dessus varient généralement avec la longueur d'onde de la lumière. On peut, par exemple, exprimer le flux énergétique en fonction de la longueur d'onde ($\phi(\lambda)$). On a alors :

$$\phi = \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(\lambda) d\lambda \quad (\text{C.3})$$

De même que pour le flux, on peut définir la transmittance spectrale qui décrit les variations de la transmittance en fonction de la longueur d'onde. C'est la caractéristique principale des filtres optiques. Par exemple, un filtre bleu a une transmittance forte dans le bleu et faible dans le reste du spectre.

La réflectance spectrale est la grandeur la plus utilisée en télédétection. En effet, les longueurs d'ondes réfléchies (ou absorbées) permettent de caractériser les éléments chimiques présents. Par exemple, l'eau absorbe la lumière de longueur d'onde 720 nm, 810 nm, 940 nm, 1100 nm. Comme le montre la figure 2.1 les plantes absorbent les radiations bleues et rouges et réfléchissent les radiations vertes (partiellement) et infra-rouges (fortement).

C.2. Rappel sur les capteurs d'images

Deux capteurs d'images sont couramment utilisés en télédétection : la pellicule photosensible argentique et les capteurs électroniques. Nous allons présenter leurs principales caractéristiques afin de choisir le mieux adapté à notre application.

Un capteur d'image présente une surface sensible (S) qui reçoit l'énergie lumineuse. On définit alors une grandeur, l'éclairement (E), qui correspond à la quantité de lumière reçue par unité de surface :

$$E = \frac{d\phi}{dS} \quad (\text{C.4})$$

Dans cette équation, E est l'éclairement (W/m^2), ϕ le flux lumineux reçu et S la surface exposée. On utilise aussi la lamination (Et) qui correspond au produit de l'éclairement et de la durée de celui-ci (t).

C.2.1. Sensibilité des pellicules photographiques

Une des grandeurs qui caractérisent les pellicules photographiques est la densité optique (d). Cette grandeur qui caractérise l'opacité d'une pellicule est liée à la transmittance (T) par l'équation suivante :

$$d = -\log T \quad (\text{C.5})$$

Dans le domaine nominal d'utilisation, la densité d'une pellicule est définie en fonction de la lumination par :

$$d = \gamma \log(Et) \quad (\text{C.6})$$

Nous allons exprimer la relation qui lie le flux transmis par une pellicule en fonction du flux reçu et de la lumination :

$$-\log \frac{\phi_t}{\phi_i} = \gamma \log(Et) \quad (\text{C.7})$$

$$-\log \frac{\phi_t}{\phi_i} = \log(Et)^\gamma \quad (\text{C.8})$$

$$\frac{\phi_i}{\phi_t} = (Et)^\gamma \quad (\text{C.9})$$

$$\phi_t = \frac{1}{(Et)^\gamma} \phi_i \quad (\text{C.10})$$

Le flux transmis par une pellicule est donc une fonction non-linéaire de la lumination. Le paramètre γ dépend des constituants chimiques de la pellicule. De plus, dans le cas des pellicules couleurs, il est généralement différent pour chaque couleur. Il convient d'ajouter que les procédés de développement modifient la réponse de la pellicule. Il est à noter que, dans le domaine infra-rouge, l'utilisation de pellicules photographiques est délicat. Dans ce cas, ces pellicules doivent être conservées au frais avant utilisation et peu de laboratoires sont équipés pour les traiter. Le principal avantage des pellicules argentiques est leur très importante résolution. Une pellicule 24 mm × 36 mm de qualité ordinaire fournit des images ayant la même résolution qu'un capteur électronique de même surface possédant quelques dizaines de millions de pixels¹.

C.2.2. Fonctionnement des principaux capteurs électroniques

Les principaux capteurs d'image électroniques sont des capteurs CCD², ou des capteurs CMOS³. Le principe de fonctionnement de ces deux capteurs est proche, la principale différence étant la méthode d'accès aux données. Ces capteurs convertissent un flux lumineux en un courant électrique. Le nombre d'électrons générés (et donc le courant) est déterminé par l'équation suivante ([105]) :

$$n_e = At \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(\lambda) \cdot \eta(\lambda) d\lambda \quad (\text{C.11})$$

¹ Il convient de remarquer que cette valeur décroît en fonction de la sensibilité (ISO) de la pellicule.

² Charge Coupled Device

³ Complementary Metal Oxyde Semiconductor

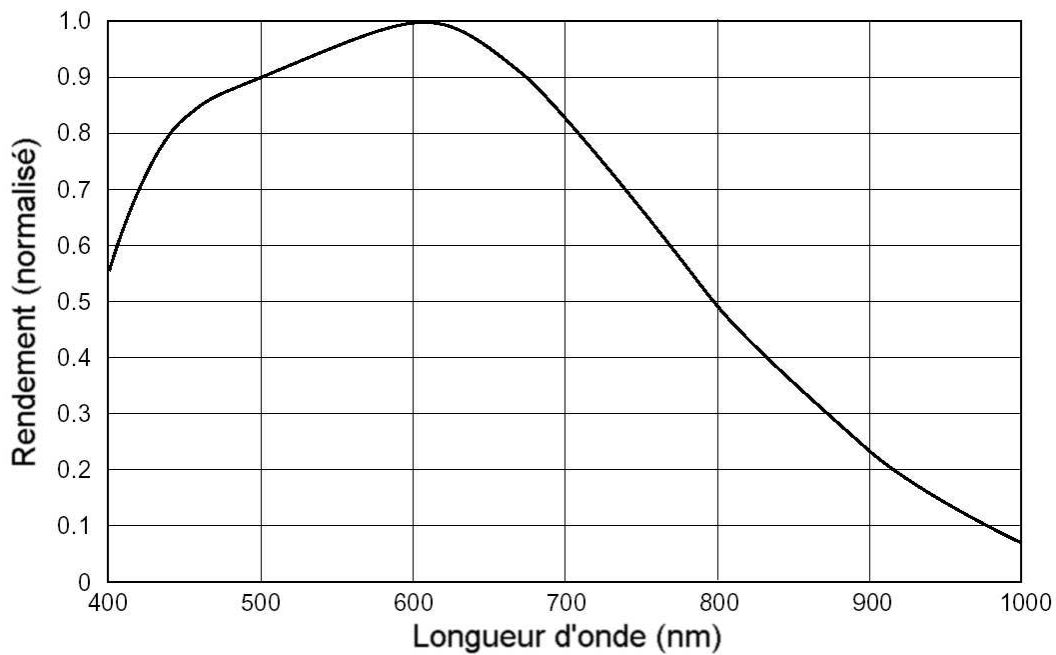


FIG. C.1. Rendement normalisé d'un capteur CCD en fonction de la longueur d'onde

On a $\eta(\lambda)$ le rendement quantique du capteur, $\phi(\lambda)$ le flux reçu par le capteur. A est une constante qui comprend la surface de l'élément sensible et le gain de l'amplificateur de sortie. Le nombre d'électrons générés est donc proportionnel à l'éclairement. Toutefois, comme le montre la figure C.1, la sensibilité des capteurs électroniques dépend de la longueur d'onde. Un étalonnage est donc nécessaire pour effectuer des mesures du flux lumineux. Les capteurs en silicium (les plus utilisés) couvrent une bande spectrale allant de 350 nm à 1050 nm. Les capteurs électroniques sont composés d'éléments photo-sensibles disposés selon une grille afin de construire une image. Ces éléments de base portent le nom de **pixels** (contraction de *picture element*). Les capteurs électroniques comprennent de 500 000 pixels jusqu'à quelques millions.

Cas particulier des appareils photo numériques : Les appareils photographiques numériques (mais aussi les caméscopes numériques) sont construits à partir de capteurs CCD ou CMOS. Cependant, ces appareils ont été conçus pour remplacer la pellicule photographique (ou les films) et donc fournir des images de même contraste. Comme nous l'avons vu ci-dessus, les émulsions argentiques ont une fonction de sensibilité non linéaire, contrairement aux capteurs électroniques. Les fabricants ont donc choisi de corriger l'information délivrée par le CCD pour obtenir un rendu proche de la pellicule à l'aide de fonctions de correction. Ces fonctions de correction ne sont généralement pas fournies par le fabricant.

Par exemple, Martin-Chefson pour utiliser un tel appareil a dû effectuer des procédures d'étalonnage sur une mire de McBeth ([95]) afin de caractériser cette fonction.

C.2.3. Conclusion

Lorsque l'on compare les deux solutions présentées ci-dessus, on constate que les capteurs électroniques (CCD ou CMOS) offrent de nombreux avantages par rapport aux pellicules photographiques. Tout d'abord, leurs caractéristiques sont constantes contrairement aux pellicules pour lesquelles le paramètre γ dépend du fabricant et de la sensibilité de la pellicule. On doit donc procéder à un étalonnage à chaque changement de pellicule. De plus les capteurs électroniques permettent de disposer de l'image instantanément après l'acquisition, alors que les pellicules imposent un développement chimique (et éventuellement un tirage sur papier). L'information obtenue par un capteur électronique est directement sous forme numérique tandis qu'une étape de numérisation est encore nécessaire pour exploiter des images sur pellicules (via un scanner dont la fonction de transfert est généralement inconnue). Enfin, le prix des capteurs électroniques a chuté considérablement ces dernières années ce qui les rend plus accessibles.

Lorsque l'on prend en compte tous ces avantages, on comprend le développement rapide des appareils utilisant les capteurs électroniques.

Annexe D

Recalage d'image

D.1. Évaluation sur des images synthétiques

Nous avons construit un ensemble d'images à recaler basé sur les transformations élémentaires. Les essais ont été menés sur une population de 20 individus. Un maximum de 300 générations était programmé. Le taux de mutation est de 5 %, le taux de recombinaison de 50 %. La sélection s'effectuait par "roulette". Lors du processus de reproduction, le meilleur individu de la génération des parents était conservé.

D.1.1. Translation et rotation

Le tableau D.1 propose la moyenne et l'écart type de ces essais (sous la forme *moyenne ± écart - type*).

TAB. D.1. Test de différentes fonctions de similarité pour la translation et la rotation

Image	Mesure de similarité	d_x		d_y		θ	
		Th.	Mes.	Th.	Mes.	Th.	Mes.
"Papillon"	Intercorrélation	30	$-30,5 \pm 1,4$	8	$-8,1 \pm 1,4$	15°	$15 \pm 0,9$
"Papillon"	Coefficient de corrélation	30	$-31 \pm 3,6$	8	$-7,8 \pm 2,7$	15°	$14,6 \pm 2,2$
"Building"	SDC	10	$10,9 \pm 2,1$	5	$3,5 \pm 1,4$	8°	$-7,7 \pm 1,3$
"Building"	Entropie conjointe	10	$10,8 \pm 2,3$	5	$4 \pm 1,2$	8°	$-8,1 \pm 1,2$
"Building"	Coefficient de corrélation	10	$10,4 \pm 0,7$	5	$3,6 \pm 0,4$	8°	$-8 \pm 0,6$

D.1.2. Sensibilité au bruit et aux variations de luminosité

Dans ce jeu de données l'image de base a subi une rotation de 15° et une translation de 8,5 pixels vers la droite et 32 pixels vers le bas. Nous avons configuré une étendue de recherche de ± 50 pixels sur l'axe horizontal, ± 50 pixels sur l'axe vertical et angle de rotation $\pm 30^\circ$. Sur chaque modalité nous avons mené 12 essais.

D.1.2.1. Images sans bruit

Afin de mesurer la sensibilité des fonctions de similarité au bruit, nous avons testé quatre fonctions de similarités. La figure D.1 présente les deux images utilisées. Les résultats sont présentés dans le tableau D.2. Les quatre méthodes donnent des résultats très proches. Le χ^2 donne des résultats légèrement plus proches de la valeur exacte avec une faible dispersion.



(a) Image source



(b) Image transformée

FIG. D.1. Image source et image transformée

TAB. D.2. Résultats sur les images originales

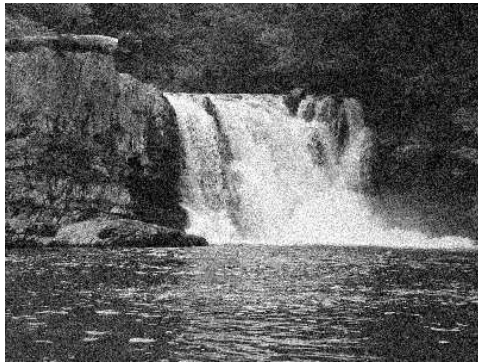
Mesure de similarité	d_x	d_y	θ
χ^2	$8,8 \pm 0,2$	$33 \pm 0,6$	$15^\circ \pm 0,3$
Coefficient de corrélation	$8,8 \pm 0,2$	$32,2 \pm 1,3$	$15,4 \pm 0,8$
SDA	$8,8 \pm 0,3$	$32,5 \pm 1,5$	$15,17 \pm 0,5$
Entropie conjointe	$8,8 \pm 0,3$	$32,4 \pm 1,8$	$15,3 \pm 1$

D.1.2.2. Images bruitées

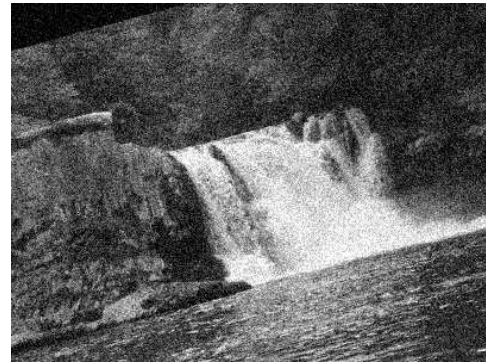
Nous avons ajouté un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart type 2,5 (soit 1 % de la dynamique des images) aux deux images. Les images sont présentées dans la figure D.2. L'entropie ne figure pas dans le tableau, les paramètres obtenus étant les bornes de l'étendue de recherche (50 pixels pour les translations et 30° pour la rotation), la recherche d'optimum échoue en utilisant cette mesure de similarité. Cette mesure de similarité est donc très sensible au bruit.

D.1.2.3. Images bruitées avec inversion de luminosité

En plus du bruit, l'image résultat a été modifiée en utilisant une inversion de luminosité en $\frac{1}{x^2}$. Les deux images sont présentées en D.3. Ce type d'image correspond, par exemple, à deux capteurs différents ou à des filtres dont les résultats sont opposés (un filtre rouge et



(a) Image source



(b) Image transformée

FIG. D.2. Image source et image transformée

TAB. D.3. Résultats sur les images bruitées

Mesure de similarité	d_x	d_y	θ
χ^2	$9 \pm 0,5$	$33,6 \pm 2$	$14,5 \pm 1,4$
Coefficient de corrélation	$8,7 \pm 0,2$	$32,5 \pm 0,7$	$15,2 \pm 0,3$
SDA	$8,8 \pm 0,2$	$33,2 \pm 1,8$	$14,9 \pm 0,8$

un filtre infra-rouge pour des images agronomique¹). Seuls les deux fonctions de similarité ont permis de trouver les paramètres des transformations (la SDA et l'entropie conjointe ont échoué). Le coefficient de corrélation donne des résultats un peu moins dispersés que le χ^2 .

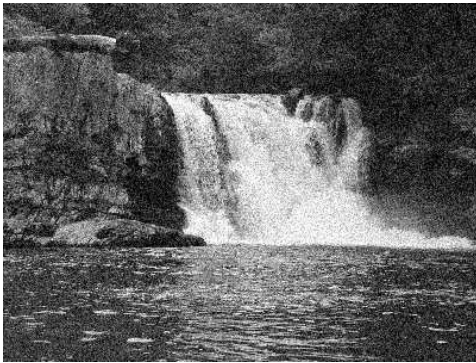
TAB. D.4. Résultats sur les images bruitées et inversées

Mesure de similarité	d_x	d_y	θ
χ^2	$8,9 \pm 1,2$	$33,8 \pm 2,5$	$14,4 \pm 2,4$
Coefficient de corrélation	$8,7 \pm 0,2$	$33 \pm 1,2$	$15 \pm 0,5$

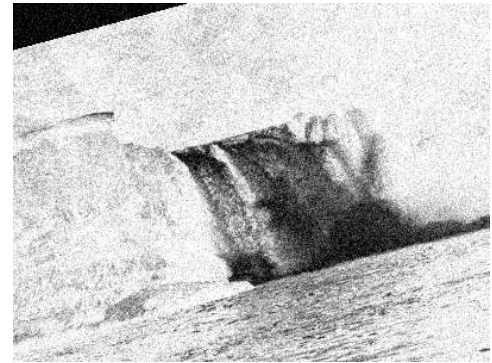
D.2. Application à des images aériennes

Afin d'évaluer la pertinence du recalage, nous avons vérifié la correspondance des images en utilisant les contours des plantes. Pour chaque image, nous avons appliqué un filtre de Roberts (détecteur de contours). Nous avons construit des images couleur avec l'image de référence (issue du filtre 2) sur le canal rouge et l'image recalée sur le canal bleu. Si les images sont bien recalées, les contours doivent apparaître en violet (rouge et bleu). Les figures D.4

¹ Cette constatation est valable pour des filtres à bandes étroites. Dans ce cas, la composante rouge des pixels de sol est plus forte que celle de la végétation ; à l'inverse, la composante infra-rouge est plus élevée pour la végétation que pour le sol.



(a) Image source



(b) Image transformée

FIG. D.3. Image source et image transformée

et D.5 présentent les résultats du recalage. On constate que le décalage est très faible². Les tableaux présentent les paramètres de recalage.

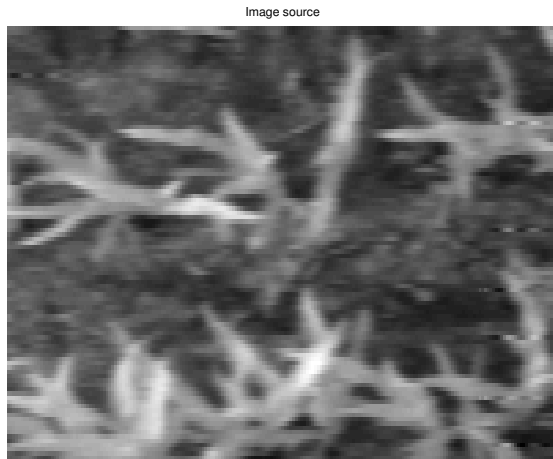
TAB. D.5. Coordonnées de recalage de l'image mais 1-19

	d_x	d_y	θ
Image issue du filtre 1	27,1	-33,4	-0,04
Image issue du filtre 3	-24,7	26,1	0,06
Image issue du filtre 4	-47,5	56,3	0,09

TAB. D.6. Coordonnées de recalage de l'image tournesol vol3-97

	d_x	d_y	θ
Image issue du filtre 1	41,1	-21,4	-0,01
Image issue du filtre 3	-43,3	23,9	0,02
Image issue du filtre 4	-79,9	53,2	0,02

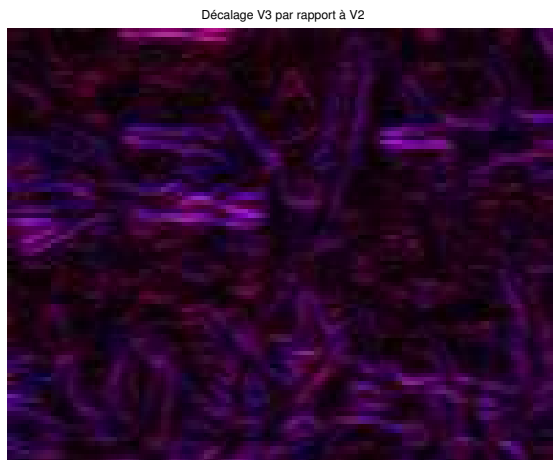
² Les procédés d'impression ont altéré les couleurs, rendant l'évaluation du décalage plus difficile.



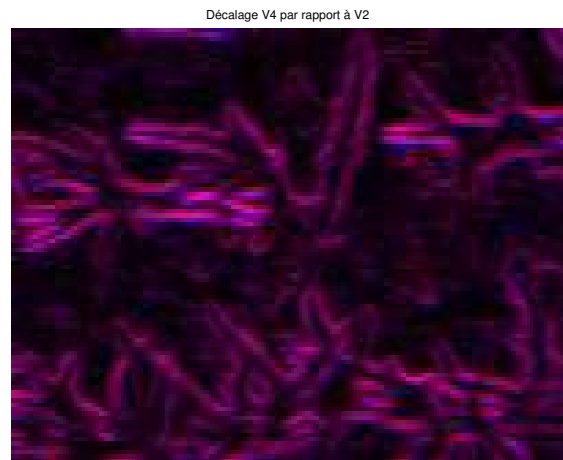
(a) Image source



(b) Contours de l'image V1 superposés aux contours de l'image V2



(c) Contours de l'image V3 superposés aux contours de l'image V2



(d) Contours de l'image V4 superposés aux contours de l'image V2

FIG. D.4. Image source ("mais1-19") et images de décalages

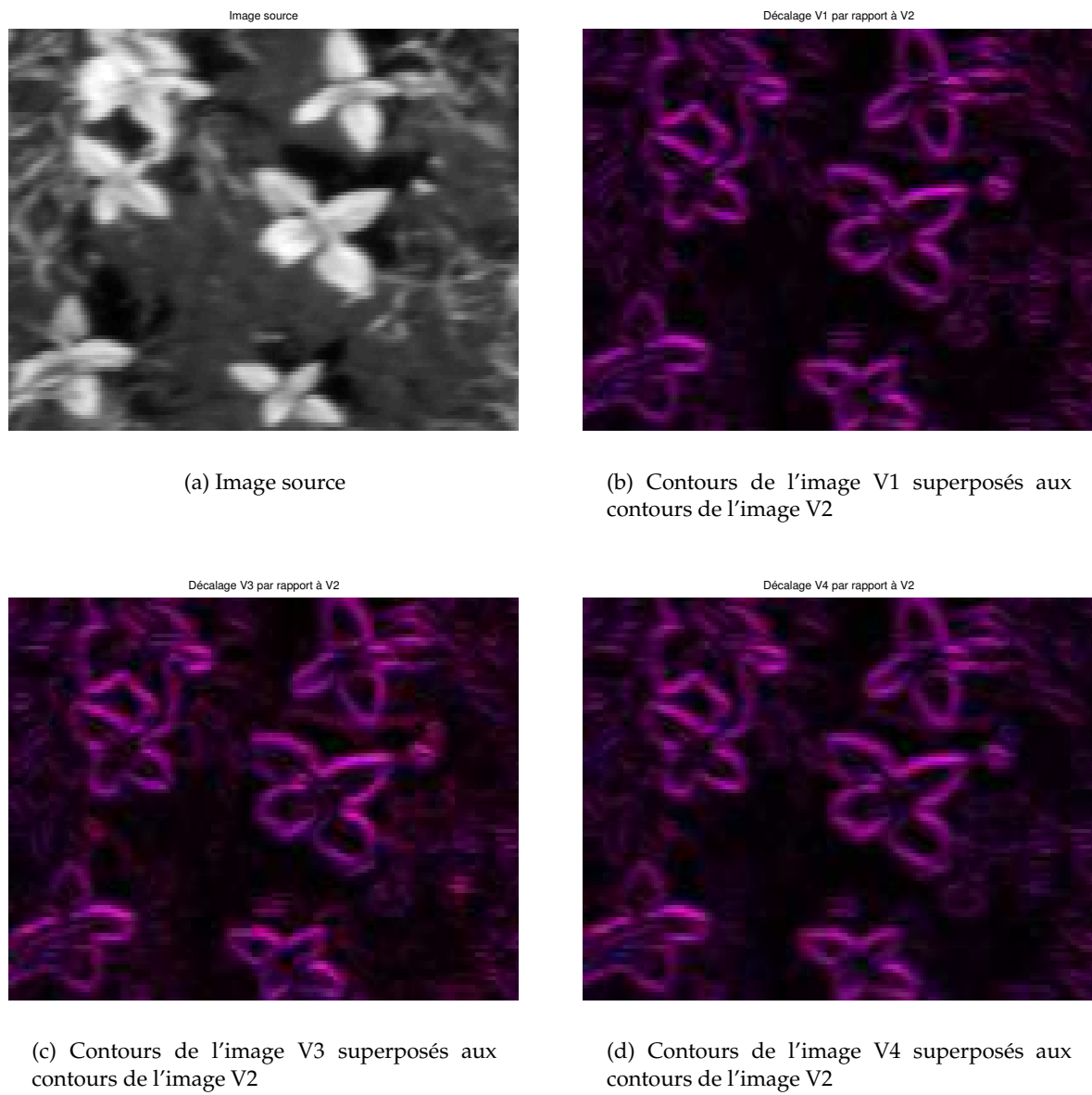


FIG. D.5. Image source ("tournesol vol3-97") et images de décalages

Annexe E

Rappel de la théorie de Bayes

E.1. Théorème de Bayes

Théoriquement, un problème de classification peut être résolu par l'utilisation d'une méthode statistique utilisant la formule de Bayes. Les descripteurs des individus (les composantes du vecteur \mathbf{x}_i) sont généralement des variables aléatoires continues. De même, les classes sont souvent des variables aléatoires discrètes. La classification devient alors un problème de probabilité : "considérant un individu \mathbf{x}_i , quelle est la probabilité qu'il appartienne à la classe Ω_i ?" Ce qui est noté d'une manière mathématique par :

$$P(\Omega_i|\mathbf{x}_i) \tag{E.1}$$

Si on tire aléatoirement un individu \mathbf{x}_i , il existe une certaine probabilité qu'il appartienne à la classe Ω_i . Cette probabilité est connue sous le nom de probabilité *a priori* de la classe Ω_i . Si les classes sont représentées de façon uniforme, on a

$$\forall i P(\Omega_i) = \frac{1}{c} \tag{E.2}$$

Si on choisit un individu de la classe Ω_i , il existe une certaine probabilité pour que le vecteur attribut soit \mathbf{x}_j . Cette valeur est nommée probabilité de \mathbf{x}_j conditionnelle à la classe Ω_i . Elle est notée $p(\mathbf{x}_j|\Omega_i)$. Enfin, chaque valeur \mathbf{x}_i a une probabilité $p(\mathbf{x}_i)$.

Ces probabilités sont estimées à l'aide d'un échantillon représentatif de la population à classer. On peut alors estimer la probabilité d'appartenance à la classe Ω_i d'un individu \mathbf{x}_i à l'aide de **la formule de Bayes** :

$$P(\Omega_i|\mathbf{x}_i) = \frac{p(\mathbf{x}_i|\Omega_i).P(\Omega_i)}{\sum_{j=1}^c p(\mathbf{x}_j|\Omega_i).P(\Omega_i)} \tag{E.3}$$

Nous allons maintenant utiliser un exemple tiré de [36] afin d'éclaircir cette formulation. Considérons la population française. La taille des hommes est décrite par une loi gaussienne de moyenne 1,75 mètres avec un écart type de 0,15 mètre. De même, la taille moyenne des femmes est de 1,65 mètres avec un écart type de 0,16 mètre. Le problème est de déterminer le sexe d'un individu connaissant sa taille. Il y a donc deux classes : H pour les hommes et

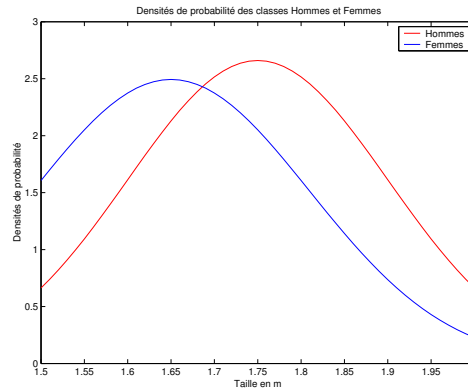


FIG. E.1. Densités de probabilités des classes "Homme" et "Femme"

F pour les femmes. La variable de description est la taille t . On sait que dans la population considérée $P(H) = P(F) = 0,5$. On peut écrire $p(t|H)$ et $p(t|F)$ à l'aide des distributions gaussiennes :

$$p(t|H) = \frac{1}{0,15\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-1,75}{0,15}\right)^2} \quad (\text{E.4})$$

$$p(t|F) = \frac{1}{0,16\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{t-1,65}{0,16}\right)^2} \quad (\text{E.5})$$

La figure E.1 présente les densités de probabilité des deux classes.

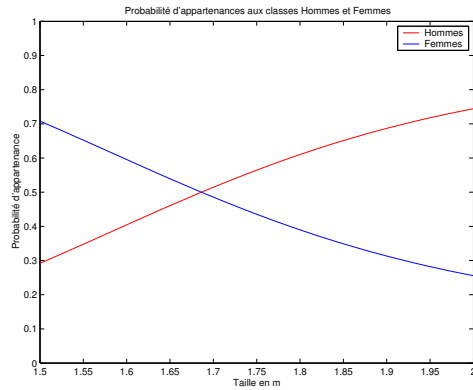
Considérons un individu dont la taille est 1,60 mètres, quelle est la probabilité que ce soit une femme ?

$$P(F|1,60) = \frac{p(1,60|F).0,5}{p(1,60|F).P(F) + p(1,60|H).P(H)} \simeq 0,60 \quad (\text{E.6})$$

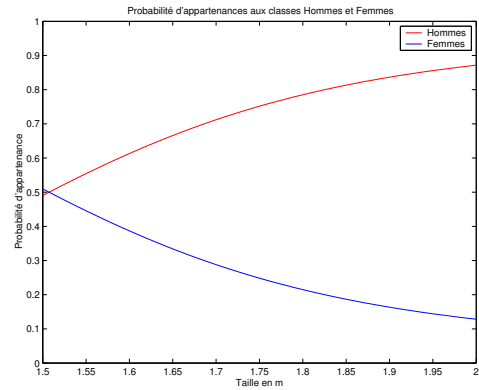
De même on obtient $P(H|1,60) \simeq 0,40$.

On peut donc calculer la probabilité d'appartenance à une classe pour n'importe quel individu. On obtient les probabilités de la figure E.2-a.

Nous allons maintenant modifier la répartition des classes dans notre population. Considérons, les individus présents dans un stade de football. On peut, par exemple, estimer à 70 % la proportion d'hommes et donc à 30 % la proportion de femmes. L'application de la formule de Bayes avec la même valeur de taille (1,60 mètres) conduit à des valeurs complètement différentes : $P(F|1,60) = 0,39$ et $P(H|1,60) = 0,61$. Les proportions sont inversées par rapport au résultat précédent. Les probabilités d'appartenance sont présentées en figure E.2-b.



(a) Dans la population française



(b) Dans un stade

FIG. E.2. Probabilités $P(H|t)$ et $P(F|t)$

E.2. Règle de décision de Bayes

La règle de décision de Bayes consiste à attribuer à un individu la classe dont la probabilité d'appartenance est la plus forte. On montre que cette règle conduit au taux d'erreur de classification minimal. Si on reprend le premier exemple, la taille x_s servant de seuil de décision sera telle que :

$$\frac{p(x_s|F).0,5}{p(x_s|F).P(F) + p(x_s|H).P(H)} = \frac{p(x_s|H).0,5}{p(x_s|F).P(F) + p(x_s|H).P(H)} \quad (\text{E.7})$$

L'utilisation de cette règle de décision avec la formule de Bayes est connue sous le nom de classifieur de Bayes. Il présente les meilleurs résultats possibles si les probabilités sont parfaitement définies.

En pratique, ce classifieur est peu utilisé car il nécessite de connaître parfaitement les lois de probabilités des différentes variables. Le classifieur de Bayes correspond souvent à un optimum théorique à atteindre. Il est donc impossible d'obtenir un classifieur ayant un taux d'erreur plus faible que le classifieur de Bayes. On montre que certains outils de classification comme les k plus proches voisins (7.1.3.1) ou les "machines à supports vecteurs" (7.1.3.3) approchent cet optimum.

Annexe F

Méthode d'analyse spectrale

F.1. Séparation "sol"/"végétation"

Nous allons présenter les résultats de la création des classes "sol" et "végétation". Deux méthodes ont été évaluées : l'analyse en composantes principales avec une segmentation en utilisant les centres mobiles d'une part, et la méthode que nous proposons dans la section 7.3.2 d'autre part.

Ces deux méthodes vont être illustrées en utilisant quatre images : deux images représentent un champ de maïs (F.1), les deux autres un champ de tournesol (F.2).

F.1.1. Analyse en composantes principales et segmentation avec les centres mobiles

Les valeurs propres obtenues par le calcul de l'analyse en composantes principales sont présentées dans le tableau F.1. On constate que le premier vecteur de l'ACP est très majoritaire (plus de 95 % de l'information). Les vecteurs propres sont présentés dans le tableau F.2.

Les projections des images sur la base définie par l'analyse en composantes principales sont présentées dans les images F.3 à F.6. La projection selon le vecteur v_3 semble comporter des informations intéressantes pour la séparation du sol et de la végétation.

Après le calcul de l'ACP, l'algorithme des centres mobiles est utilisé pour segmenter l'image. Les résultats sont présentés dans les figures F.7 et F.8. On constate que cette méthode ne donne pas des résultats satisfaisants. La segmentation réalisée étant très dépendante de la luminosité des images et du contraste entre la végétation et le sol.

TAB. F.1. Valeurs propres de l'ACP

	λ_1	λ_2	λ_3	λ_4
"mais2-84"	0,0001	0,0002	0,0076	0,9921
"mais2-34"	0,003	0,0059	0,0345	0,956
"tournesol-vol2-51"	0,0004	0,0004	0,0082	0,99
"tournesol-vol2-71"	0,0002	0,0006	0,0089	0,99

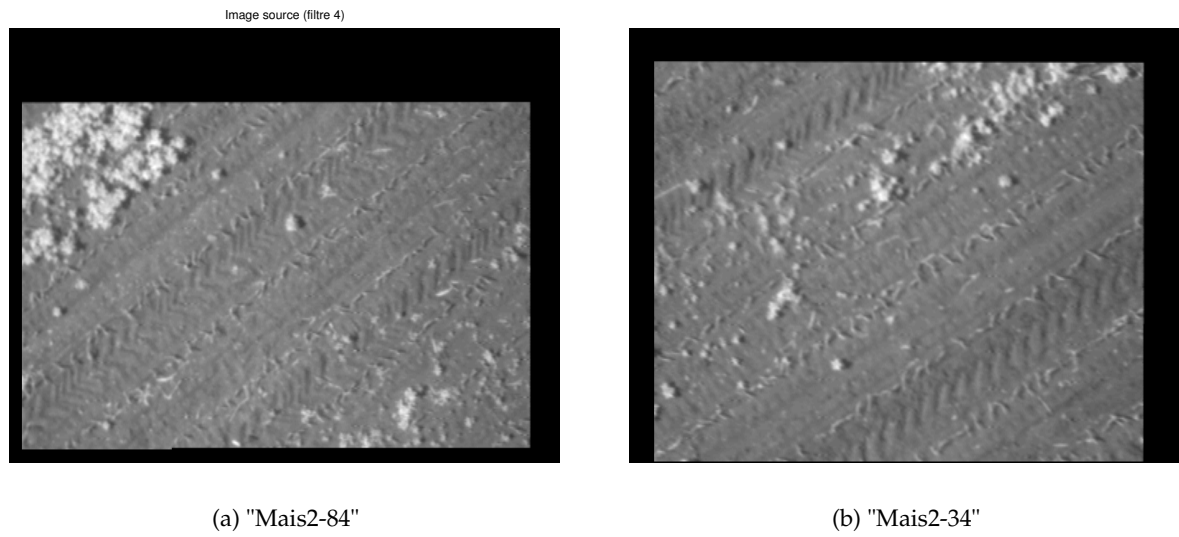


FIG. F.1. Images source pour le maïs

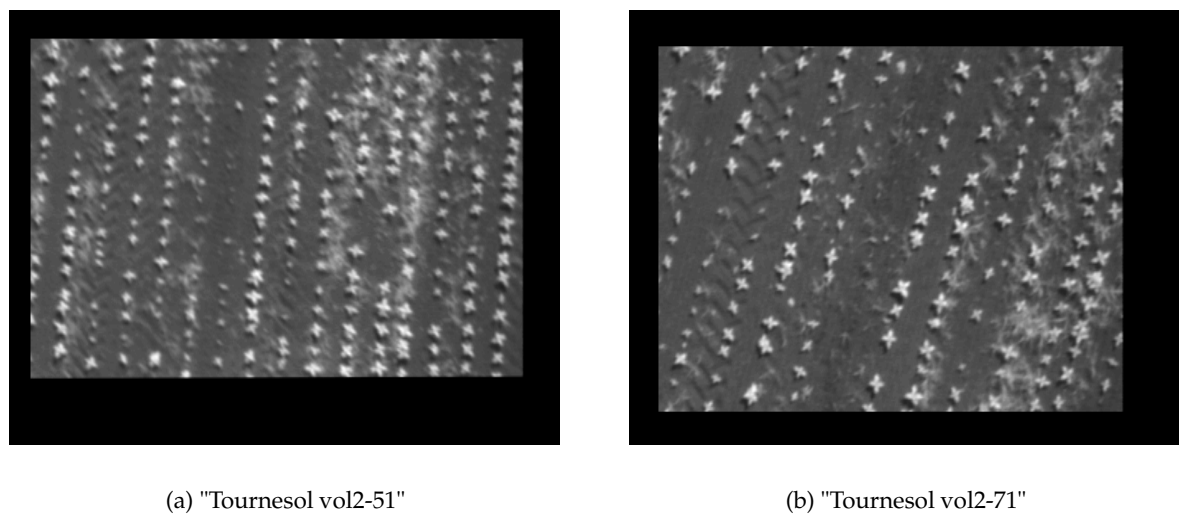


FIG. F.2. Images source pour le tournesol

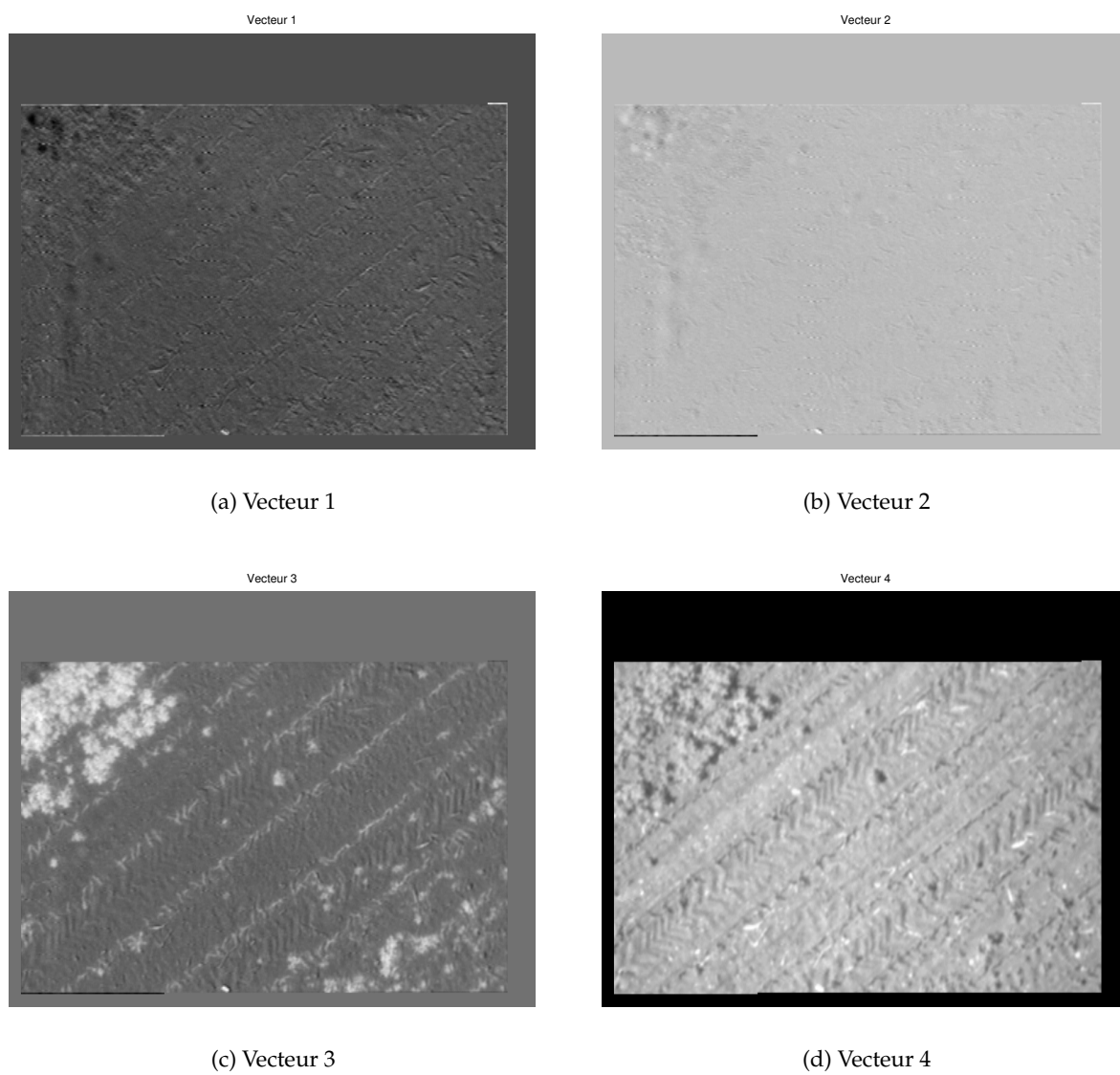


FIG. F.3. Projection de l'image "mais2-84" source sur la base définie par l'ACP

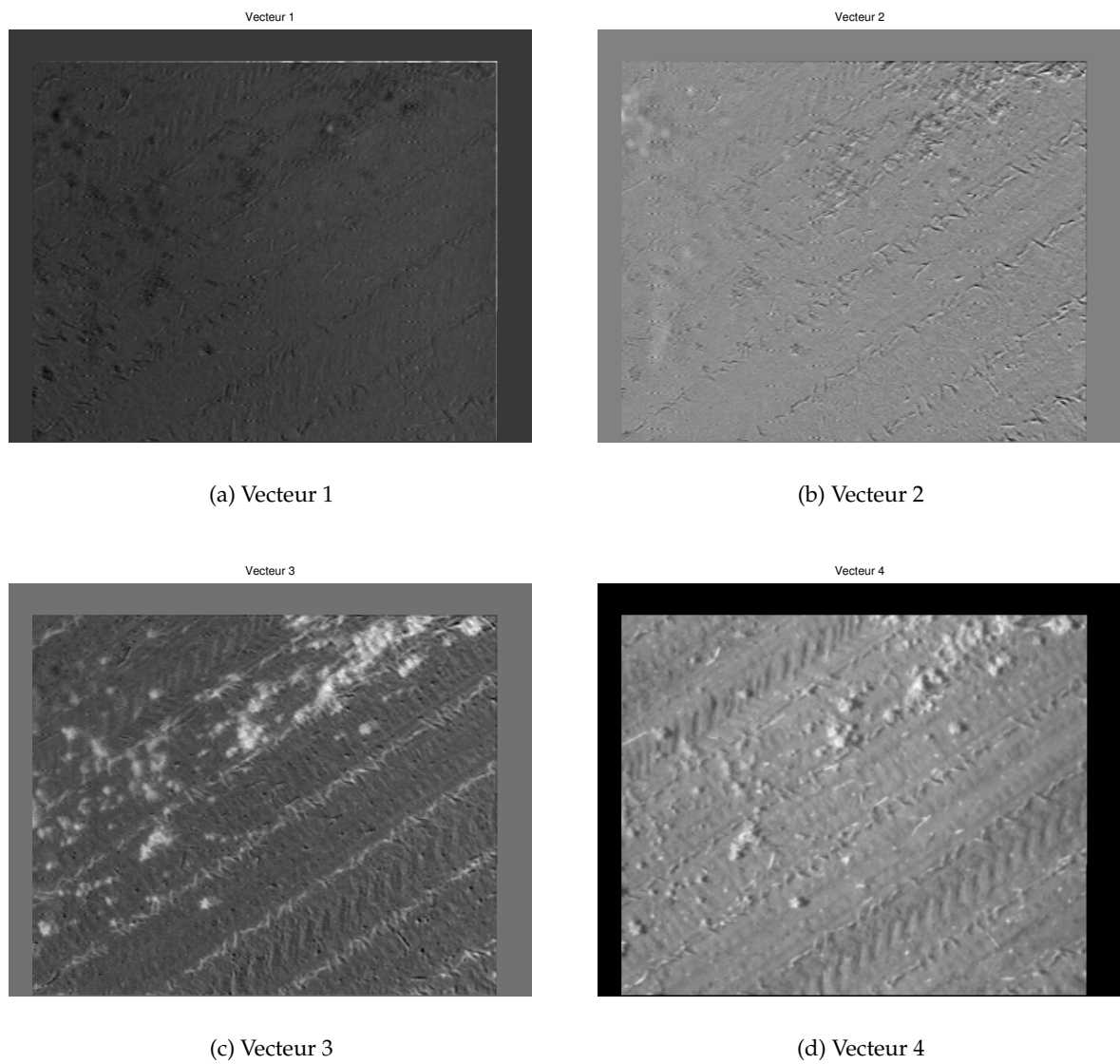


FIG. F.4. Projection de l'image "mais2-34" source sur la base définie par l'ACP

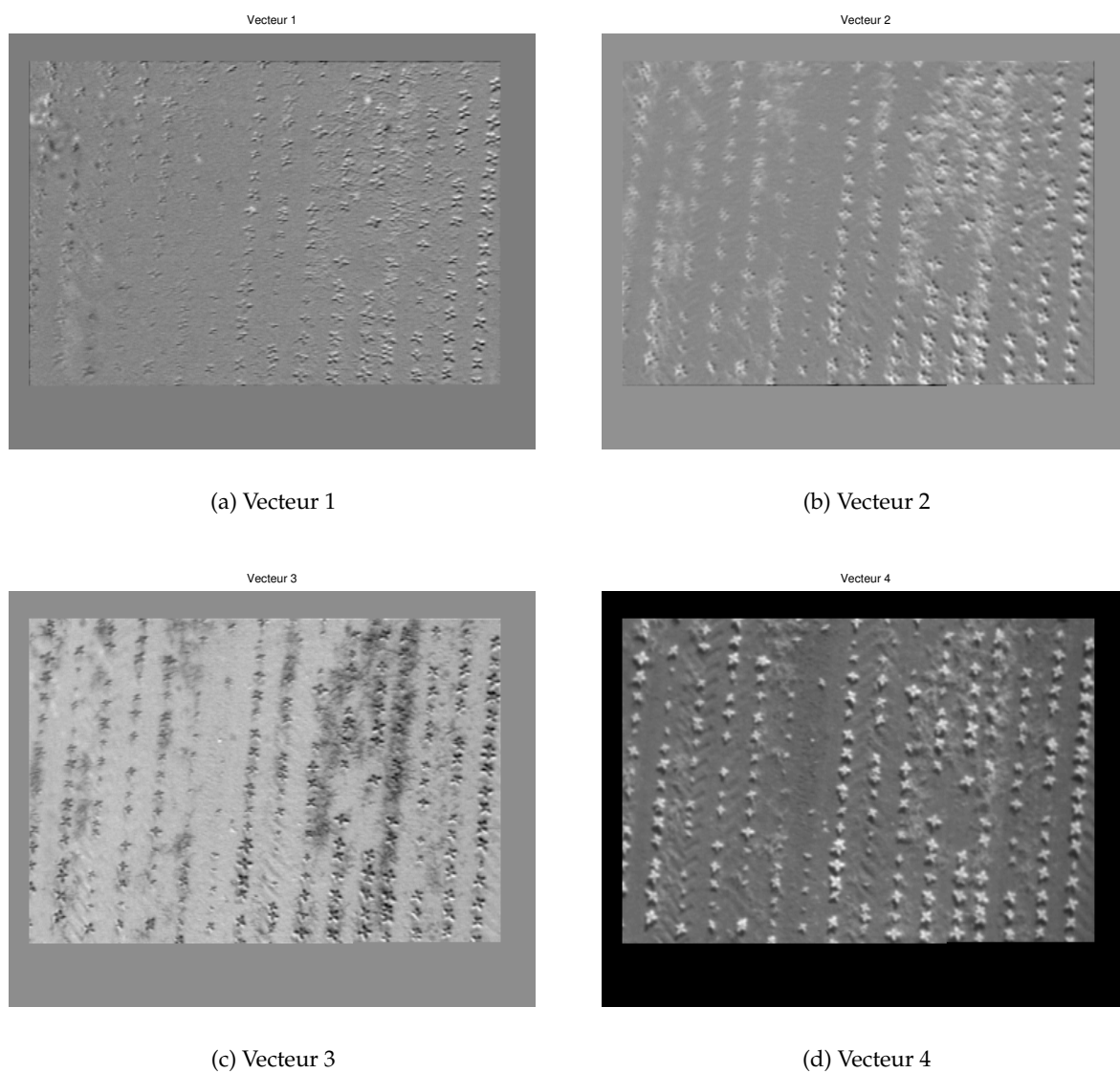


FIG. F.5. Projection de l'image "tournesol-vol2-51" source sur la base définie par l'ACP

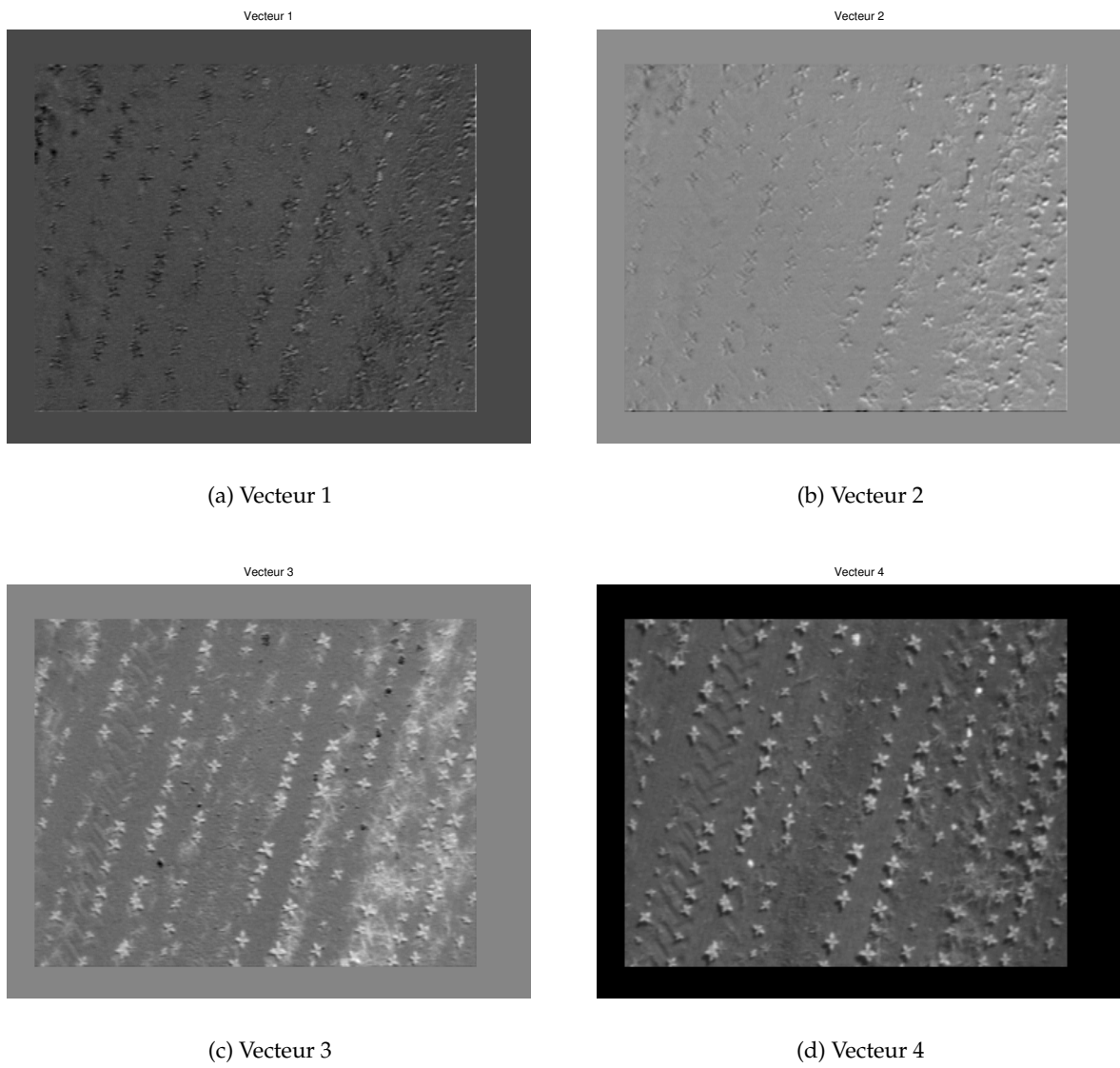
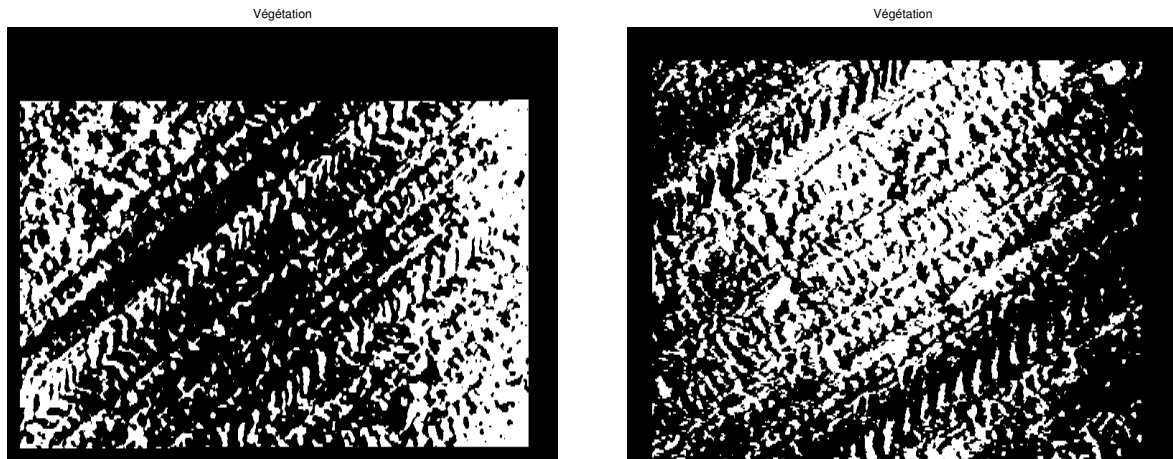


FIG. F.6. Projection de l'image "tournesol-vol2-71" source sur la base définie par l'ACP

TAB. F.2. Vecteurs propres de l'ACP

	Matrice des vecteurs propres
"mais2-84"	$\begin{bmatrix} -0,11 & 0,72 & 0,67 & 0,14 \\ 0,59 & -0,5 & 0,61 & 0,17 \\ 0,03 & 0,02 & -0,22 & 0,97 \\ -0,8 & -0,48 & 0,36 & 0,07 \end{bmatrix}$
"mais2-34"	$\begin{bmatrix} 0,55 & 0,46 & 0,51 & 0,47 \\ -0,1 & -0,75 & 0,21 & 0,62 \\ 0,03 & 0,25 & -0,78 & 0,57 \\ -0,83 & 0,4 & 0,29 & 0,26 \end{bmatrix}$
"tournesol-vol2-51"	$\begin{bmatrix} 0,76 & -0,19 & -0,6 & 0,15 \\ -0,64 & -0,06 & -0,73 & 0,22 \\ 0,02 & -0,05 & 0,28 & 0,96 \\ 0,11 & 0,98 & -0,15 & 0,09 \end{bmatrix}$
"tournesol-vol2-71"	$\begin{bmatrix} -0,27 & 0,81 & 0,5 & 0,14 \\ 0,56 & -0,3 & 0,74 & 0,21 \\ -0,01 & -0,01 & -0,27 & 0,96 \\ -0,78 & -0,5 & 0,36 & 0,09 \end{bmatrix}$



(a) "Mais2-84"

(b) "Mais2-35"

FIG. F.7. Images végétation avec l'ACP pour le maïs

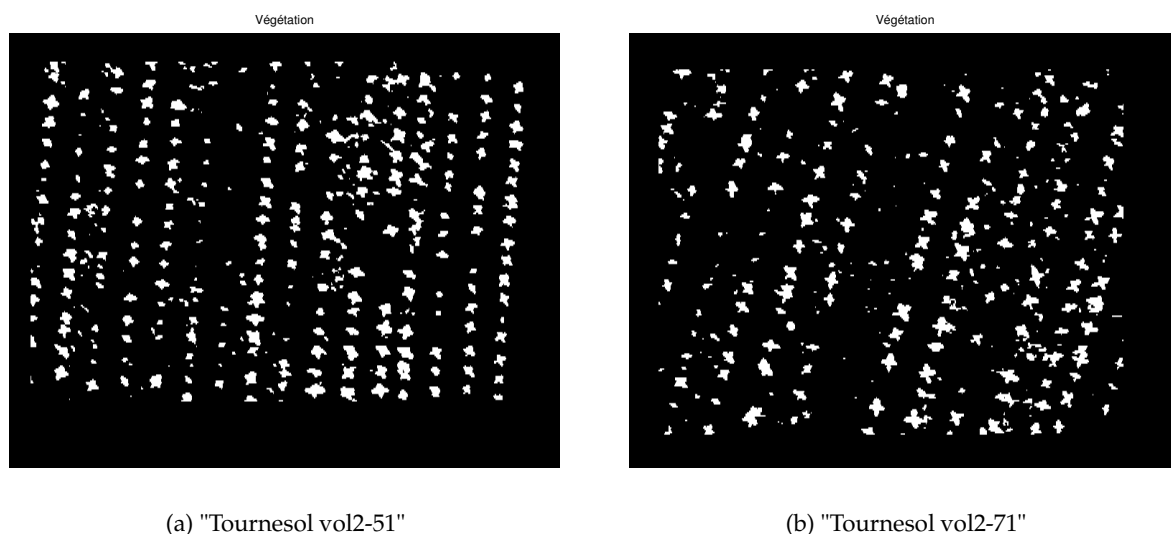


FIG. F.8. Images végétation avec l'ACP pour le tournesol

F.1.2. Méthode basée sur la mesure IV

Afin de comparer cette méthode à la méthode précédente, nous avons utilisé les mêmes images. Les résultats sont présentés dans les figure F.9 et F.10. On constate une segmentation de la végétation correcte.

F.2. Classification non supervisée pour la discrimination "culture"/"adventices"

Dans la classe "végétation", nous devons séparer les cultures des adventices. Nous allons utiliser la méthode de segmentation non supervisée basée sur l'ACP et les centres mobiles, que nous avons présentée précédemment. Nous avons utilisé les trois représentations des données (V_n , I_n et (v_n, i_n)). On constate que la qualité de la classification dépend de la culture. La segmentation des images de tournesol en utilisant les informations V_n donne des résultats relativement satisfaisants (figure F.13 et F.14). Par contre, la segmentation des images de maïs est mauvaise, les cultures étant partiellement mal classées¹ (F.11 et F.4). De plus, aucun critère ne permet de caractériser les deux classes. Dans certains cas, les classes "adventices" et "culture" sont permutées (d'où l'inversion des couleurs).

F.3. Classification supervisée pour la discrimination "culture"/"adventices"

La classification non supervisée ne permet pas de séparer les cultures et les adventices. Nous avons donc choisi de tester les méthodes de classification supervisées.

¹ La taille des images masque, en partie, les erreurs de classification des cultures.

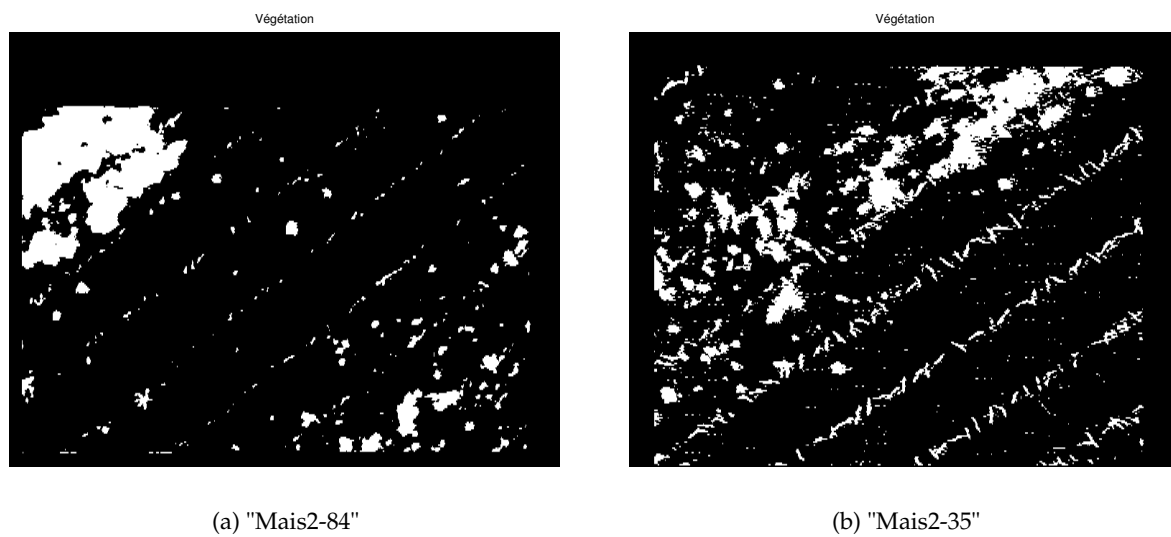


FIG. F.9. Images végétation avec la méthode *IV* pour le maïs

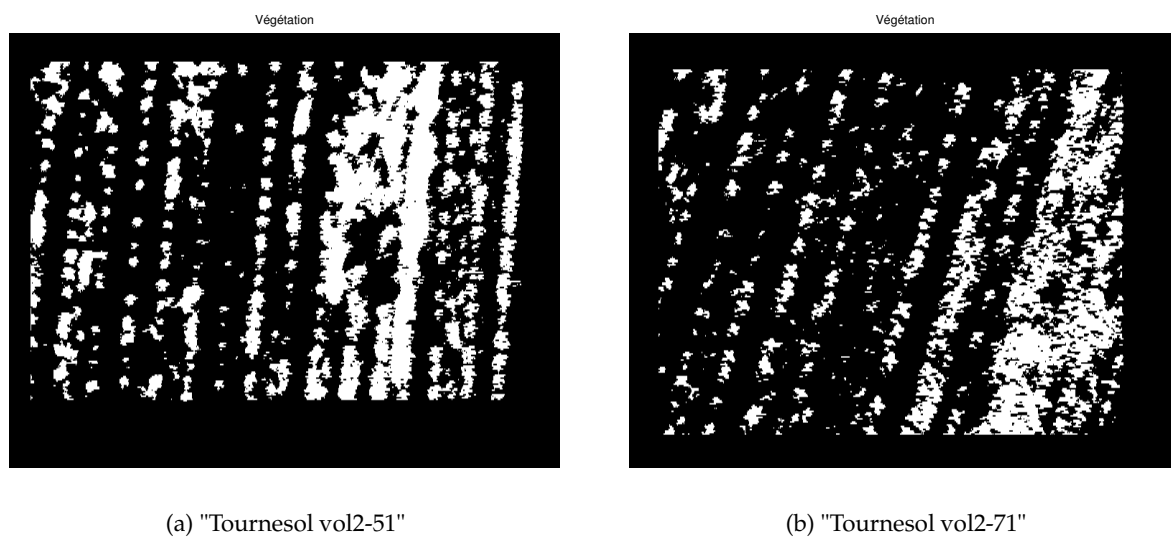


FIG. F.10. Images végétation avec la méthode *IV* pour le tournesol

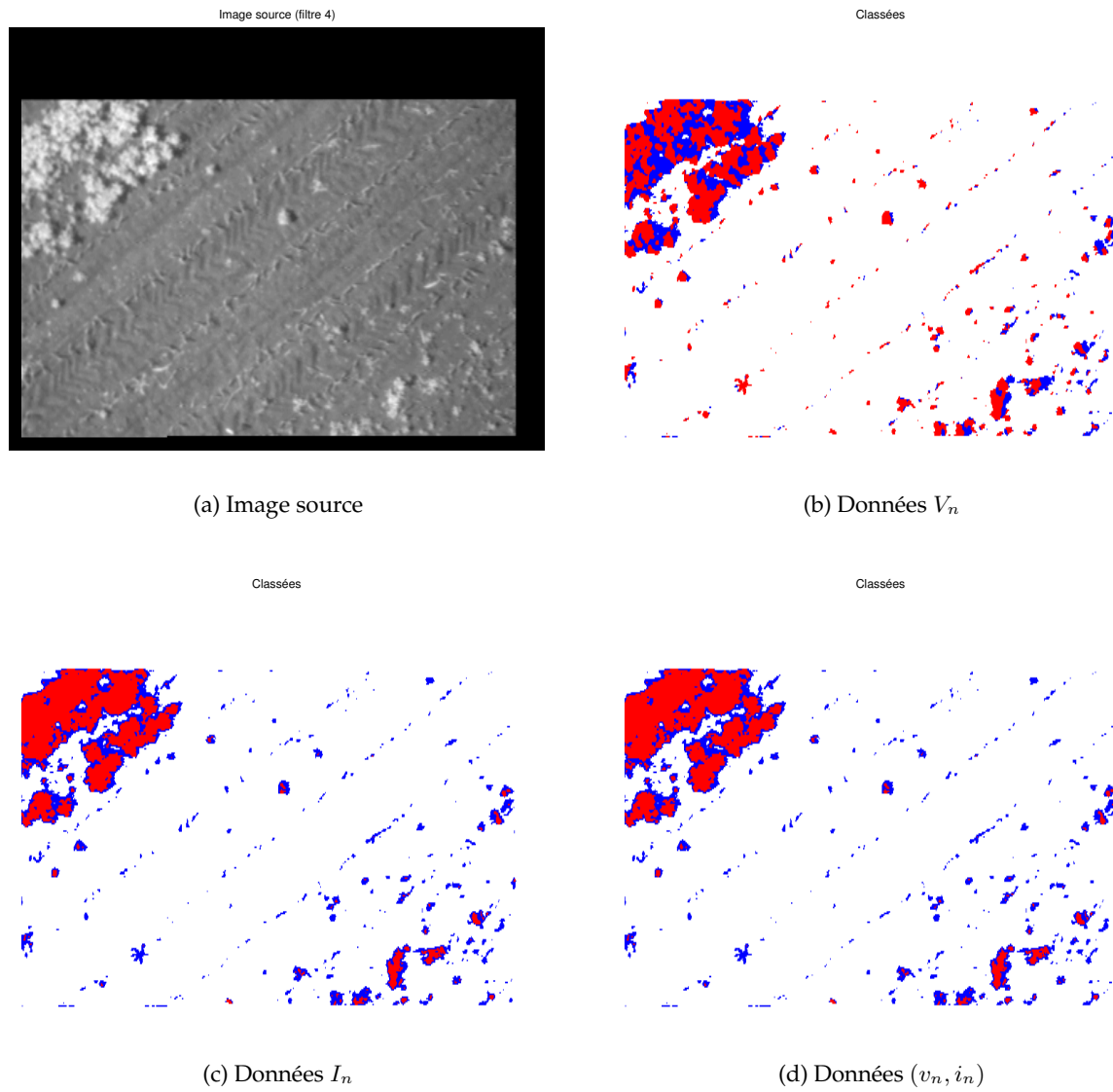


FIG. F.11. Résultats de la classification non supervisée (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "mais2-84"

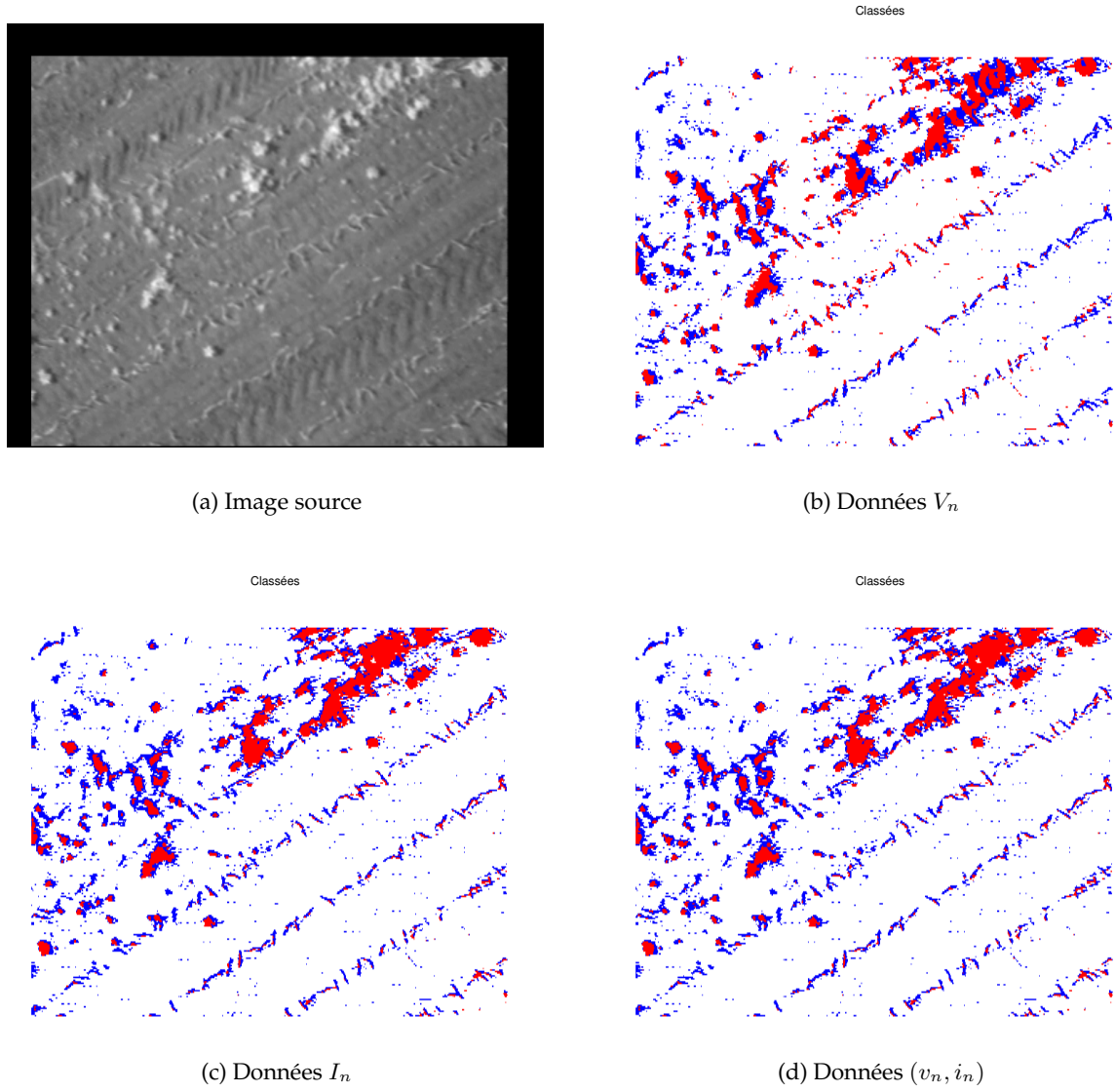


FIG. F.12. Résultats de la classification non supervisée (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "mais2-34"

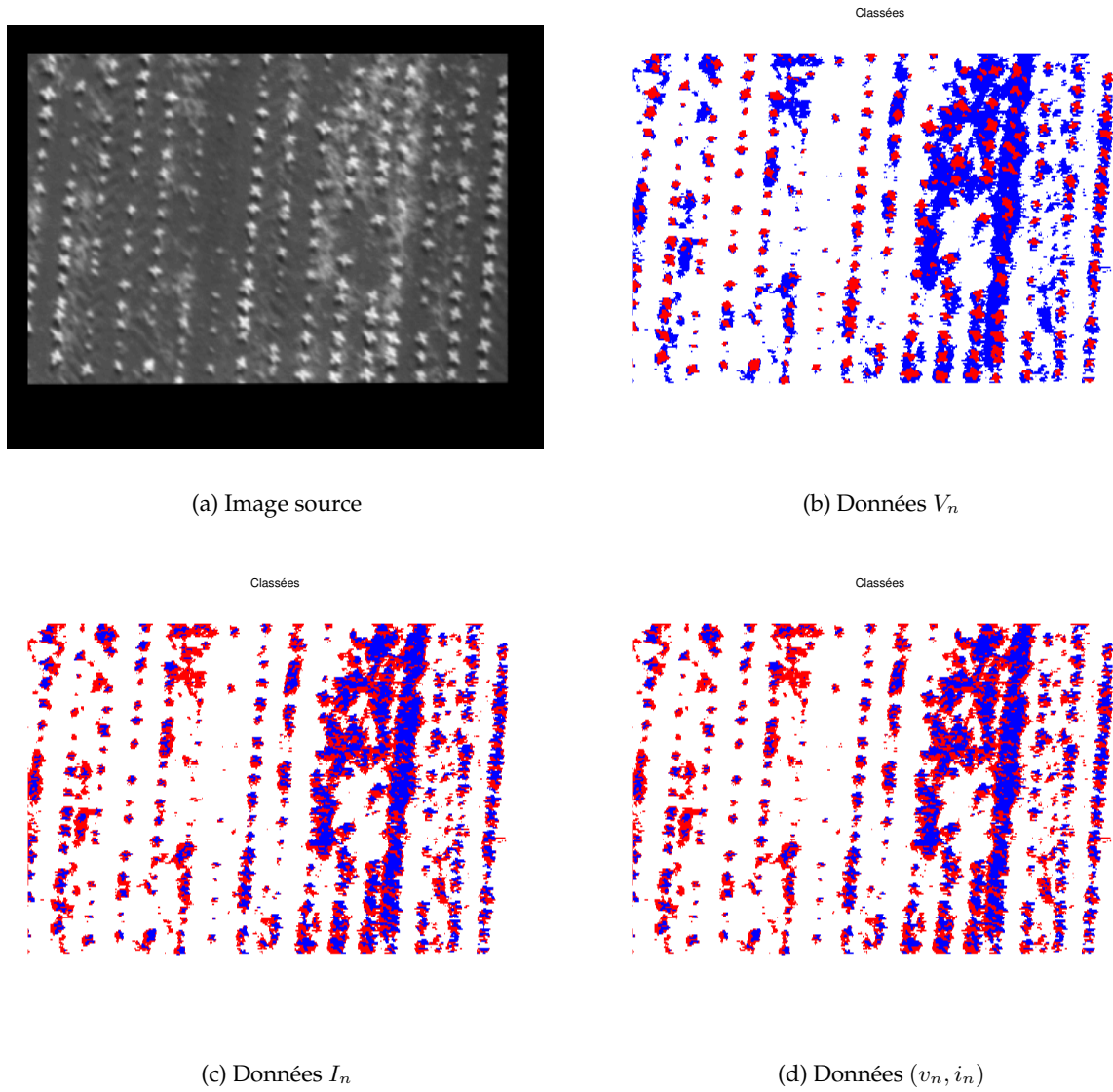


FIG. F.13. Résultats de la classification non supervisée (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "tournesol vol2-51"

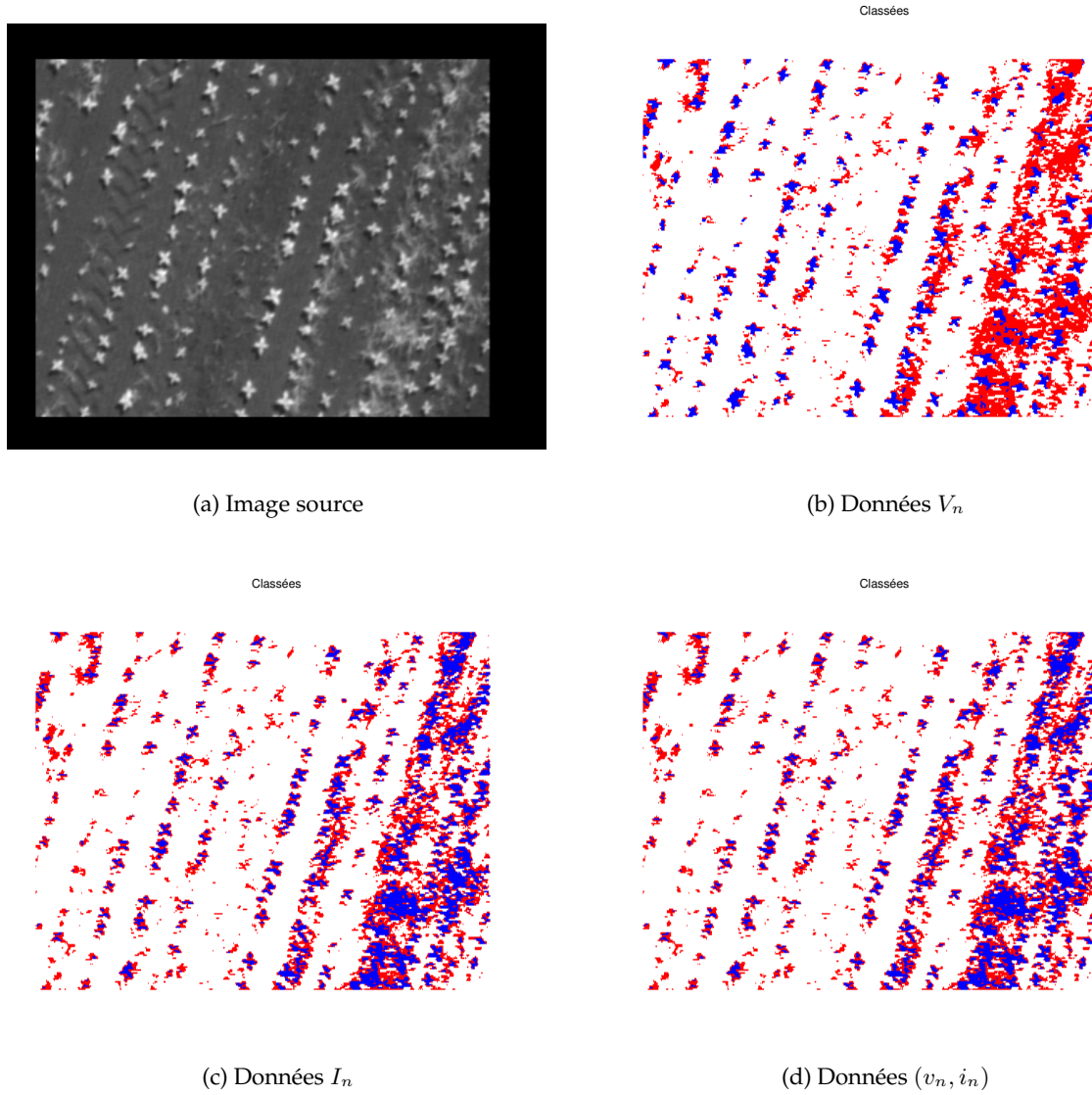


FIG. F.14. Résultats de la classification non supervisée (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "tournesol vol2-71"

F.3.1. Protocole

Pour le calcul des réseaux de neurones nous avons utilisé la boîte à outils *Neural Network Toolbox*. Les vecteurs support machines ont été calculés à l'aide de l'extension Matlab SVM Toolbox de l'université de Southampton². Les autres algorithmes ont été développés en Java puis appelés dans le script Matlab. Cette approche permet d'obtenir des calculs très rapides lors de l'utilisation de boucles (nombreuses dans l'algorithme des k PPV, par exemple).

Les classifieurs testés sont les suivants :

- k PPV : méthode des k plus proches voisins avec un voisinage de 3
- SVM lin. : Machine supports vecteurs linéaire avec un tolérance³ $C = 10000$
- SVM poly. 3 : Machine supports vecteurs avec des noyaux polynomiaux d'ordre 3
- d_e : classifieur à distance euclidienne minimale
- d_M : classifieur à distance de Mahalanobis minimale
- MLP : perceptron multicouche. La couche d'entrée est composée de 8 neurones avec une fonction d'activation linéaire, la couche cachée comporte 4 neurones avec une fonction d'activation de forme tangente hyperbolique, le neurone de sortie a la même fonction de noyau
- RBF : réseaux de neurones RBF configuré automatiquement lors de l'apprentissage.

Nous avons utilisé les trois représentations des données (V_n, I_n et (v_n, i_n)) qui seront notées V, I et VI dans les tableaux de résultats.

F.3.2. Culture monocotylédone (maïs)

Les tableaux F.3 et F.4 présentent les résultats pour deux images de maïs. Les tableaux permettent de comparer les méthodes de classifications deux à deux. La valeur indiquée correspond au taux de pixel changeant de classe entre les deux méthodes. Nous présentons les résultats de la méthode des k plus proches voisins dans les figures F.15 à F.16.

Pour l'image "mais2-34", le taux d'adventices (nombre de pixels d'adventices divisé par le nombre de pixel de sol) est de l'ordre de 60 %. Cette valeur est mesurée en utilisant les méthodes donnant le meilleur résultat visuel. De même pour l'image "mais2-89", le taux d'infestation est de l'ordre 50 %.

F.3.3. Culture dicotylédone (tournesol)

Comme pour les images de maïs, les tableaux F.5 et F.6 présentent les résultats des différents classifieurs. Le taux d'adventices dans l'image "tournesol vol2-71" est de l'ordre de 20 %, pour l'image "tournesol vol2-51" il est de 10 %. Nous présentons les résultats de la méthode des k plus proches voisins dans les figures F.17 à F.18.

² Disponible sur <http://www.isis.ecs.soton.ac.uk/resources/>

sminf o/

³ La tolérance utilisée est faible.

Tab. F.3. Comparaison des différents classifieurs sur l'image Mais2-34

Taux d'erreur (en %)	<i>k</i> PPV			SVM lin			SVM poly. 3			d_e			d_M			MLP			RBF			
	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	
<i>k</i> PPV	V	0	0,5	2,2	15	13	12	0	12	0,1	38	33	39	21	34	25	17	0,1	3,8	20	8,5	17
	I		0	1,8	15	13	12	0,5	11	0,4	39	33	39	22	35	26	17	0,4	3,3	20	8	19
	VI			0	13	11	10	2,3	9,8	2,2	41	35	41	23	37	28	15	2,2	1,6	18	6,3	15
SVM lin.	V				0	1,6	2,6	15	3,2	15	53	48	54	36	50	41	1,2	15	11	5,4	6,7	2,2
	I					0	1	14	1,5	13	52	47	52	35	48	39	3,5	13	9,6	7	4,9	3,9
	VI						0	12	0,5	12	51	45	51	34	47	38	4,5	12	8,6	8	3,9	4,8
SVM poly. 3	V							0	12	0,2	38	33	60	21	34	25	17	0,1	3,8	21	8,6	17
	I								0	12	50	45	46,4	33	46	37	5,1	12	8,2	8,5	3,4	5,4
	VI									0	38	33	39	21	34	25	17	0	3,7	20	8,4	17
d_e	V										0	5,6	0,2	17	3,4	12	55	39	42	59	47	56
	I											0	5,7	11	1,6	7,3	50	33	37	53	41	50
	VI												0	17	4,2	13	55	39	42	59	47	56
d_M	V													0	13	4,2	38	21	25	42	30	39
	I														0	9	51	34	38	55	43	52
	VI															0	42	26	29	46	34	43
MLP	V																0	17	13	3,5	8,5	0,3
	I																	0	3,7	20	8,5	17
	VI																		0	17	4,7	13
RBF	V																			0	12	3,2
	I																				0	8,8
	VI																					0

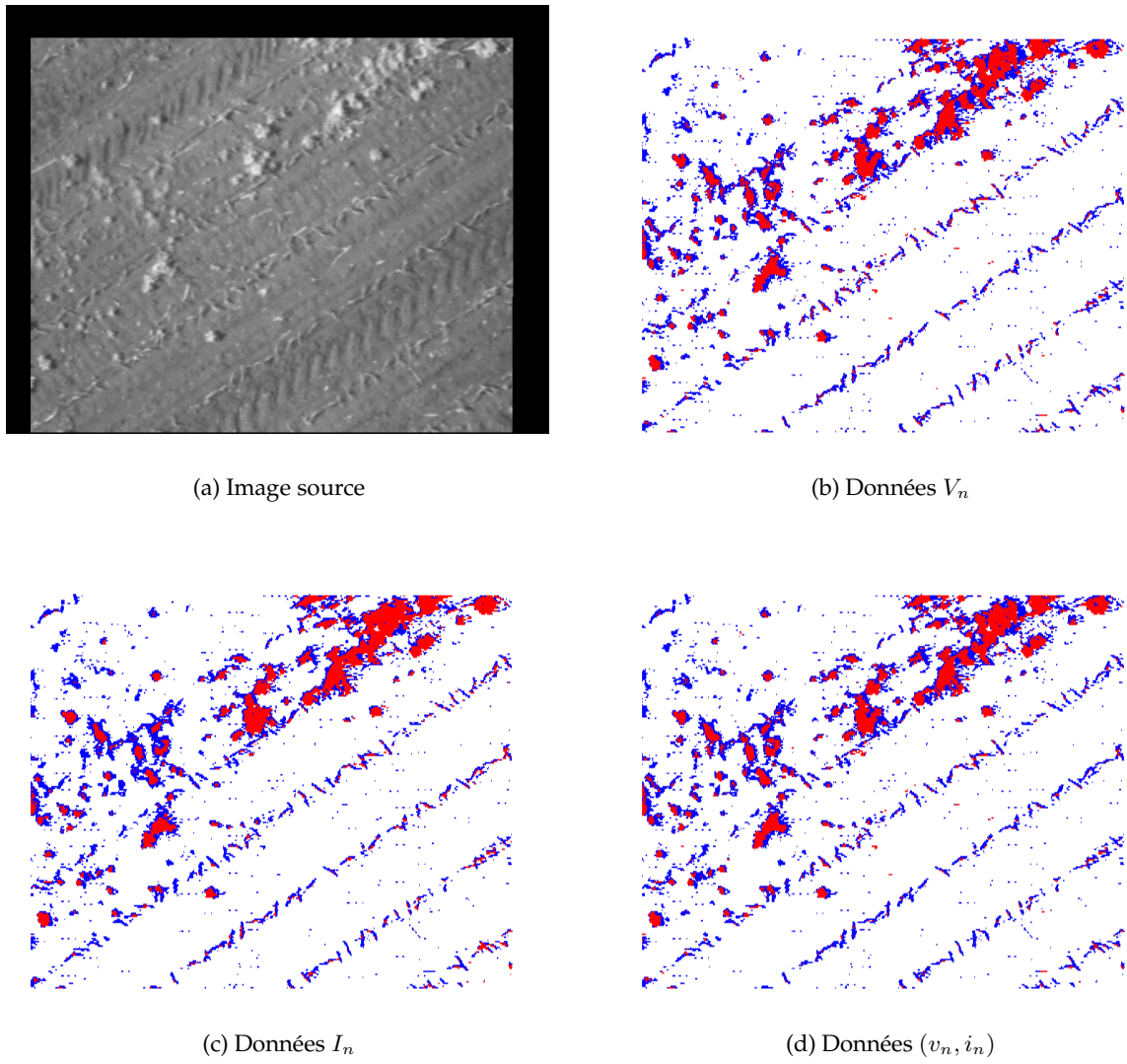
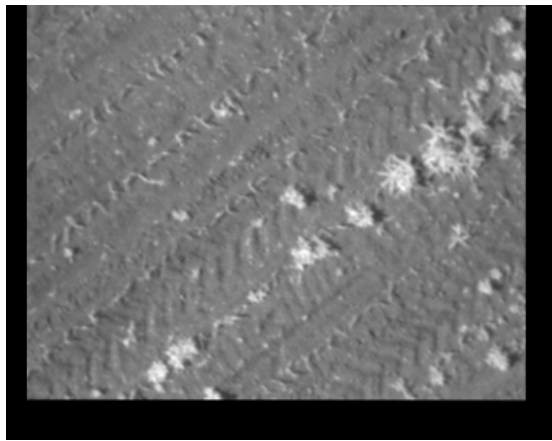


FIG. F.15. Résultats de la méthode des k PPV (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "mais2-34"



(a) Image source

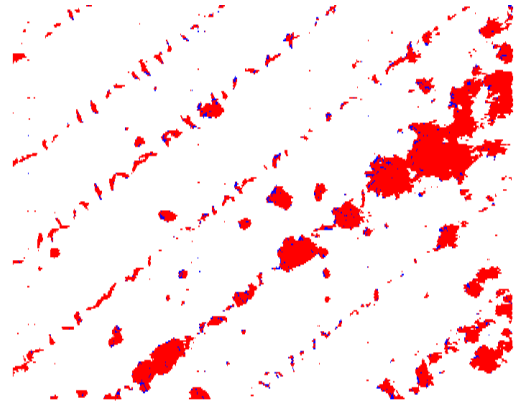
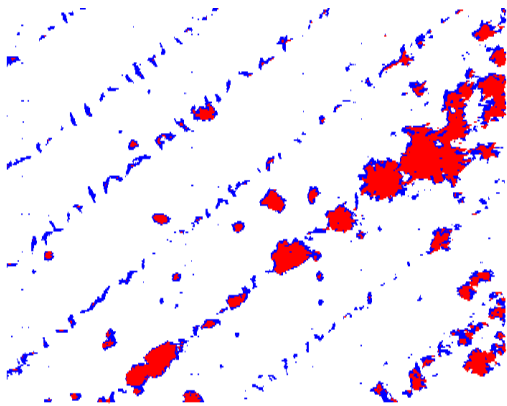
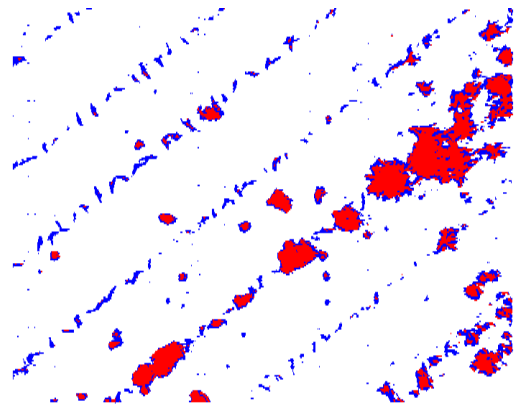
(b) Données V_n (c) Données I_n (d) Données (v_n, i_n)

FIG. F.16. Résultats de la méthode des k PPV (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "mais2-89"

TAB. F.5. Comparaison des différents classifieurs sur l'image Tournesol vol2-71

Taux d'erreur (en %)	<i>k</i> PPV			SVM lin			SVM poly. 3			d_e			d_M			MLP			RBF		
	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI
<i>k</i> PPV	0	0,06	1,6	5,61	50	5,8	6	19,5	6,8	66	49	65	30	34	60	1,4	38	84	0,4	24	14
		0	1,6	5,5	50	5,7	5,6	19,3	6,7	66	49	66	30	34	60	1,4	38	84	0,4	24	14
			0	7,2	52	7,4	7,6	21	8,4	68	51	67	31	35	62	3	40	85	2	25	15
SVM lin.				0	44,80	21	0,4	13,81	2	60	44	60	24	28	54	4,2	32,4	78	5,2	18	8,2
					0	44,5	44	31	43	15,9	1,1	15,4	21	16,6	9,8	49	12,5	33	50	26	36
						0	0,2	13,61		60	43,5	60	24	28	54	4,5	32	78	5,4	18	8
SVM poly. 3							0	13	0,8	60	43	60	24	28	54	4,6	32	77	5,6	18	7,8
								0	12,6	47	30	46,4	10,5	14,4	41	18	18,5	64	19	4,2	5,5
									0	60	42	59	23	27	53	5,4	31	77	6,4	17	7
d_e										0	17	0,5	36	32,5	6,2	65	28	17,5	65	42	52
											0	16,5	19,6	15,5	10,9	48	11,4	34	49	26	35
												0	36	32	5,7	64	28	18	65	42	52
d_M													0	4	30	28,3	8,2	54	29	6	16
														0	26	32	4,2	50	33	10,2	20
															0	59	22	23	60	37	46
MLP																0	37	82	1	22	12,5
																	0	45	38	14	24
																		0	83	60	70
RBF																			0	23	13
																				0	9,8
																					0

TAB. F.6. Comparaison des différents classifieurs sur l'image Tourneol vol2-51

Taux d'erreur (en %)	$kPPV$			SVM lin			SVM poly. 3			d_e			d_M			MLP			RBF		
	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI	V	I	VI
$kPPV$	0	2,2	2,3	4,7	46	4,8	1,2	46	2,2	74	60	75	62	61	71	6,5	90	10,3	2,5	41	15
		0	0,1	6,9	48	6,9	3,4	48	4,4	76	63	77	64	63	73	8,7	92	8,1	0,2	43	17
			0	7	48	5,1	3,5	48	4,5	76	63	77	64	63	73	8,8	92	7,9	0,2	43	17
SVM lin.				0	41	0	3,5	41	2,5	69	55	70	57	55	66	1,8	85	15	7,1	36	9,9
					0	41	45	0,3	44	28	14	29	16	14	25	40	44	56	49	5,5	32
						0	3,5	41	2,5	68	55	69	57	55	66	1,7	85	15	7,2	36	9,8
SVM poly. 3							0	45	1	72	59	74	60	60	70	5,3	88	11,4	3,6	40	13
								0	43	28	14	29	16	14	25	40	44	56	48	5,2	31
									0	72	58	72	60	58	69	4,2	87	12,4	4,6	38	12,4
d_e							0	14	1,1	12	13,3	2,5	67	16	84	76	33	59	76	33	59
								0	15	1,6	0,3	11,2	53	30	70	62	19	45	62	19	45
									0	13	14	3,5	68	15	85	77	34	60	77	34	60
d_M										0	1,3	9,5	55	28	72	64	21	47	64	21	47
											0	11	54	29	71	63	20	46	63	20	46
												0	65	18	82	74	31	57	74	31	57
MLP													0	83	17	9	34	8,1	9	34	8,1
														0	98	92	49	75	92	49	75
															0	7,8	51	25	7,8	51	25
RBF																0	43	17	0	43	17
																	0	26		0	26
																		0			0

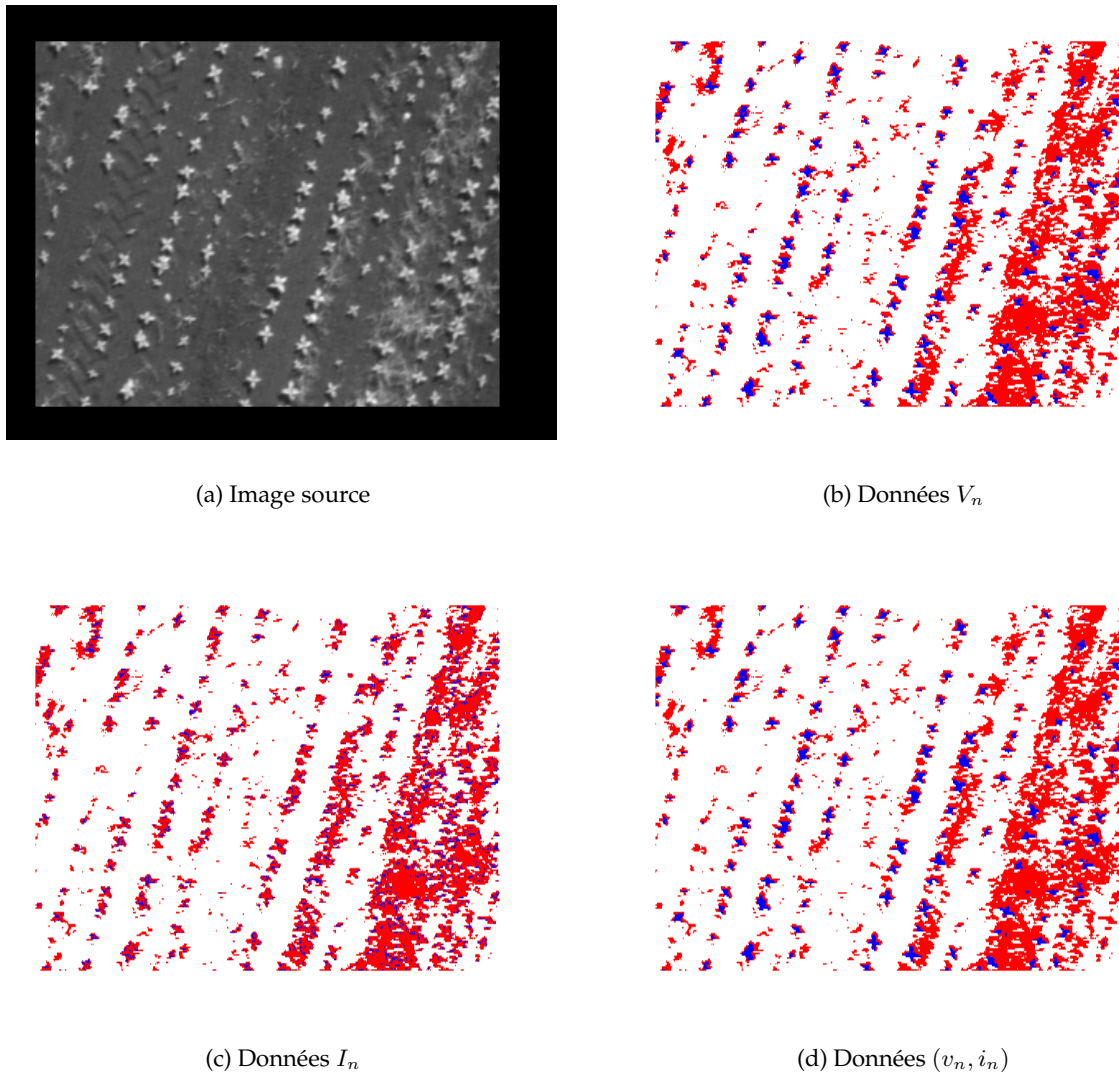
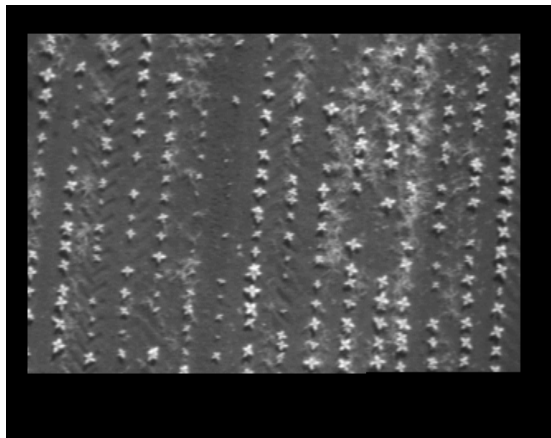


FIG. F.17. Résultats de la méthode des k PPV (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "tournesol-vol2-71"



(a) Image source

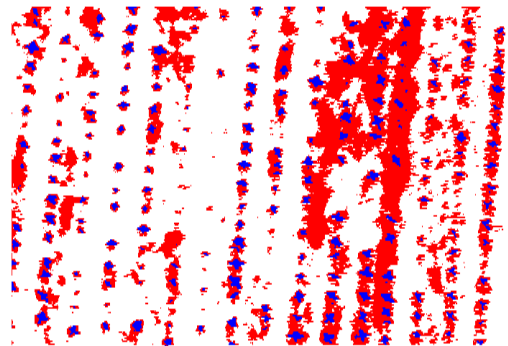
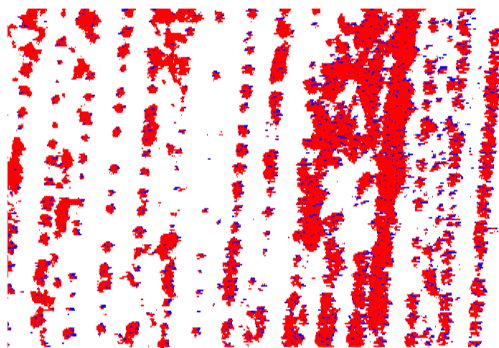
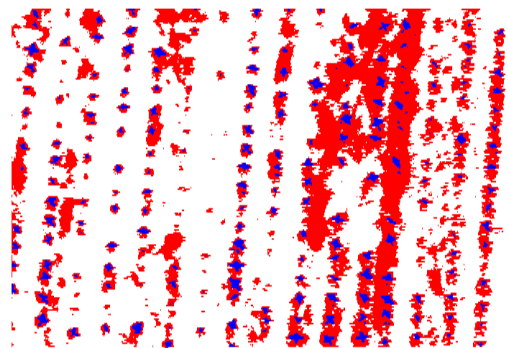
(b) Données V_n (c) Données I_n (d) Données (v_n, i_n)

FIG. F.18. Résultats de la méthode des k PPV (cultures en bleu, adventices en rouge) sur l'image "tournesol-vol2-51"

TAB. F.7. Taux d'erreur en test croisés sur les images de maïs

	k PPV	SVM poly. 3	SVM lin.
Mais34	13,4 %	14,2 %	15,3 %
Mais35	7,5 %	5,2 %	7,3 %
Mais89	9 %	14,9 %	10 %

TAB. F.8. Taux d'erreur en test croisés sur les images de tournesol

	k PPV	SVM poly. 3	SVM lin.
Tournesol51	3,2 %	10,8 %	7,9 %
Tournesol61	12 %	10,4 %	11,7 %
Tournesol71	3,2 %	5,4 %	5,4 %

F.3.4. Tests croisés

Afin de vérifier la robustesse des classifieurs nous avons réalisé des tests croisés. Nous avons utilisé des groupes de trois images pour réaliser ces tests. Une des images fournit la population d'apprentissage pour classer les deux autres images. Nous avons calculé le taux de pixels changeant de classe pour chacune des trois images. Les tableaux F.7 et F.8 présente le taux de pixel changeant de classe (moyenne réalisée sur les deux autres images) en fonction de l'image utilisée comme référence. Trois classifieurs ont été testés : les k PPV avec un voisinage de 3, les SVMs linéaires avec une tolérance aux erreurs $C = 10000$ et les SVMs polynomiaux d'ordre 3. Les trois classifieurs obtiennent des taux d'erreur très proches.

Annexe G

Méthode d'analyse spatiale

G.1. Configuration utilisée

Afin de pouvoir effectuer des comparaisons nous avons effectué tous les calculs sur le même ordinateur. Cet ordinateur est équipé d'un processeur AMD Athlon cadencé à 1,4 GHz. Il dispose d'une mémoire vive de 512 Mo. Le système d'exploitation est Microsoft Windows XP. Le logiciel Matlab (version 6.1) est utilisé pour effectuer les calculs. Pour les décomposition en ondelettes (G.3) la boîte à outils *Wavelet Toolbox* a été utilisée.

G.2. Diminution de la résolution

Nous allons présenter un ensemble de résultats caractéristiques permettant d'évaluer les performances de la méthode proposée en 8.5.1.

G.2.1. Méthodologie

Nous avons choisi d'évaluer trois paramètres importants : le gain en temps de calculs, la qualité des images obtenues, le taux d'erreurs de discrimination culture/adventices.

Pour estimer le gain en temps de calculs, nous allons mesurer le temps de calcul de l'image de référence (sans décomposition) nommée niveau 0. Ensuite, pour chaque niveau de décomposition nous allons mesurer le temps de calcul complet. Ce temps comprend donc la diminution de résolution, la convolution par le filtre de Gabor et l'interpolation ramenant l'image à sa taille initiale. Ensuite le gain de temps au niveau n est calculé en divisant le temps de calcul au niveau 0 par le temps de calcul au niveau n .

Pour estimer la qualité des images obtenues un critère de qualité a été calculé. Parmi les différents critères utilisés, nous avons choisi le rapport signal sur bruit. Il définit le rapport entre la puissance du signal utile (dans notre cas l'image de référence, au niveau 0) et la puissance du bruit (différence entre l'image de référence et l'image à évaluer). Ce rapport (SNR) s'écrit :

$$SNR = \frac{\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (G(x, y))^2}{\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (G(x, y) - I(x, y))^2} \quad (G.1)$$

L'image de référence G est obtenue en utilisant la méthode de référence, l'image obtenue par la méthode à évaluer est notée I .

Enfin, les conséquences de cette méthode sur la classification finale ont été évaluées. Dans l'image de référence, le nombre de pixels de végétation a été mesuré ainsi que le nombre de pixels de culture et d'adventices. Pour chaque niveau de décomposition, le nombre de pixels changeant de classe (culture ou adventice) a été mesuré. Afin d'obtenir un taux d'erreurs, ce nombre a été divisé par le nombre de pixels de végétation. Cette dernière information est utilisée pour évaluer la qualité de détection.

TAB. G.1. Paramètres utilisés

Image	σ_x	σ_y	u_0	θ
"Mais2-34"	64	64	0,0165	1,2741
"Tournesol2-51"	64	128	0,02312	0,18326
"Mais2-89"	64	64	0,01437	1,213

G.2.2. Compromis temps de calcul/SNR

Sur les trois images présentées, les gains en temps de calcul et la qualité des résultats obtenus sont présentés dans les tableaux G.2, G.3 et G.4. Le gain de temps croît avec le niveau de décomposition avec une croissance proche de celle prévue. On constate une rupture de cette progression pour le niveau 4. A ce niveau, il est possible que le temps de calcul de la décomposition soit de l'ordre du temps de calcul du filtrage ce qui entraîne une rupture de la courbe.

Concernant la qualité des résultats, elle décroît avec le niveau de décomposition. Cette décroissance est normale puisque la décomposition correspond à une approximation du résultat théorique.

TAB. G.2. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Mais2-34"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	129	9,5	0,11	0,02	0,211
Gain de temps (t)		13,6	1180	6490	615
Qualité (SNR)		144 (21,5 dB)	27,1 (14,3 dB)	10,8 (10,3 dB)	2,3 (3,6 dB)

TAB. G.3. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Tournesol2-51"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	4694	314	2,9	0,17	0,06
Gain de temps (t)		14,9	1618	27613	78238
Qualité (SNR)		79,9 (20 dB)	27,6 (14,4 dB)	7,5 (8,7 dB)	1,8 (2,5 dB)

TAB. G.4. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Maïs2-89"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	353	23,2	0,23	0,03	0,05
Gain de temps (t)		5,6	564	4327	2596
Qualité (SNR)		1888 (32,7 dB)	47 (16,7 dB)	16,4 (12,1 dB)	3,7 (5,7 dB)

G.2.3. Bilan sur la discrimination "culture"/"adventices"

Nous allons présenter les conséquences de la diminution de résolution sur les résultats finaux. Nous avons choisi de calculer le taux de pixels changeant de classe. On constate, de manière pratique, que le taux d'erreurs croît avec la résolution de façon exponentielle.

TAB. G.5. Résultats de la discrimination sur l'image "Maïs2-34"

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre de pixels différents	487	981	1741	2875
Taux de pixels modifiés	2 %	4,2 %	7,4 %	12,1 %

TAB. G.6. Résultats de la discrimination sur l'image "Tournesol2-51"

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre de pixels différents	1393	2448	4721	10772
Taux de pixels modifiés	2,3 %	4,2 %	8 %	18,4 %

G.3. Décomposition par paquets d'ondelettes

G.3.1. Méthodologie

Afin de pouvoir comparer les méthodes, nous avons utilisé les mêmes images ainsi que les mêmes paramètres pour le filtre de Gabor que dans la section précédente. Ces paramètres sont dans le tableau G.1

G.3.2. Compromis temps de calcul/SNR

Les tableaux G.8 à G.10 présentent les résultats obtenus. Les gains en temps de calcul ne suivent pas de loi particulière. Le temps de calcul est composé de deux éléments : le temps de calcul de la convolution par le filtre de Gabor (qui suit une loi théorique en $\frac{1}{4^n}$), le temps

TAB. G.7. Résultats de la discrimination sur l'image "Mais2-89"

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre de pixels différents	1012	2040	4228	7390
Taux de pixels modifiés	1,5 %	3,2 %	6,5 %	11,3 %

de décomposition en paquets d'ondelette et le temps de reconstruction de l'image. Les temps de décomposition et de reconstruction augmentent en fonction du niveau de décomposition.

Nous constatons que la qualité des images décroît de façon exponentielle avec une excellente corrélation (supérieur à 0,99). Le tableau G.11 présente les modélisation de la fonction exprimant l'erreur (SNR) en fonction du niveau de décomposition (n).

TAB. G.8. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Mais2-34"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	129	27,6	4,7	6,9	19,5
Gain de temps (t)		4,7	27,6	18,8	6,6
Qualité (SNR)		675 (28,3 dB)	105 (20,2 dB)	16,9 (12,3 dB)	3,2 (5 dB)

TAB. G.9. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Tournesol2-51"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	4694	1241	45	16,7	20,9
Gain de temps (t)		3,8	104	281	224
Qualité (SNR)		1373 (31,3 dB)	305 (24,8 dB)	75,9 (18,8 dB)	11,9 (10,7 dB)

G.3.3. Bilan sur la discrimination "culture"/"adventices"

Comme précédemment, nous allons présenter les conséquences de la décomposition en ondelettes sur la segmentation finale. Les tableaux G.12 à G.14 présentent les taux d'erreurs en fonction du niveau de décomposition.

G.3.4. Cas d'images quelconques

Afin de vérifier la qualité des résultats obtenus par la décomposition en paquets d'ondelettes, nous avons appliqué cette méthode à des images quelconques (figure G.4 à G.1). Le tableau G.15 présente les paramètres utilisés pour chaque image. Les résultats (SNR et temps de calculs) sont présentés dans les tableaux G.16 à G.19. On constate que la qualité

TAB. G.10. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Mais2-89"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	353	38,4	4,6	6,9	19,2
Gain de temps (t)		3,4	28	18,7	6,7
Qualité (SNR)		1555 (32 dB)	185 (22,7 dB)	38,2 (15,8 dB)	7,6 (8,8 dB)

TAB. G.11. Corrélation entre le taux d'erreurs et le niveau de décomposition

Image	Modélisation	Coefficient de corrélation
Mais2-34	$SNR = 3877 \exp(-1,78n)$	0,9994
Tournesol vol2-51	$SNR = 6956 \exp(-1,56n)$	0,9952
Mais2-89	$SNR = 7687 \exp(-1,75n)$	0,9947

des résultats reste proche de celle obtenue pour des images agronomiques. Comme précédemment, nous avons calculé la loi de progression entre le taux d'erreur (SNR) et le niveau de décomposition (n). On retrouve des taux de corrélations importants (tableau G.20), sans toutefois pouvoir les expliquer.



FIG. G.1. Image "Papillon"

TAB. G.12. Résultats de la discrimination sur l'image "Mais2-34"

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre de pixels différents	218	548	1366	2846
Taux de pixels modifiés	0,9 %	2,3 %	5,7 %	12 %

TAB. G.13. Résultats de la discrimination sur l'image "Tournesol2-51"

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre de pixels différents	313	643	1414	3828
Taux de pixels modifiés	0,53 %	1,1 %	2,4 %	6,5 %

TAB. G.14. Résultats de la discrimination sur l'image "Mais2-89"

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre de pixels différents	531	1480	2801	6317
Taux de pixels modifiés	0,8 %	2,3 %	4,3 %	9,7 %



FIG. G.2. Image "Building"



FIG. G.3. Image "Cascade"



FIG. G.4. Image "Chemin"

TAB. G.15. Paramètres utilisés

Image	Taille	σ_x	σ_y	u_0	θ
"Papillon"	800 × 600	50	25	0,015	0,4
"Building"	600 × 800	40	60	0,02	2,2
"Cascade"	512 × 384	40	60	0,01	0,88
"Chemin"	384 × 512	80	60	0,01	0,97

TAB. G.16. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Papillon"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	2075	477	24,6	21,7	52,3
Gain de temps (t)		4,3	83,4	95,8	39,8
Qualité (SNR)		1632 (32,2 dB)	267 (24,3 dB)	37,8 (15,8 dB)	5,3 (7,2 dB)

TAB. G.17. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Building"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	2540	592	29,1	20,7	45,4
Gain de temps (t)		4,3	87,3	122,9	55,9
Qualité (SNR)		335 (25,3 dB)	12 (10,8 dB)	2,5 (4 dB)	0,5 (-3 dB)

TAB. G.18. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Cascade"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	986	242	11,8	8,3	19,9
Gain de temps (t)		4	83,8	119	49,3
Qualité (SNR)		4102 (36,1 dB)	961 (29,8 dB)	258 (24,1 dB)	44,4 (16,5 dB)

TAB. G.19. Résultats de la décomposition par paquets d'ondelettes sur l'image "Chemin"

	Niveau 0	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Temps de calcul (s)	1665	428	17,3	9,4	18,8
Gain de temps (t)		3,9	96	177	88,8
Qualité (SNR)		93 (19,7 dB)	24,4 (13,9 dB)	7,5 (8,7 dB)	1,1 (0,4 dB)

TAB. G.20. Corrélation entre le taux d'erreurs et le niveau de décomposition

Image	Modélisation	Coefficient de corrélation
"Papillon"	$SNR = 11510 \exp(-1,9n)$	0,9997
"Building"	$SNR = 1629 \exp(-2,1n)$	0,9609
"Cascade"	$SNR = 19095 \exp(-1,49n)$	0,9963
"Chemin"	$SNR = 443 \exp(-1,45n)$	0,9876

Annexe H

Fusion des informations

H.1. Utilisation d'un classifieur

Les données utilisées sont les (v_n, i_n) définies dans le chapitre 7. A ces données, nous avons ajouté la valeur du pixel après convolution avec le filtre de Gabor. Cette donnée a été mise à l'échelle selon le processus utilisé précédemment. Nous présentons les résultats de classification sur deux cultures différentes : du maïs et du tournesol.

Les résultats de l'analyse en composantes principales segmentée par les centres mobiles est présentée dans les figures H.1-b et H.2-b. Les résultats de cette méthode de classification ne sont pas améliorés en utilisant l'information spatiale.

Trois classifieurs supervisés sont présentés : la méthode des k plus proches voisins (avec un voisinage de 3), un réseau de neurones à noyaux gaussiens et un perceptron multicouche (la topologie du réseau est la même que celle présentée en F). Les résultats de la méthode des k plus proches voisins sont plus mauvais en utilisant l'information spectrale. On constate une légère amélioration des résultats pour les réseaux de neurones. Toutefois, les cas complexes, comme les adventices dans les lignes de semis ne sont pas correctement classés.

H.2. Fusion d'informations

Nous allons présenter ici des exemples de fusion des données sur les mêmes images que précédemment afin de pouvoir effectuer des comparaisons.

H.2.1. Fusion logique ET

Nous présentons ici les résultats de la fusion des informations binaires. Les images H.3-a et H.3-b présentent les résultats de cette approche. On constate que beaucoup de pixels sont incertains (le tableau H.1 présente le taux de pixels non classés), ils correspondent aux cas où les résultats des deux méthodes de classification sont opposés. Par contre, on constate un faible taux d'erreurs dans les pixels classés.

H.2.2. Priorité à une source

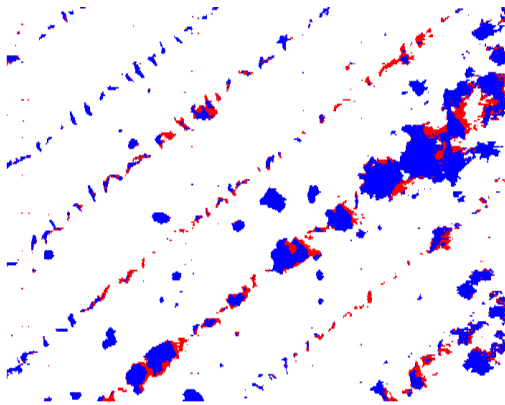
Dans certains cas, une des deux méthodes de classification a un taux d'erreur proche de zéro pour l'une des deux classes. Nous allons utiliser cette information pour classer les pixels incertains. Les résultats sont présentés dans les figures H.4-a et H.4-b. Selon le type de culture, cette approche donne des résultats très différents. Sur l'image de maïs, beaucoup de pixels ont été classés contrairement à l'image de tournesol. Le tableau H.1 présente le taux de pixels restant incertains après l'utilisation de cette méthode.

TAB. H.1. Taux de pixels non classés

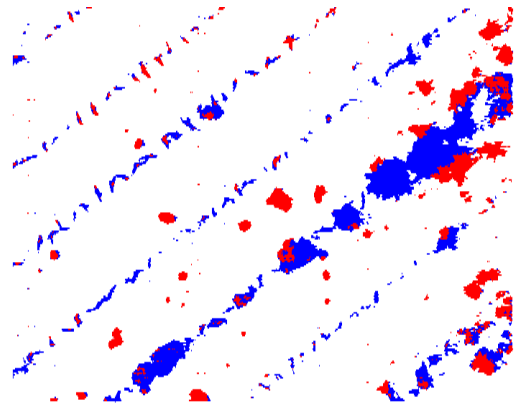
	Fusion logique ET	Priorité à une source
"maïs 2-89"	48,5 %	11 %
"tournesol vol2-51"	60,4 %	60,1 %

H.2.3. Fusion par agrégation

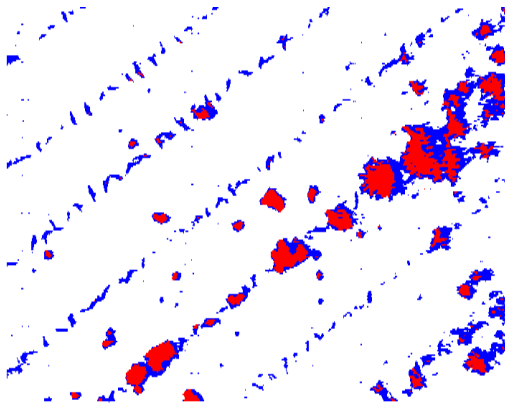
Afin de classer les pixels incertains nous avons développé un algorithme de regroupement de pixels basé sur des relations de voisinage. Cette méthode permet de classer tous les pixels incertains comme le montre la figure H.5. On constate un faible taux de pixels mal classés. Il est un peu plus élevé dans le cas des cultures monocotylédones.



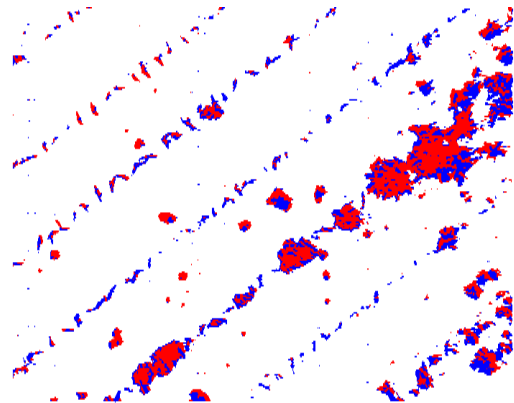
(a) Méthode des k plus proches voisins



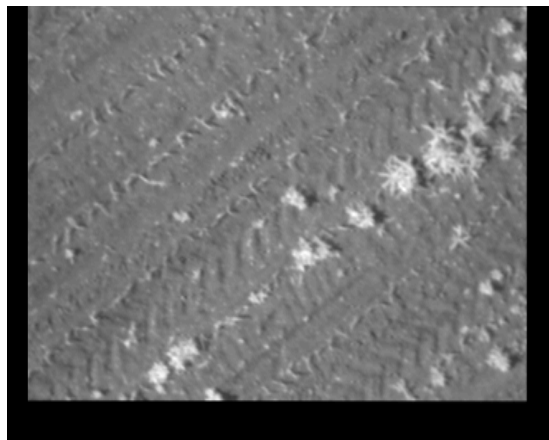
(b) Classification non supervisée utilisant l'ACP et les centres mobiles



(c) Perceptron multicouche

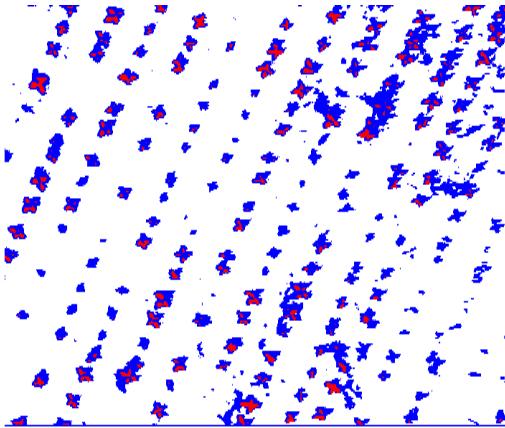
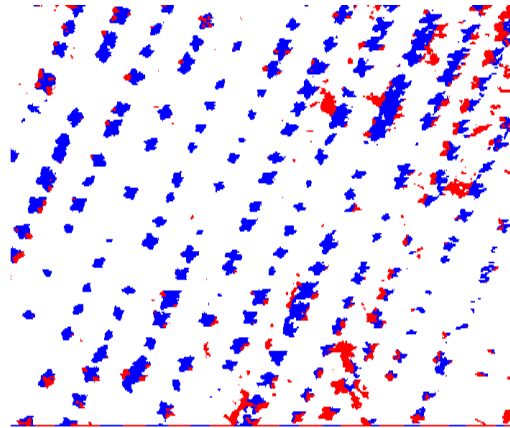


(d) Réseau de neurones à noyaux gaussiens

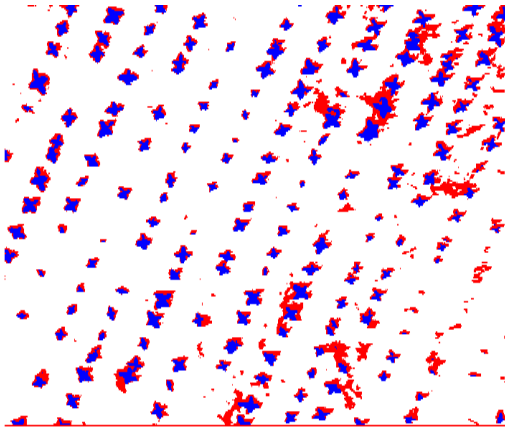


(e) Image source

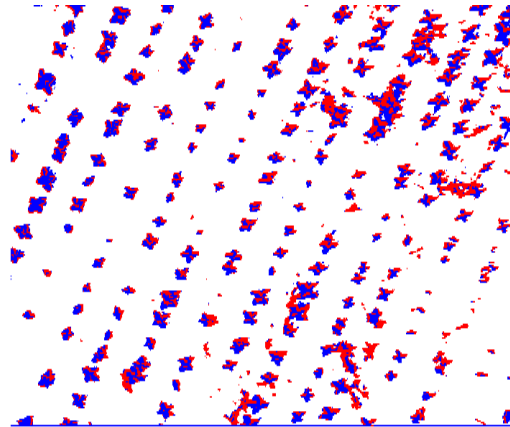
FIG. H.1. Image "mais2-89" (la culture est en bleu, les adventices en rouge)

(a) Méthode des k plus proches voisins

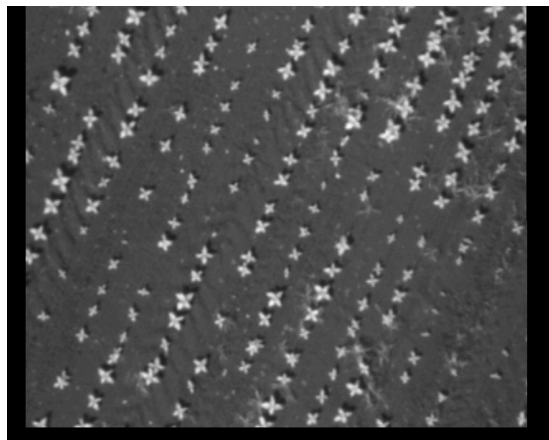
(b) Classification non supervisée utilisant l'ACP et les centres mobiles



(c) Perceptron multicouche

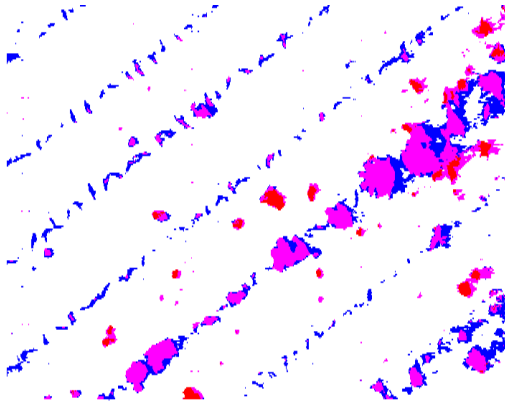


(d) Réseau de neurones à noyaux gaussiens

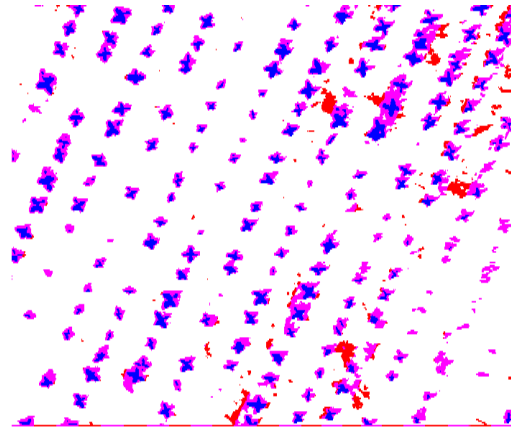


(e) Image source

FIG. H.2. Image "tournesol vol2-61" (la culture est en bleu, les adventices en rouge)

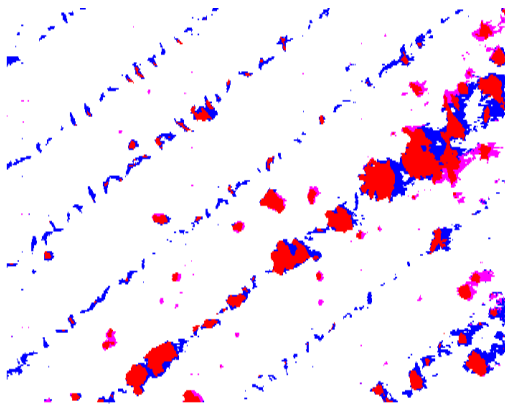


(a) Image "maïs2-89"

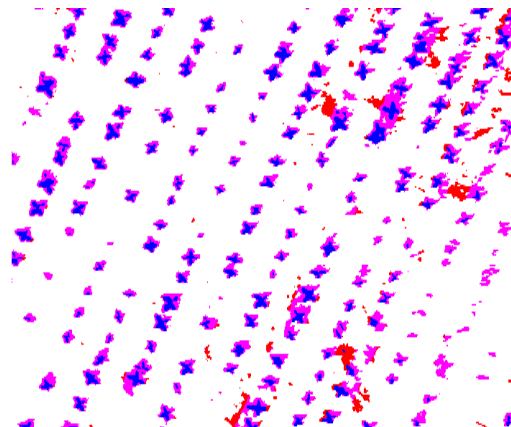


(b) Image "tournesol vol2-61"

FIG. H.3. Résultat de la fusion en utilisant l'opérateur ET (la culture est en bleu, les adventices en rouge, les points incertains en violet)

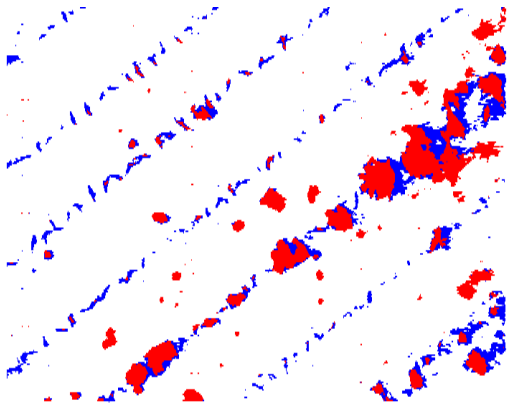


(a) Image "maïs2-89"

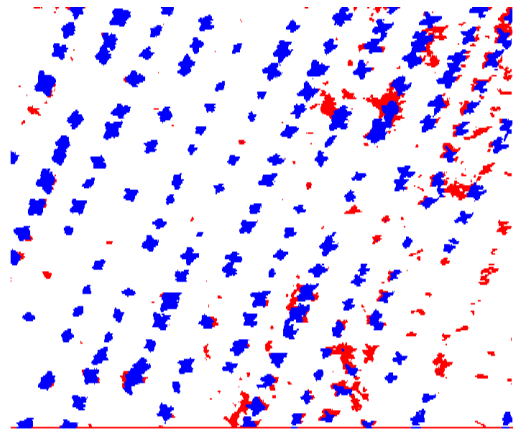


(b) Image "tournesol vol2-61"

FIG. H.4. Résultat de la fusion en utilisant une règle de priorité (la culture est en bleu, les adventices en rouge, les points incertains en violet)



(a) Image "maïs2-89"



(b) Image "tournesol vol2-61"

FIG. H.5. Résultat de la fusion en utilisant l'algorithme d'agrégation (la culture est en bleu, les adventives en rouge)

Annexe I

Contributions de l'auteur

Revues

- Vioix J.-B., Douzals J.-P., and Truchetet F. Development of a Multispectral Imagery Device Devoted to Weed Detection. *Journal of Electronic Imaging* - vol. 13(3) :547-552
- Vioix J.-B., Douzals J.-P., Truchetet F., Assémat L., and Guillemin J.-P. Spatial and Spectral Methods for Weed Detection and Localization. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, 7 :679-685, 2002

Conférences internationales

- Vioix J.-B., Chen V., Robert A. and Roussel M. Multichannel Gabor Filtering to Medieval Wooden Pads Segmentation. In *ACIDCA'2000 Vision & Pattern Recognition*, pages 92-96. 2000
- Vioix J.-B., Douzals J.-P., Truchetet F., Assémat L., Le Corre V., Dessaint F. and Guillemin J.-P. Development of a Spatial Method for Weed Detection and Localization. In *International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, pages 399-402. Cépaduès Éditions, 2001
- Vioix J.-B., Douzals J.-P., Truchetet F., Assémat L., Le Corre V., Dessaint F. and Guillemin J.-P. Development of Combined Spatial and Spectral Method for Weed Detection and Localization. In *3rd European Conference on Precision Agriculture*, pages 605-610. Agro Montpellier, 2001
- Vioix J.-B., Douzals J.-P., Truchetet F. and Navar P. Development of a Multispectral Imagery Device Devoted to Weed Detection. In *Sixth International Conference on Quality Control by Artificial Vision*, pages 447-454. SPIE vol. 5132, 2003
- Vioix J.-B., Douzals J.-P. and Truchetet F. Development of a Spatial Method for Weed Detection and Localization. In *Wavelet Applications in Industrial Processing*, pages 169-178. SPIE vol. 5266, 2003