



**HAL**  
open science

# Modélisation d'images agronomiques - application a la reconnaissance d'adventices par imagerie pour une pulvérisation localisée

Gawain Jones

► **To cite this version:**

Gawain Jones. Modélisation d'images agronomiques - application a la reconnaissance d'adventices par imagerie pour une pulvérisation localisée. Interface homme-machine [cs.HC]. Université de Bourgogne, 2009. Français. NNT: . tel-00465118

**HAL Id: tel-00465118**

**<https://theses.hal.science/tel-00465118>**

Submitted on 19 Mar 2010

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

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



UNIVERSITE DE BOURGOGNE



U.F.R. SCIENCES ET TECHNIQUES  
ECOLE DOCTORALE E2S : ENVIRONNEMENT, SANTE, STIC



AGROSUP DIJON : UP-GAP  
LE2I - UMR CNRS 5158



## THESE

présentée en vue de l'obtention du grade de  
Docteur en Instrumentation et Informatique de l'Image  
par

**GAWAIN JONES**

---

# MODELISATION D'IMAGES AGRONOMIQUES APPLICATION A LA RECONNAISSANCE D'ADVENTICES PAR IMAGERIE POUR UNE PULVERISATION LOCALISEE

---

Soutenue le 26 novembre 2009 devant la commission d'examen

<i>Rapporteurs :</i>	J. Chanussot	Professeur (INP, Grenoble)
	G. Rabatel	Directeur de Recherche (Cemagref, Montpellier)
<i>Examineurs :</i>	P. Bonton	Professeur (Université Blaise-Pascal, Clermont-Ferrand)
	S. Philipp-Foliguet	Professeur (ENSEA, Cergy-Pontoise)
<i>Directeur de thèse :</i>	F. Truchetet	Professeur (Université de Bourgogne, Le Creusot)
<i>Co-encadrante :</i>	C. Gée	Professeur (AgroSup Dijon, Dijon)
<i>Invité :</i>	M. Morel	Responsable Marketing (Sté Tecnomat - Groupe Exel Industries)





## REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier mes collègues de l'UP-GAP qui m'ont accompagné lors de mes premiers pas dans le monde de la recherche. Que ce soit par leurs échanges scientifiques, leur accueil ou nos conversations autour d'un café, cet entourage m'a permis de mener à bien ce travail dans la bonne humeur. Je remercie donc Christelle, Nicole, Bernard, Fred, Jean-No, Jean-Pierre, Jérémie, Richard et Sylvain.

Lors de ce travail, Christelle Gée a rempli son rôle d'encadrement avec une présence constante. Sa soif de connaissance et de compréhension concernant la moindre subtilité m'a poussé à détailler et à expliquer toujours plus mes travaux. Je la remercie pour ces années passées à travailler ensemble et pour sa vision de l'encadrement que j'espère pouvoir transmettre à mon tour.

Je remercie également Frédéric Truchetet, mon directeur de thèse, qui a toujours su me prodiguer des conseils éclairés et avec qui les échanges ont toujours été instructifs. Sa vision d'ensemble des méthodes de traitements du signal et de l'image et ses impressionnantes connaissances scientifiques en font un directeur de thèse de choix.

J'adresse mes remerciements sincères à mes rapporteurs, Jocelyn Chanussot et Gilles Rabatel qui ont accepté cette charge et qui ont pris le temps d'étudier mon travail. Leurs rapports m'ont été très utiles afin d'apporter des corrections à ce manuscrit de thèse. Je remercie également Pierre Bonton et Sylvie Philipp-Foliguet qui ont accepté de faire partie de mon jury et ont pu dégager suffisamment de temps sur leur planning surchargé !

Mes premiers pas en enseignement ont été l'occasion de collaborer avec Jean-Claude Simon (pour AgroSup Dijon) et Arnaud Da Costa (pour l'ESIREM), je les remercie de m'avoir initié à cette pratique et d'avoir répondu à mes nombreux mails ! J'ai tiré de nombreux enseignements de ces collaborations qui, je l'espère, marqueront ma carrière d'enseignant.

Ce travail de thèse a été initié et subventionné par la Société Tecnomia (Groupe Exel Industries) en partenariat avec le Conseil Régional de Bourgogne et le FSE (Fonds Social Européen). Je remercie donc chacun de ces acteurs sans qui ce travail n'aurait été possible. Les discussions avec Michel Morel (Tecnomia) ont été très instructives sur les réalités agricoles et les pratiques actuelles.

Je remercie également toutes les personnes qui ont croisé mon chemin lors de ce travail et m'ont, par leurs échanges, apporté des connaissances, un nouveau regard ou, tout simplement, des idées. Afin de n'oublier personne, je ne me lancerai pas dans une longue liste de noms.

Je remercie enfin mes proches, famille et amis, qui m'ont permis de vivre en dehors de ce travail très prenant.





## RESUME

Les nouvelles réglementations concernant les usages de produits phytosanitaires et la prise en compte de l'environnement (pollution, biodiversité) en agriculture ont conduit à la mise au point de méthodes d'identification de plantes (culture et adventices) par une gestion spécifique des adventices par imagerie.

Afin de disposer d'un outil performant permettant l'évaluation de ces méthodes d'identification reposant sur une analyse spatiale de la scène photographiée, un modèle de simulation de scènes agronomiques a été mis au point. Prenant en considération certaines caractéristiques agronomiques d'une parcelle cultivée, ce modèle permet de simuler une vérité terrain dont les paramètres - la spatialisation de la culture, le taux d'infestation, la distribution des adventices - sont contrôlés. La scène agronomique ainsi créée subit ensuite une transformation projective afin de simuler la prise de photographie et, ainsi, de prendre en compte tous les paramètres nécessaires à la création d'une image. Ce modèle a ensuite été validé à l'aide de comparaison statistique avec des données réelles.

De nouveaux algorithmes spatiaux basés sur la Transformée de Hough et utilisant l'alignement en rang de la culture ont également été développés. Trois méthodes basées sur une analyse en composante connexe, une estimation de contours et une méthode probabiliste ont été mises en œuvre et exhaustivement évaluées à l'aide du modèle développé. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité avec une classification correcte de la culture et des adventices supérieure à 90% et pouvant atteindre 98% dans certains cas.

Enfin, pour ce modèle, une approche spectrale a également été explorée afin de dépasser les limitations imposées par les méthodes spatiales. Une extension 3D a été apportée à ce modèle afin de permettre la simulation de la réflectance bidirectionnelle (BRDF) des plantes et du sol à l'aide des modèles PROSPECT et SOILSPECT. La transformation d'une information spectrale en une information couleur RGB, la prise en compte de filtres optiques ou la création de données multispectrales sont également discutées.

**Mots clés :** Agriculture – Pulvérisation – Modélisation d'images – Traitement d'images – Sténopé – Loi de Poisson – Processus de Neyman-Scott – Transformée de Hough – Gestion des adventices – réflectance bidirectionnelle (BRDF).

## ABSTRACT

Plant (crop and weed) identification is a very active field of research in agriculture since the reinforcement of European laws about pesticide applications for a site-specific management of spraying practices.

A new crop/weed simulation model was developed to allow the evaluation of crop/weed spatial identification methods from imaging. Considering multiples agronomic parameters – crop location, weed infestation rate, weed spatial distribution – the first step of this model allows the simulation of an infested crop field. Then, in a second step, a world to camera transformation is applied to allow every kind of picture (with or without perspective effect). The validation of this model was performed using statistical tests comparing a real image to its homologous virtual one.

New crop/weed discrimination algorithms based on the Hough Transform to detect crop rows were also developed. Three methods, using the crop row information and based on a blob-coloring, an edge estimation or a probabilistic classification were exhaustively tested using this model. Results show very good performance of these methods with correct average classification rate of 90% and up to 98% under special conditions.

A spectral approach was also explored for the model in order to overcome the limitations imposed by spatial algorithms. Crop and weed plant patterns are now in 3D to allow the calculation of the bidirectional reflectance (BRDF) of plants and soil based on PROSPECT and SOILSPECT models. We also discussed the transformation of a reflectance spectrum into a RGB color, the simulation of optical filter effects and the creation of multispectral images.

**Keywords:** Agriculture – Spraying – Picture modeling – Image processing – Pinhole model –Poisson law –Neyman-Scott process – Statistical validation – Hough Transform – Weed management – BRDF.

## SOMMAIRE

<b>REMERCIEMENTS.....</b>	<b>iii</b>
<b>RESUME.....</b>	<b>v</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>vi</b>
<b>SOMMAIRE .....</b>	<b>vii</b>
<b>PREAMBULE .....</b>	<b>13</b>
1. Objectif de la thèse.....	13
2. Plan de la thèse.....	14
3. Publications et valorisation .....	14
<b>CHAPITRE I : INTRODUCTION .....</b>	<b>17</b>
1. Évolution de l'agriculture .....	18
1.1. Cadre législatif.....	18
1.2. Des machines toujours plus grosses.....	20
1.3. Agriculture de Précision - Une course à la technologie.....	20
2. La pulvérisation : un désherbage chimique.....	21
2.1. Objectifs de la pulvérisation .....	21
2.2. Fonctionnement d'un pulvérisateur.....	22
2.3. Évolution du matériel .....	22
2.4. Cadre législatif.....	23
2.5. Qualité de la pulvérisation .....	24
3. L'apport de l'imagerie pour l'identification culture/adventices .....	24
3.1. Identification par imagerie spectrale.....	24
3.2. Identification par la forme .....	25
3.3. Autres méthodes d'identification .....	26
Conclusion .....	26
Références.....	28
<b>CHAPITRE II : LE MODELE.....</b>	<b>33</b>
Introduction.....	34
1. Modélisation.....	35
1.1. État de l'art .....	35
1.1.1. Croissance de plantes : visualisation .....	35
1.1.2. Préconisation ou simulation d'une information agronomique .....	36
1.1.3. Modèles de compétition .....	36
1.2. Cahier des charges .....	37
1.3. Modélisation de la culture .....	39
1.4. Modélisation des adventices .....	40

1.4.1. Distribution uniforme : Loi de Poisson .....	41
1.4.1.1. Procédure de calcul du nombre d'adventices .....	41
1.4.1.2. Procédure de positionnement des adventices .....	43
1.4.2. Distribution agrégative : Processus de Neyman-Scott .....	44
1.4.3. Distribution Mixte .....	44
1.5. Obtention de la scène complète .....	45
2. Système optique : du champ à la photographie .....	46
2.1. Le sténopé .....	47
2.2. Dimensions du champ .....	48
2.3. Transformation matricielle .....	48
2.4. Données conservées .....	50
3. Validation du modèle .....	51
3.1. Validation du sténopé .....	51
3.2. Validation statistique du modèle pour un semis de culture .....	53
3.2.1. Analyse du voisinage .....	53
3.2.1.1. Profondeur d'ordre 1 .....	53
3.2.1.2. Profondeur d'ordre n .....	54
3.2.1.3. Un exemple simple : une image virtuelle de culture périodique et non infestée .....	54
3.2.2. Erreur quadratique moyenne normalisée .....	55
3.2.3. Caractérisation de l'acquisition d'images réelles .....	56
3.2.4. Analyse de scènes agronomiques .....	57
3.2.4.1. Scènes agronomiques sans effet de perspective .....	57
3.2.4.2. Scène avec effet de perspective .....	61
3.3. Validation statistique du modèle pour une distribution d'adventices .....	64
3.3.1. Présentation de la méthode : fonction de Ripley .....	64
3.3.2. Intervalle de confiance .....	66
3.3.3. Distribution ponctuelle (Poisson) .....	66
3.3.4. Distribution agrégative .....	67
3.3.5. Distributions hétérogènes .....	67
3.3.6. Distributions réelles .....	68
Conclusion .....	71
Références .....	73
<b>CHAPITRE III : ALGORITHMES DE DISCRIMINATION DE PLANTES .....</b>	<b>77</b>
Introduction .....	78
1. Détection de lignes .....	79
1.1. État de l'art .....	79
1.2. La transformée de Hough .....	80
1.2.1. Historique et description de la méthode .....	80
1.2.2. Représentation cartésienne .....	80
1.2.3. La représentation polaire .....	81
1.2.4. Accumulateur et normalisation .....	83
1.2.5. Optimisations et généralisation .....	84
1.2.6. Applications agricoles de la Transformée de Hough .....	85

1.2.6.1. Détection de lignes parallèles .....	85
1.2.6.2. Détection de point de fuite .....	85
1.3. Description de l'algorithme mis en oeuvre .....	85
1.3.1. Première détection .....	86
1.3.2. Particularités des images agronomiques .....	87
1.3.2.1. Images sans perspective .....	87
1.3.2.2. Images avec perspective .....	88
1.3.3. Détection finale de maxima locaux .....	89
1.3.4. Performances de la détection de lignes .....	90
1.3.4.1. Images sans perspective .....	91
1.3.4.2. Images avec perspective .....	91
1.3.4.3. Temps de calcul .....	92
2. Discrimination culture/adventices .....	92
2.1. Méthode basée sur le blob-coloring .....	92
2.2. Extension de la méthode par estimation de contours .....	93
2.3. Détection probabiliste .....	94
2.4. Performances des algorithmes implémentés : Matrice de confusion et graphique ROC .....	96
2.4.1. Matrice de confusion .....	97
2.4.2. Graphique ROC .....	98
3. Résultats et discussion .....	100
3.1. Banques d'images virtuelles .....	100
3.2. Méthode basée sur le blob-coloring .....	101
3.2.1. Images sans perspective .....	102
3.2.2. Images avec perspective .....	103
3.3. Extension par estimation de contours .....	105
3.3.1. Images sans perspective .....	105
3.3.2. Images avec perspective .....	106
3.4. Détection probabiliste .....	108
3.4.1. Images sans perspective .....	108
3.4.2. Images avec perspective .....	109
3.5. Synthèse des résultats .....	111
3.5.1. Graphes ROC .....	111
3.5.1.1. Images sans perspective .....	112
3.5.1.2. Images avec perspective .....	113
3.5.2. Bilan .....	114
Conclusion .....	115
Références .....	117
<b>CHAPITRE IV : VERS LE SPECTRAL .....</b>	<b>121</b>
Introduction .....	122
1. L'apport de l'information spectrale .....	123
2. La réflectance .....	124
2.1. Définition .....	124
2.2. Exemples de réflectance d'objets naturels .....	125

2.3. Les dispositifs de mesures .....	127
2.4. Les Bases de Données Publiques de Réflectance de Plantes et de Sol .....	129
2.5. Les modèles de BRDF .....	130
2.5.1. Principaux modèles de BRDF pour les plantes .....	130
2.5.1.1. Modèle de couches en parallèle (plate model) .....	131
2.5.1.2. Modèle N-Flux .....	131
2.5.1.3. Modèle de transfert radiatif .....	132
2.5.1.4. Modèle de lancer de rayon .....	132
2.5.2. Principaux modèles de BRDF pour les sols .....	133
2.5.2.1. Modèle SOILSPECT .....	133
2.5.2.2. Modèle SPLITS .....	133
2.5.2.3. Autres modèles .....	133
2.6. Caractérisation des paramètres du modèle .....	134
2.6.1. Mode direct .....	134
2.6.2. Mode inverse .....	134
2.7. Choix des modèles pour les plantes et le sol .....	135
3. De la réflectance à la couleur .....	135
3.1. Réflectance et réflexion .....	136
3.2. Du spectre de réflectance à l'espace RGB .....	137
3.3. Simulation de filtres optiques .....	140
3.4. Obtention d'images dans l'infrarouge et de données multispectrales .....	141
3.5. Applications .....	141
4. De la nécessité d'un modèle 3D .....	143
4.1. Choix de la modélisation 3D .....	144
4.2. Structuration des données .....	144
4.2.1. Sommets et facettes .....	145
4.2.1.1. Modélisation des plantes .....	145
4.2.1.2. Modélisation du sol .....	146
4.2.2. Calcul de la normale .....	146
4.3. Adaptation de la modélisation de scènes agronomiques .....	146
4.3.1. Disposition des motifs 3D .....	146
4.3.2. Estimation du taux d'infestation .....	146
4.3.3. Transformation monde - caméra .....	147
4.3.3.1. Discrétisation des facettes .....	147
4.3.3.2. Orientation des facettes : "back-face culling" .....	148
4.3.3.3. Occultation de facettes : "occlusion culling" .....	148
4.3.4. Vers une gestion des ombres ? .....	149
4.4. Résultats du modèle 3D .....	149
Conclusion .....	150
Références .....	151
<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>157</b>
<b>PERSPECTIVES .....</b>	<b>159</b>
1. Modèle .....	159

1.1. Application du 2D.....	159
1.2. Évolution du spectral .....	160
2. Algorithmes de discrimination.....	161
<b>REFERENCES .....</b>	<b>163</b>





## PREAMBULE

Les mesures environnementales dictées par l'Europe sont de plus en plus drastiques face au problème de la préservation de l'environnement et de la préservation de la biodiversité locale et donc de plus en plus contraignantes pour les principaux acteurs du milieu agricole : les agriculteurs. Aussi, en amont, les constructeurs doivent également développer de nouvelles stratégies pour constamment faire évoluer leurs matériels pour une meilleure gestion des intrants. Récemment, une des techniques les plus innovantes en agriculture est l'utilisation du système de navigation GPS/DGPS pour le guidage automatique des machines agricoles (tracteurs, moissonneuses batteuses) au sein d'une parcelle cultivée.

Parmi ces mesures, la réduction des intrants chimiques (pesticides, engrais chimiques) est une contrainte majeure et l'un des secteurs agricoles le plus soumis à cette contrainte concerne la pulvérisation. Ainsi, la Société Tecnomat<sup>1</sup>, l'un des principaux constructeurs de pulvérisateurs agricoles en France souhaite rester le leader de l'utilisation de technologies innovantes en préservant au mieux l'environnement. Ceci se manifeste par le souci de développer constamment de nouvelles technologies pour réduire au mieux la dose d'herbicides pulvérisés tout en déposant la bonne dose de molécules actives sur les mauvaises herbes (ou adventices) au sein de la parcelle cultivée. Dans ce contexte, l'Unité Propre de Recherche en Génie des Agroéquipements et des Procédés (UP-GAP), en partenariat avec Tecnomat et le Le2i (UMR uB-CNRS), a développé un système de vision pour une pulvérisation de précision en temps réel (Bossu, 2007). Une caméra monochrome est embarquée à l'avant d'un tracteur afin de contrôler la gestion des buses situées sur la rampe de pulvérisation située à l'arrière du tracteur. L'image est, en temps-réel, analysée par un ordinateur afin d'identifier la végétation du reste de la scène puis de séparer les adventices de la culture. L'algorithme de traitement d'images repose sur une information spatiale exploitant un filtre de Gabor. Une fois la carte d'infestation réalisée, chaque électrovanne va être actionnée au bon moment et durant la bonne période. Cependant, l'utilisation d'algorithmes permettant de distinguer culture et adventices au sein d'une même image pose le problème majeur de la légitimité des résultats fournis par ces algorithmes et la solution réside en la comparaison entre la classification obtenue et une vérité terrain. Le travail nécessaire à l'établissement de cette vérité terrain est très fastidieux et contraint (les paramètres sont imposés par les conditions agronomiques) et ne permet pas une étude suffisamment poussée du comportement de ces outils.

### 1. Objectif de la thèse

L'objectif de cette thèse est donc de mettre au point une méthode d'évaluation simple et efficace pour vérifier, estimer et optimiser les performances des algorithmes de discrimination culture/adventices. Cette approche repose sur une modélisation réaliste de scènes agronomiques permettant un réglage des paramètres d'infestation (taux, distribution) et une connaissance exhaustive de la vérité terrain ainsi créée. Elle est innovante car aucune équipe de recherche n'a actuellement envisagé cette approche de modélisation pour estimer les performances de ces algorithmes dans le cadre d'une pulvérisation localisée.

---

<sup>1</sup> Tecnomat est implantée à Épernay et fait partie du groupe EXEL dirigé par M. Patrick Ballu.

## 2. Plan de la thèse

Le manuscrit est organisé en trois chapitres. Le premier (p.17) s'intéresse au contexte dans lequel s'inscrit ce travail, l'évolution de l'agriculture y sera abordée ainsi que l'intégration par les pouvoirs publics de réglementations imposant une réduction importante de l'emploi de produits phytosanitaires. Les possibilités offertes par l'imagerie pour identifier des plants de culture ou d'adventices seront également listées.

Le second chapitre (p.33) présente la modélisation de la scène. Il détaillera les paramètres agronomiques - concernant la culture et les adventices - pris en compte pour la réalisation du modèle. La modélisation de la scène agronomique sera discutée ainsi que sa transformation du repère monde au plan image pour simuler la prise de photographie. Enfin, ce chapitre sera clos par la validation du modèle développé en comparant les images réelles avec leur homologues virtuelles.

Le troisième chapitre (p.77) détaille trois algorithmes, basés sur la Transformée de Hough, permettant la discrimination culture/adventices. Ces trois algorithmes reposent sur une analyse en composantes connexes, une estimation de contours et une approche probabiliste. Les résultats de classification des algorithmes seront analysés et caractérisés à l'aide du modèle développé. Leurs performances seront discutées en fonction des caractéristiques des scènes (géométrie de la scène, taux d'infestation, distribution des adventices...) et leur implémentation en temps-réel sera envisagée.

Le quatrième chapitre (p.121) est dédié à l'apport de l'information spectrale pour ce modèle. En effet, même si les algorithmes de discrimination culture/adventices utilisent l'information spatiale les limites inhérentes forcent à envisager une approche spectrale. L'utilisation de la réflectance bidirectionnelle (BRDF) imposera une modélisation 3D du motif des plantes et du sol. Un modèle de motif en facettes polygonales sera détaillé et les modifications apportées par cette extension seront discutées. La composante radiométrique simulée pour les plantes (culture et adventices) et le sol repose sur l'utilisation des modèles PROSPECT et SOILSPECT nécessitant une connaissance précise des positions d'illuminant et d'observateur.

Enfin, une conclusion générale sur ce travail synthétisera l'ensemble des résultats obtenus au cours de cette thèse et proposera également l'utilisation de ce modèle pour d'autres utilisations. Également des perspectives sont présentées en terme de poursuite du travail.

## 3. Publications et valorisation

Les travaux présentés au cours de cette thèse ont fait l'objet de différentes publications à caractère scientifique :

### Revues Internationales à comité de lecture (4)

[RI 4]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2009. Assessment of an Inter-Row Weed Infestation Rate on simulated agronomic images. Computers and Electronics in Agriculture Vol 67 p.43-50. (Impact Factor :1.273 en 2008)

- [RI 3]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2009. Modelling agronomic images for weed detection. Application to the comparison of crop/weed discrimination algorithm performances. Precision Agriculture Vol 10 (1) p.1-15. (Impact Factor :1.327 en 2008)
- [RI 2]. Bossu J., Gée Ch., **Jones G.**, Truchetet F., 2009. Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images. Computers and Electronics in Agriculture Vol 65(1) p.133-143.
- [RI 1]. Gée Ch., Bossu J., **Jones G.**, Truchetet F., 2008. Crop/Weed discrimination in perspective agronomic images. Computers and Electronics in Agriculture, Vol 60/1, p.49-59. (Impact Factor :1.273 en 2008)

### Communications - Conférences Internationales avec actes (5)

- [CI 5]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2008. A spatial and spectral modelling of agronomic images. In: Proc. 9th International Conference on Precision Agriculture, Denver, CA-USA, 3-6 July.
- [CI 4]. Gée, Ch., Berret L., Chardon C., Bossu J., Guillemain JP., **Jones G.**, Truchetet, F., 2008. Feasibility study for a catadioptric bi-band imaging system. In: Proc. SPIE 20th Annual Symposium on Electronic Imaging Science and technology - "Machine Vision Applications in Industrial inspection XIV" – San Jose, USA, 26-31jan. Proc. SPIE Vol. 6813, 681306 (Feb. 26, 2008)
- [CI 3]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2007. Simulation of perspective agronomic images for an automatic weed detection by Hough transform. In: Proc. 6th European Conference on Precision Agriculture, J. Stafford (Eds.), Skiathos, Greece, 3-6 June, pp. 507-514.
- [CI 2]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2007 Simulation of agronomic images for an automatic evaluation of crop/weed discrimination algorithm accuracy. In: Proc. 8th International Conference on Quality Control by Artificial Vision (QCAV), SPIE, Le Creusot, France, 23-25mai. Vol 6356 Paper N°33.
- [CI 1]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2007. Crop/weed discrimination in simulated agronomic images. In:Proc. IS&T/SPIE 19th Annual Symposium on Electronic Imaging Science and technology – "Image Processing: Algorithms and Systems V" - San Jose, USA, 28jan-02fev. Proc. SPIE Vol. 6497, 64970E (Feb. 27, 2007)

### Communications - Conférences Nationales avec actes (2)

- [CN 2]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2007. Modélisation d'images agronomiques – Proceedings de la 20ième Conférence du COLUMA- Journées Internationales sur la lutte contre les Mauvaises Herbes, Dijon, France, 8-10 décembre.
- [CN 1]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2007. Modélisation de scènes agronomiques pour comparer et tester les performances d'algorithmes de discrimination d'adventices. MajecSTIC (MANifestation des Jeunes Etudiants Chercheurs du domaine des STIC)-Caen.- 29-30-31 octobre - **Prix du meilleur article**

### Articles de Vulgarisation (2)

- [AV 2]. Villette S., Gée Ch., Piron E., Bossu J., **Jones G.**, Martin R., Miclet D., Cointault F., Hijazi B., Paoli JN., 2009. Systèmes de vision numérique appliqués à la gestion des intrants en agriculture : vers le contrôle de la pulvérisation et de l'épandage. Revue Ub Sciences, Vol N°4 – juin, p.129-137.
- [AV 1]. Gée Ch., Bossu J., **Jones G.**, Truchetet F., 2008. Detecting crops and weeds in precision agriculture. Newsroom SPIE. Electronic Imaging & Signal processing. (DOI: 10.1117/2.1200809.1226).

### Séminaires Nationaux (3)

- [S 3]. Jones G., Gée Ch., Truchetet F., 2009. Modélisation de scènes agronomiques : utilisation et validation de distributions stochastiques d'adventices – **Séminaire GDR ISIS** - 4 mars 2009 - [Thème A - Traitement Statistique de l'Information](#). ENST, Paris - E800
- [S 2]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2008. Modélisation de scènes agronomiques pour tester et comparer les performances d'algorithmes de discrimination d'adventices. Forum des jeunes chercheurs de ED E2S 12 et 13 juin 2008. – (**2ème Prix de la meilleure communication**)
- [S 1]. **Jones G.**, Gée Ch., Truchetet F., 2008. Image processing for precision agriculture: spatial and spectral methods for a crop/weed discrimination. Séminaire Le2i – UMR 5558 – Le Creusot.

### Mémoires (1)

- [M 1]. -**Jones G.**, 2006. Mémoire de DEA de l'université de Bourgogne – Master 3I Spécialité STIC  
Sujet : Modélisation spatiale de populations végétales (culture+adventices) pour tester la robustesse des algorithmes de discrimination » - Soutenance en Juin.

# CHAPITRE I : INTRODUCTION

---

1. Évolution de l'agriculture .....	18
1.1. Cadre législatif.....	18
1.2. Des machines toujours plus grosses.....	20
1.3. Agriculture de Précision - Une course à la technologie.....	20
2. La pulvérisation : un désherbage chimique.....	21
2.1. Objectifs de la pulvérisation .....	21
2.2. Fonctionnement d'un pulvérisateur .....	22
2.3. Évolution du matériel .....	22
2.4. Cadre législatif.....	23
2.5. Qualité de la pulvérisation .....	24
3. L'apport de l'imagerie pour l'identification culture/adventices .....	24
3.1. Identification par imagerie spectrale.....	24
3.2. Identification par la forme .....	25
3.3. Autres méthodes d'identification .....	26
Conclusion .....	26
Références.....	28

---

## 1. Évolution de l'agriculture

En 1957 le traité de Rome pose les bases de la Politique Agricole Commune (PAC), ratifiée en 1962 et dont les objectifs sont d'accroître la productivité de l'agriculture, d'assurer un niveau de vie équitable à la population agricole, de stabiliser les marchés, de garantir la sécurité des approvisionnements et d'assurer des prix raisonnables aux consommateurs.

De cette politique résulte un accroissement très important de la productivité, lié à l'utilisation d'intrants (produits fertilisants ou phytosanitaires) ou à de nouvelles technologies facilitant la culture et permettant cette forte augmentation de la production. C'est à partir de 1992 et de la réforme de la PAC - transformant le système d'aide à la production en un système d'aide au revenu - que la course à la productivité s'est arrêtée, c'est également à ce moment que la protection de l'environnement est apparue dans la PAC. La pression exercée par l'agriculture intensive sur la nature devenant de plus en plus préoccupante, nos sociétés ont fait de la défense de l'environnement une partie intégrante du développement agricole. En effet, en 1999, la nouvelle réforme de la PAC définit les nouvelles conditions d'attribution d'aides et les conditionne à un respect d'exigences environnementales.

Parallèlement à cela, l'Europe se fait de plus en plus exigeante sur les conditions de culture et impose des mesures de plus en plus lourdes afin de préserver l'environnement, comme nous allons le voir ci-après.

Par ailleurs, il faut noter que depuis de nombreuses années, le nombre d'agriculteurs en Europe ne cesse de baisser sans entraîner une réduction du nombre de surfaces agricoles. Chaque agriculteur voit donc sa part de travail augmenter d'années en années forçant les constructeurs de matériels agricoles à constamment trouver de nouvelles solutions techniques et innovantes visant non seulement à le soulager de cette charge mais aussi intégrant ce nouvel aspect environnemental.

### 1.1. Cadre législatif

L'Union Européenne a, depuis le début des années 80, décidé d'encadrer l'utilisation des produits phytosanitaires (ou pesticides, regroupant les herbicides, les fongicides et les insecticides) afin de réduire leur impact avéré sur l'environnement et la santé humaine. Cet encadrement s'est fait, entre autre, à l'aide de normes instaurant des teneurs maximales en pesticides pour l'eau potable et les aliments. De plus, les réformes successives de la Politique Agricole Commune (PAC) ajoutent à l'accroissement de la productivité des préoccupations environnementales. L'homologation des produits phytosanitaires est également durci par des critères toxicologiques et écotoxicologiques plus contraignants (Directive 91/414/CE). Ce durcissement entraîne d'ailleurs chaque année le retrait du marché de nombreuses molécules.

La directive cadre sur l'eau, adoptée en 2000, impose aux États-membres de l'UE de parvenir d'ici 2015 à un "bon état" écologique et chimique de leurs "masses d'eau". Les pesticides, grands pollueurs des "masses d'eau" sont visés par cette directive et le sont encore plus par la très récente directive cadre sur l'utilisation durable des pesticides (janvier 2009). A plus long terme, le plan Ecophyto 2018 projette une réduction de 50% des produits phytosanitaires en développant et en accélérant la diffusion

de méthodes alternatives. Ce plan (Paillot, 2008)<sup>2</sup> comprend 8 axes déclinés en 105 actions qui permettront d'améliorer la gestion de l'usage de ces produits, de former les acteurs à en réduire et à en sécuriser l'utilisation, etc.

Le cadre législatif oriente donc très fortement les différents acteurs vers une réduction des produits phytosanitaires. Les herbicides sont parmi les produits phytosanitaires les plus utilisés et représentaient près de 47% des ventes mondiales de ces produits (Fig. I.1). Les objectifs de réduction énoncés précédemment impactent donc fortement cette classe de produit.

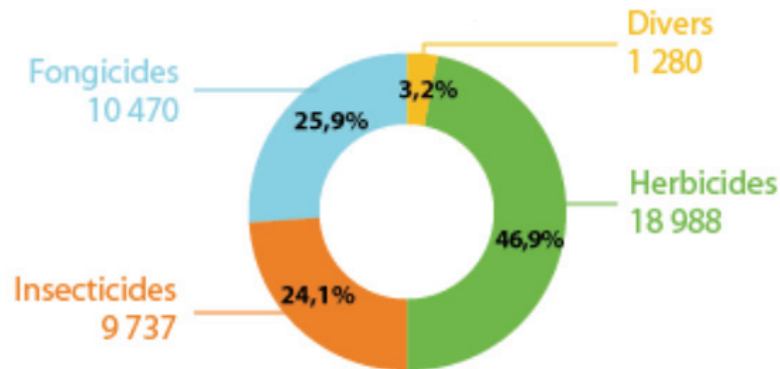


Fig. I.1 : Répartition mondiale des ventes de produits phytosanitaires en fonction du type de produit en million de dollars, source : (UIPP, 2009).

Parmi les plus gros consommateurs de produits phytosanitaires, 4<sup>e</sup> mondial et 1<sup>er</sup> en Europe en 2008 - (UIPP, 2009), la France est maintenant très concernée par la réduction de l'utilisation de ces produits. Malgré cela leur utilisation ne baisse que très peu depuis 2001 et voit même une augmentation depuis 2006 (Fig. I.2).

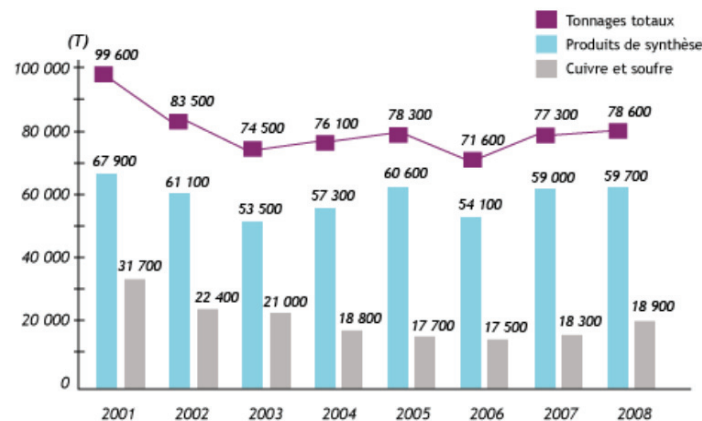


Fig. I.2 : Évolution des tonnages de substances actives vendues en France entre 2001 et 2008, source : (UIPP, 2009)

<sup>2</sup> <http://agriculture.gouv.fr/sections/magazine/focus/phyto-2018-plan-pour>



## 1.2. Des machines toujours plus grosses

La pratique d'une agriculture intensive a créé des conditions de travail favorisant les grosses exploitations et les grandes parcelles. La baisse du nombre d'agriculteurs en Europe a également contribué à des exploitations agricoles toujours plus grandes et face à cette augmentation, les constructeurs de matériels agricoles se sont mis à construire des modèles de plus en plus grands et sophistiqués afin de simplifier au maximum le travail nécessaire sur l'exploitation agricole.

C'est ainsi qu'actuellement il est possible de trouver sur le marché des épandeurs permettant un épandage régulier jusqu'à 32m. Concernant la pulvérisation ce sont des rampes de plus de 42m qui sont maintenant disponibles (Fig. I.3). Cependant, bien que ces machines permettent d'atteindre des débits de chantier beaucoup plus importants que par le passé avec des vitesses de 10km/h, il est évident que pour maintenir la qualité et la précision de celles-ci, les constructeurs ont recours de plus en plus à de la haute technologie afin d'assister l'agriculteur dans son travail.



*Fig. I.3 : Les pulvérisateurs Automoteur Laser 4240 (à gauche) et traîné Fortis Evolution (à droite) par Tecnomat proposent des rampes jusqu'à 42m et peuvent contenir plus de 4 000 litres de bouillie (eau+produit phytosanitaire) (Tecnomat, 2009).*

## 1.3. Agriculture de Précision - Une course à la technologie

C'est peu avant les années 90 que l'agriculture de précision (AP) a réalisé ses premiers pas aux États-Unis suite à une constatation qui établira les bases de l'agriculture de précision : l'existence de la variabilité intra-parcellaire. Cette variabilité se traduisant par des rendements fluctuants au sein d'une même parcelle, il fut décidé de moduler en conséquence les apports d'intrants fertilisants (P et K) afin d'optimiser la récolte. Le mouvement était lancé et soutenu par une volonté d'obtenir des rendements toujours plus importants. L'avènement de ce mouvement fut atteint grâce à l'émergence de nouvelles technologies permettant une acquisition et une gestion simplifiée des nombreuses données relatives à la mise en place de ces techniques. En effet, si la variabilité intra-parcellaire était déjà constatée depuis de nombreuses années, les outils permettant de la cartographier, d'estimer ces différences finement n'existaient pas encore ! Cette absence rendait le travail préalable à la modulation des intrants trop important pour que le gain de production comble ces nouvelles dépenses. La démocratisation de la micro-informatique à des coûts raisonnables et l'apparition conjointe de systèmes de localisation (GPS - Global Positioning System), de représentation spatiale de données (SIG - Système d'Information

Géographique) et de capteurs de tout type (vision, vitesse, rendement...) a permis une acquisition et une représentation des informations qui faisaient, jusque alors, défaut.

Bien que lente et sujet à des verrous socio-économiques, technologiques et agronomiques, l'adoption de l'agriculture de précision ne cessera de se généraliser. Les recherches dans ce domaine sont de plus en plus nombreuses et multidisciplinaires, allant de la proxidtection (in-situ) à la télédétection.

Plusieurs centres d'intérêts au sein de l'agriculture de précision se distinguent : la variabilité des sols et des cultures, la caractérisation et la prédiction des rendements et de la qualité des récoltes, la caractérisation et la modulation des intrants et la détection ainsi que la gestion des adventices, maladies et autres stress. Ces différents domaines sont très souvent associés au sein d'une même recherche (la gestion et la modulation d'intrants reposent très souvent sur la variabilité des sols) ce qui ne permet pas tout le temps une classification aisée.

A ces centres d'intérêts viennent se greffer des techniques issues des STIC<sup>3</sup>, ce qui multiplie les possibilités de recherche. Ce qui a été le point de départ de l'agriculture de précision est toujours d'actualité et a ouvert la voie à de nouveaux sujets d'étude mettant plus en avant l'aspect environnement et biodiversité de la nature plutôt que l'aspect profit.

## **2. La pulvérisation : un désherbage chimique**

### **2.1. Objectifs de la pulvérisation**

La présence d'adventices (ou mauvaises herbes) au sein de cultures entraîne une compétition entre les plantes pour l'ensoleillement, l'eau et les matières nutritives impliquant une baisse potentielle de rendement. En effet, la culture ne disposant pas des conditions optimales pour se développer, sa croissance sera ralentie et sa productivité nettement réduite.

La gestion des adventices a toujours été au cœur des pratiques agricoles avec, par exemple, la rotation culturale qui permet de rompre le cycle vital des organismes nuisibles au développement optimal de la culture. Cette pratique est basée sur le fait que les adventices présentes en champ sont liées à la culture, par exemple, les graminées (vulpin...), fréquentes lors d'une culture de type céréalières sont, au contraire, très bien gérées dans une culture de colza ou de pois. Cette rotation consiste également à alterner, sur une même parcelle, des cultures ayant différents besoins en apports nutritionnels qu'elles puisent dans le sol. Le choix des cultures va permettre de conserver ou d'améliorer la fertilité d'un sol, mis à mal par la culture intensive d'une même plante. La qualité des sols est également touchée par cette pratique, les différents systèmes racinaires des plantes ont un impact sur la structure des sols et le choix des cultures entrant dans cette rotation limite le compactage ou la dégradation des sols. Oubliée depuis l'avènement d'une agriculture intensive qui entraîna la mise en place de monocultures, la rotation des cultures est maintenant reconsidérée au sein d'un ensemble de pratiques culturales permettant une meilleure gestion des parcelles avec un apport réduit d'intrants chimiques (engrais, herbicides...).

---

<sup>3</sup> STIC : Sciences et Techniques de l'Information et de la Communication

Malgré ce type de pratique, la présence d'adventices reste une problématique importante dans la gestion d'une parcelle et la concurrence qu'elle induit est un sujet de recherche largement étudié en agronomie, notamment par l'UMR BGA<sup>4</sup>. Ces études montrent l'importance de cette compétition culture/adventices et mentionnent que les adventices représentent un risque pour la culture lors des 15 jours suivant le semis (Granger et Guillemain, 2004; Guillemain et al., 2004; Thomas et al., 2004). Ceci explique que la pulvérisation ait lieu avant l'émergence ou dès le plus jeune âge de la culture.

Cette concurrence entre culture et adventices se doit d'être limitée au maximum afin d'en réduire les effets néfastes, c'est l'objectif de la pulvérisation d'herbicides. Cette pulvérisation peut être effectuée avant même l'apparition des plantes (le terme de « pré-émergence » est alors utilisé) ou après celle-ci (post-émergence) et cible le système foliaire et/ou racinaire des adventices afin de les détruire.

## 2.2. Fonctionnement d'un pulvérisateur

Les pulvérisateurs utilisés en grande culture pour réaliser les traitements phytosanitaires sont équipés d'une rampe horizontale (Fig. I.4) qui sert de support à une série de buses régulièrement espacées. La bouillie préparée dans la cuve est conduite sous pression jusqu'aux buses d'où elle s'échappe sous forme d'un jet aspergeant le sol et la végétation en place. Traditionnellement, la pulvérisation du produit est réalisée de manière simultanée sur toute la largeur de la rampe.



Fig. I.4 : Photo d'un pulvérisateur attelé à un tracteur.

## 2.3. Évolution du matériel

La pulvérisation d'herbicides a subi de nombreuses avancées durant les dernières décennies, tant au niveau du matériel employé que des substances actives utilisées. Les firmes (telles Bayer (BayerCropScience, 2009), Monsanto (Monsanto, 2009) ou Syngenta (Syngenta, 2009)) qui commercialisent ces produits ont développé des gammes très larges permettant la gestion de tout type d'infestation. De plus, les herbicides sont maintenant sélectifs : ils ont été conçus afin de cibler une classe, une famille, voire une variété de plante. Cette sélectivité permet une utilisation des herbicides sur une parcelle cultivée sans impact sur la culture touchée par les produits pulvérisés. Suite à la ré-

<sup>4</sup> UMR INRA-AgroSup Dijon : Biologie et Gestion des Adventices

homologation (dont nous parlerons plus tard) introduite par l'Union Européenne, de nombreuses molécules sont interdites à la vente chaque année du fait de leur toxicité.

Concernant le matériel, de nombreuses évolutions sont également constatées. Dès le début des années 1980, on voit apparaître des systèmes de régulation du débit de pulvérisation. Barthelemy (Barthelemy et al., 1990) distingue différents systèmes de régulation destinés à maintenir un volume/ha constant, du régulateur à pression constante pour lequel une vitesse constante est nécessaire au régulateur à débit proportionnel électronique qui prend en compte la vitesse d'avancement, le régime d'entraînement de la pompe ou la largeur de la rampe pour proposer un volume pulvérisé constant.

La dérive est également un phénomène problématique : les gouttelettes d'herbicides sont emportées par le vent avant d'avoir pu atteindre les plantes, ce qui cause à la fois un problème d'efficacité et un problème environnemental. Dorénavant, des buses dites "anti-dérive" permettent de contrôler la taille des gouttelettes et donc de limiter les effets de la dérive sur la pulvérisation.

Plus récemment, la gestion de la pulvérisation s'est trouvée assistée par un système de navigation par satellites, le GPS, ce qui permet une modulation bien plus précise du volume pulvérisé. Différentes approches ont été développées, l'une d'elles permet l'utilisation d'une carte de préconisation de pulvérisation : réalisée au préalable et contenant les volumes à pulvériser en fonction des zones, ce couplage permet une modulation de la pulvérisation en fonction de l'infestation des zones. Une autre approche, utilisant également le GPS permet d'empêcher le cumul de doses pulvérisées sur une même zone lors de passages successifs.

Aussi, si ces développements techniques permettent un contrôle bien plus précis de la pulvérisation pour réduire la doses pulvérisées ils doivent tenir compte des restrictions imposées par les pouvoirs publics.

## 2.4. Cadre législatif

En décembre 2006, la loi sur l'eau et les milieux aquatiques (LEMA) instaure le contrôle obligatoire des pulvérisateurs en service à partir du 1<sup>er</sup> janvier 2009. Ce contrôle a été instauré afin de vérifier et d'imposer le bon état des pulvérisateurs et d'en limiter l'impact environnemental. En effet, un pulvérisateur défectueux est moins efficace tout en étant potentiellement plus dangereux pour l'environnement en ciblant moins bien son action.

Les pulvérisateurs devront être contrôlés tous les cinq ans et, si le contrôle le requiert, réparés dans les quatre mois suivants le contrôle. Il est possible d'effectuer des contrôles volontaires auprès de différents organismes (Chambres d'Agricultures, Fédérations Régionales ou Départementales des Coopératives d'Utilisation du Matériel Agricole...). Le protocole de contrôle est défini par les normes EN 13790 1 et 2, il stipule la vérification d'un certain nombre de points permettant de s'assurer de la conformité de l'appareil (précision du manomètre de travail, écart de pression entre les tronçons, débit des buses, déformation de la rampe...). Le site du CRODIP<sup>5</sup> recense un grand nombre d'informations concernant ce contrôle.

---

<sup>5</sup> <http://www.crodip.fr/le-controle-pulverisateur.php>

Cette obligation se voit maintenant renforcée par la directive cadre sur l'utilisation durable des pesticides qui prévoit un contrôle obligatoire des pulvérisateurs tous les trois ans en plus d'une certification des pulvérisateurs neufs.

## **2.5. Qualité de la pulvérisation**

La pulvérisation consiste à transformer un volume de bouillie (eau + produit phytosanitaire) en gouttelettes. Les gouttelettes ainsi obtenues doivent être réparties sur la cible en nombre adapté au mode d'action du produit et y être réparties de façon homogène en limitant les pertes et la pollution entraînées dans l'air (dérive), dans l'eau (accidentelle ou ruissellement), dans le sol (mauvais positionnement ou ruissellement).

Une bonne pulvérisation est le résultat croisé d'un ensemble de facteurs, le pulvérisateur se doit d'être adapté, entretenu et réglé en fonction de l'application prévue, ses buses doivent être en bon état, la dose de produit doit correspondre aux normes et adaptée à l'infestation de la parcelle cultivée et, enfin, les conditions climatiques sont extrêmement importantes et doivent être prises en compte pour obtenir une pulvérisation optimale.

La qualité de la pulvérisation est également définie par la taille des gouttelettes, trop petites (<100µm) celles-ci seront trop susceptibles à la dérive et à l'évaporation, trop grosses (>400µm) elles impliqueront un phénomène de lessivage et de ruissellement.

## **3. L'apport de l'imagerie pour l'identification culture/adventices**

Partant du principe qu'une identification automatique des plantes permettrait une action mieux ciblée, nombreuses sont les équipes de recherche travaillant sur l'identification d'adventices au sein de parcelles cultivées à l'aide de l'imagerie numérique pour la discrimination culture/adventices. Quelques exemples sont présentés ci-après.

Au sein d'une image, l'identification de plantes peut se faire à partir de leurs diverses propriétés, leur signature spectrale est une d'elles.

### **3.1. Identification par imagerie spectrale**

C'est dans les années 70 que les chercheurs se sont intéressés aux propriétés optiques des plantes et des sols notamment mettant en évidence des disparités dans la réflectances des plantes et des sols (Woebbecke, 1995a&b) . Certains se sont concentrés sur la polarisation de la lumière réfléchiée par plantes (Grant et al., 1993) et sur la composition de cette lumière constituée d'une composante spéculaire et d'une autre diffuse (Vanderbilt et al., 1985). Enfin, plus récemment, d'autres ce sont intéressée à la fluorescence des plantes (Latouche, 2000; Cerovic et al., 2002) permettant de caractériser la composition moléculaires des feuilles permettant le développement de capteurs optiques (pince multiplex) pour la maturation du raisin (Cerovic et al., 2008). La composante infrarouge

thermique du spectre de réflectance des plante a permis également de mettre en évidence des stress hydrique chez les végétaux (Luquet, 2002) ou des maladies chez le blé (Lili, 1989).

Dès le début des années 1990, Felton et McCloy (Felton et McCloy, 1992; Felton, 1995) utilisent la réponse spectrale des végétaux pour une détection des plantes en vue d'une pulvérisation localisée. Le système *DetectSpray*, l'un des systèmes les plus connus, permet une pulvérisation localisée utilisant un capteur placé dans l'inter-rang pour détecter les adventices et les traiter. Basé sur la différence entre la réponse spectrale du sol et de la plante, ce système ne peut que détecter la présence de végétation et non l'identifier. Actuellement, le *Weedseeker* est un système commercialisé par Ntech Industries<sup>6</sup> et qui repose sur cette approche. Bien que ce système repose uniquement sur l'utilisation de deux longueurs d'onde (infrarouge et vert), d'autres systèmes d'imagerie multispectrale ont été développés en laboratoire (Martin-Chefson, 1999; Vioix, 2004).

Bien sûr des traitements supplémentaires peuvent être utilisés (seuls ou en combinaison) afin de rendre cette détection culture/adventice meilleure. Parmi elles, la reconnaissance de forme est utilisée par de nombreux auteurs.

### 3.2. Identification par la forme

La forme des plantes est également une information déterminante pour permettre leur identification, de nombreux auteurs se sont intéressés à ce critère de discrimination. Parmi eux, Tian (Tian et al., 1997) a étudié la possibilité de reconnaître des adventices au sein d'une culture de tomates, lorsque les feuilles des plantes ne se superposent pas, des taux de bonne détection de 65 à 78% ont été relevés. Un autre système de détection d'adventices dans des cultures de tomates a été développé par Lee (Lee et al., 1999), utilisant également la forme des feuilles (l'aire, l'axe majeur, l'axe mineur, le centre, le rapport aire/longueur...) pour réaliser la discrimination et embarqué sur un robot chargé de détruire les adventices détectés. Avec 73,1% de bonne détection concernant les tomates et 68,8% pour les adventices, ses résultats sont néanmoins très variables et il conclut à une grande diversité dans la forme des feuilles ce qui complique le choix des critères de reconnaissance. Concernant l'identification de plantes dans une culture céréalière, Pérez (Pérez et al., 2000) a étudié l'usage combiné de la forme et de la couleur. De 75% de bonne détection, pour les adventices, en utilisant seulement la couleur, un taux de réussite de 85% est obtenu lorsque l'information de forme est employée, l'auteur envisage d'ailleurs l'utilisation de sa méthode pour une pulvérisation localisée. Lu (Lu, 2003) utilise une segmentation associant couleur et forme des feuilles pour identifier les feuilles d'oignons et celles d'adventices. Manh (Manh, 2001; Manh et al., 2001) a, quant à elle, utilisé des modèles déformables afin de reconnaître les adventices. Ce modèle, basé sur des connaissances à priori, consiste à faire correspondre un modèle paramétrique aux contours d'une feuille, les résultats obtenus sont encourageants avec 84% de bonne détection et, surtout, la possibilité d'identifier les feuilles en partie occultées. De Mezzo (De Mezzo, 2004) utilise également des modèles déformables utilisant des courbes de Bézier. Les contours d'une feuille sont représentés par plusieurs courbes de Bézier et comparées à des modèles pour en caractériser la nature, les résultats obtenus sont concluants mais montrent les limites de l'algorithme employé concernant les feuilles occultées. Plus récemment, des modèles de forme actifs (*Active Shape Model*) ont été utilisés (Søgaard, 2005; Persson et Åstrand, 2008) et reposent sur la caractérisation de modèles statistiques par une base d'images d'apprentissage.

---

<sup>6</sup> <http://www.ntechindustries.com>

Une fois ce modèle caractérisé, les points caractéristiques sont issus des images à tester et les modèles sont déformés jusqu'à ce qu'ils correspondent. De très bons résultats ont été obtenus pour cette méthode, avec des taux de classification correcte entre 80 et 92%, en fonction des bases d'images utilisées pour l'apprentissage.

D'autres méthodes ont également été envisagées pour identifier des plantes.

### 3.3. Autres méthodes d'identification

Zhang et Chaisattapagon (Zhang et Chaisattapagon, 1995) ont, par exemple, étudié des méthodes utilisant une analyse de couleur, de forme ou de texture pour réaliser la classification. Les réseaux de neurones ont également été souvent employés pour réaliser l'identification de plantes (Burks et al., 2000a; Burks et al., 2000b; Cho et al., 2002; Yang et al., 2002; Aitkenhead et al., 2003; Burks et al., 2005) tout comme les SVM<sup>7</sup> (Chapron et Assemat, 2005). L'information texturale (Tang et al., 1999; Burks et al., 2000a; Tang et al., 2000; Dryden et al., 2003) ou encore la morphologie mathématique (Lu et al., 2001a; Lu et al., 2001b; Lu, 2003) ont également été abordés mais toujours pour une culture spécifique.

Une connaissance à priori a également été beaucoup utilisée pour identifier les adventices : la disposition en rangs des cultures. Parmi les auteurs ayant étudié cette piste, Hemming et Rath (Hemming et Rath, 2001 & 2002) ont développé une méthode utilisant la transformée de Hough pour détecter les rangs de culture puis une méthode de *clustering* pour isoler les plantes. De nombreuses équipes ont utilisé cette information (Marchant, 1996; Hague et al., 1997; Søggaard et Olsen, 1999; Søggaard et Heisel, 2003; Åstrand et Baerveldt, 2005; Leemans et Destain, 2006a; Leemans et Destain, 2006b) pour détecter les adventices au sein d'une parcelle. Au sein de notre laboratoire, Bossu, Gée et Vioix (Vioix et al., 2002; Vioix et al., 2003; Vioix, 2004; Bossu, 2007; Gée et al., 2008; Bossu et al., 2009) ont également utilisé l'information spatiale pour discriminer la culture présente dans des parcelles cultivées.

## Conclusion

Comme nous avons pu le remarquer, nombreuses sont les équipes de recherche à avoir développé des algorithmes de discrimination culture/adventices dans le cadre de la pulvérisation soit pour du temps réel (traitement de l'image et ouverture de buse au même moment) ou en post-traitement. Pour mener à bien l'étude sur l'efficacité des algorithmes de discrimination culture/adventices dans le but de choisir l'algorithme le mieux adapté pour une situation donnée (taux d'adventices) ou pour une culture particulière (blé, tournesol, maïs), les méthodes les plus couramment utilisées nécessitent un travail fastidieux. Parmi celles-ci, nous noterons celles qui consistent à comparer les résultats de discrimination d'un algorithme à une vérité de terrain via un comptage manuel des plantes sur le terrain. Il s'agit ensuite de vérifier que la densité (nombre de pieds/m<sup>2</sup>) de plantes (adventice ou culture) estimée par l'algorithme correspond à celle mesurée par l'opérateur. Une autre approche tout aussi fastidieuse serait de comparer pixel à pixel les résultats de l'algorithme avec une analyse visuelle

---

<sup>7</sup> Support Vector Machine

des images : l'opérateur sépare manuellement les pixels de végétation en 2 classes : culture et adventices ; l'image initiale servant de référence. Face à la masse de données à traiter (des milliers d'images) pour tester en détail le comportement des différents algorithmes, les méthodes préalablement décrites sont inenvisageables. La solution retenue et qui est l'objet de cette thèse, réaliser des images virtuelles modélisant les scènes agronomiques photographiées par un système optique. Ces images aux paramètres connus (nombre de plants de culture, d'adventices, taux d'infestation) vont pouvoir être utilisées afin de tester les capacités de ces algorithmes.



## Références

- Aitkenhead, M. J., Dalgetty, I. A., Mullins, C. E., McDonald, A. J. S. et Strachan, N. J. C. (2003).** "Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods." Computers and Electronics in Agriculture **39**(3): 157-171.
- Åstrand, B. et Baerveldt, A. J. (2005).** "A vision based row-following system for agricultural field machinery." Mechatronics **15**: 251-269.
- Barthelemy, P., Boisgontier, D., Jouy, L. et Lajoux, P. (1990).** Choisir les outils de pulvérisation, I. des Céréales et des Fourrages Eds. Publié par ITCF (Institut Technique des Céréales et des Fourrages). %()
- BayerCropScience. (2009).** "Site Web." Dernier accès le 20 aout 2009, 2009, depuis <http://www.bayercropscience.fr/>.
- Bossu, J. (2007).** Segmentation d'images pour la localisation d'adventices. Application à la réalisation d'un système de vision pour une pulvérisation spécifique en temps réel. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Bossu, J., Gée, C., Jones, G. et Truchetet, F. (2009).** "Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **65**(1): 133-143.
- Burks, T. F., Shearer, S. A., Gates, R. S. et Donohue, K. D. (2000a).** "Backpropagation neural network design and evaluation for classifying weed species using color image texture." Transactions of the ASAE **43**(4): 1029-1037.
- Burks, T. F., Shearer, S. A., Heath, J. R. et Donohue, K. D. (2005).** "Evaluation of neural-network classifiers for weed species discrimination." Biosystems Engineering **91**(3): 293-304.
- Burks, T. F., Shearer, S. A. et Payne, F. A. (2000b).** "Classification of weed species using color texture features and discriminant analysis." Transactions of the ASAE **43**(2): 441-448.
- Cerovic, Z. G., Moise, N., Agati, G., Latouche, G., Ben Ghazlen, N. et Meyer, S. (2008).** "New portable optical sensors for the assessment of winegrape phenolic maturity based on berry fluorescence." Journal of Food Composition and Analysis.
- Cerovic, Z. G., Ounis, A., Cartelat, A., Latouche, G., Goulas, Y., Meyer, S. et Moya, I. (2002).** "The use of chlorophyll fluorescence excitation spectra for the non-destructive in situ assessment of UV-absorbing compounds in leaves." Plant, Cell & Environment **25**(12): 1663-1676.
- Chapron, M. et Assemat, L. (2005).** Classification de végétaux par SVM. GRETSI, Louvain-la-Neuve, Belgique.
- Cho, S. I., Lee, D. S. et Jeong, J. Y. (2002).** "Weed-plant Discrimination by Machine Vision and Artificial Neural Network." Biosystems Engineering **83**(3): 275-280.

- De Mezzo, B. (2004).** Reconnaissance d'objets par la génération d'hypothèses de modèles de forme appliquée à l'extraction des feuilles de plantes dans des scènes naturelles complexes. CEMAGREF. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université de Montpellier II.
- Dryden, I. L., Scarr, M. R. et Taylor, C. C. (2003).** "Bayesian texture segmentation of weed and crop images using reversible jump Markov chain Monte Carlo methods." Applied Statistics: 31-50.
- Felton, W. L. (1995).** Commercial progress in spot spraying weeds. Brighton Crop Protection Conference
- Felton, W. L. et McCloy, K. R. (1992).** "Spot spraying." Agricultural Engineering **11**: 26-29.
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G. et Truchetet, F. (2008).** "Crop/weed discrimination in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **60**(1): 49-59.
- Granger, S. et Guillemain, J. P. (2004).** Impact of the morphology of two weed species on maize growth. douzième colloque international sur la biologie des mauvaises herbes, Dijon, France.
- Grant, L., Daughtry, C. S. T. et Vanderbilt, V. C. (1993).** "Polarized and specular reflectance variation with leaf surface features." Physiologia Plantarum **88**(1): 1-9.
- Guillemain, J. P., Thomas, J. M. et Granger, S. (2004).** Effect of intraspecific competition on energy conversion of amaranthus retroflexus L. douzième colloque international sur la biologie des mauvaises herbes, Dijon, France.
- Hague, T., Marchant, J. A. et Tillett, D. (1997).** "A system for plant scale husbandry." Precision Agriculture,: 635-642.
- Hemming, J. et Rath, T. (2001).** "Computer vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting." J. agric. Engng Res. **78**(3): 233-243.
- Hemming, J. et Rath, T. (2002).** "Image Processing for Plant Determination Using the Hough Transform and Clustering Methods." European Journal of Horticultural Science **67**(1): 1-10.
- Latouche, G. (2000).** Fluorescence bleu-verte variable des végétaux. Variations photo-induites de la fluorescence du NADPH chloroplastique. Thèse de Doctorat, Paris, Université Paris 6.
- Lee, W. S., Slaughter, D. C. et Giles, D. K. (1999).** "Robotic weed control system for tomatoes." Precision Agriculture **1**(1): 95-113.
- Leemans, V. et Destain, M.-F. (2006a).** "Application of the Hough Transform for Seed Row Localisation using Machine Vision " Biosystems Engineering **94**(3): 325-336.
- Leemans, V. et Destain, M. F. (2006b).** "Line cluster detection using a variant of the Hough transform for culture row localisation." Image and Vision Computing **24**(5): 541-550.
- Lili, Z. (1989).** Comportement hydrique de couverts végétaux et radiothermométrie: application à la télédétection de stress pathologique. Thèse de Doctorat, Rennes, ENSAR.

- Lu, J.-W. (2003).** Segmentation d'images couleurs et application à la séparation des oignons et des adventices. ENESAD. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Lu, J.-W., Gouton, P., Coquille, J.-C., Ma, C. et Guillemain, J.-P. (2001a).** Using small region to distinguish onion from weeds in field. Visualization, Imaging and Image Processing, IASTED International Conference. IASRED, Marbella, Spain, 3-5 septembre.
- Lu, J.-W., Ma, C., Zuo, C., Guillemain, J.-P., Gouton, P. et Coquille, J. C. (2001b).** "Distinguishing onions and weeds in field by using color image." Transaction of the CSAE 17(5): 153-158.
- Luquet, D. (2002).** Suivre de l'état hydrique des plantes par infrarouge thermique-analyse expérimentale et modélisation 3d de la variabilité des températures au sein d'une culture en rang de cotonniers. Thèse de Doctorat, Paris, INAPG.
- Manh, A. G. (2001).** Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université des Sciences et Techniques du Languedoc.
- Manh, A. G., Rabatel, G., Assemat, L. et Aldon, M. J. (2001).** "Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates." Journal of Agricultural Engineering Research 80(2): 139-146.
- Marchant, J. (1996).** "Tracking of row structure in three crops using image analysis." Computers and Electronics in Agriculture 15: 161-179.
- Martin-Chefson, L. (1999).** Détection des adventices dans les cultures céréalières par traitement de l'image multispectrale. Thèse de Doctorat, Cergy-Pontoise, Université de Cergy-Pontoise.
- Monsanto. (2009).** "Site Web." Dernier accès le 15 juillet 2009, depuis <http://www.monsanto.fr/>.
- Paillotin, G. (2008).** Rapport final du président du comité opérationnel «Ecophyto 2018», Rapport officiel, Ministère de l'agriculture et de la Pêche.
- Pérez, A. J., Lopez, F., Benlloch, J. V. et Christensen, S. (2000).** "Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields." Computers and electronics in agriculture 25(3): 197-212.
- Persson, M. et Åstrand, B. (2008).** "Classification of crops and weeds extracted by active shape models." Biosystems Engineering 100(4): 484-497.
- Søgaard, H. T. (2005).** "Weed classification by active shape models." Biosystems engineering 91(3): 271-281.
- Søgaard, H. T. et Heisel, T. (2003).** "Determination of crop rows by image analysis without segmentation." Computers and Electronics in Agriculture 38: 141-158.
- Søgaard, H. T. et Olsen, H. J. (1999).** "Crop row detection for cereal grain." Precision Agriculture 99(1): 181-190.
- Syngenta. (2009).** "Site Web." Dernier accès le 25 juillet 2009, depuis <http://www.syngenta-agro.fr>

- Tang, L., Tian, L. et Steward, B. L. (2000).** "Color image segmentation with genetic algorithm for in-field weed sensing." Transactions of the ASAE **43**(4): 1019-1028.
- Tang, L., Tian, L. F., Steward, B. L. et Reid, J. F. (1999).** "Texture-based weed classification using Gabor wavelets and neural network for real-time selective herbicide applications." Transactions of the ASAE **99**(3036).
- Tecnomat. (2009).** "Gamme GC." Dernier accès le 8 août 2009, depuis <http://www.tecnoma.com/info-concessionnaire-89/gammes-gc.html>.
- Thomas, J. M., Guillemin, J. P. et Granger, S. (2004).** Evaluation of intraspecific competition for *amaranthus retroflexus* L. douzième colloque international sur la biologie des mauvaises herbes, Dijon, France.
- Tian, L., Slaughter, D. C. et Norris, R. F. (1997).** "Outdoor field machine vision identification of tomato seedlings for automated weed control." Transactions of the ASAE **40**(6): 1761-1767.
- UIPP. (2009).** "Les chiffres clés 2008-2009." Dernier accès le 20 juillet 2009, depuis <http://www.uipp.org/Chiffres-cles/Campagne-agricole-2008-2009>.
- Vanderbilt, V. C., Grant, L., Biehl, L. L. et Robinson, B. F. (1985).** "Specular, diffuse, and polarized light scattered by two wheat canopies." Applied optics **24**(15): 2408-2418.
- Vioix, J. (2004).** Conception et réalisation d'un dispositif d'imagerie multispectrale embarqué : du capteur aux traitements pour la détection d'adventices. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Vioix, J. B., Douzals, J. P. et Truchetet, F. (2003).** "Development of a spatial method for weed detection and localization." Applications in Industrial Processing **5266**: 168-178.
- Vioix, J. B., Douzals, J. P., Truchetet, F., Assemat, L. et Guillemin, J. P. (2002).** "Spatial and spectral methods for weed detection and localization." Eurasip Journal on Applied Signal Processing **7**: 679-685.
- Yang, C. C., Prasher, S. O., Landry, J. et Ramasway, H. S. (2002).** "Development of Neural Networks for Weed Recognition in Corn Fields " Transaction of the ASAE **45**(3): 859-864.
- Zhang, N. et Chaisattapagon, C. (1995).** "Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision." Transactions of the ASAE **38**(3): 965-974.



## CHAPITRE II : LE MODELE

---

Introduction.....	34
1. Modélisation.....	35
1.1. État de l'art .....	35
1.1.1. Croissance de plantes : visualisation .....	35
1.1.2. Préconisation ou simulation d'une information agronomique .....	36
1.1.3. Modèles de compétition .....	36
1.2. Cahier des charges .....	37
1.3. Modélisation de la culture .....	39
1.4. Modélisation des adventices .....	40
1.4.1. Distribution uniforme : Loi de Poisson .....	41
1.4.2. Distribution agrégative : Processus de Neyman-Scott .....	44
1.4.3. Distribution Mixte .....	44
1.5. Obtention de la scène complète .....	45
2. Système optique : du champ à la photographie.....	46
2.1. Le sténopé.....	47
2.2. Dimensions du champ.....	48
2.3. Transformation matricielle .....	48
2.4. Données conservées.....	50
3. Validation du modèle.....	51
3.1. Validation du sténopé .....	51
3.2. Validation statistique du modèle pour un semis de culture .....	53
3.2.1. Analyse du voisinage.....	53
3.2.2. Erreur quadratique moyenne normalisée.....	55
3.2.3. Caractérisation de l'acquisition d'images réelles .....	56
3.2.4. Analyse de scènes agronomiques .....	57
3.3. Validation statistique du modèle pour une distribution d'adventices.....	64
3.3.1. Présentation de la méthode : fonction de Ripley .....	64
3.3.2. Intervalle de confiance .....	66
3.3.3. Distribution ponctuelle (Poisson).....	66
3.3.4. Distribution agrégative .....	67
3.3.5. Distributions hétérogènes .....	67
3.3.6. Distributions réelles.....	68
Conclusion .....	71
Références.....	73

---

## Introduction

Comme nous l'avons vu lors de la présentation du sujet, le travail de cette thèse consistera à mettre en place la modélisation de scènes agronomiques afin de tester des algorithmes permettant la discrimination de culture et d'adventices à partir d'informations spatiales dans le but d'une pulvérisation localisée.

Le modèle développé devra répondre aux caractéristiques agronomiques de la culture au moment de la prise d'image (taille des plants de culture, des adventices...) ainsi que de leur spatialisation.

Ce chapitre, axé autour du modèle développé, en présentera les diverses composantes, nous expliciterons dans la première partie (Chapitre II :1) la création d'une scène agronomique en détaillant les paramètres structurant le positionnement de la culture (Chapitre II :1.3) et la distribution des adventices (Chapitre II :1.4).

Une fois la scène agronomique modélisée, nous nous pencherons sur sa transformation optique, permettant la simulation d'une prise de photographie en tenant compte des contraintes liées à cette réalisation (modèle de caméra, caméra sur un tracteur, un drone...). Nous expliciterons les paramètres liés à cette transformation dans la seconde partie de ce chapitre (Chapitre II :2).

L'obtention de la photographie marque la fin de la modélisation, il nous faudra néanmoins nous assurer de la qualité de la simulation développée. La troisième et dernière partie de ce chapitre (Chapitre II :3) expliquera les méthodes utilisées afin de caractériser la vraisemblance de la modélisation de la culture et des adventices ainsi que leur transformation optique.

Nous allons maintenant entrer dans le vif du sujet en abordant la modélisation de scènes agronomiques et en faisant une brève revue des modèles existants et de leur inadéquation aux contraintes voulues pour ce sujet.

# 1. Modélisation

## 1.1. État de l'art

La modélisation des scènes naturelles est un domaine de recherche très actif où les objectifs et les communautés sont nombreux. Le plus souvent, notamment en infographie, l'effort se porte sur la qualité esthétique des graphismes plus que sur leur réalité. Le temps de calcul est également une donnée très importante, sa maîtrise permet, par exemple, de conserver des images fluides dans une production vidéo. Ces développements trouvent leurs applications dans les jeux-vidéo ainsi que dans les logiciels d'aménagement paysager ou urbain. Ici, la réalité physique n'est prise en compte que lorsqu'elle apporte réalisme visuel accru.

Dans le cas de recherches agronomiques, la prise en compte de la réalité devient primordiale puisqu'elle contribue le plus souvent possible à initialiser le modèle agronomique comme paramètre d'entrée. De nombreux sujets d'étude trouvent un support en cette modélisation dont l'objectif est, le plus souvent, la prédiction d'un phénomène pour une meilleure gestion. Les agronomes, à l'aide de modèles complexes, vont ainsi chercher à prédire un rendement de parcelle, l'invasion d'adventices par la prise en compte de la compétition entre plantes, leur croissance, leur réaction aux conditions météorologiques, à l'épandage d'engrais (Villette et al., 2008), à la pulvérisation d'herbicides (Bossu et al., 2009). Parmi l'ensemble des modèles rencontrés, nous nous sommes plus particulièrement intéressés à trois grandes familles de modèles en agriculture, en relation avec notre domaine d'étude : les premières permettant la visualisation des plantes à différents stades de croissance, les deuxièmes ayant pour but de prédire une information agronomique en vue d'une mécanisation (carte de préconisation : rendement, fertilisation, maladie...) et les dernières explorant les effets de la compétition entre cultures et adventices.

### 1.1.1. Croissance de plantes : visualisation

Nombreux sont les auteurs qui explorent de nouvelles techniques permettant cette modélisation. La plus ancienne, basée sur les L-system a été développée par Lindenmayer (Lindenmayer, 1968a & 1968b) et est encore d'actualité (Prusinkiewicz, 2004; Streit et al., 2005) puisque fréquemment utilisée et constamment en cours d'amélioration. On y décrit les plantes comme des ensembles de modules (ou branches) ce qui permet d'approcher l'aspect naturel des plantes tout en prenant en compte différents éléments extérieurs influençant la croissance. Le comportement de ces modules est défini afin de refléter l'action d'intrants ou d'autres paramètres (comme la compétition pour l'accès à la lumière ou à l'eau). D'autres modèles, tels que AMAP<sup>8</sup> (de Reffye et al., 1988) ou LIGNUM<sup>9</sup> (Perttunen et al., 1996) n'utilisent pas directement les L-system mais en conservent la philosophie, à savoir la représentation de plantes par des modules. D'autres approches, plus mathématiques, reposent à la fois sur de la visualisation et sur des échanges avec l'extérieur comme le fait le modèle "GreenLAB" (Yan

---

<sup>8</sup> de l'Unité Mixte de Recherche AMAP : botAnique et bioInforMatique de l'Architecture des Plantes.

<sup>9</sup> du latin *lignum* qui veut dire bois.



et al., 2004), validé et utilisé pour modéliser et visualiser la croissance de différentes plantes (Guo et al., 2006; Kang et al., 2008; Tang et al., 2008).

### 1.1.2. Préconisation ou simulation d'une information agronomique

La prédiction du rendement est une des applications les plus porteuses dans le domaine de la modélisation agronomique. Souvent éloignés de la visualisation, ces modèles, permettant des projections de rendement, ont souvent besoin de nombreuses données agronomiques pour délivrer leurs prédictions. Le modèle APSIM<sup>10</sup> (McCown et al., 1996), très complet, permet de simuler un grand nombre d'interactions, du rendement du blé sous de fortes conditions de ruissellement (Asseng et al., 1998) au rendement de la canne à sucre en fonction du climat, du sol, de la gestion et des facteurs génotypiques (Keating et al., 1999). D'autres modèles permettant une approximation du rendement et prenant en compte des paramètres extérieurs existent également. Par exemple, Baez-Gonzalez, Marletto et De Witt (Baez-Gonzalez et al., 2002; Marletto et al., 2007; De Wit et Van Diepen, 2008) explorent l'évolution de la croissance et du rendement de blé ou de maïs en fonction des conditions météorologiques issues de données satellites.

Parallèlement à la prédiction de rendement, des cartes de préconisation de fertilisation azotée ont été développées et commercialisées. C'est par exemple, le projet FARMSTAR (opérationnel en 2006) de la Sté EADS/Astrium qui a été réalisé en partenariat avec des instituts agronomiques : ARVALIS pour le blé et le maïs, le Cetiom pour le colza et l'ITB pour la betterave. Leurs principaux clients sont des agriculteurs, des coopératives agricoles françaises (Epis Centre, Agralys, Océal, Cohésis, Cap Seine, Cerena, Axion, Dijon Céréales), la Chambre d'Agriculture de l'Eure ainsi que leurs homologues en Allemagne et en Angleterre. Ce projet permet de fournir aux agriculteurs une aide à la décision pour améliorer la gestion de leurs cultures. Spot Image fournit les images satellites à partir desquelles Astrium réalise les cartes d'état sanitaire des cultures et de préconisation. Ainsi, le service FARMSTAR permet aux agriculteurs de mieux raisonner la conduite de leurs cultures en respectant l'environnement : la fertilisation, l'irrigation, la lutte contre les maladies, etc... Ce service repose sur la mesure à partir des images satellite des informations représentatives de l'état de croissance de la culture à l'échelle de la parcelle telles que l'état du feuillage ou la teneur en chlorophylle des plantes. La combinaison de ces informations avec divers modèles agronomiques (teneur en chlorophylle, indice foliaire, biomasse..) permet la réalisation de ce type de carte. Initialement dédiée à la fertilisation azotée, ce service s'est enrichi depuis avec l'option maladies piétin verse et fusariose. Ainsi, les agriculteurs recevront régulièrement une estimation de ces risques du semis à la récolte. Le risque piétin verse est actualisé en fonction des conditions climatiques. Concernant la fusariose, une estimation de la date du stade floraison est effectuée pour réaliser un éventuel traitement.

### 1.1.3. Modèles de compétition

Les conditions météorologiques ne sont pas les seules responsables de l'évolution de rendement d'une culture : l'hydrologie mais aussi la présence de mauvaises herbes ont également un effet primordial. L'influence de cette compétition entre culture et adventices a également été étudiée par Vitta (Vitta et

---

<sup>10</sup> APSIM : Agricultural Production Systems sIMulator

Satorre, 1999) ; son modèle prend en compte la biomasse de chacune des espèces présentes. La compétition est donc une autre piste très importante à suivre si l'objectif est de connaître l'avenir d'une parcelle cultivée. Curran (Curran, 2004) passe d'ailleurs en revue différents modèles simulant cet aspect de la vie d'une parcelle. Le choix de ces paramètres est un sujet d'étude exploré depuis longtemps par la communauté scientifique : Fisher et Miles (Fisher et Miles, 1973) s'intéressaient déjà à l'importance, pour la compétition, de la distribution spatiale de la culture et des adventices. Plus tard, Kiniry (Kiniry et al., 1992) développa un modèle adaptable à différentes espèces, généralisant la compétition culture/adventices. L'optimisation de ces modèles ne tarit pas. En effet, en 1999, Rossiter (Rossiter et Riha, 1999) modifie ALMANAC<sup>11</sup> et le couple à un modèle du type « winner-takes-all » pour modéliser les interactions dynamiques entre les plantes. Plus récemment, Deen (Deen et al., 2003) apporte une preuve significative de la justesse de quatre de ces modèles (ALMANAC, APSIM, CROPSIM et INTERCOM) en évaluant les simulations issues de jeux de données similaires. Plus tard, Onyango (Onyango et al., 2005) étudie les effets sur le rendement des erreurs de classification (culture/adventices) pouvant entraîner une destruction de la culture ou une compétition avec les adventices. Ce dernier exemple montre bien l'imbrication des différents modèles permettant d'avoir une connaissance accrue de l'état de la parcelle et de son devenir.

Cependant, la modélisation 2D d'une parcelle cultivée, avec ou sans adventices, en vue de faire un instantané est un sujet innovant puisqu'à notre connaissance, personne n'a étudié ce sujet en vue de tester les performances d'algorithmes de discrimination culture/adventices. Seuls les écologistes ont abordé ce point de modélisation de parcelle pour étudier la compétition entre différentes espèces d'arbres (Goreaud, 2000).

Après ce bref tour d'horizon des différents modèles rencontrés en agronomie, il s'avère qu'aucun de ces modèles n'est adapté à notre sujet d'étude. Nous allons entrer dans le vif du sujet en présentant le modèle développé puis en établissant les prérequis de cette simulation d'images agronomiques développée lors de cette thèse.

## 1.2. Cahier des charges

Comme nous l'avons vu précédemment, les modèles agronomiques permettant de représenter des plants de culture et d'adventices sont bâtis suivant un ensemble de lois traduisant l'état de la parcelle à un moment donné. Ces modèles sont très détaillés et permettent une analyse fine des dynamiques régissant la vie d'une parcelle. Bien que ce niveau de détail implique un coût en terme de temps de calcul, ils sont nécessaires pour que l'agronome ait la meilleure représentativité de la réalité agronomique qu'il étudie. Concernant la discrimination culture/adventices, l'état de l'art présenté par Bossu dans sa thèse (réalisée à l'UP-GAP et soutenue en 2007) a très largement recensé les différentes techniques utilisées. Aussi, au vu de la faible évolution de la recherche concernant ces algorithmes, nous n'avons pas souhaité reprendre cet état de l'art et renvoyons donc le lecteur à consulter celui réalisé au paragraphe 1.5 de la thèse pré-citée (Bossu, 2007).

La présentation de la problématique (p.13) nous a permis de décrire brièvement les objectifs de ce travail, il s'agit pour nous de créer un modèle qui permettra de tester de manière exhaustive divers

---

<sup>11</sup> Agricultural Land Management Alternatives with Numerical Assessment Criteria

algorithmes de discrimination culture/adventices (algorithmes spatiaux, mutli-échelle) en vue d'une pulvérisation de précision par imagerie. Nous avons donc besoin de modéliser un capteur virtuel simulant la prise de photographie d'un champ : plus la création de cette image sera rapide plus nous serons en mesure de tester efficacement les algorithmes développés. Il est également important de noter que l'information agronomique n'est pas nécessaire pour la discrimination. En effet, les algorithmes développés utilisent un instantané de la parcelle et ne prennent pas en compte sa dynamique. Il n'y a donc pas d'effet mémoire lors de la modélisation d'une image à l'autre. Ainsi, la simplicité du modèle est un élément primordial dont il faut tenir compte lors de sa réalisation.

Enfin, comme notre contexte d'étude repose sur la pulvérisation d'herbicide dite "en post-levée" (période octobre/novembre), c'est-à-dire lorsque les plantes sont au stade agronomique 2/3 feuilles. Ainsi, nous sommes en mesure de connaître la taille des plantes à ce moment de leur croissance. Comme nous pouvons le voir en Fig. II.1, les cultures ainsi que les adventices sont très peu développées (stade trois feuilles). Ceci nous a poussé à n'utiliser qu'un espace à deux dimensions lors de leur représentation. Cette absence de 3D ( $z=0$ ) réduira la complexité et donc le temps de calcul nécessaire à la création d'une image.



*Fig. II.1 : Blé et Adventices au stade de croissance rencontré lors de la pulvérisation.*

Les cultures étant ordonnées en rang, une grande majorité des algorithmes permettant la discrimination culture/adventices se base sur une information spatiale : les adventices sont le plus souvent situées hors du rang (Vioix, 2004). De plus, de nombreux travaux ont été réalisés sur la possibilité de séparer le sol de la végétation par des traitements d'images simples (Woebbecke et al., 1995a; Brivot et al., 1996; Meyer et al., 1998). Plusieurs méthodes de prétraitement définissant des indices dits de végétation, utilisent les longueurs d'onde situées dans l'infrarouge ([900-1100] nm) ou les trois bandes RVB (Rouge, Vert et Bleu) permettent une labellisation rapide et efficace de ces éléments. Woebbecke (Woebbecke et al., 1995a) présente une liste non exhaustive de tous ces indices ainsi que de leur efficacité à discriminer le sol de la végétation. Nous considérerons donc cette étape comme faisant partie d'un prétraitement, en aval de la discrimination culture/adventices, ce qui nous permet de ne pas prendre en compte la couleur lors des simulations puisque le résultat de ce prétraitement est une image binaire. Ainsi donc, dans un premier temps, nous nous baserons sur la réalisation d'une scène binaire en deux dimensions.

Ainsi, la scène agronomique à modéliser sera binaire et comprendra des plants de culture et d'adventices dont nous verrons les propriétés dans les paragraphes suivants. De plus, cette modélisation devra simuler une prise d'image au travers d'un dispositif optique de type appareil photo numérique (APN) ou caméra.

### 1.3. Modélisation de la culture

La caractérisation des semis de culture repose sur des règles bien établies par la communauté agronomique : la modélisation de celui-ci va donc prendre en compte ces contraintes. Il existe deux grands types de semis qui ont en commun le fait d'être ordonnés en rang. Le premier type est le semis "en continu" - où un ensemble de graines est planté à la volée suivant un rang avec une densité de graines donnée - qui est employé pour les cultures céréalières (blé, seigle, orge...). Le deuxième type de semis est dit "périodique" : il est, quant à lui, utilisé pour les cultures de type maïs (ou tournesol) et se caractérise par un semis graine à graine suivant le rang, l'espacement entre ces graines dépend de l'espèce cultivée. Comme le montrent de nombreuses recherches (Krall et al., 1977; Crabtree et Rupp, 1980; Bowers et al., 2000; Henderson et al., 2000; Chen et al., 2008), la largeur de l'inter-rang est déterminée par le type de culture, le rendement visé ainsi que la qualité des sols et l'irrigation. Il existe néanmoins des valeurs standards (Soltner, 2004), reportées dans le tableau ci-dessous (Tab. II.1).

<b>Espèce</b>	<b>Inter-rang</b>	<b>Intra-rang</b>
<i>Blé, orge, avoine et seigle</i>	<i>12-20cm</i>	<i>en continu</i>
<i>Colza</i>	<i>17-45cm</i>	<i>en continu</i>
<i>Soja</i>	<i>18-40cm ou 35-60cm</i>	<i>en continu</i>
<i>Maïs</i>	<i>75-80cm</i>	<i>15-25cm</i>
<i>Tournesol</i>	<i>45-60cm</i>	<i>19-32cm</i>

*Tab. II.1 : Espacement standard des semis de grandes cultures en France.*

Lors de cette modélisation, la représentation de la culture est faite à l'aide de deux motifs représentant les deux grandes familles de plantes (monocotylédones et dicotylédones). Afin de refléter les variations naturelles de ces plantes, plusieurs motifs ont été réalisés et sont choisis aléatoirement lors de la réalisation de la scène. La culture pouvant présenter différents stades de développement au sein d'une même parcelle, la taille des motifs utilisés est également modifiée de manière aléatoire afin de représenter cette diversité naturelle concernant ces stades de croissance.

Ces motifs sont donc ordonnés le long des lignes de semis, leur position étant définie par les espacements inter et intra-rangs. Cette position très régulière est modifiée de manière aléatoire afin de produire un résultat plus proche d'une scène naturelle. En effet, même semées en lignes, les plantes ne vont pas être parfaitement alignées et il est important de prendre en compte l'imprédictibilité de la nature. Il arrive également que les semis ne germent pas ou que les plantes ne lèvent pas, dans ce cas, l'absence d'un plant de culture est observé dans le champ. Afin de reproduire ces phénomènes, une probabilité d'apparition (définie empiriquement à 2/3) est donnée à chaque plant de culture. Il est également fréquent que la constance de l'écartement ne soit pas respectée à certains endroits d'un champ, lorsque la forme de celui-ci l'impose ou, plus simplement, aux endroits de raccordement entre deux passages successifs du semoir. Afin de proposer des images en accord avec la réalité, ce décalage horizontal des lignes de semis est inclus lors de la modélisation de la culture.

La taille de l'image représentant le champ sera définie dans la partie (2.2), lorsque le système optique - qui régit cette taille - sera explicité.

Une fois la modélisation de la culture effectuée (Fig. II.2), il reste la distribution des adventices à construire afin de produire une parcelle cultivée réaliste.

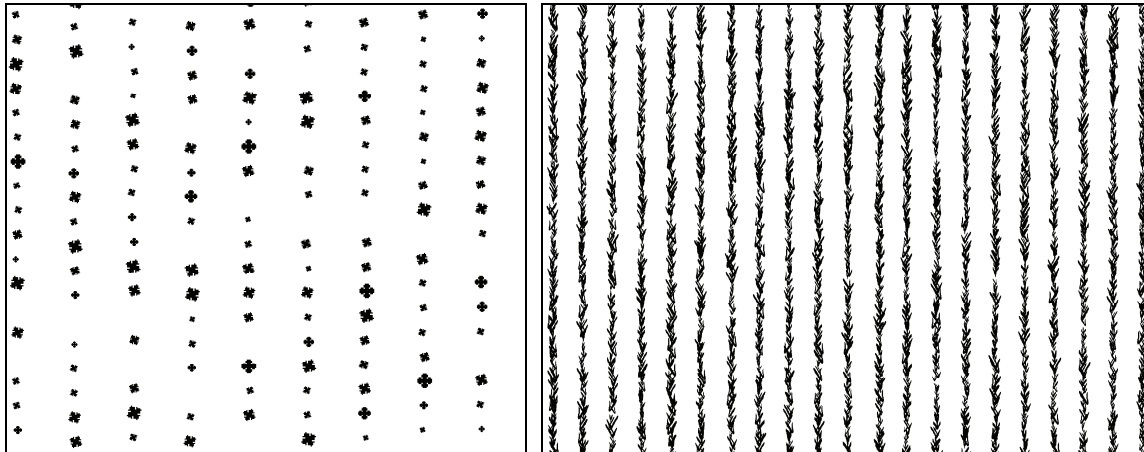


Fig. II.2 : Champ de tournesol caractérisé par un inter-rang de 45cm et un intra-rang de 19 cm (à gauche) et champ de blé caractérisé par un inter-rang de 18cm (à droite).

#### 1.4. Modélisation des adventices

Il est avéré que les plantes dites « mauvaises herbes ou adventices » ont tendance à se développer au sein d'une parcelle cultivée selon deux modes de propagation : de manière isolée ou en agrégats (Cardina et al., 1997). Ces modes sont, entre autres, fortement dépendants des travaux agricoles effectués sur la parcelle (principalement le travail du sol et le broyage) mais aussi du mode de reproduction des plantes (sexué ou multiplication végétative). Concernant le travail du sol et le broyage, ceux-ci peuvent favoriser la dissémination des graines dans le sens de travail de la parcelle, créant des agrégats de forme ovale mais ces travaux peuvent également répartir de manière aléatoire les racines, les graines qui vont rester accrochées aux outils à dents (tels que charrue, décompacteur, vibroculteur, herses...) le temps d'être déposées plus loin dans la parcelle. Concernant le mode de reproduction des plantes, celui-ci va également avoir une influence importante sur la répartition des adventices : les plantes dites « annuelles » vont voir la distribution spatiale de leur semence conditionnée soit par le vent (qui pourra apporter une répartition aléatoire) soit par le labour qui va étirer cette distribution en suivant un modèle de type agrégatif. Au contraire, les plantes dites « vivaces », qui n'ont besoin que d'un morceau de végétal pour se reproduire vont avoir une répartition spatiale plus aléatoire, due aux différents travaux agricoles réalisés sur la parcelle qui les disséminera.

Nous proposons donc de modéliser deux types de distributions spatiales pour les adventices : ponctuel et agrégatif. Pour le premier, nous avons choisi d'utiliser un processus de Poisson, dont les usages sont détaillés par Cox et Lewis (Cox et Lewis, 1966) ; ce processus ayant déjà été utilisé pour modéliser une répartition aléatoire des adventices (Yau, 1999). Concernant la distribution agrégative des adventices nous avons choisi d'utiliser la loi de Neyman-Scott qui s'appuie sur une loi de Poisson. C'est, en effet, un modèle qui est beaucoup utilisé pour représenter la répartition agrégative d'arbres de différentes espèces au sein d'une forêt (Goreaud, 2000). Pour terminer, nous avons également modélisé une distribution mixte constituée à la fois d'une distribution ponctuelle et agrégative. Enfin, pour des questions purement visuelles, nous avons représenté les plants d'adventices par des motifs différents de ceux de culture. Tout comme pour la culture, leur taille est également variable.

### 1.4.1. Distribution uniforme : Loi de Poisson

La répartition aléatoire d'adventices au sein d'une parcelle cultivée se doit d'être homogène (ou stationnaire) et isotrope (aucune direction privilégiée), c'est-à-dire que ses propriétés doivent être invariantes par translation (homogène) et par rotation (isotrope) (Goreaud, 2000).

L'utilisation d'une loi de Poisson pour les adventices se justifie également par le fait que la présence d'adventices dans une zone cultivée et bien entretenue est sensée être un événement discret et rare (c'est-à-dire de faible probabilité).

La probabilité d'une variable aléatoire  $X$  de prendre la valeur  $k$  (nombre d'adventices) dans une loi de Poisson, de paramètre  $\lambda$  caractérisant une densité d'adventices ( $= N/S$ , nombre d'adventices par unité de surface) est définie par :

Loi de Poisson :  
où  $\lambda S$  représente le nombre moyen  
d'adventices pour une surface  $S$  donnée

$$P_k(\lambda S) = P(X = k) = \frac{(\lambda S)^k}{k!} e^{-\lambda S}$$

Nous avons appliqué cette loi afin de réaliser un semis aléatoire de mauvaises herbes dans une parcelle. La densité de plants d'adventices souhaitée est déterminée à partir du nombre de pixels de culture ainsi que du taux d'infestation demandé (eq. (II.2)). La loi de Poisson et sa fonction de répartition (eq. (II.1)) sont ensuite utilisées pour déterminer le nombre d'adventices sur chaque élément de surface (le champ initial ayant été divisé en  $i$  surfaces de taille identique) ainsi que leur position.

$$f = \sum_k P_k(\lambda S) \quad (\text{II.1})$$

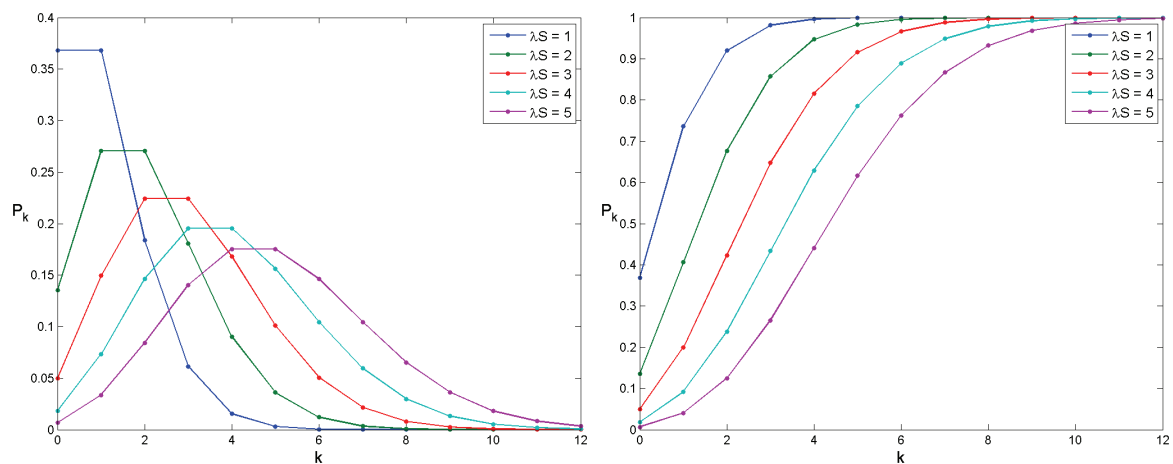


Fig. II.3 : Densité de probabilité (gauche) et fonction de répartition (droite) de la loi de Poisson en fonction de son ordre ( $\lambda S$ ).

#### 1.4.1.1. Procédure de calcul du nombre d'adventices

Nous allons ici nous intéresser à la procédure permettant de connaître la surface  $S$  des imagettes en fonction du taux d'infestation (Weed Infestation Rate - WIR) et du nombre moyen d'adventices par imagettes ( $\lambda S = 5$ ). Le taux d'infestation est défini par la relation suivante :

$$WIR = \frac{P_w}{P_w + P_c}$$

Où  $P_w$  est le nombre total de pixels d'adventices (II.2)  
et  $P_c$  le nombre total de pixels de culture

Il est donc aisé de calculer le nombre total de pixels d'adventices ( $P_w$ ) requis pour obtenir le WIR désiré :

$$P_w = \frac{P_c \times WIR}{1 - WIR} \quad (II.3)$$

L'estimation du nombre total de plants d'adventices ( $N_w$ ) à l'aide du nombre total de pixels d'adventice demandé ( $P_w$ ) et du nombre de pixels des motifs d'adventices ( $P_{wmot}$ ), se déduit de :

$$N_w = \frac{P_w}{P_{wmot}} \quad (II.4)$$

Ce nombre nous permet de déterminer le nombre total d'imagettes ( $N_{im}$ ) contenant  $\lambda S$  adventices :

$$N_{im} = \frac{N_w}{\lambda S} \quad (II.5)$$

La surface S d'une imagette est ainsi déterminée par l'équation suivante :

$$S = \frac{S_{tot}}{N_{im}} \quad (II.6)$$

où  $S_{tot}$  est la surface de l'image en pixel.

Ainsi, pour chacune des imagettes, le nombre de plants d'adventices est déterminé à la suite d'un tirage au sort en utilisant la fonction de répartition de la loi de Poisson (Fig. II.3). Le tirage de la variable aléatoire définissant le nombre d'adventices pour une imagette est réalisé dans une loi uniforme puis le résultat est reporté sur la fonction de répartition de la loi de Poisson. Comme nous pouvons le voir en Fig. II.4, ce tirage nous permet d'obtenir une valeur entière qui correspond au nombre d'adventices présents dans l'imagette ciblée.

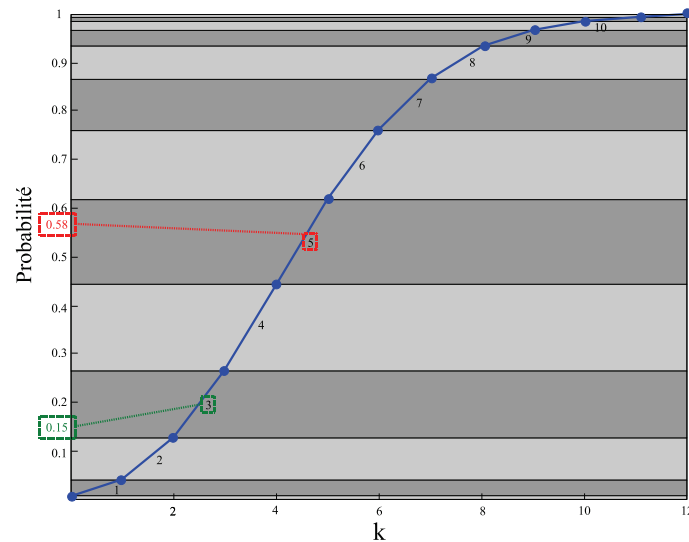


Fig. II.4 : Exemples de tirage aléatoire uniforme reportés sur la fonction de répartition d'une loi de Poisson d'ordre  $\lambda S = 5$ . Le tirage aléatoire uniforme est donc reporté en ordonnée et la valeur obtenue correspond au numéro de bande dans laquelle ce tirage est contenu.

#### 1.4.1.2. Procédure de positionnement des adventices

Une fois ce nombre d'adventices connu, la position spatiale (x, y) de celles-ci dans l'imagette est déterminée par un tirage aléatoire dans une loi uniforme. Pour ce tirage, nous avons imposé une contrainte afin de ne pas observer de superposition d'adventices. Le nombre total d'adventices dans l'image n'étant pas fixé et la taille des adventices étant variable, le WIR réel ne correspondra pas à la valeur demandée mais en restera proche.

La figure ci-dessous (Fig. II.5) présente le résultat de ces procédures de calcul du nombre d'adventices ainsi que leur positionnement spatial dans l'image dans le cas d'une distribution ponctuelle d'adventices.

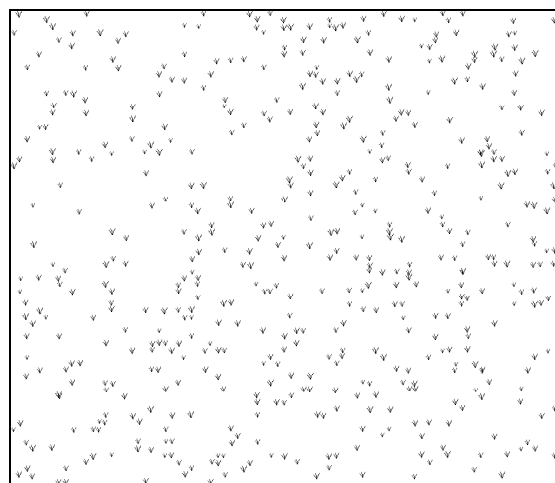


Fig. II.5 : Semis ponctuel d'adventices pour le champ de tournesol présenté en Fig. II.2. Le WIR demandé est de 30% et le WIR réel de 28,6%.



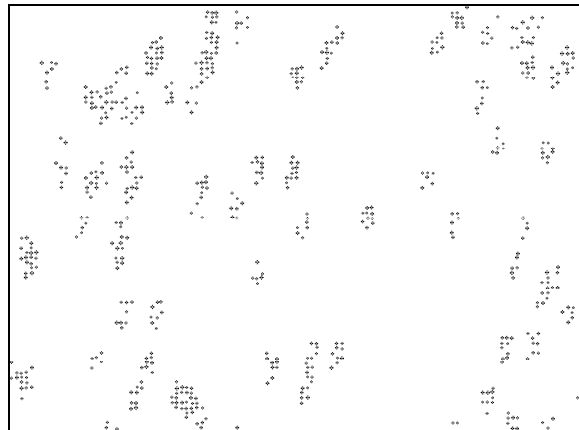
### 1.4.2. Distribution agrégative : Processus de Neyman-Scott

Le processus de Neyman-Scott nécessite, pour sa réalisation, l'utilisation d'une loi de Poisson. Il s'agit de déterminer aléatoirement un certain nombre de points pères autour desquels seront répartis les points fils ; les nombres de points fils pour chaque point père étant, eux-aussi, déterminés par une loi de Poisson.

Il est à noter que les points fils sont répartis aléatoirement avec la contrainte de se trouver dans une ellipse autour du point père. Nous avons choisi de rassembler les points fils en ellipse afin de faire la correspondance avec la réalité agricole décrite plus haut : la distribution des agrégats obtenue à partir de plantes annuelles est étirée par le travail de labour.

Au cours du processus de modélisation de la parcelle, la répartition des adventices par rapport aux plants de culture est constamment contrôlée afin de garantir un taux d'infestation (WIR = Weed Infestation Rate) final le plus proche possible du WIR demandé lors des paramètres initiaux. La procédure utilisée est très similaire à celle réalisée pour la distribution ponctuelle, seule la localisation spatiale des adventices change puisque l'espace des points fils est restreint à une ellipse.

Une fois la distribution des adventices réalisée, chaque plant est représenté par un motif, comme pour la culture. La figure ci-dessous (Fig. II.6) présente le résultat d'une modélisation spatiale d'adventices réparties spatialement suivant une distribution agrégative.



*Fig. II.6 : Semis agrégatif d'adventices pour le champ de blé présenté en Fig. II.2. Le WIR demandé est de 10% et le WIR réel de 9,5%.*

### 1.4.3. Distribution Mixte

Il est fréquent que plusieurs espèces d'adventices coexistent au sein d'une même parcelle agronomique. Aussi, nous avons donc la possibilité de réaliser une distribution mixte des adventices englobant les résultats d'une distribution ponctuelle avec une distribution agrégative, le résultat est présenté Fig. II.7. Une fois encore, par pur souci de meilleur rendu visuel des plantes, nous avons volontairement choisi des motifs différents suivant le type de distribution représentée.

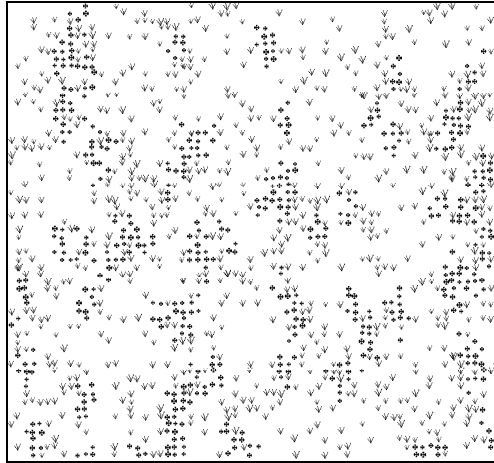
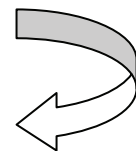
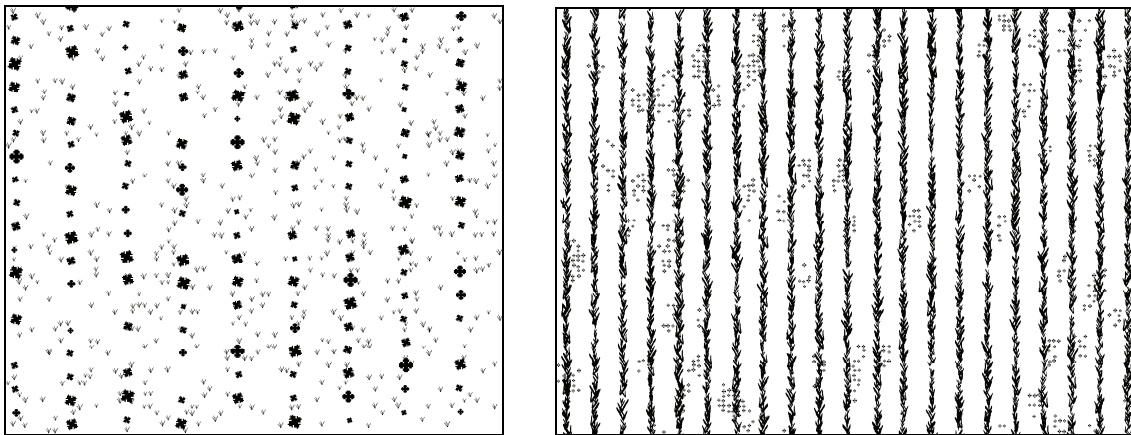


Fig. II.7 : Semis mixte d'adventices pour un champ de blé. Le WIR demandé est de 30% et le WIR réel de 26,4%.

### 1.5. Obtention de la scène complète

Lorsque l'image de la culture puis celle des adventices ont été modélisées, les deux images sont combinées par un OU logique afin de donner le résultat final : une parcelle cultivée et infestée. A titre d'exemple, deux types de culture - tournesol et blé - sont représentés (Fig. II.8) avec trois distributions d'adventices différentes en terme de taux d'infestation et de distribution spatiale. Le champ résultant doit maintenant subir une transformation afin de prendre en compte le système optique.



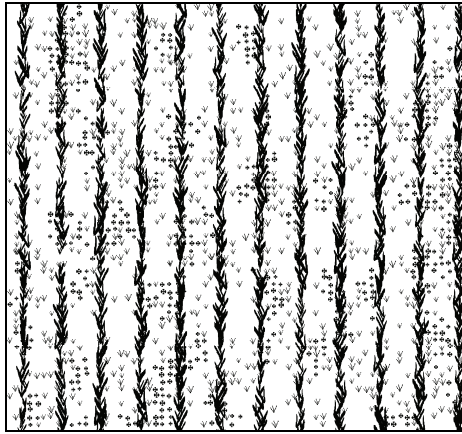


Fig. II.8 : Champ de tournesol infesté par une distribution ponctuelle d'adventices à 28,6% (haut gauche) - Champ de blé infesté par une distribution agrégative d'adventices à 9.5% (haut droite) - Champ de blé infesté par une distribution mixte d'adventices à 26,4% (bas).

A l'issue de cette première partie, le modèle ainsi développé nous permet de représenter virtuellement une parcelle cultivée et infestée à un instant précis (réalité instantanée) dans la vie de celle-ci. A l'issue de la réalisation de cette parcelle virtuelle, les paramètres de sortie dont nous disposons sont résumés dans le tableau ci-dessous :

Dimensions du champ (en mètres et pixels)
Culture : position des pixels de culture (inter/intra rang) + nombre
Adventice : position des pixels d'adventices (inter/intra rang) + nombre
Taux d'infestation global (WIR)

Tab. II.2 : Paramètres de sortie à l'issue de la modélisation du champ.

## 2. Système optique : du champ à la photographie

Ce processus de réalisation d'une parcelle agronomique étant opérationnel, nous allons nous intéresser à la deuxième partie de la modélisation qui concerne la photographie de cette parcelle à travers un capteur optique virtuel.

Afin de disposer d'images permettant de tester des algorithmes de discrimination culture/adventices, il faut prendre en compte le système optique qui permettra l'acquisition d'images. Différents prototypes (comme le drone ou le pulvérisateur de précision développés à l'UP-GAP) permettant l'acquisition d'images agronomiques ont été et pourront être développés, il faut donc que le modèle que nous construisons puisse s'adapter à ces changements. Concrètement, la simulation de la prise d'une photographie d'une scène agronomique nécessite de positionner et d'orienter une caméra virtuelle dans le champ. Cette transformation projective de l'espace « champ » à l'espace « caméra » est réalisée au moyen du modèle du sténopé (Faugeras, 1993), détaillé ci-après.

## 2.1. Le sténopé

Définir et positionner une caméra virtuelle permettra de transformer le champ obtenu pour en faire une photographie. Le modèle du sténopé est le plus courant et le plus simple pour décrire le processus de formation des images. Son utilisation permet la projection de la scène sur un système optique (APN, caméra) dont les paramètres sont contrôlés. Ce modèle prend en compte deux types de paramètres (intrinsèques et extrinsèques) qui permettent de simuler les caractéristiques de l'appareil ainsi que sa position dans l'espace.

**Les paramètres intrinsèques** dépendent des spécificités du système optique et sont caractérisés par :

- la distance focale (distance entre le centre optique et le plan image =  $f$ ),
- la taille d'un élément de la matrice du CCD ( $Cell_i, Cell_j$ ),
- les coordonnées du centre optique ( $U_o, V_o$  en pixel),
- l'orthogonalité des éléments du CCD ( $S_{uv}$ ).

**Les paramètres extrinsèques** dépendent de la position et de l'orientation du système optique (Fig. II.9), ils sont constitués par :

- le vecteur de translation T (avec  $T_x = 0, T_y = 0$  et  $T_z = H$ ),
- la matrice de rotation R suivant les trois axes de la caméra (avec  $R_x, R_y$  et  $R_z$ ).

Ainsi, ce modèle permet de simuler toutes les configurations possibles : des caractéristiques du système optique à sa position dans la scène.

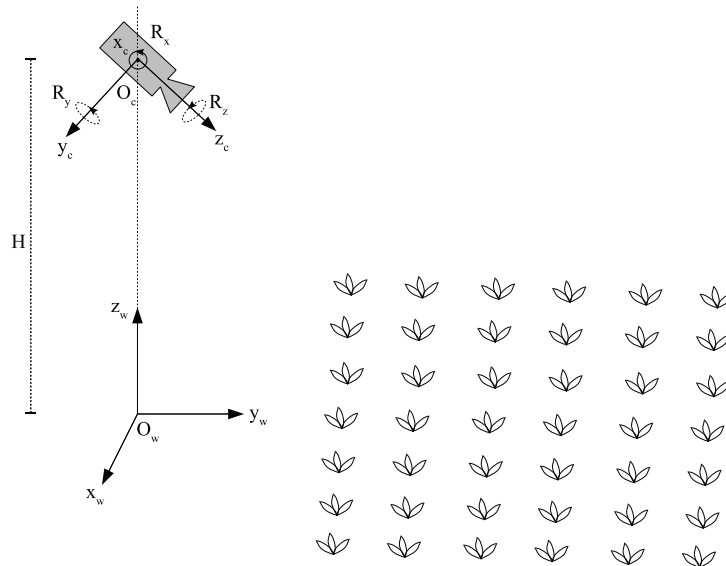


Fig. II.9 : Paramètres extrinsèques et positionnement de la caméra.

Il est important de noter que, si nécessaire, des modèles plus élaborés peuvent être utilisés en lieu et place du modèle du sténopé sans difficulté de principe particulière. Ces modèles sont caractérisés par des matrices de transformation qui viennent remplacer ou compléter celle du modèle du sténopé.

## 2.2. Dimensions du champ

Le modèle du sténopé consiste en la projection du champ sur la matrice CCD du système de vision. Cependant, de la connaissance des paramètres de cette projection dépend la taille de la scène observée (en unité métrique). C'est à partir de cette taille que les dimensions du champ (nécessaires en 1.3) en pixels pourront être connues. La matrice de transformation, définie dans la partie 2.3 permet le passage du repère monde au repère image. L'utilisation inverse de cette transformation nous permet, à partir des quatre extrémités de l'image, de déduire les quatre points extrêmes du champ. Ces points sont alors considérés comme les bornes limites du champ, ce qui nous permet donc d'accéder à sa dimension (voir Fig. II.10).

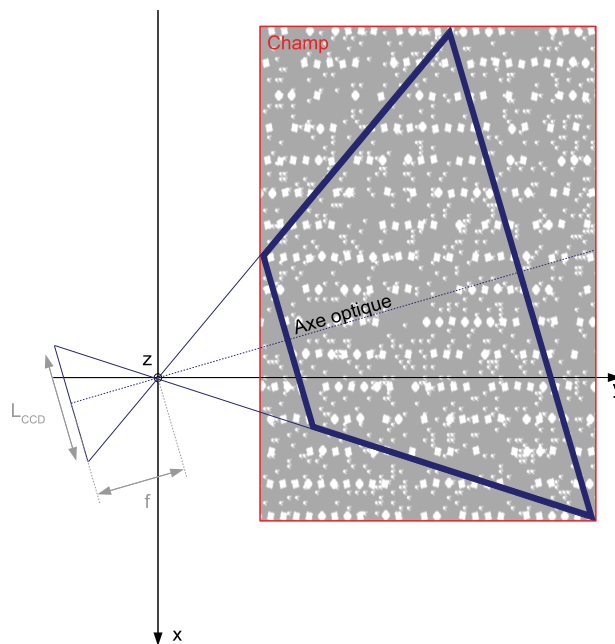


Fig. II.10 : Dimensions du champ par projection sur la matrice CCD d'un système de vision.

## 2.3. Transformation matricielle

Mathématiquement, le modèle du sténopé se traduit par une matrice de transformation qui prend en compte les paramètres intrinsèques et extrinsèques définis précédemment (2.1). La relation permettant de déterminer les coordonnées  $(u, v)$ , exprimées en pixels, dans l'image d'un point M de coordonnées  $(x, y, z)$ , exprimées en mètres, dans l'espace (repère monde) est définie par :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ sw \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{f} & 0 \end{pmatrix} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} \frac{1}{celli} & S_{uv} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{1}{cellj} & 0 & v_0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{\text{Paramètres intrinsèques}} \cdot \underbrace{\begin{pmatrix} & & & Tx \\ & R_{3 \times 3} & & Ty \\ & & & Tz \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}}_{\text{Paramètres extrinsèques}} \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}$$

Coord. Image
Coord. Monde

$f$  = distance focale       $Celli$  = largeur CCD       $(U_0, V_0)$  = Centre de l'image (en pixel)  
 $S_{uv}$  = orthogonalité       $Cellj$  = hauteur CCD

Ainsi, pour chaque point du champ virtuel réalisé lors du processus de modélisation, sa position réelle (en mètres) est alors calculée puis transformée dans le plan image à l'aide de la matrice définie précédemment. Les coordonnées issues de la transformation projectives n'étant pas discrètes, une interpolation au plus proche voisin est réalisée. Lors de cette transformation, si plusieurs pixels du champ appartiennent au même pixel de la photographie, leur intensité est alors moyennée (Fig. II.11) afin de prendre en compte les apports de chacune des composantes présentes (sol – culture – adventices). La conséquence de ce moyennage d'intensité est que l'image résultante est en niveau de gris (Fig. II.11).

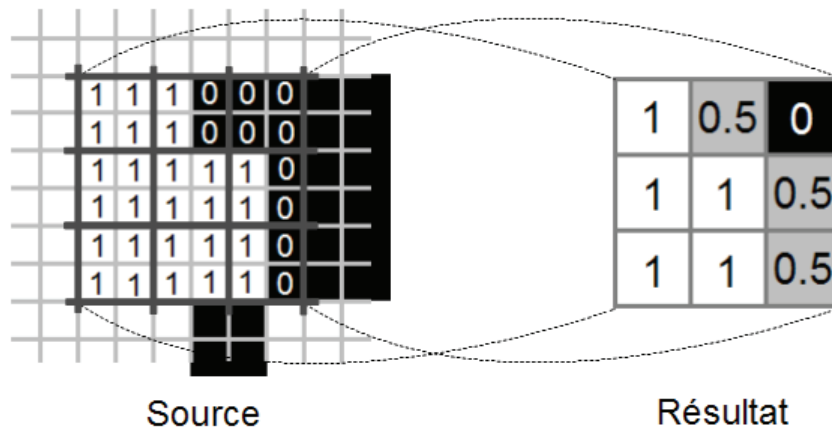


Fig. II.11 : Intégration des pixels lors de la transformation monde - image.

Les résultats de cette transformation appliquée sur les champs virtuels présentés précédemment (Fig. II.8) sont représentés ci-après (Fig. II.12). La conséquence de cette transformation est que la photographie du champ, initialement en noir et blanc, se retrouve en niveau de gris.

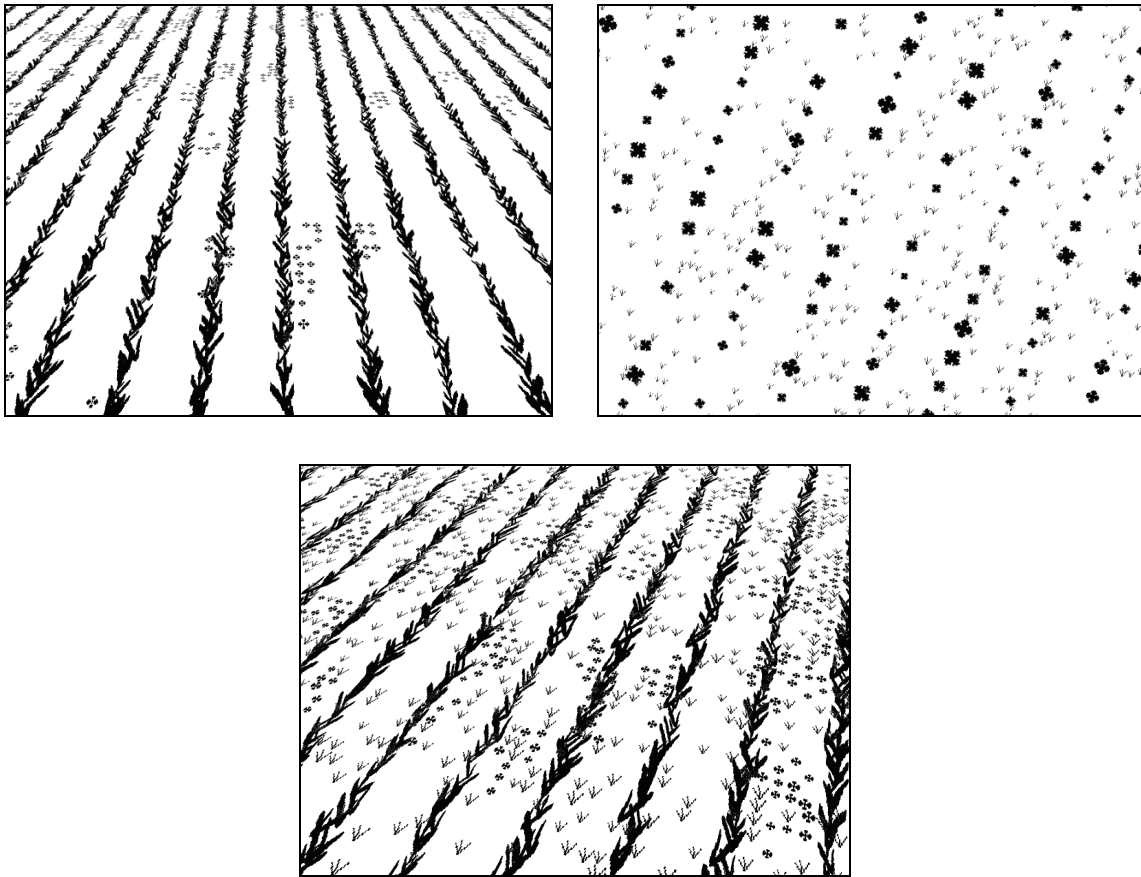


Fig. II.12 : Transformations à l'aide du modèle du sténopé des champs virtuels (Fig. II.8) avec les caractéristiques suivantes :  $T_z = 1.05m$  et  $R_x = 60^\circ$  (haut gauche) -  $T_z = 5m$  et  $R_z = 20^\circ$  (haut droite) -  $T_z = 1.05m$ ,  $R_x = 50^\circ$  et  $R_z = 20^\circ$  (bas).

## 2.4. Données conservées

Comme nous le verrons dans le Chapitre III (p. 77), l'essentiel des algorithmes permettant la discrimination culture/adventices repose essentiellement sur l'information spatiale : ils utilisent la spatialisation des lignes de semis pour caractériser la nature de la végétation observée. Une des limites de ces traitements est qu'ils ne permettent pas une détection des adventices au sein d'un rang de culture, c'est pourquoi l'information de position des adventices doit être connue. Les algorithmes testés ne pouvant les détecter, les adventices au sein des rangs sont donc considérées comme de la culture, d'où la notion d'adventice inter et intra-rang.

A partir d'une image modélisée nous sommes à même d'enregistrer les paramètres finaux tels que :

- le nombre de pixels de culture ainsi que leur position,
- le nombre de pixels d'adventices (intra et inter-rang) ainsi que leur position,
- deux images : la première représentant la végétation (culture et adventice, les adventices présents dans l'inter-rang étant considérés comme de la culture) de l'inter-rang, la seconde étant sa complémentaire,
- le taux d'infestation inter-rang.

Ainsi, avec cette modélisation d'images agronomiques, les principaux objectifs visés sont, non seulement de tester les performances de discrimination d'un algorithme par rapport à la connaissance

des paramètres initiaux, mais aussi de pouvoir comparer différents algorithmes entre eux ou encore de servir de base d'apprentissage pour des algorithmes de classification supervisés avec une connaissance à priori de l'information recherchée.

### 3. Validation du modèle

Maintenant que le modèle a été clairement explicité et qu'il permet la réalisation d'images agronomiques quelconques, il faut s'assurer que celui-ci rend suffisamment bien compte de la réalité. Il est donc nécessaire de passer par une étape de validation. L'approche choisie consiste, à partir d'une image réelle dont les paramètres principaux auront été extraits (via le modèle du sténopé), à créer une image virtuelle homologue puis à valider ce modèle en caractérisant les ressemblances entre les deux images. Il s'agit ainsi de vérifier que les images modélisées sont réalistes. Cette validation sera effectuée suivant plusieurs axes avec, avant tout, une vérification du modèle du sténopé. Une première approche, globale aura pour but de valider la répartition de la culture. Concernant les adventices, l'approche sera locale et consistera à vérifier, pour des images réelles, la correspondance des semis avec le modèle choisi.

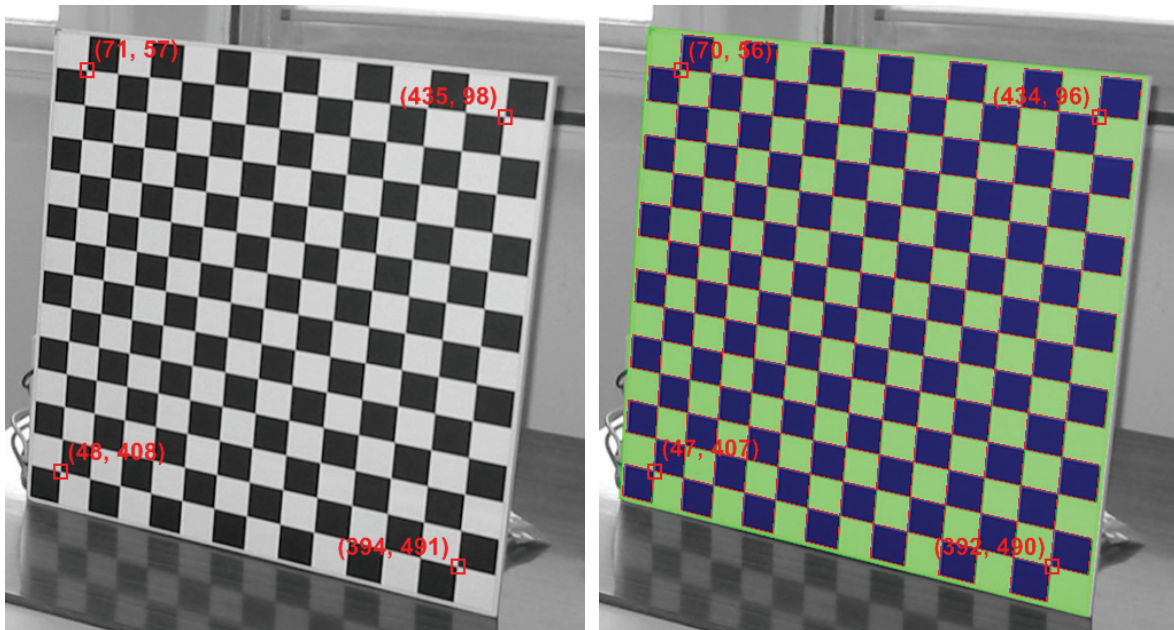
Nombreux sont les descripteurs d'images mais, par rapport à notre objectif, nous nous sommes contentés, dans un premier temps, de ne considérer que l'information spatiale.

#### 3.1. Validation du sténopé

La première validation consiste à s'assurer de la validité du développement du modèle du sténopé. Pour ce faire, nous avons procédé par calibration. Nous utilisons donc la méthode détaillée et proposée par Bouguet et accessible sur son site web (Bouguet, 2005). Elle permet la calibration des paramètres intrinsèques du dispositif optique utilisé (ici un appareil photo numérique). Une série de photographies (37, au total) d'un damier est réalisée suivant différents points de vue, l'outil de calibration proposé par Bouguet est ensuite utilisé. L'ensemble des images traitées (chaque coin de chaque carré de la mire est détecté) permet l'obtention des paramètres intrinsèques et extrinsèques avec une faible erreur.

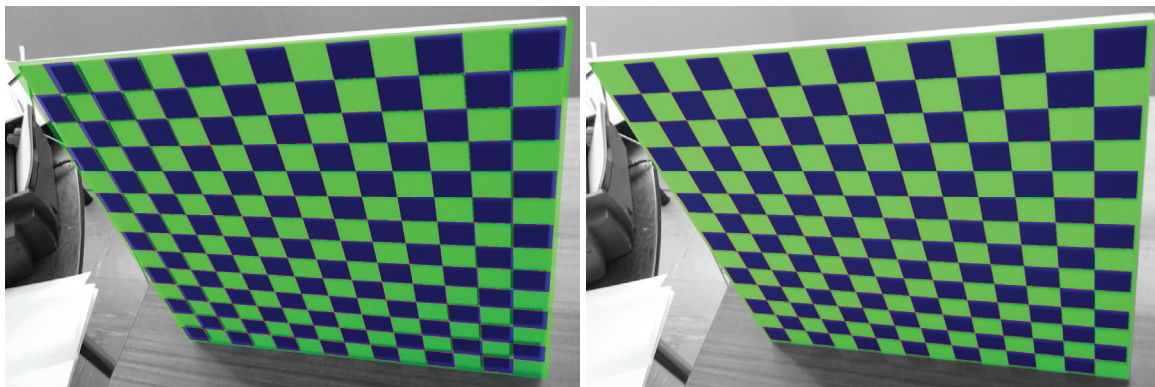
Une fois ces paramètres connus et injectés dans le modèle développé pour réaliser la transformation monde  $\rightarrow$  caméra, nous modélisons un damier virtuel, homologue à celui ayant servi à réaliser la calibration et le projetons dans le plan caméra. Si les paramètres ont été correctement extraits et la transformation projective correctement implantée, le damier simulé devrait se superposer au damier réel. Comme nous pouvons le voir en Fig. II.13, la mire virtuelle (à droite) se superpose parfaitement à la mire réelle. De plus, nous avons pointé les coins internes de chaque damier vérifiant ainsi que les positions obtenues sont très proches (au plus deux pixels de différence) les unes des autres.





*Fig. II.13 : Superposition d'un damier virtuel issu de la calibration d'un damier réel : la différence maximale est de 2 pixels.*

Un autre phénomène mesurable à l'aide d'une calibration est la distorsion, due aux imperfections des objectifs utilisés. Nous prenons également en compte cette distorsion et corrigeons les photographies afin de ne pas être gênés par ce phénomène qui peut induire des différences importantes (Fig. II.14).



*Fig. II.14 : Prise en compte de la distorsion et importance du phénomène. Image non corrigée à gauche et rectifiée à droite.*

Ainsi, la calibration du système d'acquisition nous permet de récupérer les paramètres intrinsèques (du matériel) et extrinsèques (de la prise d'image) quelque soit l'image acquise et quelque soit la matrice CCD utilisée.

Dans ces conditions, à l'aide de ce modèle fiable de calibration, il devient possible, pour n'importe quelle image réelle obtenue à partir d'une matrice CCD, de créer une image virtuelle homologue. La réalisation de cette image va nous permettre d'étudier les ressemblances ou dissemblances pour le couple image réelle/virtuelle et d'en déduire la qualité du modèle que nous avons développé à reproduire la réalité.

## 3.2. Validation statistique du modèle pour un semis de culture

Pour valider la spatialisaton des plants de culture dans les images agronomiques simulées, nous avons opté pour une analyse spatiale multi-échelle de la relation des plus proches voisins.

### 3.2.1. Analyse du voisinage

Pour cette analyse, nous avons pris en compte les particularités d'une scène agronomique, à savoir les symétries horizontales et verticales des différents motifs. Avec une analyse de voisinage en 4-connexité, au total, ce sont donc neuf motifs qui seront analysés ; ceux-ci sont représentés ci-après. Aussi, l'utilisation d'une analyse multi-échelle nous garantit de la qualité de la modélisation non seulement au niveau local (pixel) mais aussi au niveau global de l'image.

#### 3.2.1.1. Profondeur d'ordre 1

ppv = plus proche voisin, h = horizontal et v = vertical

0 ppv	1 ppv h		2 ppv h	1 ppv v
0	0	0	0	1 0
1 : 0 X 0	2 : 1 X 0 , 0 X 1	3 : 1 X 1	4 : 0 X 0 , 0 X 0	
0	0	0	0	0 1
2 ppv, 1 h, 1 v				
1 1 0 0				
5 : 1 X 0 , 0 X 1 , 1 X 0 , 0 X 1				
0 0 1 1				
3 ppv, 2h 1v	2 ppv v	3 ppv, 1 h, 2v	4 ppv	
1 0	1	1 1	1	
6 : 1 X 1 , 1 X 1	7 : 0 X 0	8 : 1 X 0 , 0 X 1	9 : 1 X 1	
0 1	1	1 1	1	

Ces neuf motifs révèlent différents aspects importants de notre image. Si le premier motif (n°1) remporte un grand nombre de suffrages, cela indique une forte présence de pixels isolés à l'inverse du neuvième motif qui indique une concentration des pixels au même endroit et donc un agrégat (i.e. une plante). Pour les autres motifs, leur présence caractérisera essentiellement les bords de culture et nous pourrons y découvrir des indices sur la forme des plants. Ces derniers indices sont assez peu intéressants lorsque nous nous intéressons à un voisinage proche mais détiennent bien plus d'information lorsque nous augmentons la distance de celui-ci.

### 3.2.1.2. Profondeur d'ordre n

L'augmentation de cette distance se traduit de la manière suivante (Fig. II.15), pour le motif n°1 avec une distance n.

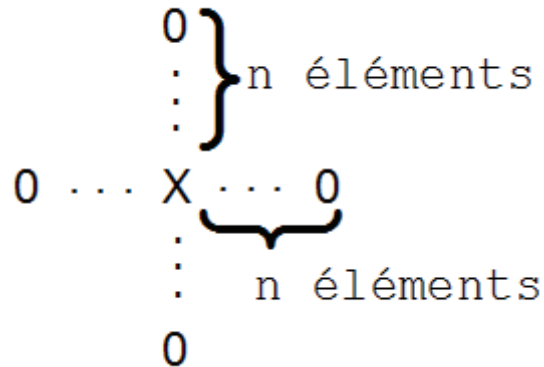


Fig. II.15 : Représentation multi-échelle du motif n°1.

En fonction de la structure spatiale de l'image, les fréquences d'apparition des motifs pour différentes distances vont avoir des explications variées. A titre d'exemple, pour une image sans perspective ni inclinaison, les motifs n°2, n°3, n°5, n°6, n°8 et n°9 auront une évolution cyclique qui sera déterminée par la largeur de la culture et par celle de l'inter-rang. Les motifs n°4 et n°7 auront une importance moindre et seront en rapport avec la taille verticale des plantes.

### 3.2.1.3. Un exemple simple : une image virtuelle de culture périodique et non infestée

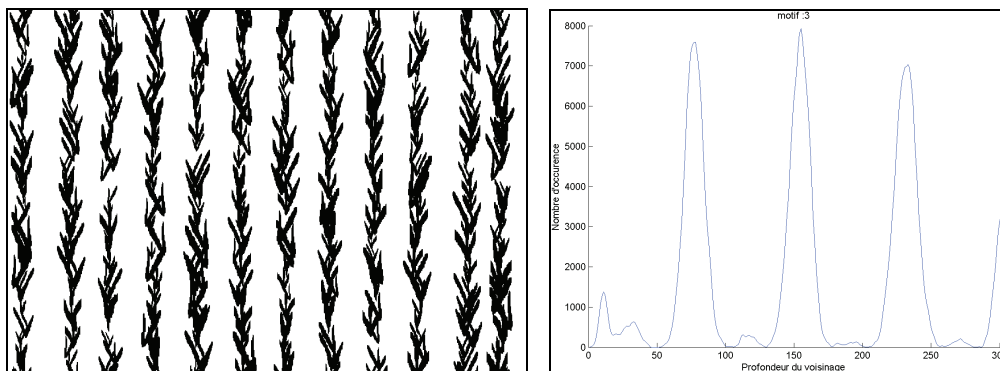


Fig. II.16 : Évolution du motif n°3, profondeur de 1 à 300 pixels dans une image modélisée de culture de blé (inter-rang = 75 pixels).

Le graphe ci-dessus représente l'évolution de la présence du motif n°3 en fonction de la distance des voisins pour une image de culture sans présence d'adventices. Nous observons une régularité qui correspond à la largeur de l'inter-rang, les pics correspondant aux centres des lignes de culture.

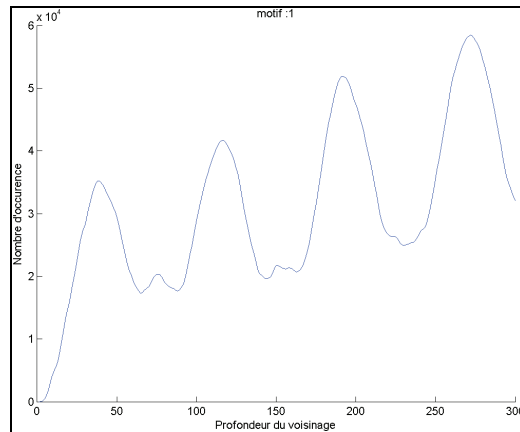


Fig. II.17 : Évolution du motif n°1 (aucun voisin) en fonction de la profondeur du voisinage.

Pour le motif n°1, qui indique l'absence de regroupement des pixels, on observe (Fig. II.17) que, pour un voisinage de profondeur faible, le motif n'apparaît presque pas, ce qui indique un fort regroupement des pixels. Ensuite, plus la profondeur augmente, et plus l'apparition du motif se fait sentir, de manière sinusoïdale. Ici, on remarque que les creux correspondent aux lignes de culture et les maxima locaux aux inter-rangs.

Les comportements des motifs n°7, n°8 et n°9 sont fortement liés : les motifs n°8 et n°9 ont une probabilité d'apparition plus importante lorsque la profondeur correspond à un multiple de l'écartement des rangs. Les variations du motif n°7 sont inversement corrélées à celles des motifs n°8 et n°9 (pic quand la profondeur ne correspond pas à un multiple de l'inter-rang).

Ces variations sont fortement corrélées avec la structure globale de l'image à différentes échelles et leur analyse nous permet de valider le modèle. Nous allons maintenant présenter un moyen permettant la comparaison de deux jeux de données (l'un issu d'une image réelle et l'autre d'une image virtuelle).

### 3.2.2. Erreur quadratique moyenne normalisée

Après avoir décrit et analysé divers motifs sur une image, nous allons nous intéresser à la comparaison de l'évolution de ces motifs entre une image réelle et son homologue virtuelle dans le but de valider le réalisme de notre modèle.

La méthode décrite précédemment permet l'obtention de données relatives à la structuration spatiale des images testées et, afin de ne pas limiter l'étude de ces données à une comparaison visuelle, nous allons utiliser l'erreur quadratique moyenne normalisée (nRMSE<sup>12</sup>). Cette méthode est fréquemment utilisée pour comparer des données et sa normalisation permet de travailler sur des données brutes, non normalisées par le nombre d'observations. En effet, si le nombre de pixels entre les images virtuelles et réelles diffère beaucoup, une normalisation préalable des données lissera cette différence, l'utilisation du nRMSE permet une normalisation après comparaison des résultats, leur plage de valeurs est donc prise en compte.

<sup>12</sup> normalized Root Mean Square Error

Pour définir l'erreur quadratique moyenne normalisée, il nous faut définir l'erreur quadratique moyenne :

$$RMSE(x_1, x_2) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_{1,i} - x_{2,i})^2}{n}} \quad (\text{II.7})$$

où  $x_1$  et  $x_2$  correspondent aux deux jeux de données à comparer

La normalisation se fait en divisant le résultat obtenu par la plage de valeurs concernée, soit :

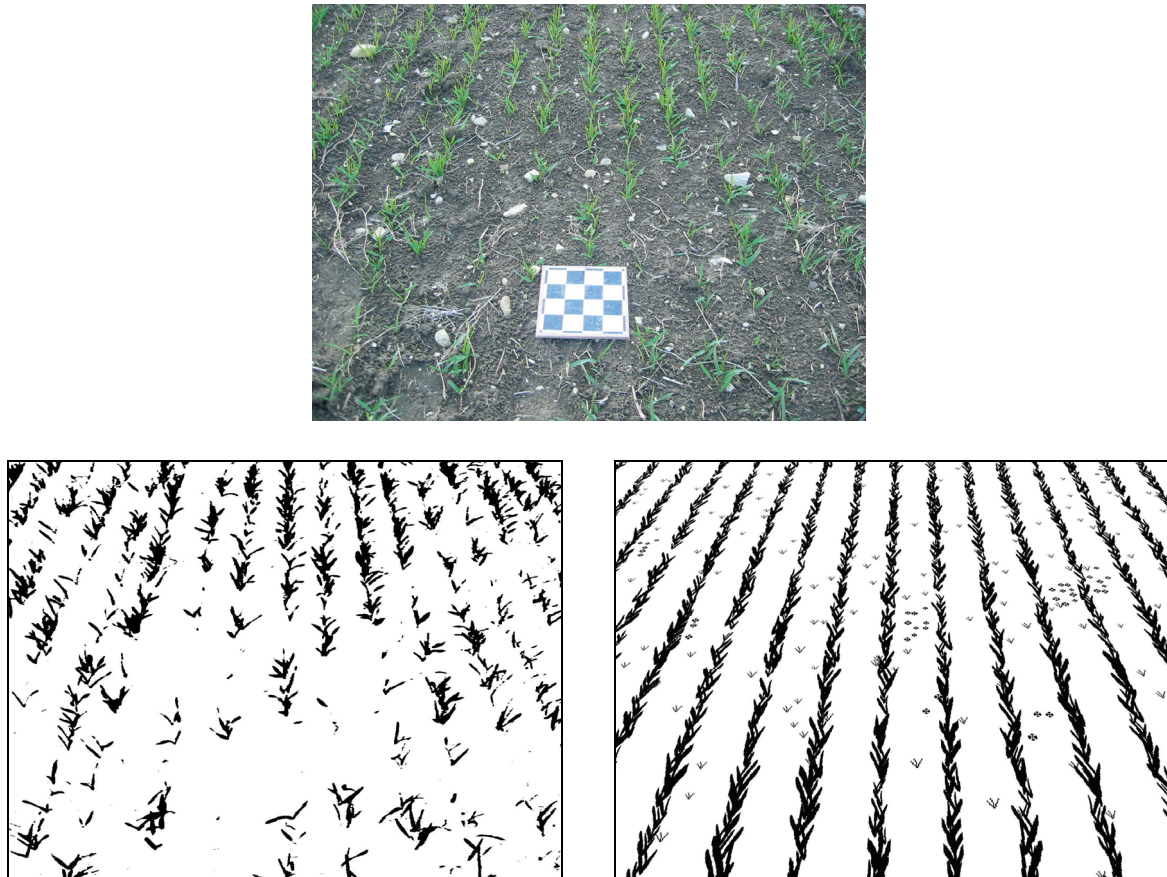
$$nRMSE(x_1, x_2) = \frac{RMSE(x_1, x_2)}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (\text{II.8})$$

où  $x_{\max}$  correspond au maximum de  $x_1$  et  $x_2$   
 et  $x_{\min}$  au minimum de  $x_1$  et  $x_2$

Ainsi, l'analyse des résultats obtenus devient plus aisée. En effet, plus le nRMSE est proche de 0% et plus les données comparées sont semblables.

### 3.2.3. Caractérisation de l'acquisition d'images réelles

Afin de simuler des images dans des conditions similaires à celles obtenues pour des images réelles, il nous faut connaître précisément les paramètres intrinsèques et extrinsèques du dispositif optique utilisé. Les paramètres intrinsèques sont obtenus en laboratoire à l'aide du système de calibration détaillé précédemment (2.1), les paramètres extrinsèques étant différents pour chaque prise d'image, ils doivent être mesurés à chaque fois. Un damier miniature a donc été conçu afin de pouvoir être inséré dans les photographies de scènes naturelles. Ainsi, en utilisant les mêmes outils que pour la validation du sténopé (3.1), nous sommes en mesure de connaître les paramètres extrinsèques de la prise d'image. Nous pouvons donc reproduire une image dans des conditions identiques et comparer des images réelles avec leur pendant simulé. L'utilisation de ce damier ne garantit pas la justesse des paramètres mais permet une approximation d'une précision suffisante. La figure ci-dessous (Fig. II.18) présente le damier miniature placé au sein d'une culture de maïs afin d'obtenir les paramètres extrinsèques de la prise d'image.



*Fig. II.18 : Caractérisation des paramètres extrinsèques d'une scène à l'aide du damier miniature (en haut) puis image réelle binarisée (en bas-gauche) et simulation de la prise d'image sur un champ virtuel (en bas-droit).*

### 3.2.4. Analyse de scènes agronomiques

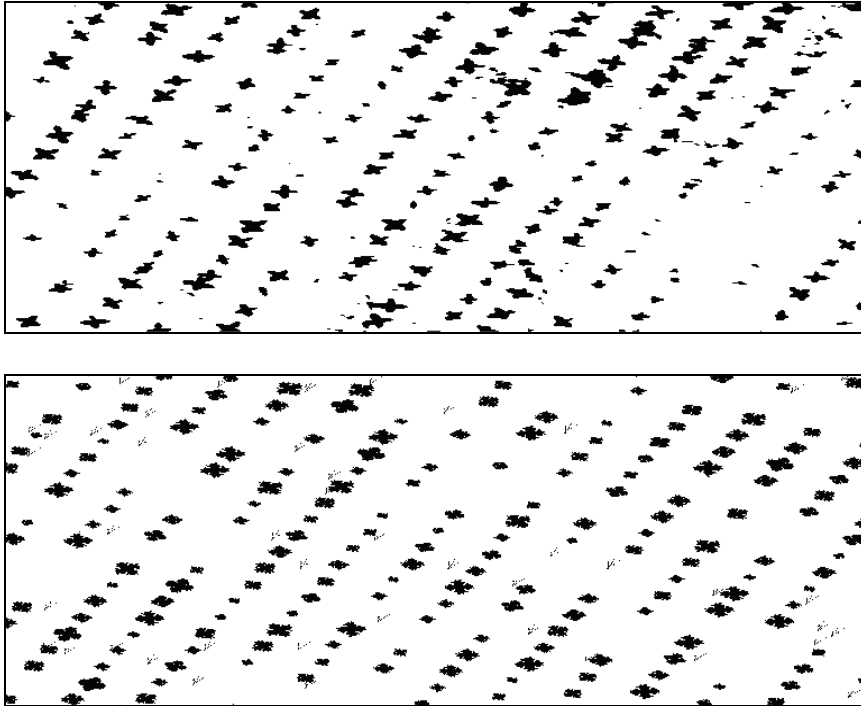
Les images issues d'un capteur de vision peuvent présenter ou non de la perspective. En effet, quand un drone équipé d'une caméra survole une parcelle en restant parallèle à celle-ci, l'image résultante ne présente pas de perspective. En revanche, dans le cas du prototype de pulvérisation localisée par imagerie, la caméra est inclinée par rapport à la parcelle, introduisant dans l'image finale un effet de perspective. C'est pourquoi, pour valider notre modèle, nous avons étudié ces deux sous cas : avec ou sans perspective.

#### 3.2.4.1. Scènes agronomiques sans effet de perspective

Cette base de données d'images de parcelle cultivée de tournesol est issue des travaux concernant la thèse de Vioix (Vioix, 2004).

Les images traitées sont celles présentées en Fig. II.19.



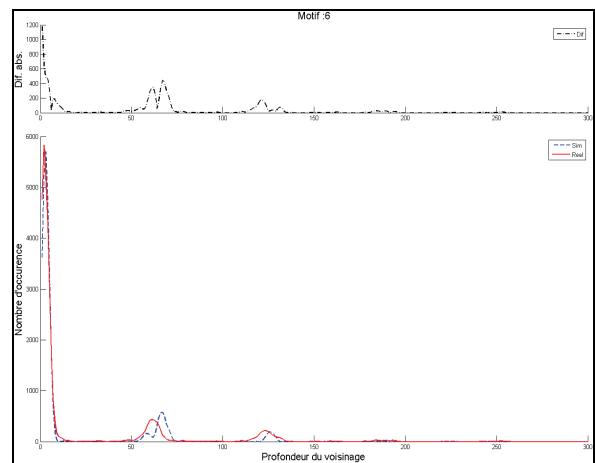
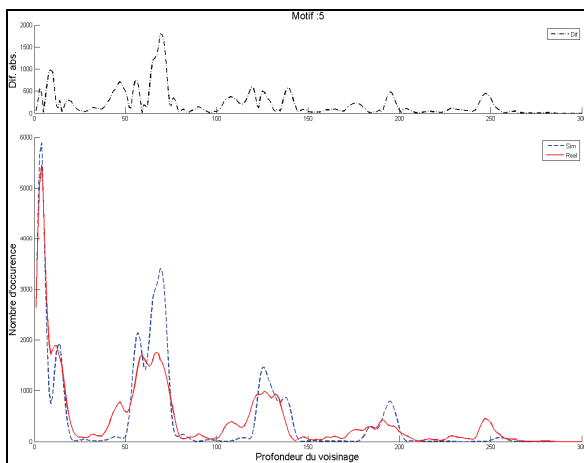
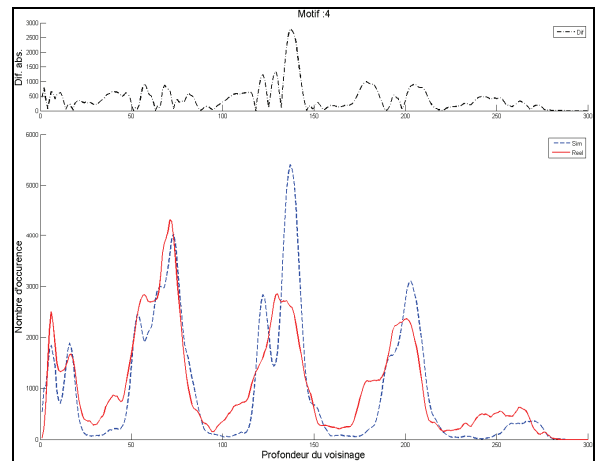
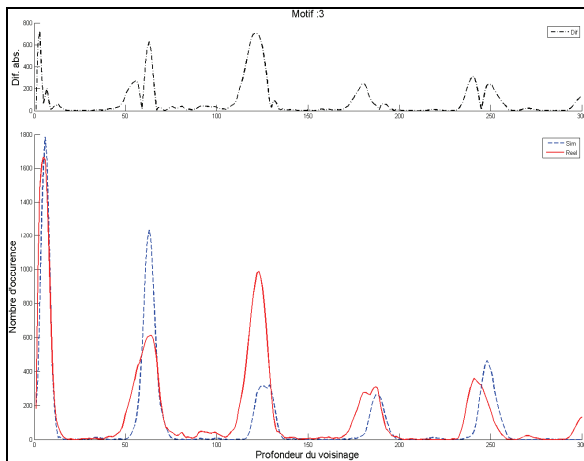
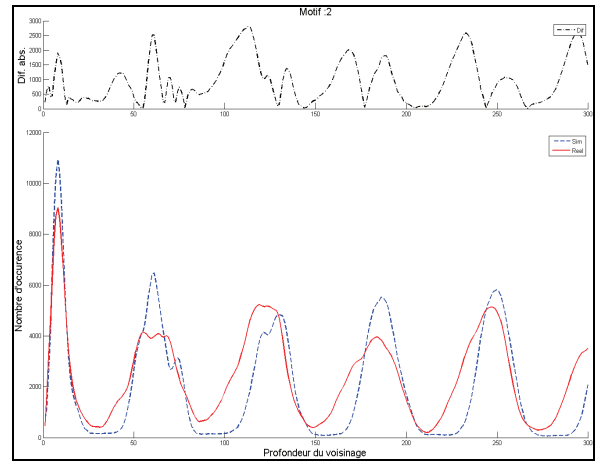
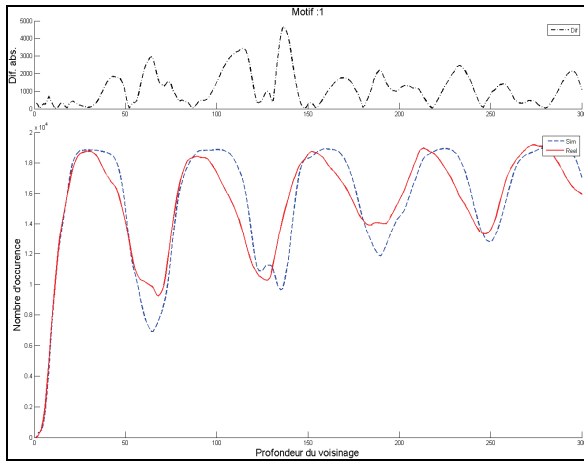


*Fig. II.19 : Photographie aérienne d'un champ de tournesol (haut) et sa simulation (bas),  
Dimensions : 766 x 286 pixels.*

Il est à noter que le damier miniature n'a pu être utilisé pour cette image. Les paramètres intrinsèques calibrés ont pu être utilisés alors que les paramètres extrinsèques n'ont pu qu'être estimés, la figure ci-dessus (Fig. II.19) présente ainsi une image réelle sans perspective (en haut) avec son homologue modélisé (en bas).

Pour valider la spatialisation du semis de culture de notre modèle, la méthode d'analyse du voisinage décrite ci-avant (3.2.1) a été utilisée avec une profondeur variant de 0 à 300 pixels avec un pas de 1. Les résultats seront étudiés en deux phases, une première où nous décrirons les ressemblances pointées par cette méthode entre image réelle et image simulée et une seconde où un outil (le nRMSE) permettant de mesurer la ressemblance entre les courbes sera utilisé.

Ci-dessous, nous avons représenté tous les résultats des neuf motifs concernant l'image réelle son homologue virtuel (Fig. II.20). De plus, nous avons représenté, à titre indicatif, la différence absolue entre ces deux courbes.





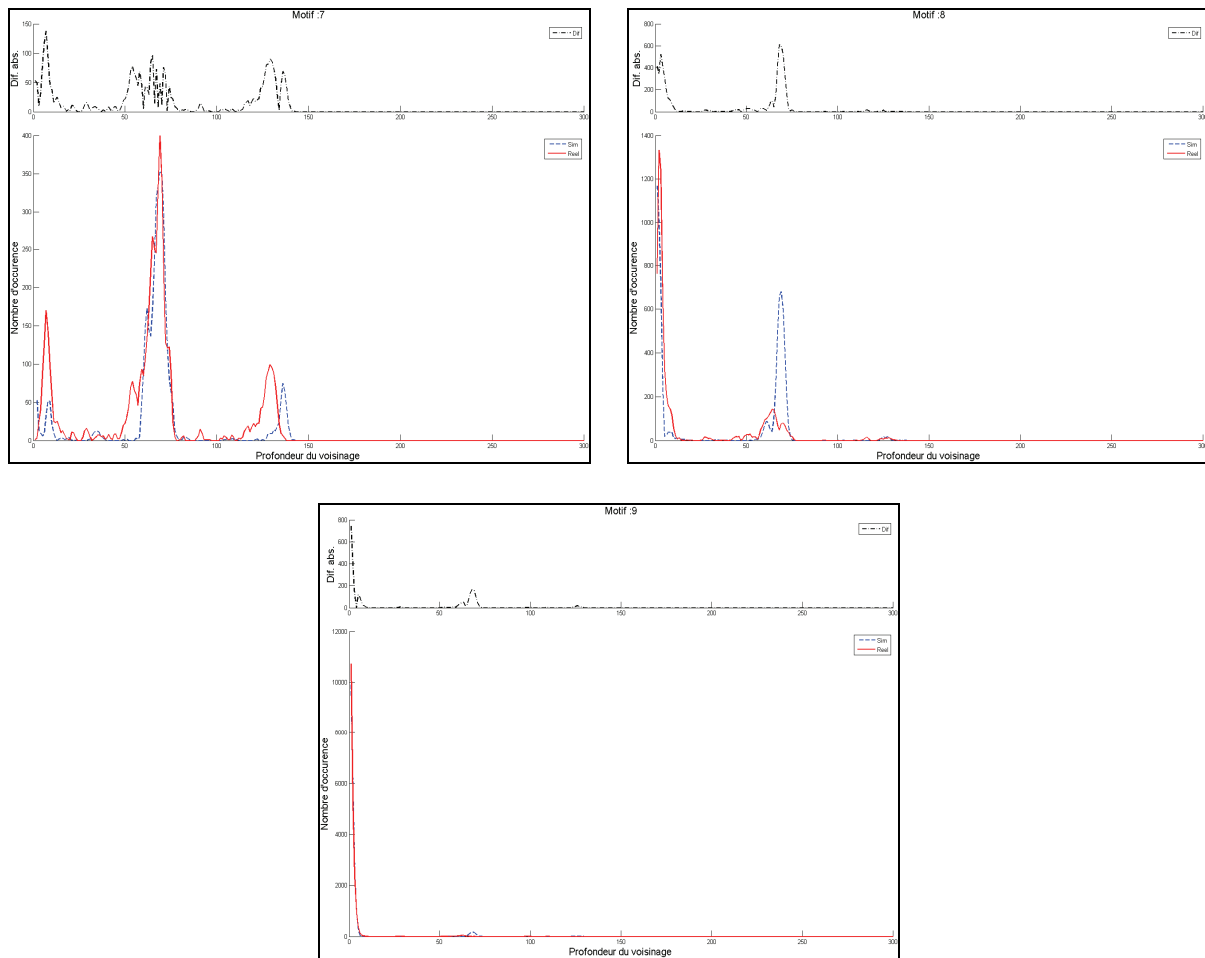


Fig. II.20 : Nombre d'apparition des motifs en fonction de la profondeur pour les images présentées en Fig. II.19.

Le motif n°1 est intéressant à plusieurs niveaux, pour une faible profondeur (<25 pixels), il permet, tout comme le motif n°9 de se rendre compte de la proximité des pixels (le premier motif par des valeurs faibles et le neuvième par des valeurs élevées). La très grande proximité des courbes à ces profondeurs montre une forte ressemblance des motifs, cela nous place donc à l'échelle de la plante. Pour des valeurs de profondeur plus importantes, le motif n°1 reflète l'organisation spatiale des plantes, tant horizontalement que verticalement. Ses oscillations correspondent aux inter-rangs pour les pics et aux rangs pour les creux. A nouveau, le comportement similaire des courbes issues des deux images met en évidence la ressemblance structurelle des images réelles et simulées. Il est intéressant de noter que la régularité des motifs n°1 et n°9, quelle que soit la profondeur de voisinage, traduit la caractéristique périodique de la culture à l'échelle de la scène.

Ces observations sont reproductibles pour les motifs n°2 et n°3 en ne prenant en compte que l'aspect horizontal de la structure et pour les motifs n°4 et n°7 en ce qui concerne l'aspect vertical.

Les autres motifs ne permettent pas de dégager plus d'information que celles que nous avons déjà obtenues. Nous allons donc nous employer à mesurer et à quantifier les ressemblances entre les données issues de l'analyse de voisinage. En positionnant la différence entre images réelles et virtuelles pour chaque motif, il ressort qu'il est difficile de quantifier visuellement une différence entre deux jeux de données. Pour approfondir ce travail, nous avons donc utilisé l'erreur quadratique

moyenne normalisée vue en 3.2.2 pour mesurer cette ressemblance. Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau ci-dessous (Tab. II.3).

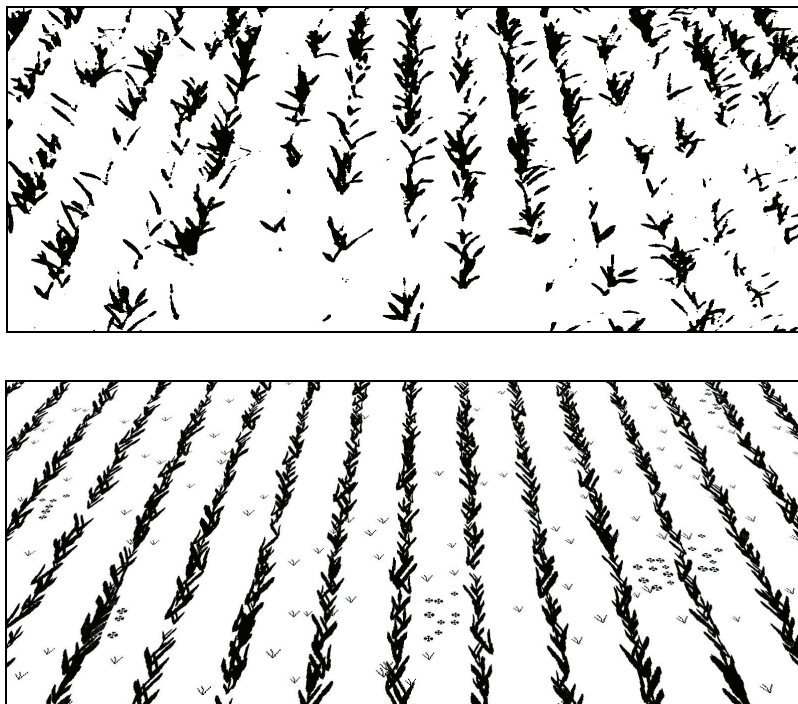
Motifs	1	2	3	4	5	6	7	8	9
nRMSE %	0.45 %	0.64 %	0.55 %	0.63 %	0.34 %	0.11 %	0.36 %	0.37 %	0.03 %

*Tab. II.3 : Erreur quadratique moyenne normalisée des données issues de l'analyse de voisinage des images présentées en Fig. II.19 pour les neufs motifs étudiés.*

Comme nous pouvons le voir, l'erreur quadratique moyenne normalisée donne des résultats très proches de 0 pour tous les motifs, en effet, aucun n'excède 1%, ce qui est un excellent résultat. Nous pouvons donc considérer que la répartition spatiale de la culture dans le cas d'image sans perspective est validée par ce test.

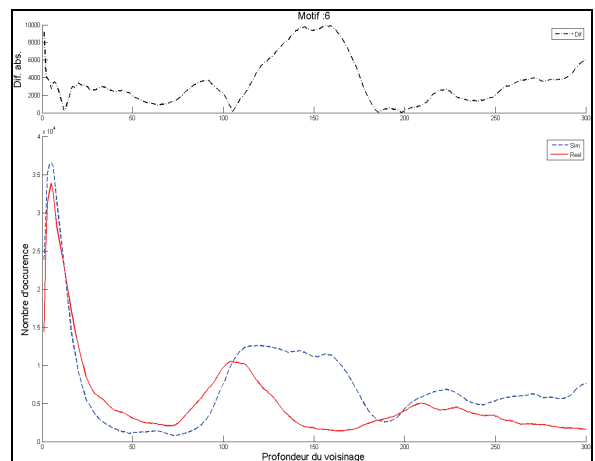
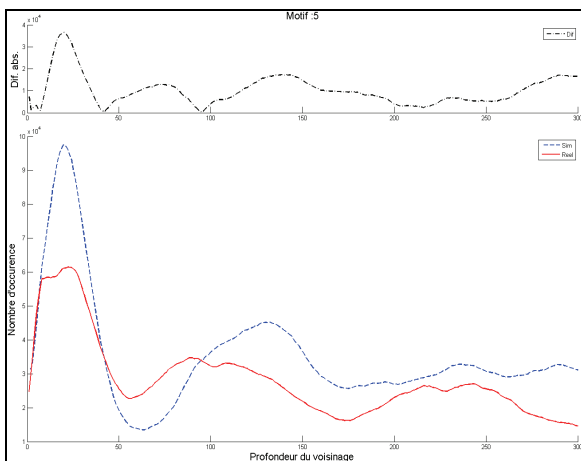
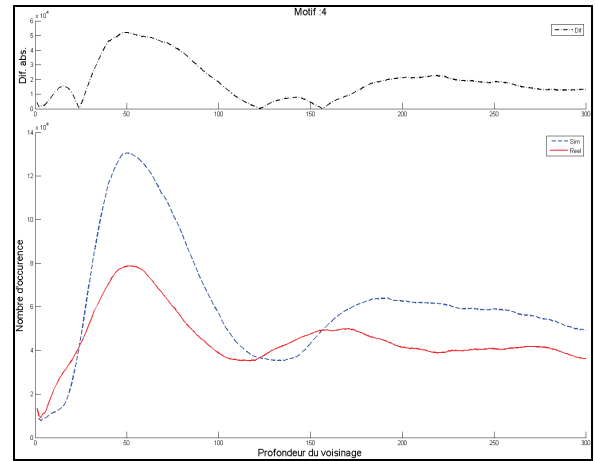
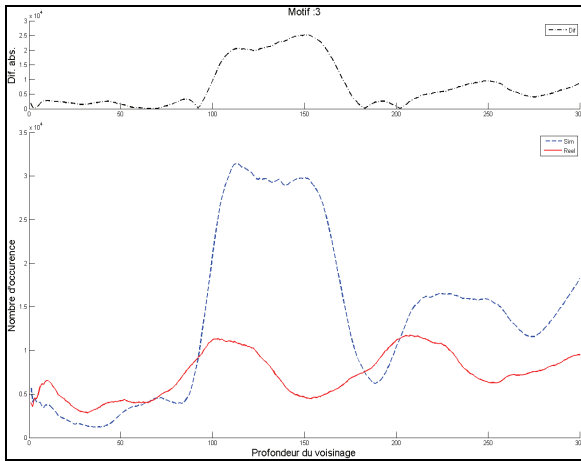
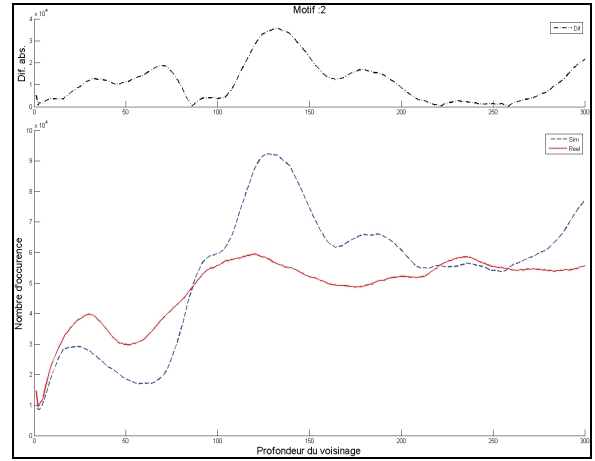
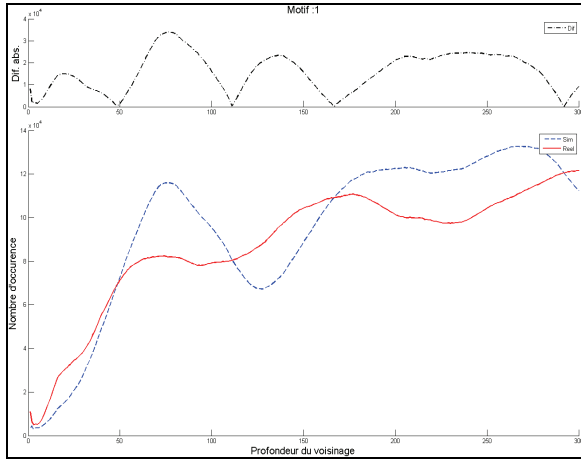
### 3.2.4.2. Scène avec effet de perspective

Dans cette partie, les images traitées sont issues du processus d'acquisition et de caractérisation d'images réelles décrit en 3.2.3. Les paramètres de la prise d'image sont donc estimés assez finement et les caractéristiques de la culture ont été mesurées en champ (Fig. II.21).



*Fig. II.21 : Photographie d'un champ de blé avec effet de perspective (en haut) et son homologue simulé (en bas).*

Dans le cas d'images avec perspective, les courbes obtenues sont bien moins aisées à interpréter. Par exemple, dans le cas d'un motif horizontal (n°2), la différence de fréquence en haut et en bas de l'image implique une quasi absence de régularité dans l'apparition du motif relativement à la profondeur. Ce constat s'observe dans les figures ci-après (Fig. II.22).



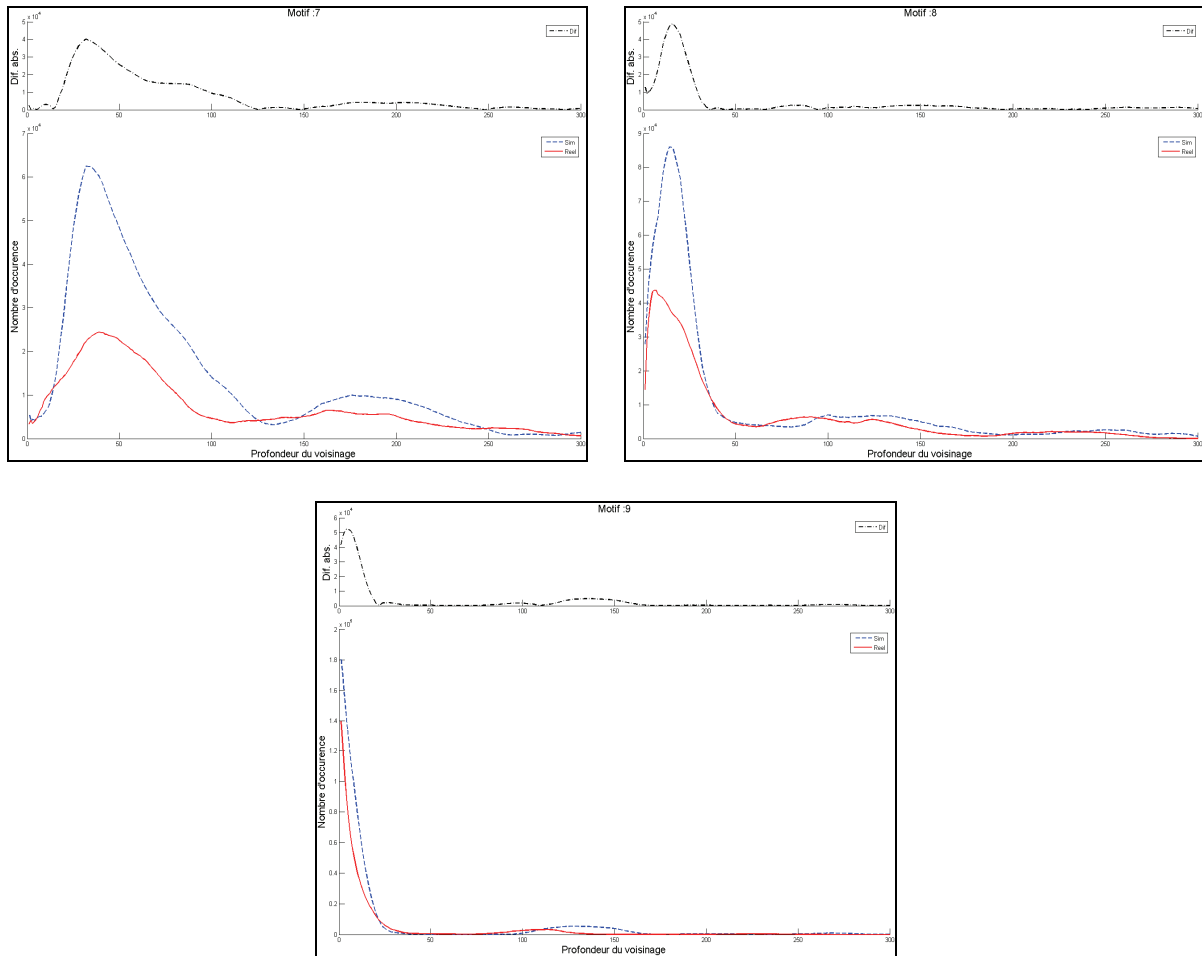


Fig. II.22 : Nombre d'apparition des motifs en fonction de la profondeur pour les images présentées en Fig. II.21.

Nous nous fierons donc à l'erreur quadratique moyenne normalisée vue en 3.2.2 pour mesurer la ressemblance entre les courbes obtenues. Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau ci-dessous (Tab. II.4).

Motifs	1	2	3	4	5	6	7	8	9
nRMSE %	0.80 %	0.99 %	2.08 %	1.11 %	0.84 %	0.69 %	1.19 %	0.68 %	0.30 %

Tab. II.4 : Erreur quadratique moyenne normalisée des données issues de l'analyse de voisinage des images présentées en Fig. II.21 pour les neuf motifs étudiés.

Comme pour les images sans perspective, les résultats obtenus par cette méthode, bien qu'en deçà de ceux obtenus précédemment sont très bons. En effet ils sont tous inférieurs à 2.08% ce qui révèle une forte ressemblance entre les données - issues des images réelles et virtuelles - analysées.

De ces résultats et de ceux obtenus précédemment, nous pouvons désormais estimer que la spatialisation de la culture est validée. Nous allons maintenant nous intéresser à la validation statistique de la distribution d'adventices.

### 3.3. Validation statistique du modèle pour une distribution d'adventices

Pour poursuivre la validation du modèle, après nous être intéressés à la spatialisation de la culture, nous nous sommes concentrés sur la distribution spatiale des adventices.

De nombreuses méthodes d'analyse statistique existent (méthode des quadrats (Gleason, 1920), indice de concentration, méthode des plus proches voisins) pour valider cette distribution, nous avons néanmoins choisi, une fois encore, d'utiliser une méthode multi-échelle permettant la caractérisation du type de distribution spatiale observée non seulement d'un point de vue local mais aussi global.

#### 3.3.1. Présentation de la méthode : fonction de Ripley

La distribution spatiale d'un "écosystème" est un concept difficile à modéliser et, dans le cas d'adventices, nous avons simplifié l'approche : chaque plant est matérialisé par un point de coordonnées  $(x, y)$  dans l'image.

Afin de déterminer la qualité des distributions choisies pour modéliser le semis d'adventices, nous allons utiliser la linéarisation de la fonction de Ripley (Ripley, 1977) proposée par Besag (Besag, 1977). La méthode de Ripley est applicable à des semis sur lesquels on a fait les hypothèses de simplicité (un seul point pour une localisation), d'homogénéité (ou de stationnarité : invariance par translation) et d'isotropie (invariance par rotation) du processus spatial. Ces fonctions permettent une caractérisation de la structure spatiale d'un semis. Ce sont des fonctions de second ordre qui sont définies de la manière suivante :

$$\hat{K}(r) = \lambda^{-1} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\delta_{ij}(\|x_i - x_j\| \leq r)}{n} \quad (\text{II.9})$$

$\forall i \neq j$

où  $\lambda$  est la densité globale de l'image et  $\delta_{ij}$  est une fonction indicatrice prenant la valeur 1 si la condition est vraie (0 sinon).

Cette méthode d'analyse de voisinage de second ordre est susceptible d'être affectée par des effets de bords. En effet, elle est basée sur le nombre de points recensés à une certaine distance et la proximité d'un bord en perturbe la valeur. Une correction de cet effet (voir explications en Fig. II.23), proposée par Collinet et Goreaud (Collinet, 1997; Goreaud et Pélissier, 1999) permet l'obtention d'une valeur non biaisée.

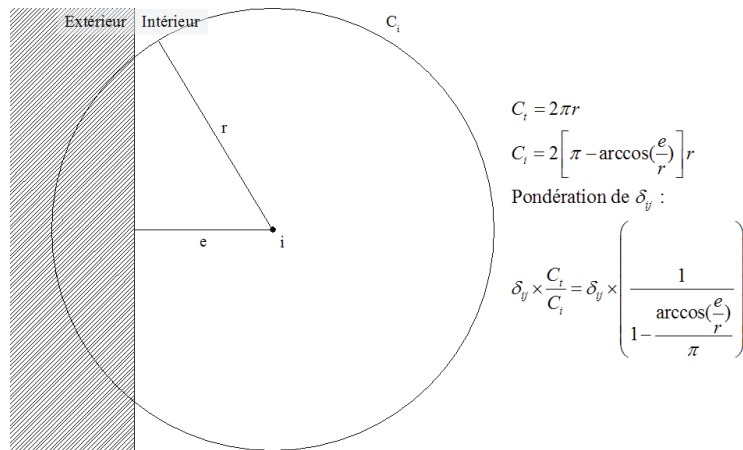


Fig. II.23 : Correction des effets de bords pour la fonction de Ripley.

La linéarisation apportée par Besag permet une compréhension plus aisée de la fonction de Ripley ; elle est obtenue par l'équation suivante :

$$\hat{L}(r) = \sqrt{\frac{\hat{K}(r)}{\pi}} - r \tag{II.10}$$

Différents types de distributions peuvent être caractérisés visuellement par cette fonction. La distribution aléatoire (Poisson) étant l'hypothèse nulle de ces fonctions, le résultat observé devra être compris dans un intervalle de confiance (voir explications ci-après - 3.3.2) autour de l'axe des abscisses. Une distribution homogène sera représentée par un pic négatif dont la valeur indiquera la distance minimale entre deux voisins directs. Un semis agrégé produira un pic positif dont la valeur maximale permet d'estimer la largeur moyenne des agrégats. D'autres distributions particulières peuvent être explicitées à l'aide de ces fonctions mais nous avons choisi de limiter notre étude aux distributions aléatoires et agrégatives.

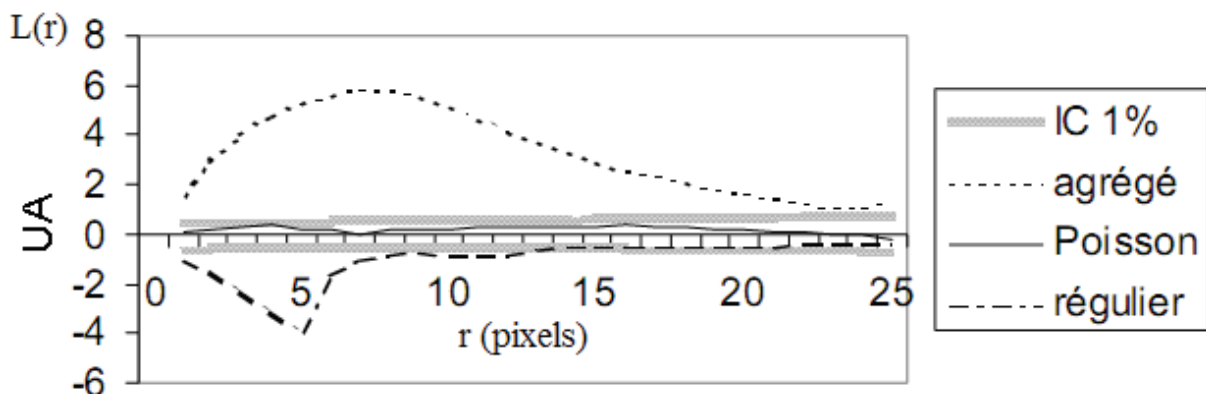


Fig. II.24 : Représentation de la linéarisation de Besag  $L(r)$  pour différents semis - schéma issu de la thèse de Goreaud (Goreaud, 2000).

### 3.3.2. Intervalle de confiance

Afin de caractériser les distributions observées, le calcul d'un intervalle de confiance est nécessaire. Ce calcul est réalisé à l'aide de la méthode de Monte-Carlo, comme décrit par Besag (Besag et Diggle, 1977). Le principe est de réaliser un grand nombre de semis de Poisson ( $N$ ) de densité égale au semis testé. Les valeurs de  $\hat{L}(r)$  sont calculées pour chaque pas de distance ( $dr$ ) et ordonnées de façon croissante. Suivant le risque  $\alpha$  voulu (généralement 1 ou 5%), les indices de confiance retenus sont les bornes représentées par les  $\frac{\alpha}{100} \times N$  et  $\left(1 - \frac{\alpha}{100}\right) \times N$  valeurs triées.

La précision ainsi que la qualité du lissage de l'intervalle de confiance dépendent du nombre de points du semis ainsi que du nombre de simulations réalisées ( $N$ ). Il est généralement considéré que 1000 simulations sont suffisantes pour obtenir une enveloppe correcte, aussi nous avons choisi la sécurité en optant pour un nombre de simulation  $N = 2000$ .

### 3.3.3. Distribution ponctuelle (Poisson)

Nous avons donc déterminé la fonction de Ripley d'une distribution aléatoire afin d'observer le comportement d'une distribution ponctuelle d'adventices. Pour ce faire, nous nous sommes appuyés sur des images modélisées de distributions ponctuelles.

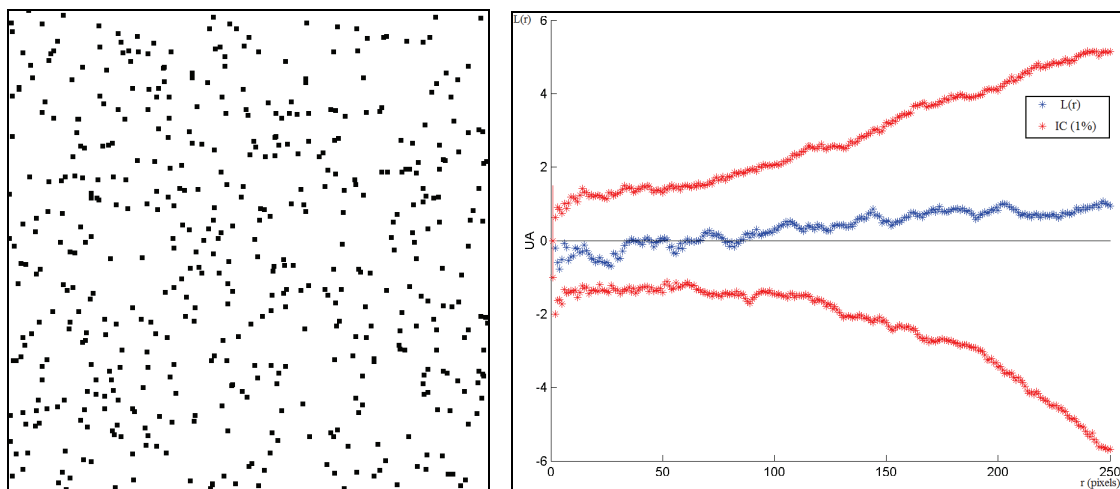


Fig. II.25 : Linéarisation de Besag dans le cas d'un semis ponctuel (avec indice de confiance à 1%).

Le résultat obtenu correspond bien à une distribution aléatoire, comme expliqué en Fig. II.24. Nous allons maintenant vérifier la caractérisation d'un semis agrégatif de type "Neyman-Scott".

### 3.3.4. Distribution agrégative

Une distribution agrégative a également été soumise à la fonction de Ripley :

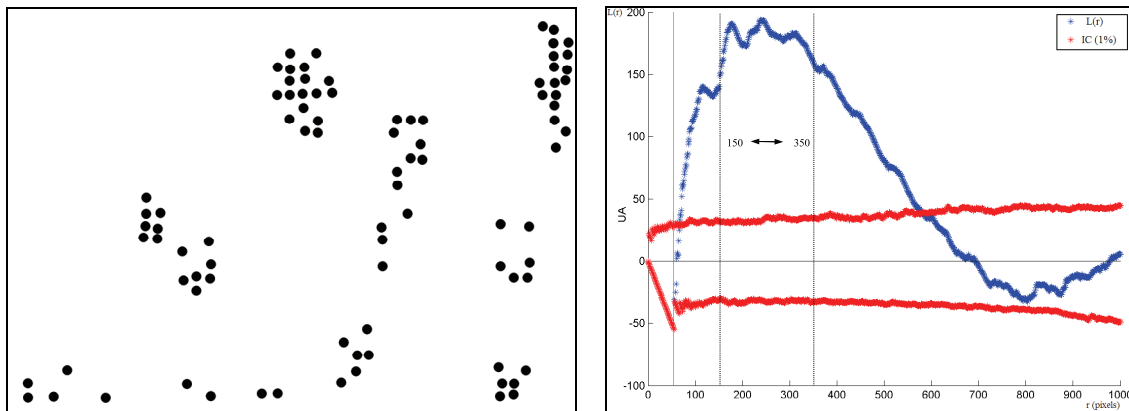


Fig. II.26 : Linéarisation de Besag dans le cas d'un semis agrégatif (avec indice de confiance à 1%).

Ici, le comportement de la fonction  $L$  est tout à fait caractéristique d'une distribution agrégative, cela nous permet de connaître la taille moyenne des agrégats (entre 150 et 350 pixels).

Dans le cadre des images simulées, pour les distributions agrégatives comme ponctuelles, les fonctions  $L$  correspondent bien à ce que nous trouvons habituellement dans la littérature (Goreaud, 2000). Les algorithmes développés ont donc un comportement correct. Il faudra néanmoins faire attention, lors d'essais sur des images réelles, à prendre en compte le nombre d'adventices qui influe sur le caractère aléatoire de la distribution.

### 3.3.5. Distributions hétérogènes

Comme nous l'avons vu précédemment (3.3.1), la méthode de Ripley impose une hypothèse forte d'homogénéité du processus spatial. Or, dans le cadre d'images réelles, il faudra s'assurer que cette hypothèse est vérifiée. Nous avons choisi de caractériser cette fonction face à un semis hétérogène. Pour cela, nous avons réalisé un semis contenant deux densités différentes puis nous en avons calculé la fonction de Ripley associée. Le résultat de cette analyse est présenté en Fig. II.27.



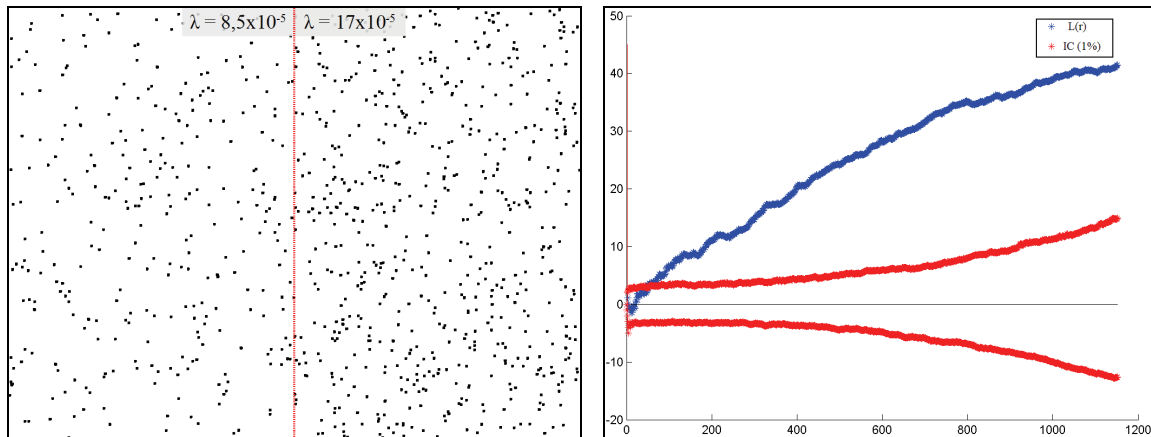


Fig. II.27 : Fonction de Ripley appliquée à un semis hétérogène présentant deux concentrations ( $\lambda$ ) différentes de population.

Nous observons donc un phénomène croissant bien différent de celui observé pour un processus agrégatif.

### 3.3.6. Distributions réelles

Une campagne d'acquisition d'images a été réalisée en avril 2009 afin de caractériser les distributions d'adventices observées. Un APN<sup>13</sup> fixé sur une perche nous a permis de prendre des photographies de champs de maïs particulièrement infestés (ce qui est assez rare : 150 adventices/m<sup>2</sup> en moyenne) avec suffisamment de hauteur pour obtenir un champ de vision assez large (environ 3m x 2m, voir Fig. II.28). Ces champs appartiennent à un agriculteur de Sennecey-lès-Dijon et sont situés à quelques kilomètres des locaux de l'UP-GAP. Une telle concentration d'adventices nous permet d'obtenir des données statistiques révélatrices de la distribution spatiale des adventices. Avec une concentration moins importante, il aurait fallu un champ de vision plus important (ce qui était impossible compte tenu des conditions) pour conserver un nombre d'observations suffisant. Les images obtenues sont traitées manuellement à l'aide du logiciel Paint.NET<sup>14</sup> (les adventices sont pointées) en 15-20 minutes par image (3072x2304 pixels). Ce traitement nous permet d'obtenir une carte d'infestation contenant la position de chaque plant d'adventice (Fig. II.28). La carte obtenue est ensuite traitée à l'aide de la fonction de Ripley vue précédemment puis la lecture du résultat est facilitée par la linéarisation de Besag.

<sup>13</sup> Appareil Photo Numérique

<sup>14</sup> <http://www.paint.net/>

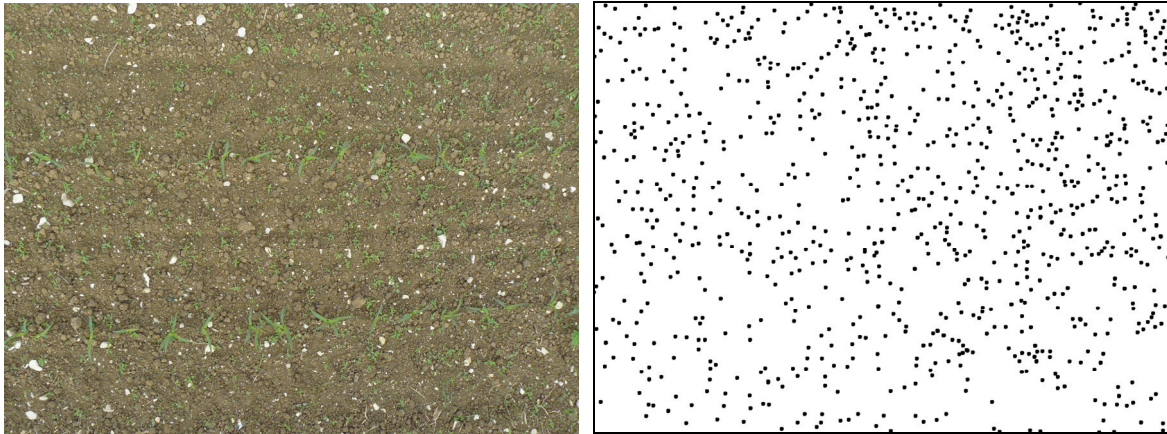


Fig. II.28 : Semis issu d'une image réelle infestée dans une parcelle de maïs contenant 152 adventices/m<sup>2</sup>, soient 914 adventices.

De cette manière, 150 images ont été traitées et il en ressort un phénomène intéressant : les distributions observées n'ont pu, dans la grande majorité des cas, être caractérisées comme des distributions ponctuelles ou agrégatives. Ce qui ressort des tests effectués sur ces images est l'hétérogénéité de la distribution (caractérisée par la fonction de Ripley présentée en Fig. II.29), la densité des semis étant très variable en fonction de la zone d'observation. Cette variabilité dans la densité des semis est en accord complet avec l'un des principes fondateurs de l'agriculture de précision : la variabilité intra-parcellaire.

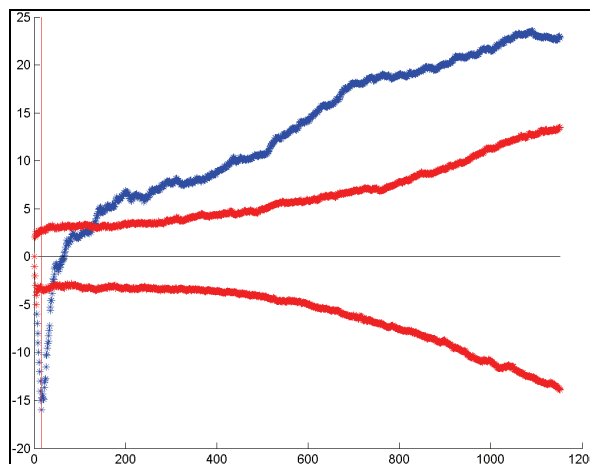
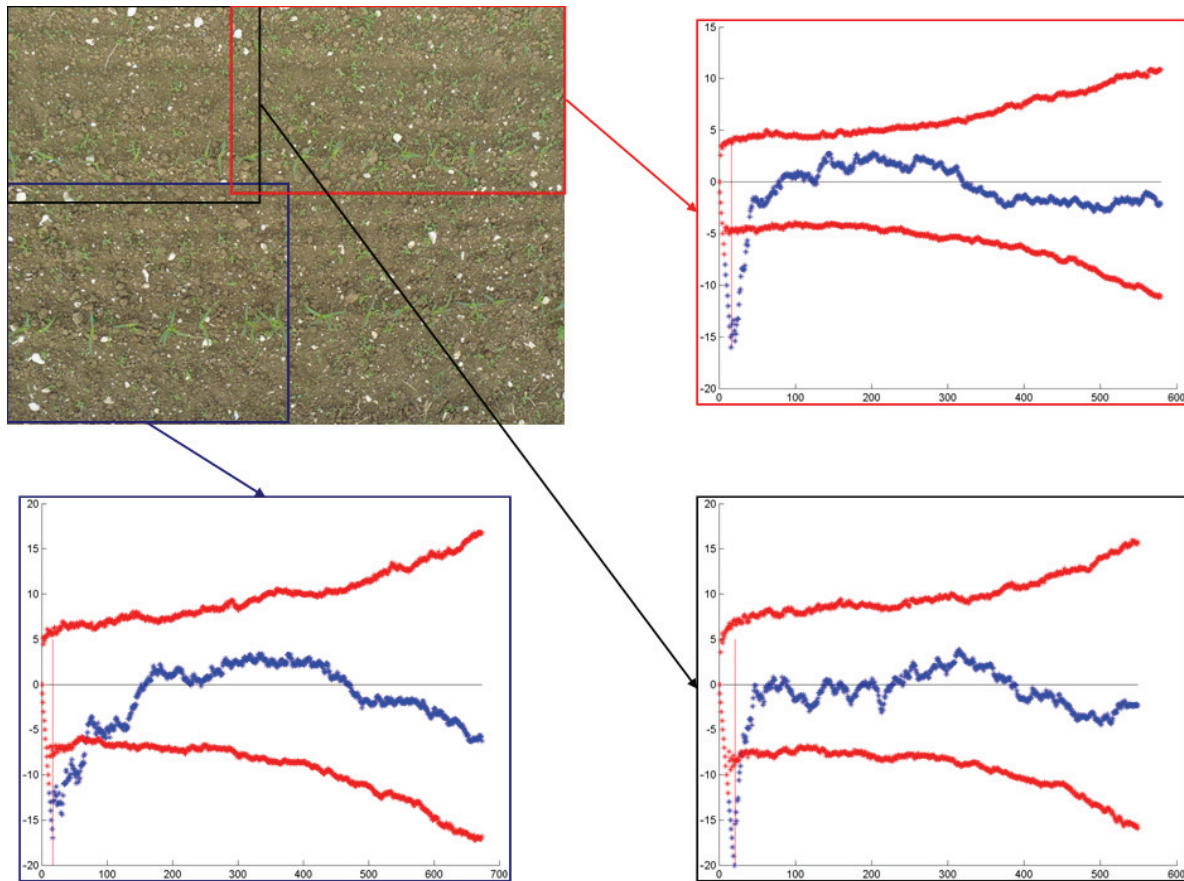


Fig. II.29 : Hétérogénéité de la distribution d'adventices mise en exergue par la fonction de Ripley dans le cas de l'image réelle de la Fig. II.28.

Afin de caractériser les distributions observées, nous avons donc choisi de découper les images en fonction de la concentration de plants d'adventices. Nous avons pris soin de conserver des zones suffisamment grandes (1,5m x 1m) pour conserver un nombre d'observations conséquent (200 adventices en moyenne). Les résultats sont alors conformes à nos attentes et les distributions observées se trouvent être de type ponctuel (comme nous le laissait présumer la Fig. II.28).

Nous présentons les résultats issus du découpage du champ présenté précédemment (Fig. II.28). L'image a ainsi été subdivisée en trois sous images. L'étude de la distribution de leur semis montre qu'ils sont bien caractérisés par des distributions ponctuelles (Fig. II.30).



*Fig. II.30 : Découpage d'une image contenant initialement un semis hétérogène. Après subdivision, obtention de trois semis ponctuels.*

Ainsi, pour chacune des images acquises, nous avons vérifié le caractère homogène. Dans le cas de distributions hétérogènes, cette opération de subdivision a été réalisée avec des résultats très probants, nous permettant donc d'affirmer que la distribution d'adventices suit bien un modèle ponctuel tel que nous l'avons mis en œuvre dans le modèle développé.

La question du semis agrégatif se pose également, il ne nous a malheureusement pas été possible de réaliser des prises d'images permettant de caractériser ces semis. Néanmoins la littérature à ce sujet est sans équivoque et la validation de cette distribution ne devrait pas poser problème.

Nous estimons donc avoir validé le processus de création d'images agronomiques de la spatialisation de la culture à la distribution des adventices à l'aide de méthodes multi-échelles et en ayant également pris soin de vérifier l'implémentation du modèle du sténopé. Nous pouvons donc considérer que les images issues de la modélisation sont comparables à des images réelles et peuvent être utilisées à la place d'images réelles pour tester des algorithmes de discrimination culture/adventices. Ainsi, grâce à la modélisation, il va être possible d'étudier les performances de ces algorithmes en réalisant tout type de scène : de la plus simple (culture sans adventices) à la plus compliquée (culture totalement infestée).

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons modélisé, dans un premier temps, une parcelle cultivée constituée aussi bien d'une culture semée périodiquement que d'adventices distribuées spatialement aléatoirement selon une loi ponctuelle (Loi de Poisson) ou une loi agrégative (Processus de Neyman-Scott). Pour ce faire, nous avons fait le choix de modéliser cette parcelle comme un espace à 2D ( $z=0$ ) considérant les plantes à un stade jeune (deux feuilles) de leur croissance. En effet, les travaux de l'UP-GAP sur la gestion raisonnée des herbicides (pulvérisation) sont menés dans cette configuration et le modèle a été développé pour cette application particulière. Ce modèle prend essentiellement en compte l'information spatiale et non la forme des objets car, comme nous le verrons dans le chapitre suivant, la plupart des algorithmes de discrimination de plantes dédiés à des applications en temps réel repose sur cette seule information spatiale.

Dans un deuxième temps, la prise d'images de cette parcelle a été réalisée au moyen d'une matrice CCD virtuelle afin de reproduire au mieux les images réelles prises par des caméras (ou appareils photo numériques) à partir des connaissances de leurs paramètres intrinsèques et extrinsèques.

La validation du modèle concernant son réalisme a été réalisée au moyen de tests statistiques en s'appuyant sur l'analyse du semis à l'aide d'une méthode d'analyse de voisinage multi échelle puis sur l'analyse de semis d'adventices à l'aide de la fonction de Besag, linéarisation de la fonction de Ripley. Pour ce faire, nous avons comparé chaque image réelle à son image homologue simulée. Ainsi, plus de 150 images ont pu être finement étudiées révélant le plus souvent le caractère inhomogène de celles-ci.

Actuellement, ce modèle a été simplifié dans sa mise en œuvre et il repose notamment sur de l'imagerie « noir et blanc » ou « en niveau de gris ». Néanmoins, comme nous le verrons au Chapitre IV (p. 121), l'apport de la couleur est envisagé en vue de permettre une étude des algorithmes utilisant l'information spectrale pour discriminer la culture et les adventices.

Ce chapitre a permis de présenter une approche jusqu'à présent peu explorée en agriculture (et plus particulièrement en pulvérisation) qui repose sur la modélisation d'images pour développer, tester, comparer de nouveaux algorithmes de discrimination de plantes. Ce travail est nécessaire en vue d'exporter ces algorithmes sur des systèmes embarqués pour faire de la pulvérisation localisée par imagerie en temps réel par exemple. Par ailleurs, ce modèle pourrait également être utilisé pour tester en laboratoire de nouveaux prototypes de désherbage (chimiques ou mécaniques) basés sur un système de vision nécessitant de nombreux essais en présence de parcelles cultivées. Au lieu de gérer l'organisation et la préparation de celles-ci, les tests pourraient être réalisés sur des images modélisées ; cela permettrait de s'affranchir de nombreuses contraintes agronomiques et météorologiques.

Par la suite, ce modèle actuellement restreint au désherbage (car restreint aux algorithmes spatiaux), pourrait être envisagé pour d'autres applications. Par exemple, nous pourrions imaginer de prendre en compte la forme des plantes pour utiliser des algorithmes de discrimination de plantes à partir de leur forme pour des applications de désherbage ou de cartographie.

Enfin, à plus long terme, ce modèle pourrait être couplé à un modèle de compétition de plantes. En effet, ce modèle fournit « un instantané » d'une scène et chaque image modélisée est indépendante des autres. Il pourrait être envisagé par la suite de suivre l'évolution temporelle d'une scène agronomique en modélisant une succession d'images couplées les uns aux autres par un modèle agronomique (par

exemple de compétition de plante). Nous pourrions suivre ainsi la dynamique d'un phénomène agronomique (compétition, maladie, fertilisation...) en alimentant le modèle par des mesures de terrain. Le suivi de la parcelle virtuelle pourrait également être mis en œuvre à l'aide des performances des algorithmes de discrimination utilisés. Simuler les conséquences d'une classification utilisée pour pulvériser des herbicides sur les adventices détectées permettraient d'ajuster au mieux les paramètres de classification.

## Références

- Asseng, S., Anderson, G. C., Dunin, F. X., Fillery, I. R. P., Dolling, P. J. et Keating, B. A. (1998).** "Use of the APSIM wheat model to predict yield, drainage, and NO<sub>3</sub><sup>-</sup> leaching for a deep sand." Australian Journal of Agricultural Research **49**(3): 363-378.
- Baez-Gonzalez, A. D., Chen, P.-y., Tiscareno-Lopez, M. et Srinivasan, R. (2002).** "Using Satellite and Field Data with Crop Growth Modeling to Monitor and Estimate Corn Yield in Mexico." Crop Science **42**(6): 1943-1949.
- Besag, J. et Diggle, P. J. (1977).** "Simple Monte Carlo tests for spatial pattern." Applied Statistics: 327-333.
- Besag, J. E. (1977).** "Comments on Ripley's paper." Journal of the Royal Statistical Society B **39**(2): 193-195.
- Bossu, J., Gée, C., Jones, G. et Truchetet, F. (2009).** "Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **65**(1): 133-143.
- Bouguet, J.-Y. (2005, mars 2005).** Dernier accès, depuis [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/index.html](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/index.html).
- Bowers, G. R., Rabb, J. L., Ashlock, L. O. et Santini, J. B. (2000).** "Row Spacing in the Early Soybean Production System." Agronomy Journal **92**(3): 524-531.
- Brivot, R., Marchant, J. A. et Chalabi, Z. S. (1996).** "Segmentation of plants and weeds using infrared images." Acta Horticulturae **406**: 165-172.
- Cardina, J., Johnson, G. et Sparrow, D. (1997).** "The nature and consequence of weed spatial distribution." Weed Science **43**: 364-373.
- Chen, C., Neill, K., Wichman, D. et Westcott, M. (2008).** "Hard Red Spring Wheat Response to Row Spacing, Seeding Rate, and Nitrogen." Agronomy Journal **100**(5): 1296-1302.
- Collinet, F. (1997).** Essai de regroupement des principales espèces structurantes d'une forêt dense humide d'après l'analyse de leur répartition spatiale (Forêt de Paracou – Guyane). Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard, Lyon I.
- Cox, D. R. et Lewis, P. A. W. (1966).** The statistical analysis of series of events. Publié par London. Chapman and Hall. 296 p. 0-412-21800-3.
- Crabtree, R. J. et Rupp, R. N. (1980).** "Double and Monocropped Wheat and Soybeans Under Different Tillage and Row Spacings." Agronomy Journal **72**(3): 445-448.
- Curran, W. S. (2004).** Weed-Crop Competition - A Review, Second Edition. Wiley-Blackwell. **33**: 200.
- de Reffye, P., Edelin, C., Jean, F., on, Marc, J. et Claude, P. (1988).** Plant models faithful to botanical structure and development. Proceedings of the 15th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, ACM.

- De Wit, A. J. W. et Van Diepen, C. A. (2008).** "Crop growth modelling and crop yield forecasting using satellite-derived meteorological inputs." International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation **10**(4): 414-425.
- Deen, W., Cousens, R., Warringa, J., Bastiaans, L., Carberry, P., Rebel, K., Riha, S., Murphy, C., Benjamin, L. R., Cloughley, C., Cussans, J., Forcella, F., Hunt, T., Jamieson, P., Lindquist, J. et Wang, E. (2003).** "An evaluation of four crop: weed competition models using a common data set." Weed Research **43**(2): 116-129.
- Faugeras, O. (1993).** Three-Dimensional Computer Vision. Publié par MIT Press.
- Fisher, R. A. et Miles, R. E. (1973).** "The role of spatial pattern in the competition between plants and weeds. A theoretical analysis." Math. Biosci. **18**: 335-50.
- Gleason, H. A. (1920).** "Some applications of the quadrat method." Bulletin of the Torrey Botanical Club: 21-33.
- Goreaud, F. (2000).** Apports de l'analyse de la structure spatiale en forêt tempérée à l'étude et la modélisation des peuplements complexes. Cémagref. Thèse de Doctorat, Clermont-Ferrand.
- Goreaud, F. et Pélissier, R. (1999).** "On explicit formulas of edge effect correction for Ripley's K-function." Journal of Vegetation Science: 433-438.
- Guo, Y. A. N., Ma, Y., Zhan, Z., Li, B., Dingkuhn, M., Luquet, D. et De Reffye, P. (2006).** "Parameter Optimization and Field Validation of the Functional-Structural Model GREENLAB for Maize." Annals of Botany **97**(2): 217-230.
- Henderson, T. L., Johnson, B. L. et Schneiter, A. A. (2000).** "Row Spacing, Plant Population, and Cultivar Effects on Grain Amaranth in the Northern Great Plains." Agronomy Journal **92**(2): 329-336.
- Kang, M. Z., Courn, P. H., de Reffye, P. d., Auclair, D. et Hu, B. G. (2008).** Analytical study of a stochastic plant growth model: Application to the GreenLab model, Elsevier Science Publishers B. V. **78**: 57-75.
- Keating, B. A., Robertson, M. J., Muchow, R. C. et Huth, N. I. (1999).** "Modelling sugarcane production systems I. Development and performance of the sugarcane module." Field Crops Research **61**(3): 253-271.
- Kiniry, J. R., Williams, J. R., Gassman, P. W. et Debacke, P. (1992).** General, Process-Oriented Model for Two Competing Plant Species (A), Iowa State University, Department of Economics.
- Krall, J. M., Esehie, H. A., Raney, R. J., Clark, S., TenEyck, G., Lundquist, M., Humburg, N. E., Axthelm, L. S., Dayton, A. D. et Vanderlip, R. L. (1977).** "Influence of Within-row Variability in Plant Spacing on Corn Grain Yield." Agronomy Journal **69**(5): 797-799.
- Lindenmayer, A. (1968a).** "Mathematical models for cellular interactions in development I. Filaments with one-sided inputs." Journal of Theoretical Biology **18**(3): 280-299.
- Lindenmayer, A. (1968b).** "Mathematical models for cellular interactions in development II. Simple and branching filaments with two-sided inputs." Journal of Theoretical Biology **18**(3): 300-315.

- Marletto, V., Ventura, F., Fontana, G. et Tomei, F. (2007).** "Wheat growth simulation and yield prediction with seasonal forecasts and a numerical model." *Agricultural and Forest Meteorology* **147**(1-2): 71-79.
- McCown, R. L., Hammer, G. L., Hargreaves, J. N. G., Holzworth, D. P. et Freebairn, D. M. (1996).** "APSIM: a novel software system for model development, model testing and simulation in agricultural systems research." *Agricultural Systems* **50**(3): 255-271.
- Meyer, G., Metha, T., Kocher, M., Mortensen D. et Samal, A. (1998).** "Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying." *Transaction of the ASAE* **41**(4): 1189-1197.
- Onyango, C., Marchant, J., Grundy, A., Phelps, K. et Reader, R. (2005).** "Image Processing Performance Assessment Using Crop Weed Competition Models." *Precision Agriculture* **6**(2): 183-192.
- Perttunen, J., Siev Anen, R., Nikinmaa, E., Salminen, H., Saarenmaa, H. et V Akev A, J. (1996).** "LIGNUM: A Tree Model Based on Simple Structural Units." *Annals of Botany* **77**(1): 87-98.
- Prusinkiewicz, P. (2004).** "Modeling plant growth and development." *Current Opinion in Plant Biology* **7**(1): 79-83.
- Ripley, B. D. (1977).** "Modelling spatial patterns." *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*: 172-212.
- Rossiter, D. G. et Riha, S. J. (1999).** "Modeling Plant Competition with the GAPS Object-Oriented Dynamic Simulation Model." *Agronomy journal* **91**(5): 773-783.
- Soltner, D. (2004).** Les grandes productions végétales, S. T. Agricoles Eds. Publié par Sciences et Techniques Agricoles. 471 p. 2-907710-02-8
- Streit, L., Federl, P. et Costa Sousa, M. (2005).** "Modelling Plant Variation Through Growth." *Computer Graphics Forum* **24**(3): 497-506.
- Tang, L., Liu, H., Zhu, Y. et Cao, W. (2008).** Development of a Model-based Digital and Visual Wheat Growth System. Computer And Computing Technologies In Agriculture, Volume II: 1113-1120.
- Villette, S., Piron, E., Cointault, F. et Chopinet, B. (2008).** "Centrifugal spreading of fertiliser: Deducing three-dimensional velocities from horizontal outlet angles using computer vision." *Biosystems Engineering* **99**(4): 496-507.
- Vioix, J. (2004).** Conception et réalisation d'un dispositif d'imagerie multispectrale embarqué : du capteur aux traitements pour la détection d'adventices. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Vitta, J. I. et Satorre, E. H. (1999).** "Validation of a weed:crop competition model." *Weed Research* **39**(4): 259-269.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargaen, K. et Mortensen, D. A. (1995).** "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lightning conditions." *Transactions of the ASAE* **38**(1): 259-269.
- Yan, H.-P., Kang, M. Z., De Reffye, P. et Dingkuhn, M. (2004).** "A Dynamic, Architectural Plant Model Simulating Resource-dependent Growth." *Annals of Botany* **93**(5): 591-602.



---

**Yau, W.-Y. A. (1999).** "Modelling the impact of genetically modified crop on the flora associated with agriculture." EPCC.

## CHAPITRE III : ALGORITHMES DE DISCRIMINATION DE PLANTES

---

Introduction.....	78
1. Détection de lignes.....	79
1.1. État de l'art .....	79
1.2. La transformée de Hough .....	80
1.2.1. Historique et description de la méthode .....	80
1.2.2. Représentation cartésienne .....	80
1.2.3. La représentation polaire .....	81
1.2.4. Accumulateur et normalisation .....	83
1.2.5. Optimisations et généralisation .....	84
1.2.6. Applications agricoles de la Transformée de Hough .....	85
1.3. Description de l'algorithme mis en oeuvre .....	85
1.3.1. Première détection.....	86
1.3.2. Particularités des images agronomiques.....	87
1.3.3. Détection finale de maxima locaux .....	89
1.3.4. Performances de la détection de lignes .....	90
2. Discrimination culture/adventices.....	92
2.1. Méthode basée sur le blob-coloring.....	92
2.2. Extension de la méthode par estimation de contours.....	93
2.3. Détection probabiliste.....	94
2.4. Performances des algorithmes implémentés : Matrice de confusion et graphique ROC.....	96
2.4.1. Matrice de confusion .....	97
2.4.2. Graphique ROC .....	98
3. Résultats et discussion .....	100
3.1. Banques d'images virtuelles.....	100
3.2. Méthode basée sur le blob-coloring.....	101
3.2.1. Images sans perspective .....	102
3.2.2. Images avec perspective .....	103
3.3. Extension par estimation de contours .....	105
3.3.1. Images sans perspective .....	105
3.3.2. Images avec perspective .....	106
3.4. Détection probabiliste.....	108
3.4.1. Images sans perspective .....	108
3.4.2. Images avec perspective .....	109
3.5. Synthèse des résultats .....	111
3.5.1. Graphes ROC .....	111
3.5.2. Bilan .....	114
Conclusion .....	115
Références.....	117

---

## Introduction

La prise en compte des nouvelles recommandations européennes concernant la réduction des herbicides force les acteurs de la filière « pulvérisation » à développer de nouvelles stratégies pour optimiser la gestion des intrants chimiques sur une parcelle cultivée. Le partenariat entrepris avec la Société Tecnoma repose sur le développement d'un prototype de pulvérisation exploitant l'imagerie pour une gestion localisée des herbicides en post-levée (i.e. plante au stade de 2/3 feuilles). Dans ces circonstances, il est nécessaire de développer des algorithmes de détection de plantes reposant sur des temps de calcul extrêmement rapides (~ms) pour déposer la dose de produit chimique uniquement sur les plantes considérées comme adventices. Le plus souvent ces traitements de l'image se décomposent en trois étapes : un algorithme de segmentation pour discriminer le sol des plantes puis un algorithme de détection de rangs de culture (ou lignes de semis) puis un dernier algorithme pour séparer la culture des mauvaises herbes (adventices).

C'est ainsi que les travaux conduits (Vioix, 2004; Bossu, 2007) au sein de l'UP-GAP sur l'utilisation de l'imagerie pour réaliser des cartes d'infestation de mauvaises herbes au sein d'une parcelle cultivée reposent le plus souvent sur des algorithmes rapides.

Cependant, il est nécessaire de s'assurer de la capacité des algorithmes à discriminer la culture des adventices afin d'être en mesure de choisir l'algorithme le mieux adapté pour une situation donnée (taux d'infestation, géométrie de la scène...) ou une culture particulière (blé, tournesol, maïs). Reste à établir une méthode pour pouvoir comparer l'efficacité de discrimination de ces algorithmes face à divers taux d'infestation. Les méthodes les plus couramment utilisées nécessitent un travail fastidieux. Parmi celles-ci, nous noterons celles qui consistent à comparer les résultats de discrimination d'un algorithme à une vérité de terrain via un comptage manuel sur le terrain. Il s'agit ensuite de vérifier que la densité (nombre de plante/m<sup>2</sup>) de plantes (adventice ou culture) détectée par l'algorithme correspond à celle mesurée par l'expert. Une autre approche toute aussi fastidieuse serait de comparer, pixel à pixel, les résultats de l'algorithme avec une analyse manuelle des images : l'expert sépare manuellement les pixels de végétation en deux classes : culture et adventices ; l'image initiale servant de référence. Compte tenu de la masse de données à traiter (des milliers d'images) pour tester en détail le comportement de ces algorithmes, ce type de méthode ne peut être employé. La solution envisagée et qui a été décrite dans le précédent chapitre, repose sur la réalisation d'images virtuelles modélisant les scènes agronomiques photographiées par un système optique dont les conditions initiales sont parfaitement connues.

En ne considérant, dans un premier temps, que les propriétés spatiales des végétaux le modèle se limite au test d'algorithmes spatiaux mais ceux-ci représentent la majorité des algorithmes rencontrés dans les prototypes de pulvérisation en temps réel.

# 1. Détection de lignes

## 1.1. État de l'art

La plupart des prototypes de pulvérisation localisée exploitant l'imagerie rencontrés dans les laboratoires de recherche sont essentiellement des robots autonomes utilisant la vision pour se déplacer (autoguidage) mais aussi pour identifier les plantes en vue d'une action de désherbage chimique ou mécanique (Marchant, 1996; Hague et al., 1997; Søgaaard et Olsen, 1999; Søgaaard et Heisel, 2003; Åstrand et Baerveldt, 2005; Leemans et Destain, 2006a). Les algorithmes développés pour le temps réel reposent sur l'utilisation de l'information spatiale et plus particulièrement sur la détection des lignes de semis de culture. Le premier pas de cette détection est la discrimination entre le sol et les plantes, elle est le plus souvent réalisée soit par un seuillage simple sur des images prises en infrarouge (Brivot et al., 1996) soit par l'utilisation d'indice de végétation pour des images RGB (Woebbecke et al., 1995a; Meyer et al., 1998). En effet, les propriétés spectrales du sol et des plantes sont très différentes dans le vert et l'infrarouge (cf. Chapitre "Vers le Spectral") (Guyot, 1989; Girard et al., 1999). Parmi les algorithmes de détection de lignes, le plus couramment rencontré en agriculture est celui reposant sur la transformée de Hough (Marchant, 1996; Hague et al., 1997; Gée et al., 2008), il s'impose souvent grâce à sa simplicité et à sa robustesse. Cependant, d'autres algorithmes ont été développés tels que ceux basés sur le *stripe analysis*, le *blob analysis* ou la régression linéaire (Billingsley et Schoenfish, 1997). Fontaine et Crowe dans leur article (Fontaine et Crowe, 2006) ont comparé les performances de chacun d'entre eux montrant que le *stripe analysis* permet le meilleur guidage d'engins en conditions de laboratoire (lumière contrôlée, ..). Cependant la structure spatiale des cultures étant orientée et périodique, des approches basées sur une analyse fréquentielle par transformée de Fourier peuvent être envisagées (Bobillet et al., 2003; Vioix, 2004; Delenne, 2006; Bossu, 2007). En revanche, la discrimination culture/adventices par traitement d'images est un sujet beaucoup plus complexe car les variabilités intra-espèces sont parfois aussi importantes que les variabilités inter-espèces : variabilité selon la forme, la couleur, la texture et à l'heure actuelle aucune solution globale (i.e. quelque soit le type de culture) n'a vraiment été trouvée. Dans le cas de l'approche temps réel, cette discrimination repose sur l'information spatiale : une plante dans le rang est considérée comme culture alors qu'une plante située dans l'inter-rang est considérée comme adventice avec les erreurs que cette classification induisent, à savoir : une adventices dans le rang est considérée comme culture.

Aussi, certains chercheurs ont exploré des approches pour des plantes particulières utilisant la texture (Zhang et Chaisattapagon, 1995) ou des opérateurs de morpho-mathématiques (Woebbecke et al., 1995b). D'autres ont développé des algorithmes reposant sur des modèles déformables avec une connaissance a priori (Manh, 2001; Manh et al., 2001), modèle de forme - courbes de Bézier : (De Mezzo, 2004) - cherchant à reconstruire plus finement les contours des feuilles. Cependant, ils sont spécifiquement dédiés à des plantes particulières et ils requièrent des temps de calcul encore trop long pour le temps réel où les débits de chantier atteignent 25-30km/h.

Au cours de ce chapitre nous allons présenter de nouveaux algorithmes spatiaux de discrimination culture/adventices conçus pour être plus précis et plus robustes que ceux développés précédemment par notre équipe. Leur robustesse sera ensuite étudiée face à un nombre d'adventices conséquent dans l'image en s'appuyant sur la base de données d'images virtuelles issues du modèle développé. Il sera possible d'étudier puis de comparer les performances de ceux-ci. Par le passé, notre équipe avait déjà

étudié (Vioix, 2004) et comparé (Bossu, 2007) entre eux - grâce à notre modélisation d'images agronomiques - plusieurs algorithmes spatiaux de discrimination de culture/adventices reposant sur un filtre de Gabor, une double transformée de Hough ou encore une transformée en ondelettes (Bossu et al., 2009). La transformée utilisant une ondelette de Daubechies d'ordre 25 présente les meilleurs résultats de classification. En revanche pour une application temps réel, il s'avère que c'est le filtre de Gabor (avec tous ces défauts) qui présente la meilleure efficacité (compromis entre temps de calcul et classification culture/adventices). Nous proposons de mettre en place trois algorithmes de discrimination culture/adventices tous couplés à une transformée de Hough optimisée pour la détection de lignes de semis. Ces trois algorithmes reposent sur les méthodes de blob-coloring (Ballard et Brown, 1982; Deriche et Cocquerez, 1987; Haralick et Shapiro, 1992), de détection de contours (Cocquerez et al., 1995) et, enfin, de méthodes probabiliste (Chapron et al., 2007).

Nous allons maintenant détailler ces algorithmes mis en œuvre afin de réaliser la détection des rangs de culture.

## 1.2. La transformée de Hough

### 1.2.1. Historique et description de la méthode

Initialement, la transformée de Hough fut développée afin de réduire le temps nécessaire à la caractérisation des trajectoires de particules dans une chambre à bulle, caractérisation qui permettait d'en déduire la masse et la charge (Hough et Powell, 1960). Un brevet fut ensuite déposé en 1962 (Hough, 1962) décrivant la méthode permettant la reconnaissance de motifs au sein d'une image. La transformée consiste en un changement d'espace de représentation.

Ainsi, pour chaque point de l'image à analyser, les coordonnées de toutes les droites passant par ce point sont calculées. Cette information est cumulée pour tous les points et le résultat fait apparaître des maxima locaux correspondant aux droites cherchées. Il existe deux représentations différentes des droites (cartésienne et polaire), nous expliciterons tout d'abord la représentation cartésienne.

### 1.2.2. Représentation cartésienne

Une droite est caractérisée par l'équation suivante :

$$y = a.x + b \quad (\text{III.1})$$

Ainsi, pour un point  $(y_i, x_i)$ , il est possible de déterminer un ensemble de couples  $(a_{1,i}, b_{1,i})$  tels que, pour tout  $i$ ,

$$y_i = a_{1,i}.x_i + b_{1,i} \quad (\text{III.2})$$

Théoriquement, il existe une infinité de droite en accord avec cette relation, en pratique le coefficient directeur (ici  $a_{1,i}$ ) prend une série de valeurs discrètes dont le pas est fixé et pour lesquelles nous

calculons l'ordonnée à l'origine (ici  $b_{1,i}$ ). Comme nous pouvons le voir en Fig. III.1, les points  $M_1$  et  $M_2$  sont sur la droite caractérisée par  $a_{1,2} = a_{2,2} = 1$  et  $b_{1,2} = b_{2,2} = 0$ .

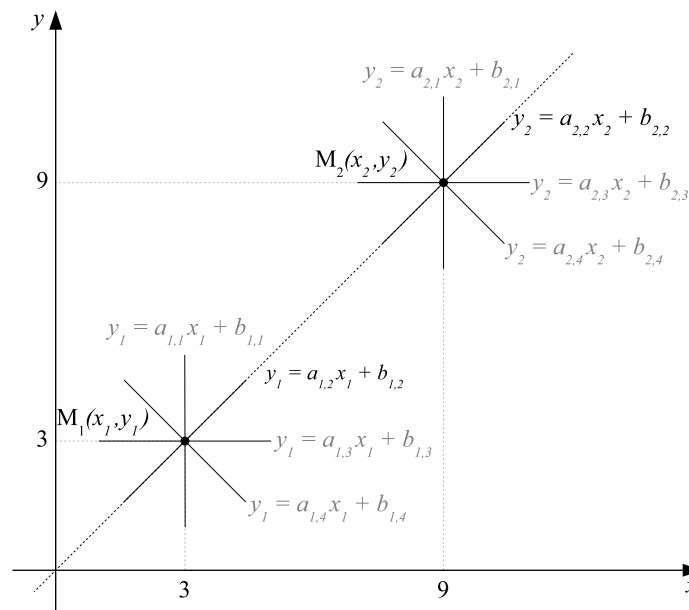


Fig. III.1 : Concordance de droites issues de deux points.

Ici, une difficulté venant de la représentation cartésienne apparaît : les droites horizontales ne peuvent être décrites par l'équation (III.1), en effet, elles sont de la forme  $x = b$ . Ceci implique l'apparition de valeurs non bornées, ce qui ralentirait considérablement l'exécution d'un programme utilisant cette transformée. De plus l'espace  $(a, b)$  est très inhomogène : une discrétisation fixe du coefficient directeur  $(a)$  n'entraîne pas une répartition régulière des droites observées. Il alors est possible de passer outre ce problème en choisissant un autre type de représentation : la représentation polaire.

### 1.2.3. La représentation polaire

Afin d'éviter l'écueil vu précédemment, Duda et Hart ont modifié la transformée de Hough en y introduisant la représentation polaire (Duda et Hart, 1972). Une droite est donc exprimée par l'équation suivante :

$$\rho = x.\cos(\theta) + y.\sin(\theta) \tag{III.3}$$

La représentation polaire d'un segment de droite consiste à caractériser son vecteur directeur par un angle  $(\theta)$  et une norme  $(\rho)$ .  $\theta$  correspond à l'angle entre l'axe des abscisses et la droite perpendiculaire à la droite définie  $(d)$  passant par l'origine,  $\rho$  représente alors la distance entre l'origine et  $(d)$  (Fig. III.2).

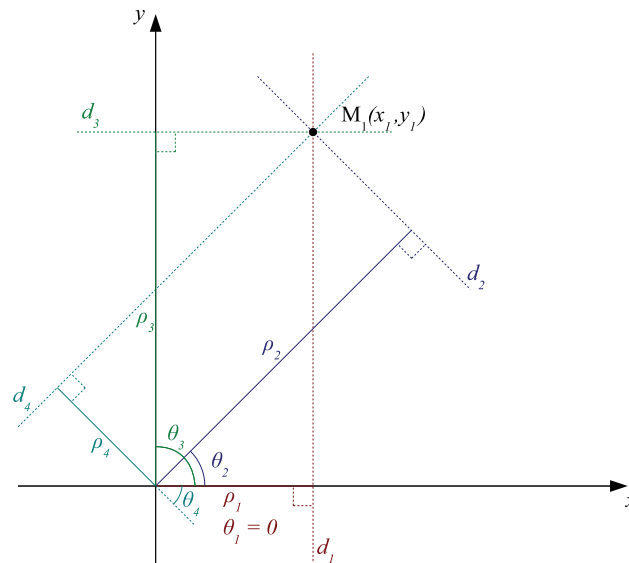


Fig. III.2 : Représentation polaire de droites passant par un point.

A nouveau, il existe une infinité de droite passant par un point mais leur nombre est contenu par une discrétisation de  $\theta$ . Contrairement à la représentation cartésienne, les variables  $\theta$  et  $\rho$  sont bornées, ce qui facilite (et donc accélère) grandement les calculs. En effet,  $\theta$  peut être limité à un intervalle de  $[-90, 90[$  et  $\rho$  est compris dans l'intervalle  $[0, \text{Dim}_{\text{max}}]$  si l'origine de la transformée de Hough est en haut à gauche de l'image ( $\text{Dim}_{\text{max}}$  étant la plus grande des valeurs entre la largeur et la hauteur de l'image)

Un point dans l'espace cartésien  $(x, y)$  est donc représenté par une sinusoïde dans l'espace polaire de Hough  $(\theta, \rho)$  et l'alignement de plusieurs points correspond à un couple  $(\theta_i, \rho_i)$  dans l'espace de Hough (voir Fig. III.3). La transformée de Hough est donc une transformée "1 à m" : à un point de l'espace source correspond m points de l'espace de Hough (Maître, 2003).

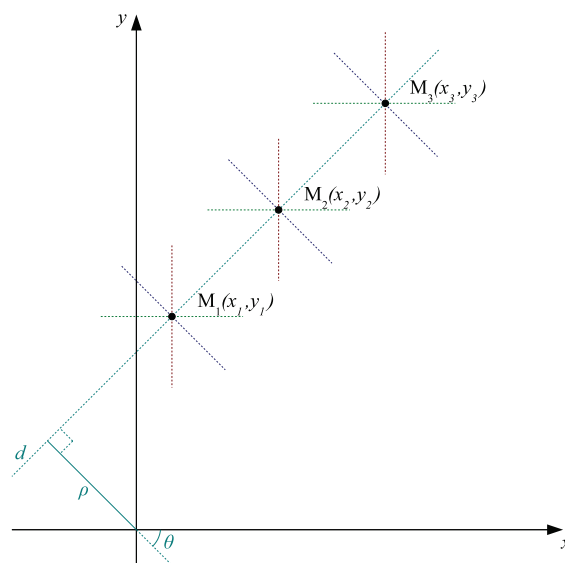


Fig. III.3 : Alignement de trois points et correspondance au couple  $(\theta, \rho)$  dans l'espace de Hough.

### 1.2.4. Accumulateur et normalisation

La mise en œuvre concrète de cette méthode se fait à l'aide d'un accumulateur  $A(\theta, \rho)$  chargé de recueillir les votes pour chaque point. L'accumulateur est un tableau représentant l'espace  $(\theta, \rho)$  et dont les valeurs sont incrémentées pour chaque ensemble de couples  $(\theta_i, \rho_i)$  représentant chacun des points de l'image traitée. On peut voir sur la Fig. III.4 les différentes superpositions de sinusôides (dans l'espace de Hough) associées à l'alignement des quatre points  $M_1, M_2, M_3$  et  $M_4$  (dans l'espace Cartésien). Ainsi la superposition des sinusôides  $S_1, S_2, S_3$  et  $S_4$  incrémentera donc quatre fois la position  $[\theta = 45 ; \rho = 0]$  de l'accumulateur. Les croisements de la sinusôide  $S_5$  avec les autres sinusôides ne seront incrémentés que deux fois. On constate donc que, dans l'espace cartésien, plus le nombre de points constituant une droite est important, plus l'accumulateur aura un nombre de votes élevé pour le couple  $(\theta, \rho)$  associé à cette droite. La détection des droites est donc ramenée à une détection de maxima dans l'espace de Hough.

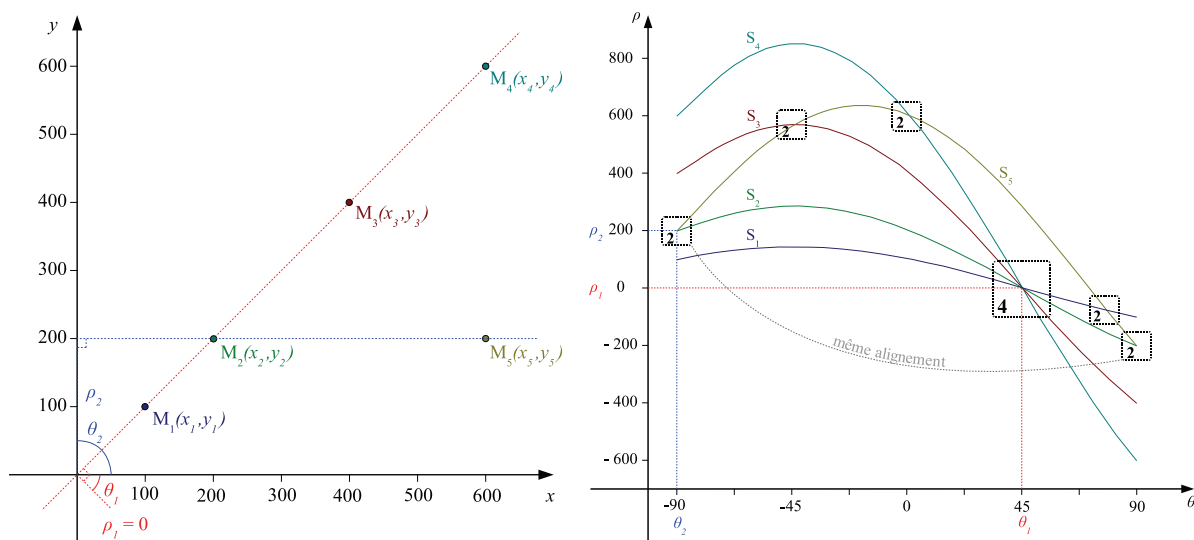


Fig. III.4 : Fonctionnement de la Transformée de Hough : aux quatre points alignés  $M_1, M_2, M_3$  et  $M_4$  dans l'espace cartésien correspond un point  $(\theta = 45^\circ, \rho = 0)$  d'intensité :  $A(45, 0) = 4$  ; alors qu'aux deux points alignés  $M_2$  et  $M_5$ , l'accumulateur associé sera deux fois plus faible :  $A(0, 200) = 2$ .

Afin de travailler avec des tableaux, une discrétisation de  $\theta$  (et donc de  $\rho$ ) est nécessaire. Cette discrétisation va fortement influencer sur les résultats obtenus, en effet, pour un pas de discrétisation trop grossier le risque est d'englober plusieurs droites au sein d'un même maximum. Au contraire, dans le cas d'un pas trop fin, c'est l'accumulation des votes qui est trop diluée et qui complique la détection de maxima. Il est également important de noter que cette discrétisation conditionne directement le nombre de calculs ainsi que la taille des accumulateurs en question. Ce pas doit être réglé en fonction des images traitées et de l'information recherchée au sein de l'image.

Afin d'éviter que les lignes qui possèdent potentiellement plus de pixels (les diagonales de l'image par exemple) soient surreprésentées il est important de procéder à une normalisation de l'accumulateur  $A$ . La normalisation consiste à créer un accumulateur pour une image pleine (dont tous les pixels sont pris en compte) de la même taille que l'image traitée. La normalisation est ensuite réalisée en divisant l'accumulateur correspondant au traitement par l'accumulateur "plein". Des effets de bords relatifs à



cette division apparaissent alors, nous verrons par la suite de quelle manière nous avons procédé pour résoudre ce problème.

### 1.2.5. Optimisations et généralisation

La rapidité d'un traitement est souvent l'un des arguments majeurs lors du choix de celui-ci, la transformée de Hough peut être modifiée afin d'en accélérer le traitement. Plusieurs possibilités permettent de réduire le nombre de calculs effectués.

Le choix du pas de discrétisation de  $\theta$  fait partie de ces optimisations mais n'est pas sans risque. En effet, plus ce pas est important et moins l'espace de Hough contiendra d'information et vice versa. Plus qu'une optimisation du nombre de calculs c'est un équilibre qu'il faut ici trouver entre sous et sur discrétisation.

La restriction du domaine d'exploration suivant l'angle ( $\theta$ ) peut également permettre une réduction importante du temps de calcul. Cette restriction peut être envisagée selon la géométrie de la scène. Dans l'exemple ci-dessous (Fig. III.5), le domaine d'étude sur l'angle n'a pas été restreint ( $[-90 ; 90[$ ) alors qu'il aurait pu être réduit, au vu de la scène étudiée, à un domaine bien plus limité ( $[-20 ; 20]$ ).

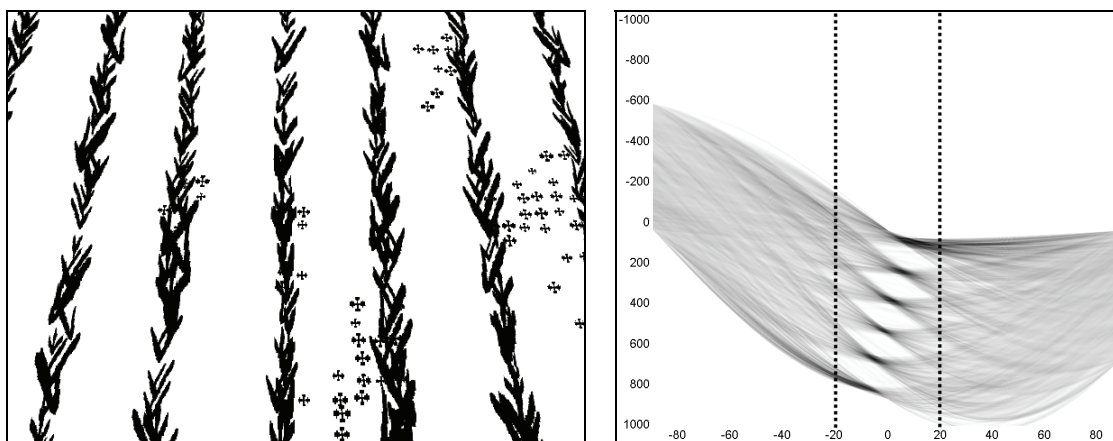


Fig. III.5 : Possibilité de restriction du domaine d'étude.

Le contexte a donc une grande importance en ce qui concerne l'optimisation de la transformée de Hough. O'Gorman et Clowes (O'Gorman et Clowes, 1976) ont d'ailleurs exploré la possibilité de réduire de manière automatique l'espace d'étude en utilisant l'information délivrée par le gradient sur des images de contours.

Concernant des optimisations plus poussées, Illingworth et Kittler (Illingworth et Kittler, 1988) dénotent le caractère hautement parallélisable de la transformée de Hough. En effet, pour chaque pixel les opérations effectuées ne dépendent que du pixel traité. L'utilisation de systèmes pyramidaux a été envisagée et testée afin d'améliorer les performances de l'algorithme (Jolion et Rosenfeld, 1989) et, plus tard, Meribout (Meribout et al., 2000) a développé une implémentation parallélisée et matérielle de la transformée permettant une détection de segment en temps réel.

La Transformée de Hough a également été généralisée et permet la détection de courbes, de cercles ou d'ellipses, comme l'explique Maître dans son livre (Maître, 2003). Des applications agricoles (forestières) à cette généralisation existent. A titre d'exemple, Brodie (Brodie et al., 1994) s'en est servi pour calculer le diamètre de troncs d'arbres. Nous allons maintenant décrire l'application de la Transformée de Hough à la détection de rangs de culture dans des images agronomiques.

### **1.2.6. Applications agricoles de la Transformée de Hough**

Certes, la Transformée de Hough est bien adaptée à la détection de lignes, cercles ou ellipses mais, en agriculture, il arrive bien souvent que les images de parcelles cultivées, prises à hauteur d'homme ou à partir d'un engin agricole présentent un effet de perspective.

#### **1.2.6.1. Détection de lignes parallèles**

En ce qui concerne les droites parallèles, le point de fuite est situé à l'infini. C'est pourquoi nous exploiterons une propriété intéressante de la représentation polaire : les droites parallèles ayant la même orientation dans l'espace cartésien auront leurs maxima alignés dans l'espace de Hough : la valeur de  $\theta$  est, dans ce cas, identique pour ces droites (voir Fig. III.7 en 1.3.2.1).

#### **1.2.6.2. Détection de point de fuite**

La recherche de points de fuite dans les images naturelles est un vaste sujet et repose le plus souvent sur la transformée de Hough. La transformée de Hough en cascade a été introduite par Tuytelaars (Tuytelaars et al., 1997) en représentation cartésienne et permet de détecter le ou les points de fuite d'une image. En effet, si la première transformée permet de détecter les lignes dans l'image, la seconde permet de repérer les alignements de maxima dans l'espace des paramètres qui correspond aux droites convergeant vers le même point. Cette possibilité d'utiliser une double transformée de Hough pour détecter les rangs de culture à partir du point de fuite dans l'image a été reprise par Gée (Gée et al., 2008). Il est important de noter que, dans l'espace de Hough, les maxima correspondants à un ensemble de lignes convergentes ne reposent pas sur une droite mais sur une sinusoïde associée au point de fuite (voir Fig. III.8 en 1.3.2.2).

## **1.3. Description de l'algorithme mis en oeuvre**

Trois algorithmes de discrimination culture/adventices ont été développés (cf. 2) au cours de cette thèse. Ceux-ci reposent sur une première phase de détection de ligne de semis utilisant une Transformée de Hough. Dans cette partie nous allons nous attacher, non seulement à décrire l'algorithme développé mais aussi à étudier la qualité de la détection des lignes face au bruit, constitué d'adventices placées dans l'image. Avant d'étudier les performances globales de ces trois algorithmes, il est nécessaire de connaître les performances de la Transformée de Hough avant tout.

### 1.3.1. Première détection

Partant du fait que les lignes les plus représentées dans l'image seront également les plus représentées dans l'espace des paramètres, nous avons choisi de procéder à une détection des lignes en deux temps, une première passe permettant de caractériser la nature de la scène et une seconde, affinant la recherche à l'aide des informations obtenues.

L'image ( $I$ ) est donc traitée à l'aide d'une transformée de Hough en représentation polaire avec le domaine d'étude suivant :  $\theta = [-90 ; 90 [$  avec un pas de discrétisation de 0,2. L'accumulateur  $A_o(\theta, \rho)$  est créé tel qu'énoncé en 1.2.4 ainsi que l'accumulateur  $A_{norm}$  permettant la normalisation.

Comme nous l'avons fait remarquer en 1.2.4, la normalisation entraîne des effets de bords qui peuvent compliquer la détection de maxima et l'absence de normalisation implique une plus grande représentation des lignes pouvant contenir le plus d'information. Nous avons donc opté pour une utilisation conjointe d'un accumulateur "brut" ( $A_o$ ) et normalisé ( $A_n$ ).

La recherche de maxima locaux est effectuée à l'aide de seuils définis de manière empirique pour chacun des accumulateurs (50% de l'intensité maximale pour  $A_o$  et 60% pour  $A_n$ ). Une fonction de type "ET logique" permet de garder l'information présente dans les deux images résultantes qui est ensuite enregistrée dans l'accumulateur  $A_s$ .

Une analyse en composante connexe (Ballard et Brown, 1982; Deriche et Cocquerez, 1987; Haralick et Shapiro, 1992) est alors réalisée sur  $A_s$  afin d'étiqueter les groupes de pixels connexes, leurs tailles (nombre de pixel) ainsi que leurs centres (couples  $(\theta, \rho)$ ) sont calculés. La taille est utilisée afin de ne conserver que les trois composantes les plus représentatives, des tests sur les centres sont ensuite effectués pour vérifier que nous n'avons pas détecté de ligne aberrante ( $\theta$ ) ou deux fois la même ligne ( $\rho$ ).

L'ensemble de cette procédure est schématisée dans la figure ci-dessous (Fig. III.6).

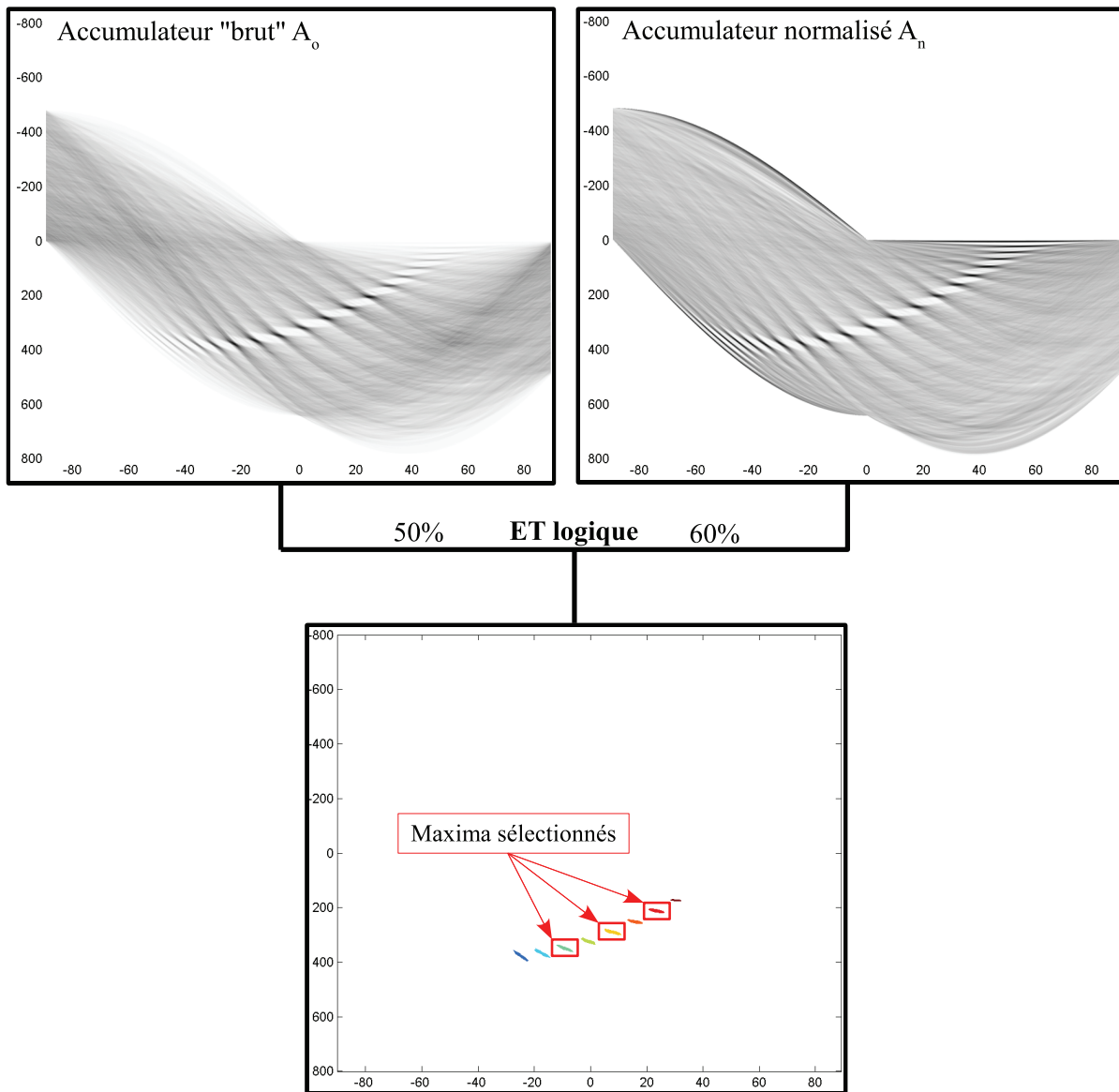


Fig. III.6 : Procédure de sélection des maxima suite à une combinaison entre l'accumulateur "brut" et l'accumulateur normalisé.

### 1.3.2. Particularités des images agronomiques

Une fois les maxima extraits, nous détectons l'absence de perspective ( propriété énoncée en 1.2.6) : des droites parallèles sont alignées suivant le même angle  $\theta$  dans l'espace des paramètres. Nous vérifions donc si les angles relevés sont contenus dans un domaine de valeurs déterminé de manière empirique autour de leur moyenne ( $\theta_{moy}$ ) (la solution retenue étant  $[\theta_{moy} - 2 ; \theta_{moy} + 2]$ ).

#### 1.3.2.1. Images sans perspective

Si les angles sont contenus dans l'intervalle ainsi défini, nous estimons que l'image ne présente pas de perspective et nous passons à la détection complète des maxima en se focalisant sur les couples  $(\theta_{moy},$

$\rho$ ). La recherche des maxima s'effectue donc suivant la droite verticale d'équation  $\theta = \theta_{moy}$ , comme nous pouvons le voir dans la figure ci-dessous.

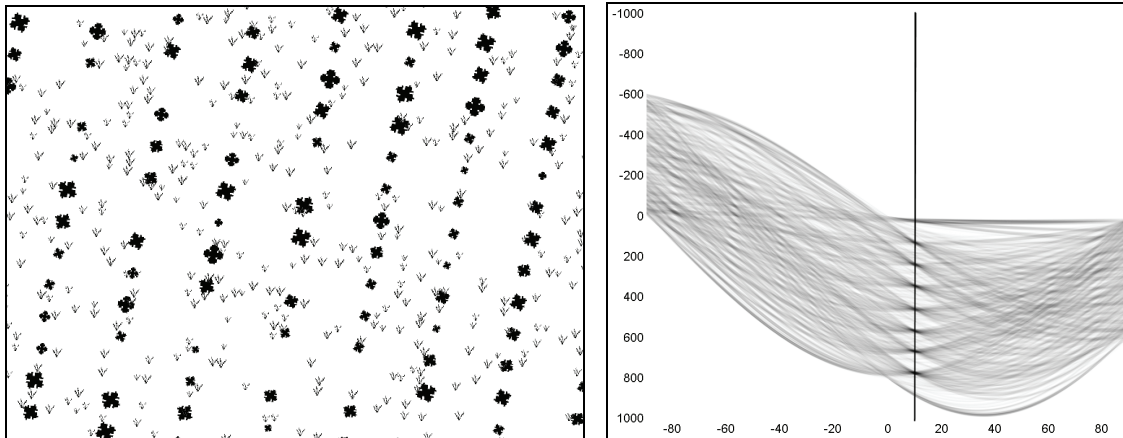


Fig. III.7 : Les rangs de culture parallèles (à gauche) impliquent la disposition des maxima dans l'espace de Hough suivant une droite ( $\theta = 10^\circ$ , correspondant à l'inclinaison du capteur CCD par rapport aux rangs de culture).

### 1.3.2.2. Images avec perspective

Dans le cas contraire, les droites sont estimées comme étant convergentes, le point de fuite peut donc être calculé en utilisant les lignes détectées. L'intersection de chaque appariement de droites est calculée et les valeurs obtenues sont moyennées, ce qui nous donne une approximation du point de fuite ( $x_f$ ,  $y_f$ ). La transformée du point de fuite est réalisée et permet d'obtenir la sinusoïde lui correspondant dans l'espace des paramètres. C'est à partir de cette sinusoïde (présentée en Fig. III.8) que seront cherchés les maxima.

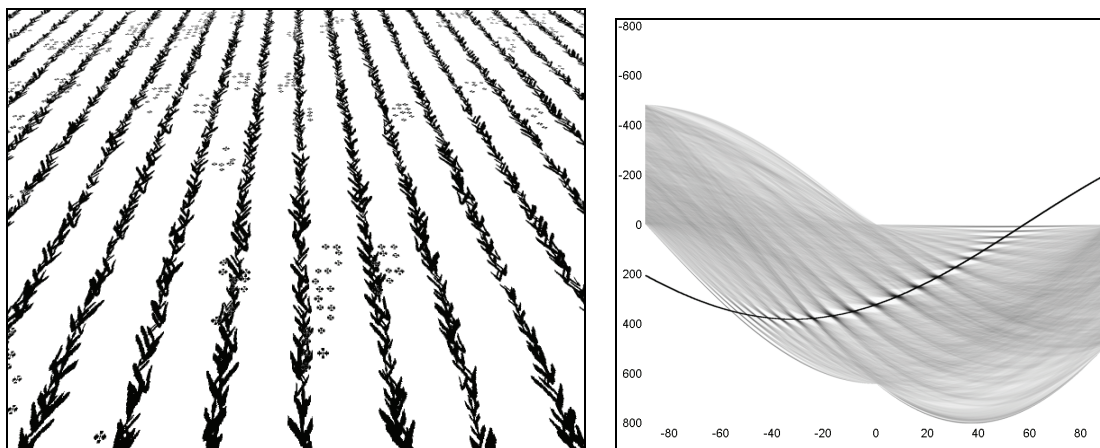


Fig. III.8 : Sinusoïde représentant le point de fuite de l'image de culture (gauche) dans l'espace de Hough (droite).

### 1.3.3. Détection finale de maxima locaux

La distinction entre les différentes géométries de l'image, avec ou sans perspective, s'arrête à ce moment. En effet, nous possédons pour chacune des situations une information nous permettant d'orienter la recherche de maxima dans l'espace de Hough.

La droite ou la sinusoïde issue de l'étape précédente permet donc de réaliser un profil de l'accumulateur, la détection de maxima dans une image est donc transformée en détection de maxima sur une courbe.

Comme nous pouvons le voir (Fig. III.9), la courbe obtenue est relativement propre, ceci grâce à l'utilisation conjointe des accumulateurs brut et normalisé.

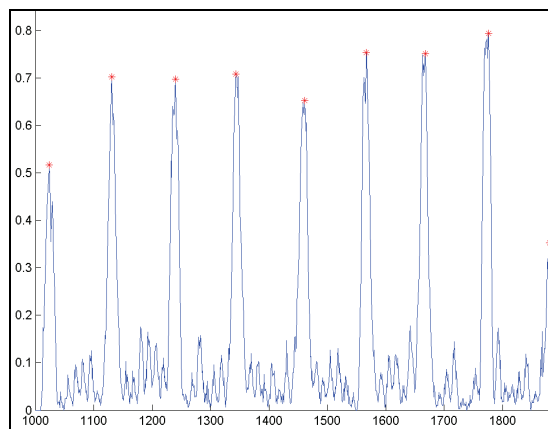


Fig. III.9 : Sélection finale des maxima sur le profil de l'accumulateur présenté en Fig. III.7 suivant la droite  $\theta = 10^\circ$ .

Un traitement particulier a néanmoins été adopté afin de permettre une détection optimale des maxima en tenant compte des caractéristiques de la scène. Ce traitement se déroule en plusieurs étapes, selon la procédure suivante :

- Les extrema locaux sont extraits du profil,
- Lors de la première passe, nous mesurons l'espace entre un maximum et le minimum qui suit, si cette mesure est suffisamment importante (la moitié du maximum global du profil) nous conservons le maximum, sinon nous supprimons le maximum et le minimum correspondants,
- Ce procédé est réalisé en parcourant le profil dans l'autre sens afin de garder le plus possible de maxima,
- Les maxima extraits sont regroupés en prenant garde de supprimer les doublons,
- La largeur moyenne entre chaque maximum est calculée et utilisée afin de prévenir la double détection de ligne,
- Elle est également utilisée pour vérifier qu'aucune ligne n'a été oubliée (si l'espace entre deux maxima est trop important, nous cherchons le maximum "oublié"),
- Pour les lignes sans perspective, le respect de l'espacement entre les maxima est vérifié pour être sûr de ne pas avoir de mauvaise détection.

Une fois ce traitement effectué, les maxima extraits correspondent aux rangs de culture dans l'image.



### 1.3.4. Performances de la détection de lignes

Afin de vérifier la performance de l'algorithme de détection de lignes, nous avons simulé des images avec et sans perspective pour différents taux d'infestation (0%, 30%, 40%, 50%, 60% et 70%). La Fig. III.10 présente une faible ainsi qu'une forte infestation. 200 images ont été modélisées et traitées pour chaque taux. Puis les résultats ont été déterminés et classés visuellement par la présence ou l'absence de ligne sur chaque rang de semis (Fig. III.11). Nous avons donc pu caractériser la robustesse de la détection de rangs face à différents niveaux de bruit (i.e. le taux d'infestation).

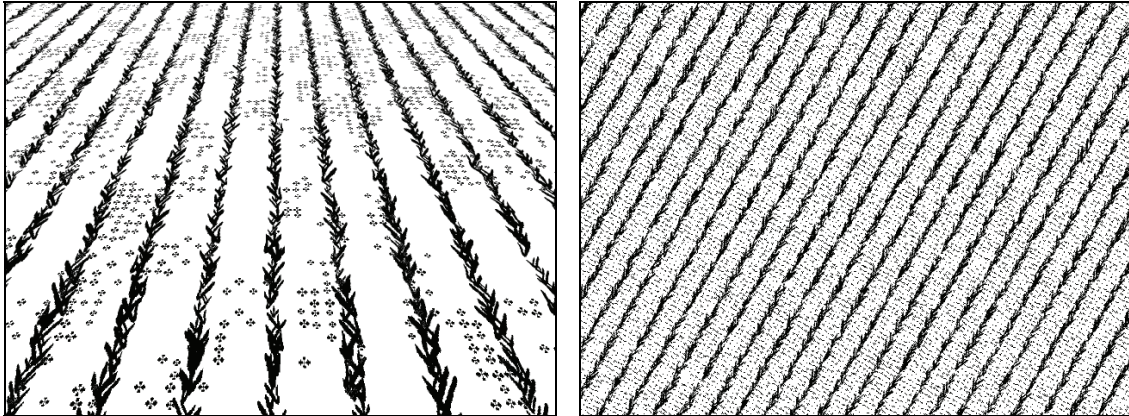
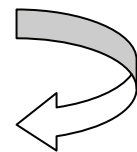
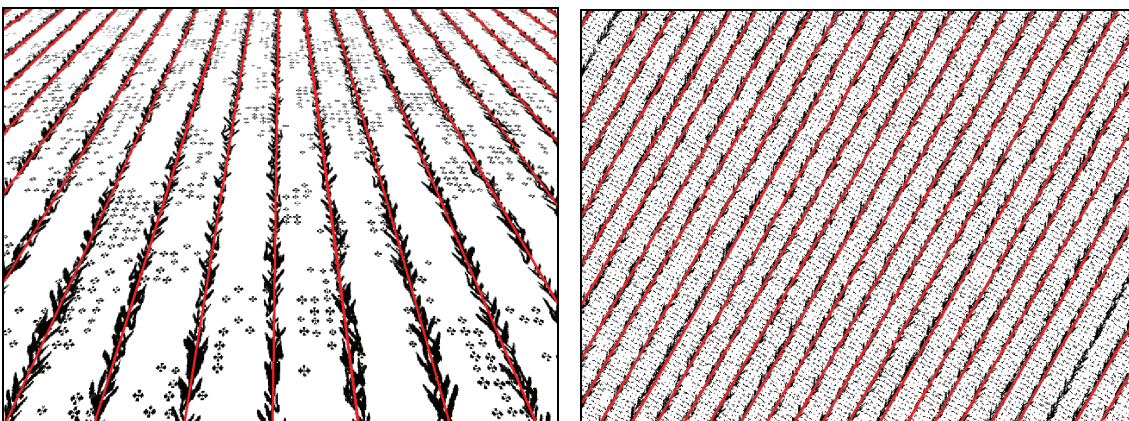


Fig. III.10 : Blé en présence de 30% d'adventices (à gauche) et infesté à hauteur de 70% (à droite).

Les résultats ont été classés selon trois critères de qualité :

- Parfait : toutes les lignes ont été détectées,
- Bon : la détection est correcte mais un petit nombre de lignes (une ou deux) a été ajouté ou enlevé,
- Mauvais : la détection de ligne a échoué.



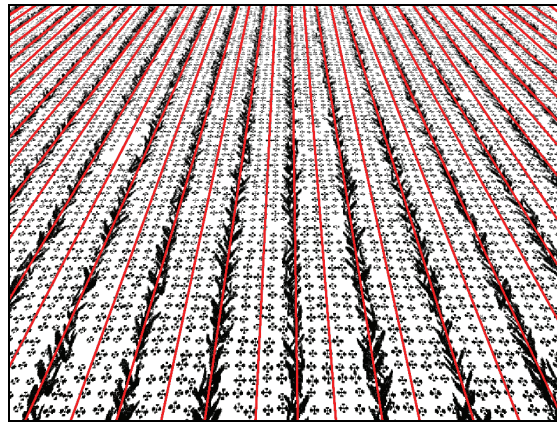


Fig. III.11 : Qualité de la détection de lignes : Parfait en haut à gauche, Bon en haut à droite et Mauvais en bas.

**1.3.4.1. Images sans perspective**

WIR	0%	30%	40%	50%	60%	70%
Parfait	99,5%	100%	100%	98,5%	96%	58,5%
Bon	0,5%	0%	0%	1%	1%	7%
Mauvais	0%	0%	0%	0,5%	3%	<b>34,5%</b>

Tab. III.1 : Robustesse de la détection de lignes pour des images sans perspective.

Comme nous pouvons le voir dans le tableau ci-dessus (Tab. III.1), la détection de ligne dans le cas d'une image sans perspective est très robuste jusqu'à 60% d'infestation ; les performances se dégradent sérieusement à partir d'un taux de 70%. Il est à noter que 70% d'infestation représente une présence de 70% d'adventices pour 30% de culture (ce qui est inconcevable dans une parcelle cultivée entretenue), l'algorithme développé est donc parfaitement en mesure de traiter les situations naturelles.

**1.3.4.2. Images avec perspective**

WIR	0%	30%	40%	50%	60%	70%
Parfait	99,5%	99,5%	99,5%	96%	89,5%	38,5%
Bon	0,5%	0,5%	0,5%	4%	5,5%	6%
Mauvais	0%	0%	0%	0%	5%	<b>55,5%</b>

Tab. III.2 : Robustesse de la détection de lignes pour des images avec perspective.

Les résultats sur la détection de lignes pour des images contenant de la perspective (Tab. III.2) sont également très concluants quant à l'utilisation de la Transformée de Hough pour la détection de lignes. Néanmoins, pour un taux de 70% d'infestation (impensable en pratique), seules 38,5% des images ont été traitées parfaitement, 44,5% si nous incluons les traitements "Bon". Ces résultats montrent, comme dans le cas précédent (Tab. III.1) une grande qualité de la détection de ligne par Transformée de Hough face au bruit.

Une fois les lignes connues, cette information va être utilisée afin d'étiqueter chacun des pixels de l'image (culture ou adventice).



### 1.3.4.3. Temps de calcul

Concernant le temps de calcul, le traitement a été réalisé sur un ordinateur standard (Core 2 Duo à 2.66Ghz avec 2Go de RAM). Pour des images en 800×600, le traitement total permettant la détection des lignes de semis a pris 7,38 secondes, ce temps n'est pas suffisamment court pour que l'algorithme présenté soit utilisé tel quel dans une application temps-réel. Il faut tout de même prendre en compte le fait que, dans cet algorithme, la géométrie de la scène, élément primordial pour une optimisation de la Transformée de Hough n'est pas prise en compte. Une réduction du domaine d'étude permettrait de gagner de précieuses secondes, ainsi qu'une implémentation C++ (ou autre). En effet, le programme a été codé sous MATLAB qui ne permet pas une vitesse d'exécution optimale.

## 2. Discrimination culture/adventices

Après avoir décrit l'algorithme de détection de ligne et testé ses performances, nous allons présenter les algorithmes de discrimination culture/adventices. Trois méthodes permettant la discrimination culture/adventices ont été développées. Pour chacune d'entre elles, le point de départ est l'information issue de la transformée de Hough. Chacune de ces méthodes repose sur une information spatiale ne permettant pas la détection d'adventices présentes dans le rang de culture. Cette limite des algorithmes spatiaux nous forcera par la suite à envisager d'autres algorithmes reposant sur les propriétés spectrales des végétaux. La conséquence sera d'envisager une optimisation de la modélisation d'images en vue d'y intégrer une composante spectrale ; c'est ce qui sera proposé au Chapitre IV (p. 121).

### 2.1. Méthode basée sur le blob-coloring

Cette première méthode s'appuie sur la connexité des motifs de végétation et leur place par rapport à la ligne représentant le rang de culture. Lors d'un premier traitement, l'image est étiquetée à l'aide d'une méthode de *blob-coloring* (Ballard et Brown, 1982; Deriche et Cocquerez, 1987; Haralick et Shapiro, 1992). Cette méthode consiste à regrouper chaque ensemble de pixels connexes et à labéliser chacun d'entre eux par une étiquette différente. Pour chacune des lignes détectées, nous vérifions quelles sont les composantes connexes coupées. Dès que l'une d'entre elle est détectée, elle est notée comme étant de la culture et est retirée du champ d'investigation. Une fois la procédure terminée pour chaque ligne issue de la transformée de Hough, les composantes connexes n'ayant pas été étiquetées "culture" sont considérées, par défaut, comme étant des adventices.

Cette méthode très simple a le mérite d'être également très rapide. Cependant la qualité de la classification dépend fortement de l'image analysée. Un problème souvent rencontré est la juxtaposition de culture (ou d'adventices dans le rang) et d'adventices dans l'inter-rang qui ne forment qu'une composante connexe et sont donc détectées comme étant un ensemble de culture (faux négatif). Une autre erreur de classification fréquente a lieu lorsque des adventices se trouvent au sein d'un rang (et doivent donc être considérées comme de la culture) sans être sur la ligne issue de la transformée de Hough (faux positif). Ces erreurs sont présentées dans la figure ci-dessous (Fig. III.12).

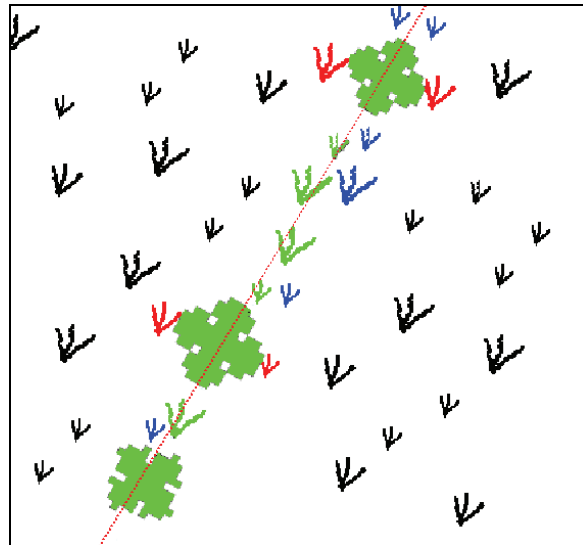


Fig. III.12 : Erreurs de classification, faux positif en rouge (adventice détectée comme de la culture) et faux négatif en bleu (culture détectée comme des adventices).

Ces erreurs de classification nous ont conduit à tenter d'améliorer la méthode afin de prendre en compte les problèmes dus à l'absence de la connaissance de la largeur du rang (réduit à une ligne).

A partir de la détection de ligne, le temps de calcul permettant de réaliser cette discrimination dans les conditions exprimées en 1.3.4.3 est de 1,06 secondes. C'est un temps suffisamment faible pour permettre une cadence de travail élevé sachant que l'algorithme utilisé n'a pas été optimisé pour du temps réel.

## 2.2. Extension de la méthode par estimation de contours

Les limites de la première méthode étant dues à l'utilisation d'une ligne pour représenter le rang de culture, nous avons amélioré cette méthode afin de prendre en compte la largeur du rang lors de la classification. Nous partons toujours de l'information obtenue à l'aide de la transformée de Hough puis de l'analyse en composantes connexes et la labellisation. Pour chaque composante connexe coupée par une droite, nous allons chercher les bords de la composante perpendiculairement à la droite issue de la Transformée de Hough. Cette opération est réalisée des deux côtés de la droite et nous permet d'obtenir une estimation des bords de la culture. Une régression linéaire est ensuite appliquée à ces points afin de réduire les ensembles de points détectés par des lignes représentant les bords de la culture. Une fois ces lignes obtenues, la classification est réalisée par un test d'appartenance : les pixels présents entre deux "bords" sont de la classe "Culture" les autres sont de la classe "Adventices".

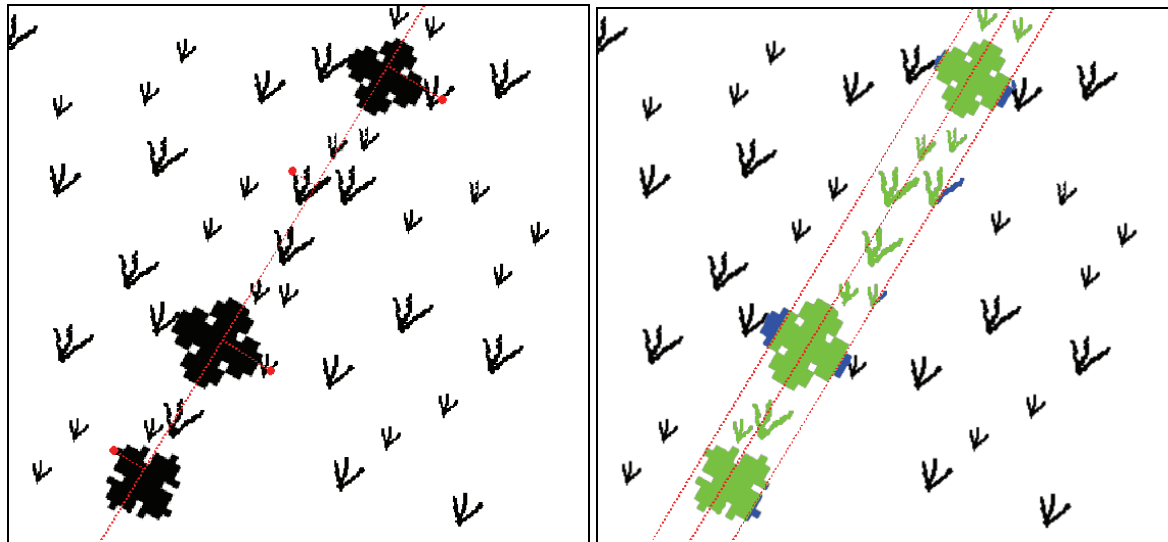


Fig. III.13 : Estimation des bords du rang et classification des plantes - les vrais positifs (culture bien détectée) sont en vert et les faux positifs en bleu (culture détectée comme adventice).

Cette méthode permet d'affiner les précédents résultats : les adventices présentes au sein du rang sont maintenant considérées comme étant de la culture et celles présentes dans l'inter-rang mais collées à la culture sont maintenant bien considérées comme des adventices. En revanche, les adventices dans le rang de culture sont dorénavant étiquetées comme "Culture". C'est pourquoi, par la suite, il faudra concrètement estimer les performances de chacun de ces algorithmes à l'aide de matrices de confusion (voir 2.4) pour avoir l'assurance d'une amélioration de la qualité de classification.

Certes, les temps de calcul sont légèrement augmentés (2,11 secondes en plus des 1,06 précédentes) mais les traitements sont suffisamment rapides pour envisager une application temps réel en C++.

Les erreurs de classification de cette méthode étant dues aux erreurs de positionnement des bords du rang, une troisième méthode a été envisagée, permettant la variation de la largeur du rang.

### 2.3. Détection probabiliste

Cette troisième méthode est basée sur une estimation probabiliste des bords vus du rang de culture. Cela permet d'avoir une détection et une classification entièrement automatique, sans besoin d'information sur la largeur de la culture.

Tout d'abord, les droites issues de la transformée de Hough sont corrigées à l'aide de celles détectées lors de l'estimation des bords. Pour chaque rang de culture, la médiatrice des droites représentant les bords de la culture est calculée et remplace la ligne obtenue en 1.2. Cela permet d'obtenir des droites mieux centrées et orientées. En effet, la détection réalisée à l'aide de l'estimation de contours pouvait parfois manquer de précision concernant ces aspects.

Le but de la méthode est d'appliquer aux pixels de végétation proches d'un rang de culture une probabilité "à priori" relative à l'éloignement à la droite centrale estimée. Une première approche a été

réalisée avec une simple fonction crête ; son utilisation permet d'ajuster très aisément le seuil de détection en faisant varier la largeur du rang de culture.

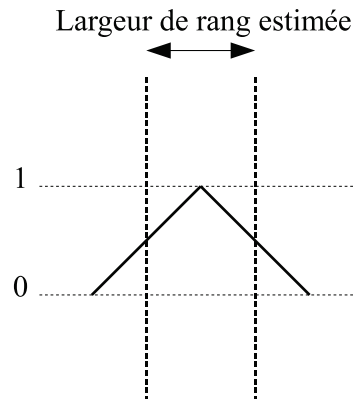


Fig. III.14 : Application de la fonction crête à un rang de culture dont la largeur a été estimée.

La méthode a été implémentée afin de pouvoir changer la fonction utilisée pour caractériser la distribution de la culture. Cette fonction de probabilité est calée perpendiculairement à la droite représentant le rang de culture de sorte que la largeur de la fonction corresponde à deux fois la largeur du rang détecté par la méthode vue précédemment. Ceci permet de couvrir complètement le rang de culture et laisse une certaine marge de sécurité afin d'adapter le seuil choisi aux résultats obtenus.

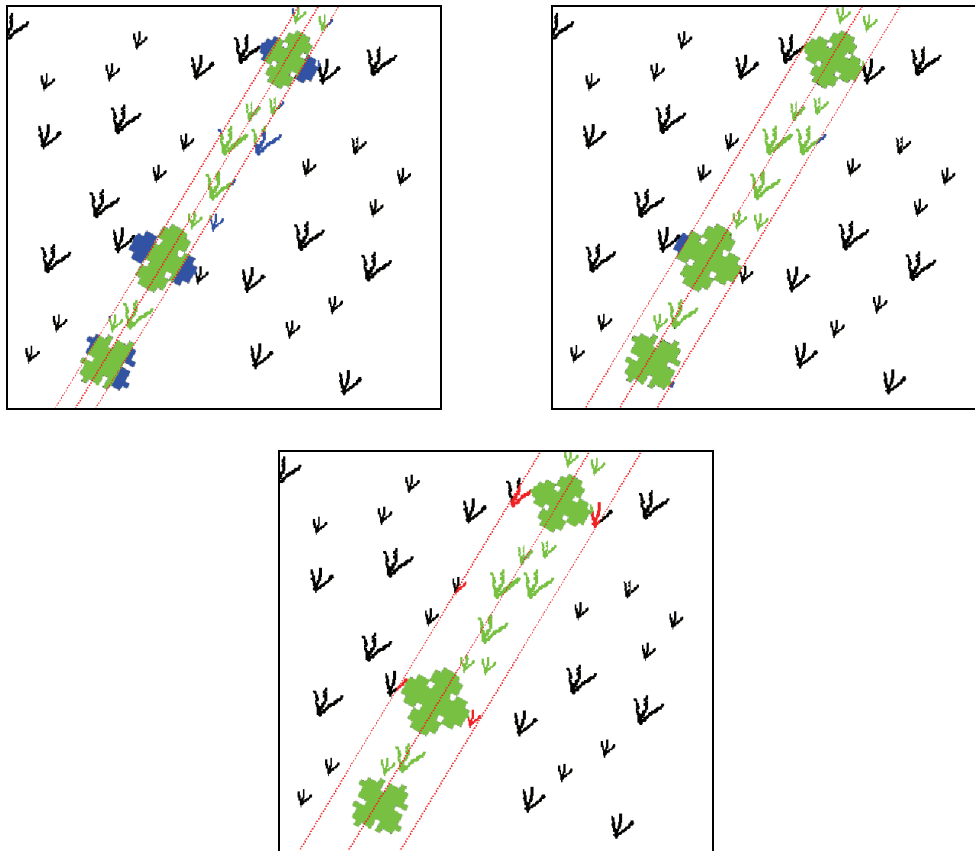


Fig. III.15 : Détection probabiliste pour différents seuils et classification des plantes - les vrais positifs (culture bien détectée) sont en vert, les faux positifs en bleu (culture détectée comme adventice) et les faux négatifs (adventices détectées comme de la culture) en rouge.

La forme de la fonction de probabilité est un élément qui doit être caractérisé en fonction de la culture étudiée, la forme choisie (une crête) permet de démontrer la puissance de cette méthode. L'utilisation d'une forme adaptée à la forme des rangs devrait permettre une détection encore meilleure, nous envisagerons ceci dans des travaux futurs.

Par la suite, une classification reposant sur le théorème de Bayes pourrait être développée. En effet, la classification Bayésienne considère une probabilité *à priori* d'appartenir à une classe. Dans notre cas, cette probabilité correspond aux chances d'appartenir à la classe Adventices ou Culture, ce qui correspond au taux d'infestation ou à son complémentaire. Comme nous ne souhaitons pas faire d'hypothèse quant à l'infestation des scènes testées, nous avons opté pour une méthode probabiliste.

Concernant le temps d'exécution, cette méthode est également très rapide : 1,17 secondes en plus (des traitements précédents) pour appliquer les probabilités à l'image puis moins de 0,1 seconde pour appliquer un seuillage à l'image. Encore une fois, l'algorithme gagnerait en vitesse et pourrait être utilisé en temps-réel s'il était optimisé et porté en C++.

Les résultats de classification des trois méthodes vues précédemment sont présentés dans la section ci-après.

## **2.4. Performances des algorithmes implémentés : Matrice de confusion et graphique ROC**

Grâce à ces images modélisées, dont nous connaissons parfaitement les paramètres de construction (nombre de pixels de culture, nombre de pixels d'adventices et taux d'infestation) il est possible 1) d'optimiser et développer de nouveaux algorithmes de détection d'adventices à partir d'une très grande quantité d'images modélisées 2) d'évaluer et comparer, l'efficacité des algorithmes pour la reconnaissance des espèces végétales : culture/adventices (Jones et al., 2009a).

Ainsi l'utilisation du modèle prend ici tout son sens, la modélisation de scènes agronomiques permet en effet de créer d'importantes bases de données d'images différentes simulant la réalité où, au contraire, des cas inconcevables pour tester les limites de ces algorithmes.

Bien sûr la simple comparaison entre le nombre de pixels de culture/adventices initial et celui détecté par l'algorithme n'est pas suffisante pour déterminer l'efficacité d'un algorithme car il peut y avoir de nombreuses erreurs de classification (pixels de culture pris pour des adventices et réciproquement) donnant l'illusion d'une classification parfaite. C'est pourquoi, pour analyser plus finement les erreurs (de sur ou sous-détection) commises par l'algorithme, nous avons utilisé la matrice de confusion (Kohavi et Provost, 1998; Provost et al., 1998) qui regroupe toutes ces informations.

Nous allons maintenant détailler les outils permettant la représentation et l'analyse des performances d'un système de classification.

### 2.4.1. Matrice de confusion

L'analyse du résultat d'une classification ne se limite pas à la confrontation directe du taux d'infestation observé. En effet, les erreurs de classification peuvent se compenser, réduisant l'intérêt d'un tel test.

Développées pour l'analyse de systèmes de classification, les matrices de confusion permettent d'en mesurer la qualité (Kohavi et Provost, 1998; Provost et al., 1998). Dans le cas de notre étude, les algorithmes utilisés peuvent être considérés comme des systèmes de classification à deux classes (Culture/Adventices) dont la matrice de confusion est représentée en Tab. III.3. Chaque colonne de la matrice représente le nombre d'occurrences d'une classe estimée, tandis que chaque ligne représente le nombre d'occurrences d'une classe réelle. Dans notre cas, chaque colonne représente les pixels détectés comme culture (ou adventices) alors que chaque ligne représente les pixels initialement établis en tant que culture (ou adventices).

	Culture	Adventices
Culture	$VC$	$FA$
Adventices	$FC$	$VA$

Tab. III.3 : Matrice de confusion - théorie pour un système de classification à deux classes.

Le tableau ci-dessus présente les paramètres suivants :

- $VC$  : nombre de pixels de culture détectés comme tels (vrai positif dans la littérature),
- $VA$  : nombre de pixels d'adventices détectés comme tels (vrai négatif),
- $FA$  : nombre de pixels de culture détectés comme des adventices (faux négatif),
- $FC$  : nombre de pixels d'adventices détectés comme de la culture (faux positif).

Un exemple simple permet de comprendre rapidement l'intérêt de l'utilisation d'une telle méthode. Nous nous plaçons dans le cas d'une image contenant 4000 pixels de végétation dont 3000 de culture et 1000 d'adventices (soit un WIR de 25%). Le résultat donné par un des algorithmes de discrimination à l'air parfait : le WIR détecté correspond au WIR initial. Mais si nous regardons en détail les erreurs de classification, on se rend compte de l'importance de considérer toutes les erreurs (Tab. III.4).

	Culture	Adventices
Culture	2600	400
Adventices	400	600

Tab. III.4 : Exemple de matrice de confusion pour un nombre de pixels de végétation égal à 4000.

Dans le cas présenté ci-dessus, le taux d'infestation détecté est bien identique au taux initial alors que les erreurs réalisées sur la détection sont très importantes : 40% des adventices ont été détectées à tort comme culture et 15,4% de la culture a été détectée à tort comme adventices. Afin de quantifier cette erreur, la notion d'*Accuracy* ( $AC$ ) est introduite :

$$AC = \frac{VC + VA}{VC + FC + VA + FA} \quad (III.4)$$

Dans notre exemple, la valeur d'*AC* est de 80%, c'est une valeur globale qui ne prend pas suffisamment en compte les disparités de qualité de classification. Il est donc nécessaire de posséder d'autres indices qui donnent une indication sur la qualité propre à chaque détection. Le Taux de Vraie Culture (*TVC* - ou taux de vrai positif), qui exprime le taux de culture détectée correctement, est défini de la manière suivante :

$$TVC = \frac{VC}{VC + FA} \quad (III.5)$$

De la même manière, le Taux de Vraie Adventice (*TVA* - ou taux de vrai négatif) est défini par la relation suivante :

$$TVA = \frac{VA}{VA + FC} \quad (III.6)$$

Dans cet exemple, les valeurs de *TVC* (86,7%) et *TVA* (60%) montrent clairement un problème dans la classification des adventices.

Leurs compléments sont les Taux de Fausse Adventice et Culture (*TFA* et *TFC*, resp. taux de faux négatif et de faux positif) définis par :

$$TFA = \frac{FA}{VC + FA} \quad (III.7)$$

et

$$TFC = \frac{FC}{VA + FC} \quad (III.8)$$

Ces notions nous permettent d'introduire une méthode permettant de représenter la qualité des résultats obtenus pour un système de classification à deux classes.

### 2.4.2. Graphique ROC

La caractéristique de fonctionnement du récepteur, plus connue sous le nom de ROC<sup>15</sup> (Egan, 1975; Swets, 1988), est une méthode permettant d'analyser les résultats d'un système de classification. Il s'agit de représenter sur un graphe les taux de vrais positifs (*TVC*) en fonction des taux de faux positifs (*TFC*), ce qui permet d'avoir accès à toutes les informations contenues dans la matrice de confusion (le taux de vrai positif étant complémentaire du taux de faux négatif et le taux de faux positif complémentaire du taux de vrai négatif).

Trois points sont remarquables dans un graphe ROC (Swets, 1988) : le point (0, 1) qui correspond à une classification parfaite, le point (0, 0) pour lequel aucun faux positif n'est réalisé (au détriment des vrais positifs) et le point (1, 1) ou aucun vrai positif n'est manqué (au détriment des faux positifs). La diagonale représente également une situation particulière : un système de classification obtenant un

---

<sup>15</sup> ROC : Receiver Operating Characteristic

score  $(p, p)$  prédit de manière aléatoire, avec une probabilité  $p$  un vrai positif (un faux négatif est également prédit avec la même probabilité). Concernant l'espace en dessous de la diagonale, il caractérise les systèmes de classification ayant des résultats moins bons qu'un système de classification aléatoire, il est donc très rare d'observer ce type de comportement.

TFC	TVC	Performance de l'algorithme étudié
0	0	Tous les pixels sont détectés comme des adventices
0	1	Classification parfaite
1	1	Tous les pixels sont détectés comme de la culture
1	0	Tous les pixels sont détectés dans la mauvaise classe

Tab. III.5 : Points remarquables d'un graphique ROC.

Les graphes ROC sont très souvent utilisés pour représenter les variations des performances d'un système de classification en fonction d'un paramètre (ou jeu de paramètres) variable. Ceci donne lieu à une courbe où le point le plus proche des coordonnées (0,1) correspond au meilleur choix de paramètre (Fig. III.16).

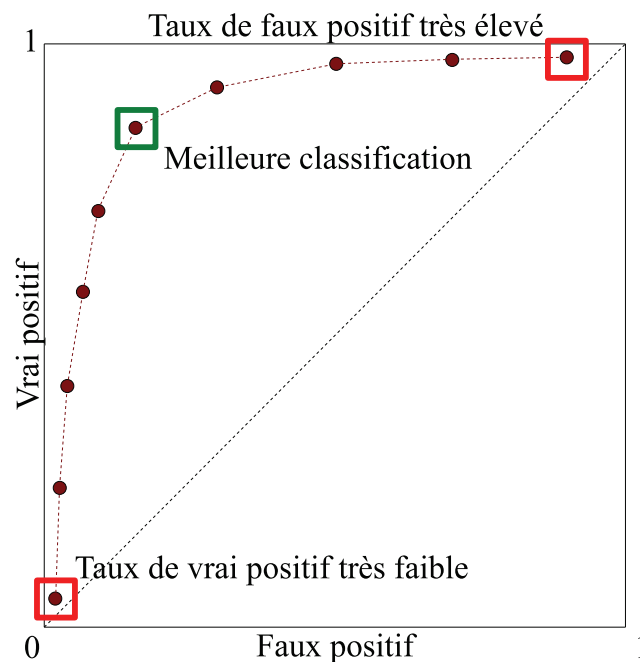


Fig. III.16 : Lecture d'un graphe ROC.

Si l'on reprend l'exemple précédent dans lequel le taux de vrai positif est le *TVC* et le taux de faux positif est le *TFC*, on obtient, pour chaque image virtuelle testée, le graphe suivant (Fig. III.17) :



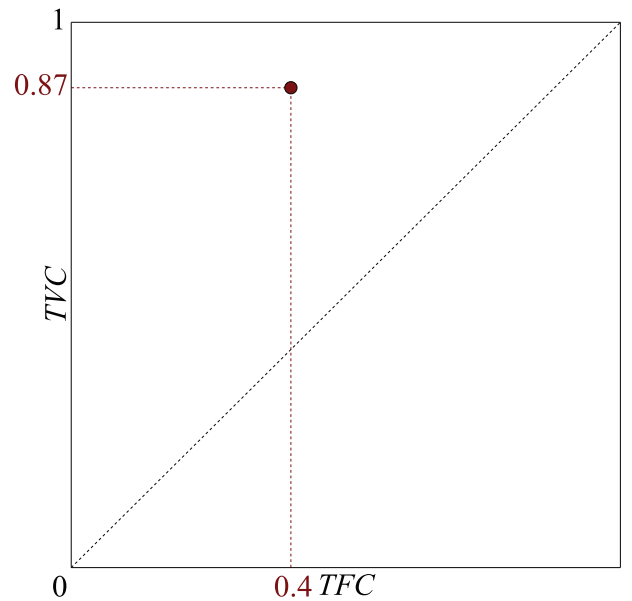


Fig. III.17 : Graphe ROC de l'exemple présenté en Tab. III.4.

La position du point permet de se rendre compte très rapidement de la qualité de la classification, dans ce cas nous confirmons que la classification de la culture est bonne alors que la classification des adventices est plus problématique.

Toutes ces notions sont très clairement explicitées et approfondies dans l'article de référence écrit par Fawcett (Fawcett, 2004).

Nous disposons maintenant d'outils permettant une analyse fine ainsi qu'une comparaison de différentes méthodes de discrimination.

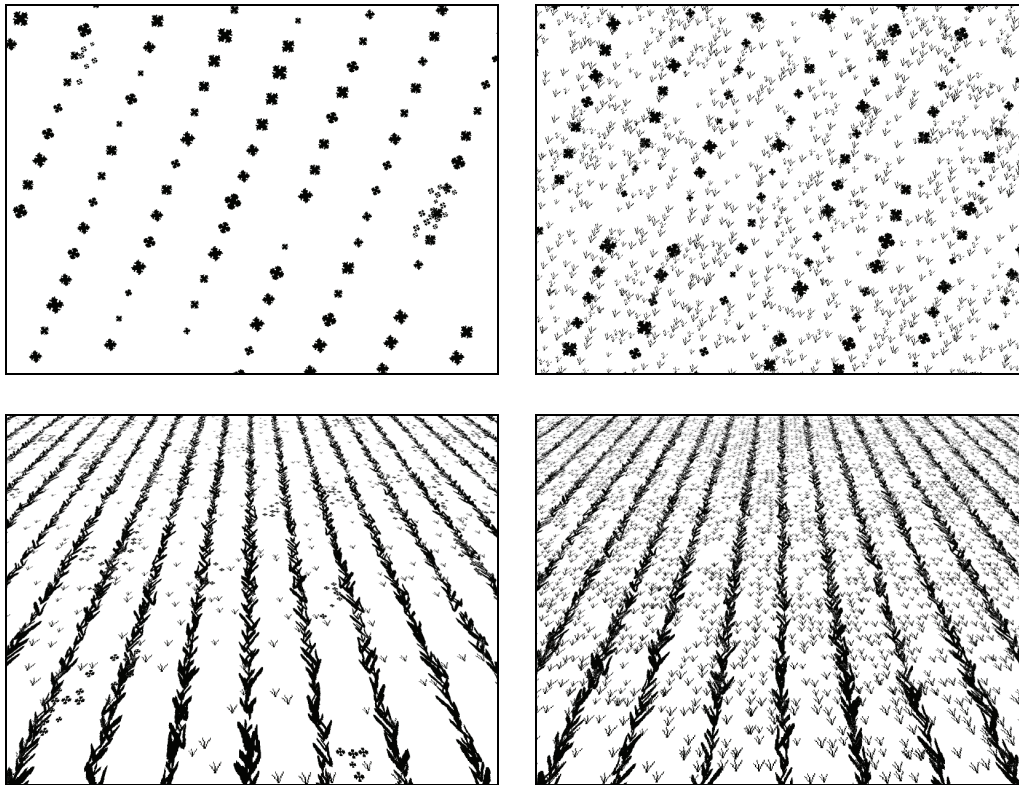
### 3. Résultats et discussion

Nous avons donc algorithmes différents qui permettent de discriminer la culture et les adventices, il nous faut encore en déterminer leurs performances. Nous allons utiliser le modèle développé afin de créer une banque d'images virtuelles qui servira de test commun à ces trois algorithmes.

#### 3.1. Banques d'images virtuelles

Nous avons choisi de tester ces algorithmes de discrimination culture/adventices sur des images modélisées suivant différentes configurations de caméras et différents taux d'infestation. Afin d'avoir la vision la plus complète possible des possibilités et des limites des algorithmes développés, la base de données a été établie en prenant en compte les paramètres suivants :

- deux ensembles de paramètres extrinsèques différents ( $R_z = 20^\circ$  et  $T_z = 5\text{m}$  pour la première configuration et  $R_x = 60^\circ$  et  $T_z = 1.05\text{m}$ ), avec deux motifs de culture différents,
- trois distributions d'adventices différentes : ponctuelle, agrégative et mixte,
- un taux d'infestation variant de 0 à 60% avec un pas de 2%,



*Fig. III.18 : En haut, deux champs de tournesol (images sans perspective) avec 2% d'infestation agrégative et 56% d'infestation ponctuelle. En bas, deux champs de blé (images avec perspective) avec 14% d'infestation mixte et 38% d'infestation ponctuelle.*

Pour chacune des configurations possibles, 40 images différentes ont été modélisées et traitées ; au total, ce sont plus de 7440 images qui ont été analysées ( $2 \times 3 \times 31 \times 40$ ). Les résultats des traitements ont ensuite été mis en commun afin d'obtenir des résultats d'ensemble montrant le comportement moyen des algorithmes dans les situations étudiées. Nous présentons ci-avant des images modélisées issues de cette banque d'image (Fig. III.18), comme nous pouvons le voir, les situations sont des plus variées.

Pour chacune des images créées, les labels (Culture - Adventice) décernés par les méthodes de discrimination sont comparés aux labels initiaux. Chaque pixel incrémente la valeur correspondant au statut de sa classification (voir 2.4) ce qui nous permet d'obtenir les matrices de confusion. Ces résultats sont ensuite moyennés par valeur de taux d'infestation afin de caractériser la robustesse des méthodes développées face au bruit.

### 3.2. Méthode basée sur le blob-coloring

Les résultats de classification obtenus par cette méthode ont été caractérisés à l'aide d'une matrice de confusion. Afin d'en avoir une représentation facile à appréhender, nous avons choisi, dans un premier temps, de mettre en valeur les Taux de Vraie Culture (TVC) et de Vraies Adventices (TVA) décrits en 2.4.1.

### 3.2.1. Images sans perspective

En présence d'images sans effet de perspective, cette première méthode donne de très bons résultats, que ce soit pour la culture ou les adventices, les taux de bonne classification sont compris entre 86 et plus de 98% (Fig. III.19).

En ce qui concerne la culture, la détection offerte est très satisfaisante (entre 86 et 98%), nous observons néanmoins une chute significative des bonnes classifications lorsque le bruit (le taux d'infestation) augmente. Cette baisse s'explique en grande partie par le manque de continuité dans la culture (les plants de tournesol sont espacés dans le rang).

La classification des adventices est assez peu influencée par l'augmentation du taux d'infestation, nous restons ainsi dans des bornes de bonne détection assez restreintes : entre 93 et 97% de bonne détection. De plus, cette méthode semble assez peu impactée par les différentes distributions d'adventices testées, que ce soit pour la détection d'adventices ou de culture, les résultats ne varient pas significativement.

Ici, la méthode de détection ne révèle pas son défaut majeur (les adventices collées à la culture sont considérées comme de la culture) comme nous le verrons par la suite. En effet l'absence de perspective permet aux différents motifs de rester relativement indépendants.

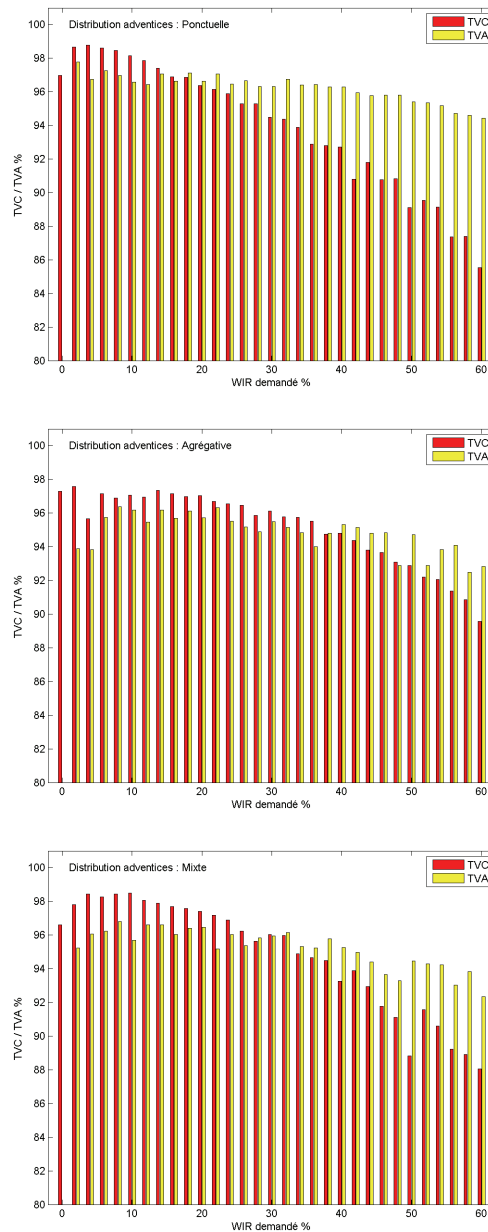


Fig. III.19 : Qualité de classification sur des images sans perspective pour la méthode de discrimination utilisant un blob-coloring. La culture est du tournesol, inter-rang de 45cm.

### 3.2.2. Images avec perspective

Comme pour les images sans perspective et malgré une chute des taux de détection concernant les adventices, il est important de noter la qualité globale de la détection (Fig. III.20). En effet, les taux de bonne détection (culture ou adventices) sont tous supérieurs à 82%.

Concernant la détection de la culture, l'algorithme étudié ici offre une excellente qualité de classification, dont les taux sont compris entre 95 et plus de 99%. Nous notons également l'influence du bruit (le taux d'adventices) qui, en augmentant, implique une baisse de la qualité de classification. Comme nous pouvons le voir, cette qualité de classification ne semble pas être affectée par le type de distribution utilisée pour modéliser les adventices.

Nous allons maintenant étudier la qualité de classification des adventices par cette méthode, nous remarquons tout d'abord une qualité de détection globalement moins bonne que celle relevée pour la culture, ces résultats étaient attendus. En effet, comme nous le notions dans la partie 2.1, le défaut majeur de cette méthode tient dans le fait que les adventices collées à la culture sont détectées comme telles. Il est tout de même important de relever que les performances obtenues ici sont tout de même de très bonne facture (entre 82 et 91% de bonne détection). En ce qui concerne la réponse au bruit de cette méthode, deux cas apparaissent : face à une distribution agrégative, la qualité de détection reste constante alors qu'en présence d'une distribution ponctuelle ou mixte, la tendance est à la baisse lorsque le taux d'infestation augmente. Ceci s'explique par une plus grande proximité des adventices lorsqu'elles sont réparties de manière ponctuelle, ce qui provoque des groupements de pixels.

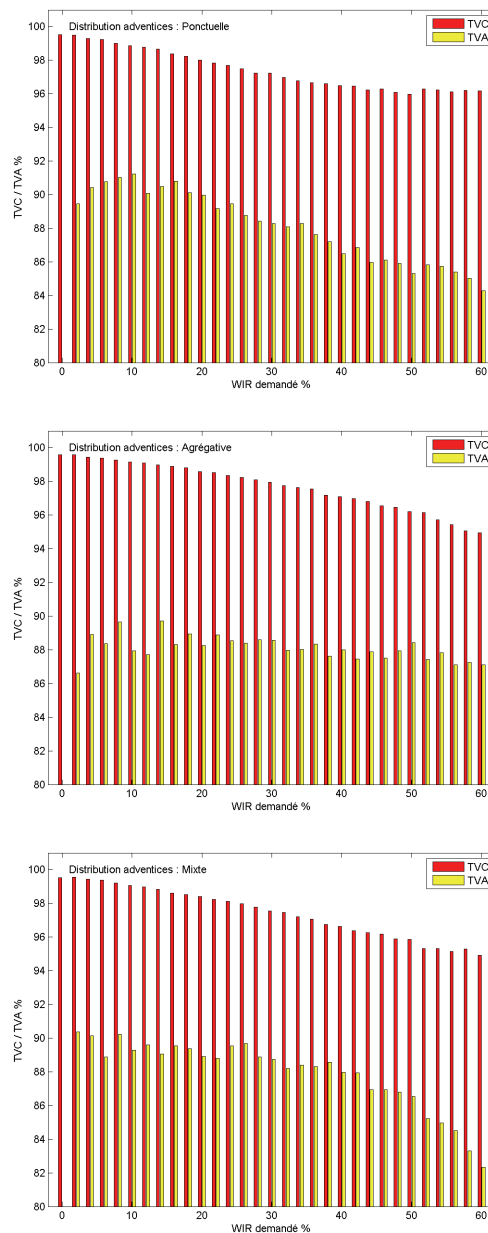


Fig. III.20 : Qualité de classification sur des images avec perspective pour la méthode de discrimination utilisant un blob-coloring. La culture est du blé, inter-rang de 18cm.

Nous sommes donc en présence d'une méthode de détection qui donne de très bons résultats quelque soit la géométrie de l'image et qui, bien que sensible au bruit, arrive tout de même à traiter des scènes fortement infestées. Nous observons des comportements différents en fonction de la présence de perspective, ce qui s'explique par le fait que la perspective conduit à une plus grande connexité des pixels, ce qui va renforcer le défaut déjà mentionné de cette méthode.

### **3.3. Extension par estimation de contours**

Le défaut majeur de la méthode précédente nous a poussé à l'améliorer en estimant les contours de la culture, nous allons maintenant voir si cette optimisation offre effectivement une meilleure détection.

#### **3.3.1. Images sans perspective**

Pour cette optimisation, d'une manière globale, les résultats sont très corrects, entre 78 et 100% de bonne détection, adventices et culture confondues. Comme pour la première méthode, il est intéressant de noter la similitude dans les classifications - que ce soit pour la culture ou les adventices - lorsque le type de distribution d'adventices change (Fig. III.21).

Nous remarquons néanmoins une baisse importante des bonnes classifications en ce qui concerne la culture, passées d'une gamme de résultats comprise entre 93 et 97% à une gamme comprise entre 78 et 92%. Encore une fois la détection de culture est significativement influencée par l'augmentation du taux d'infestation.

Concernant la classification des adventices, les résultats sont en nette progression par rapport à la méthode précédente, en effet, la qualité de classification est comprise entre 97 et 100% de bonne détection, ce qui est excellent. De plus, cette méthode n'est pas affectée par l'augmentation du taux d'infestation, ce qui montre sa robustesse concernant la détection d'adventices.

Cette baisse concernant la détection de la culture, liée à une hausse de la détection des adventices s'explique par la nature de la méthode et des scènes étudiées : le manque de culture dans le rang (la culture étant du tournesol avec un intra-rang élevé : 19cm) entraîne une estimation trop faible de la largeur des rangs, ce qui explique ce comportement.

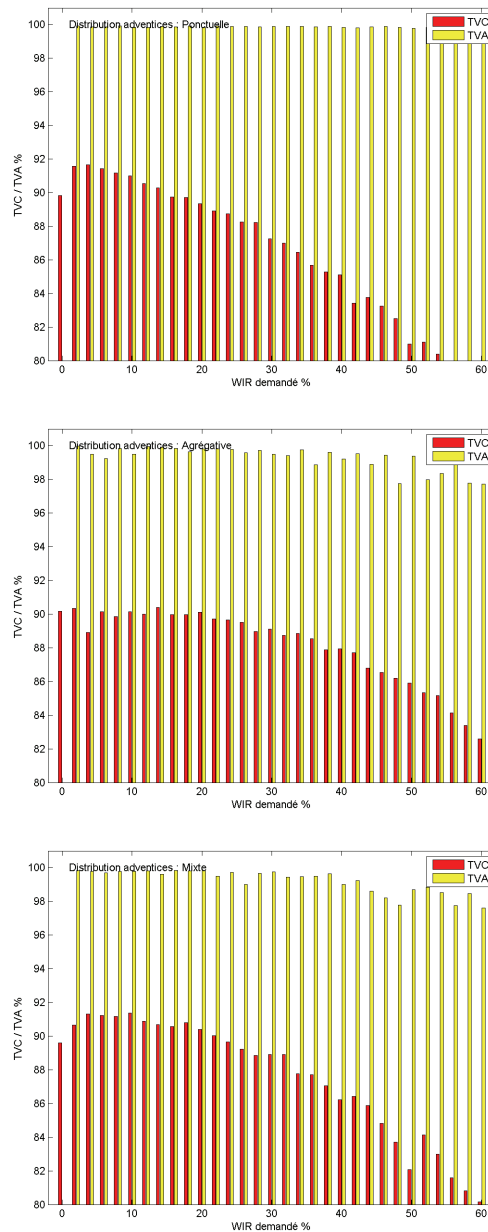


Fig. III.21 : Qualité de classification sur des images sans perspective pour la méthode de discrimination utilisant l'estimation de contour. La culture est du tournesol, inter-rang de 45cm.

### 3.3.2. Images avec perspective

L'apparition de perspective entraîne des résultats en nette progression dont les taux de détection, culture et adventices confondus, sont compris entre 92 et 98% (Fig. III.22).

Nous retrouvons également un comportement similaire à celui observé pour les images sans perspective. Au niveau de la culture, la détection est légèrement moins bonne que celle obtenue par la première méthode (3.2.2) mais reste néanmoins de très grande qualité : 92 à 94% de la culture est détectée correctement. De plus cette méthode est très peu affectée par l'augmentation du taux d'infestation ou par le type de distribution d'adventices, en effet, une baisse très légère et peu

significative est observée lorsque le bruit augmente et ce comportement se retrouve pour toutes les distributions.

La classification des adventices est, comme pour les images sans perspective, bien meilleure que celle obtenue précédemment : entre 92 et 98% de bonne détection. Cet excellent résultat est également assez peu affecté par l'augmentation du taux d'infestation. Il faut tout de même noter une chute minime mais marquée de la qualité de détection en ce qui concerne les distributions agrégatives et mixte lorsque les taux d'infestation sont très élevés (à partir de 56%). Cela mis à part, le comportement de l'algorithme face à différentes distributions d'adventices est assez constant, nous remarquerons tout de même une plus grande stabilité dans les résultats pour la distribution ponctuelle.

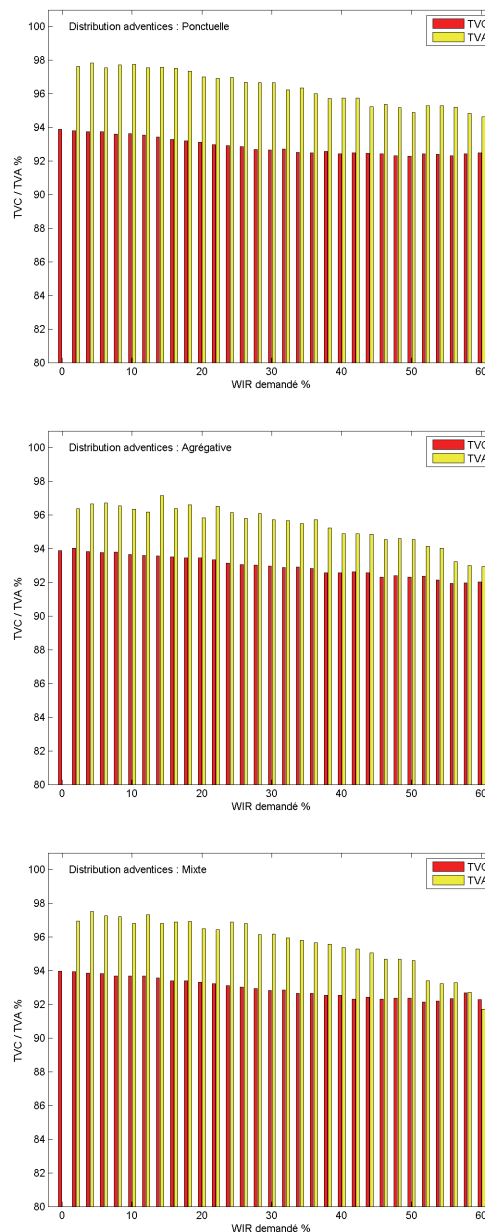


Fig. III.22 : Qualité de classification sur des images avec perspective pour la méthode de discrimination utilisant l'estimation de contour. La culture est du blé, inter-rang de 18cm.



L'optimisation de la première méthode donne de très bons résultats quant à la qualité de classification des adventices mais ceci se fait au détriment de la détection de la culture. Comme nous l'avons noté, cette perte de qualité est due à l'estimation des contours de la culture qui a tendance à sous-estimer la largeur des rangs.

### **3.4. Détection probabiliste**

Nous allons maintenant étudier la dernière méthode qui a été proposée afin de combler les défauts de la méthode estimant la largeur des rangs. Cette largeur est maintenant variable, ce qui change la manière dont les résultats peuvent être présentés. En effet, il n'y a plus une seule détection par WIR initial mais une pour chaque seuil appliqué. Le choix d'un seuil permet de faire varier la tolérance de la discrimination et de préférer, par exemple, une sous-détection de la culture à une sous-détection des adventices. Les résultats qui suivent sont les résultats "optimaux", leur obtention est expliquée dans le paragraphe 3.5.1.

#### **3.4.1. Images sans perspective**

D'un point de vue global, la qualité de la détection est très bonne, les bonnes classifications, culture et adventices confondues sont comprises entre 93 et plus de 98% (Fig. III.23). Par rapport aux deux méthodes précédentes, on obtient des résultats dans une enveloppe plus resserrée donc d'une plus grande constance.

Concernant la culture, entre 93 et 98% des pixels de cultures sont correctement classés, ce qui est un très bon résultat. En comparaison aux premières méthodes, c'est encore la constance qui prime : en effet la méthode ne semble que très peu affectée par l'augmentation du taux d'infestation.

Concernant les adventices il ressort les mêmes observations : les taux de bonne détection sont compris entre 93 et 98% ce qui montre une fois de plus la constance de l'algorithme. Comme pour la détection de culture, la détection des adventices n'est pas, ou très peu affectée par l'augmentation du taux d'infestation. Cette méthode est également très peu sensible au type de distributions d'adventices employées.

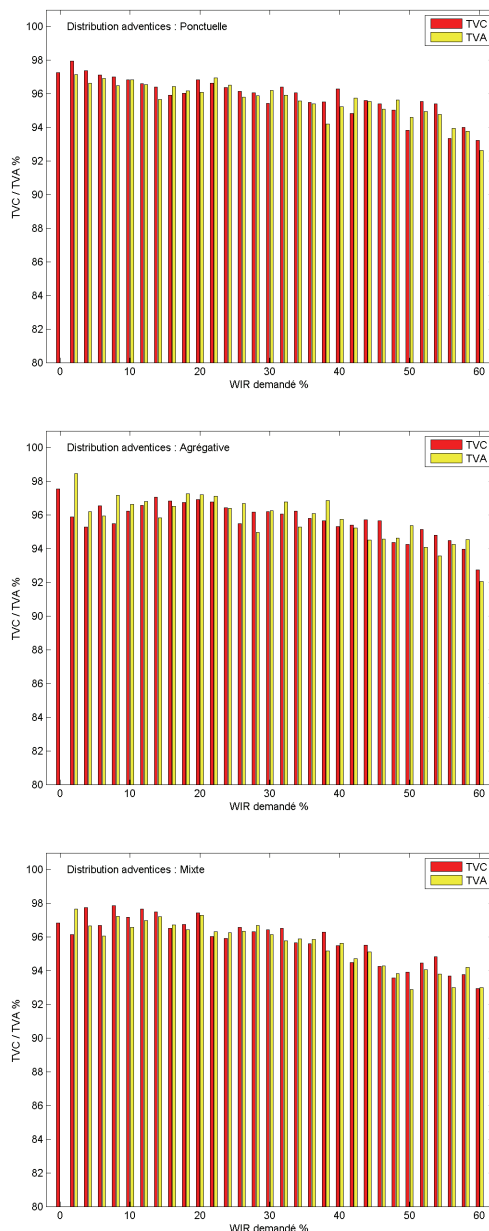


Fig. III.23 : Qualité de classification sur des images sans perspective pour la méthode de discrimination probabiliste. La culture est du tournesol, inter-rang de 45cm.

### 3.4.2. Images avec perspective

Les résultats sont, d'une manière globale, très bons : entre 92 et 98% de bonne détection (la détection de 100% de la culture lorsqu'il n'y a pas d'adventices n'étant pas prise en compte).

Les classifications de culture ou d'adventices sont très proches et très peu affectées par l'augmentation du taux d'infestation ou par le type de distribution d'adventices employée (ponctuelle, agrégative ou mixte).

Comme pour les graphiques ROC (Fig. III.27), il est intéressant de remarquer un changement brusque quant à la classe (culture ou adventices) favorisée par la détection. Ce résultat est du, comme nous l'expliquerons dans le paragraphe suivant (3.5.1), au choix du seuil optimal.

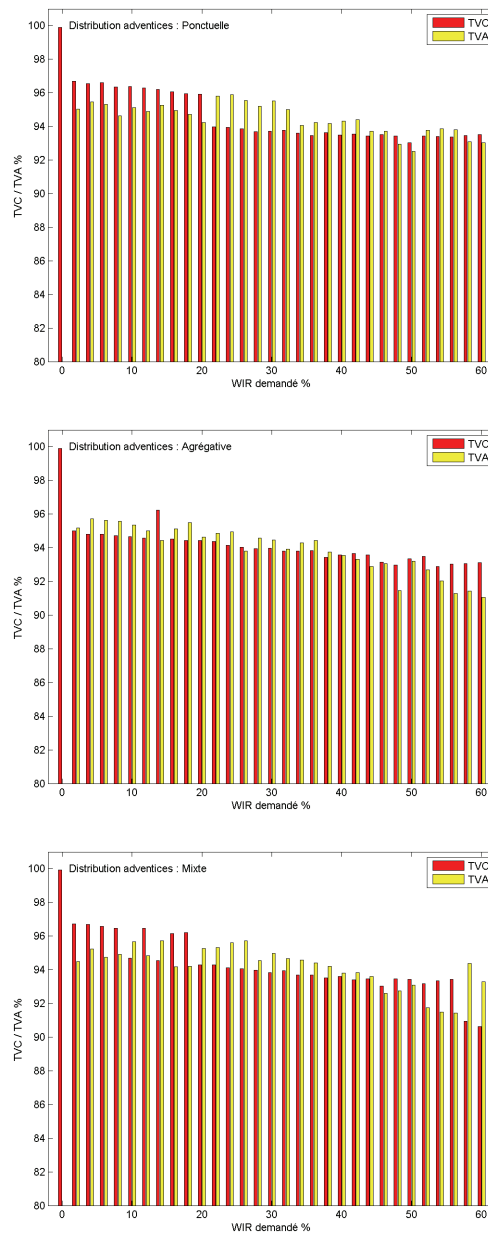


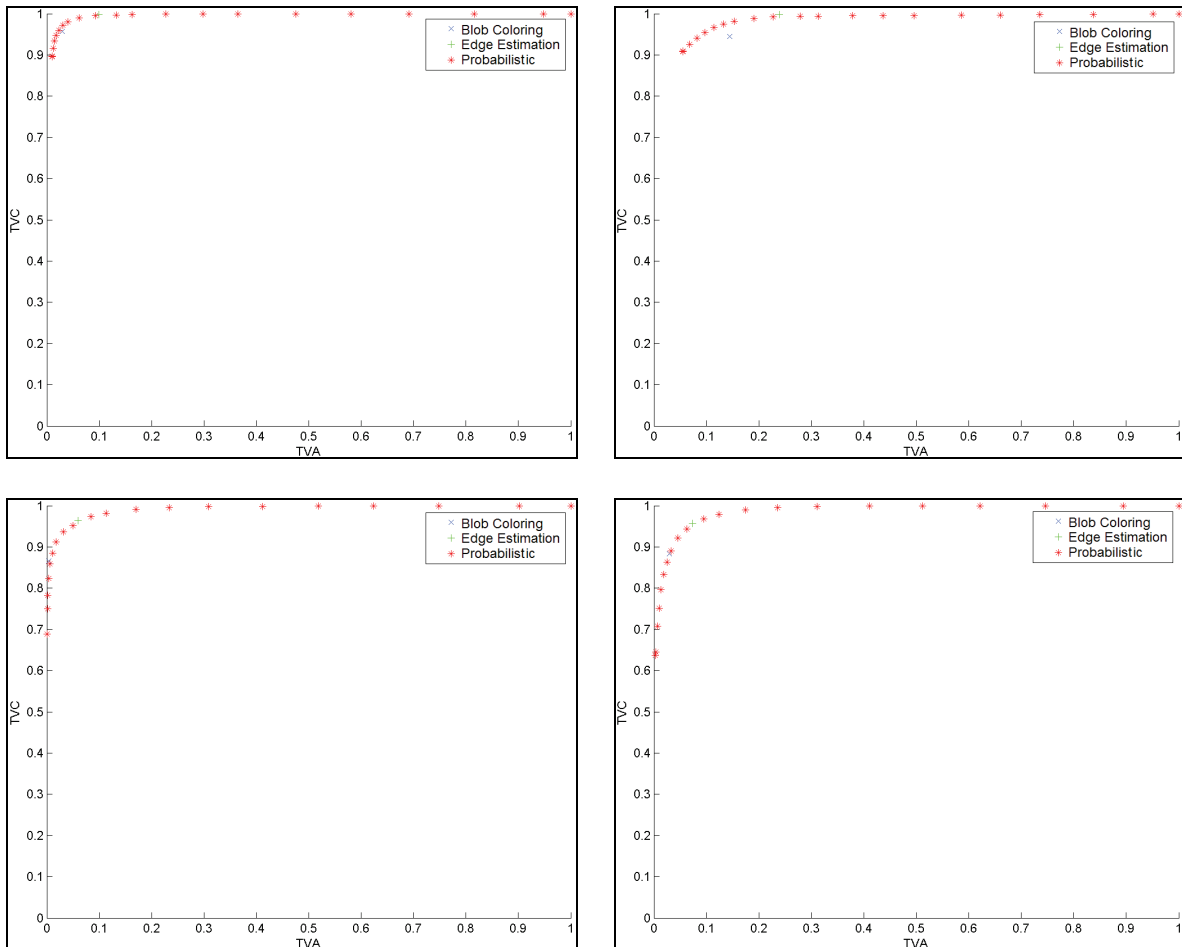
Fig. III.24 : Qualité de classification sur des images avec perspective pour la méthode de discrimination probabiliste. La culture est du blé, inter-rang de 18cm.

Nous avons maintenant passé en revue les résultats obtenus pour les différentes méthodes développées, nous allons désormais en caractériser les forces et les faiblesses.

### 3.5. Synthèse des résultats

#### 3.5.1. Graphes ROC

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la détection probabiliste permet l'application de seuil de détection pour réaliser la classification. Le graphe ROC défini en 2.4.2 est réalisé de sorte que la meilleure performance soit celle la plus proche du point (0,1). L'évolution des performances de l'algorithme est présentée ci-dessous (Fig. III.25).

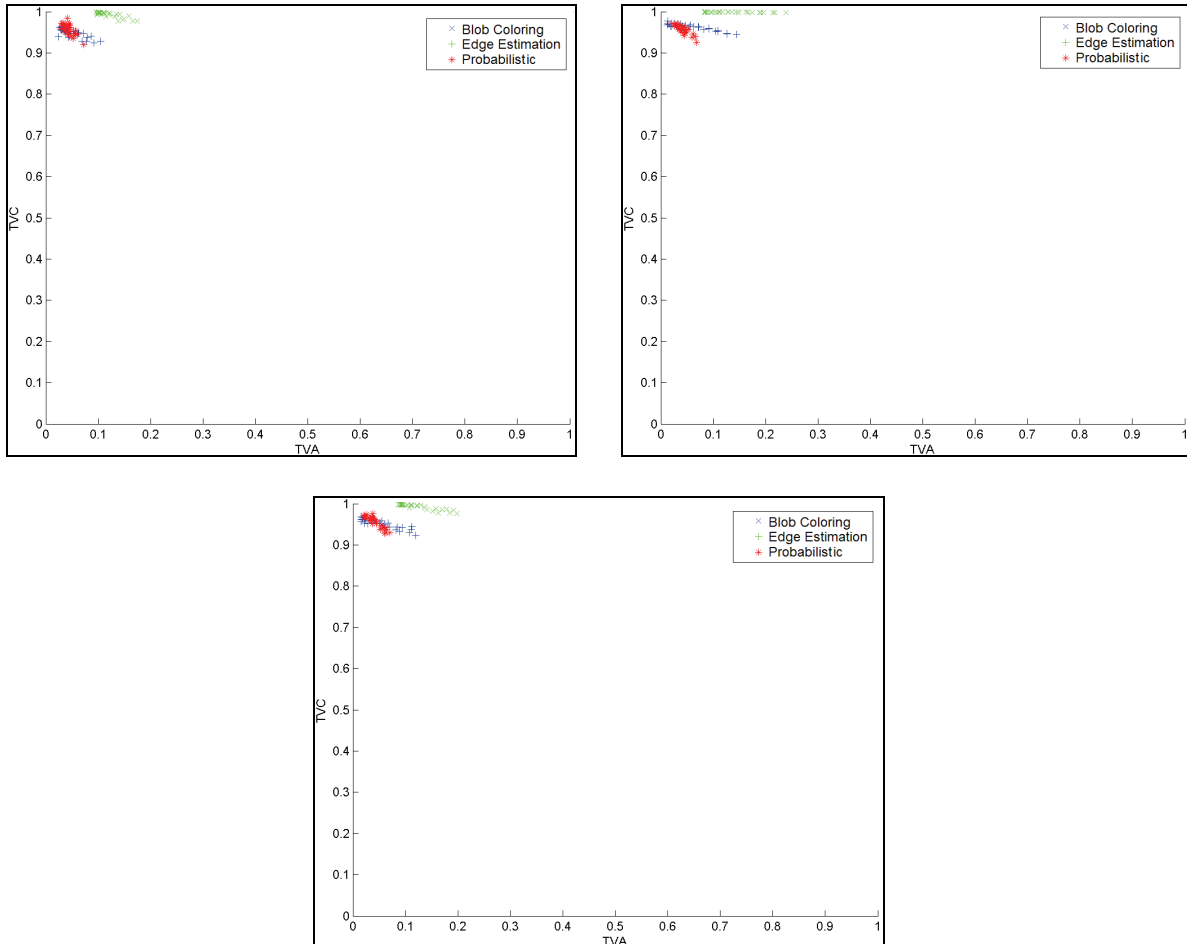


*Fig. III.25 : Évolution de la classification en fonction du seuil appliqué à la détection. Les résultats présentés concernent des images sans perspective avec 20% d'infestation agrégative (haut gauche) et 60% d'infestation ponctuelle (haut droit) ainsi que des images avec perspective et 2% d'infestation agrégative (bas gauche) et, enfin, 36% d'infestation mixte (bas droit).*

Comme nous pouvons le voir ci-dessus, le choix du seuil permet de faire varier la qualité de la classification, il existe donc un seuil optimal pour chacune des mesures. Les résultats présentés offrent des résultats comparables aux deux premières méthodes mais laisse la possibilité de choisir le seuil en fonction de l'importance des erreurs de détection. Un seuil optimal, offrant la détection la plus équilibré, correspond au couple  $(TVA, TVC)$  le plus proche de  $(0, 1)$ , nous l'avons donc calculé et utilisé pour obtenir une mesure de comparaison.

### 3.5.1.1. Images sans perspective

Nous obtenons donc des seuils optimaux pour chaque détection, ce qui nous permet de représenter les graphiques ROC optimaux pour tous les taux d'infestation et de comparer, de manière globale, les résultats obtenus avec ceux des première méthodes.



*Fig. III.26 : Graphiques ROC optimaux pour des images sans perspective et des distributions d'adventices agrégatives, ponctuelles et mixte (dans le sens de lecture).*

Comme nous pouvons le voir la méthode comparée ici offre, d'un point de vue global, des performances similaires à la première méthode étudiée. Cette méthode est surtout intéressante dans la mesure où elle permet de choisir une détection à privilégier.

Nous allons maintenant nous intéresser aux pourcentages de bonnes détections obtenus pour cette méthode en prenant en considération les résultats obtenus pour un seuil optimal.

### 3.5.1.2. Images avec perspective

Comme pour les images sans perspective, il est possible de déterminer des seuils optimaux qui nous permettent de comparer les résultats obtenus sur un graphique ROC.

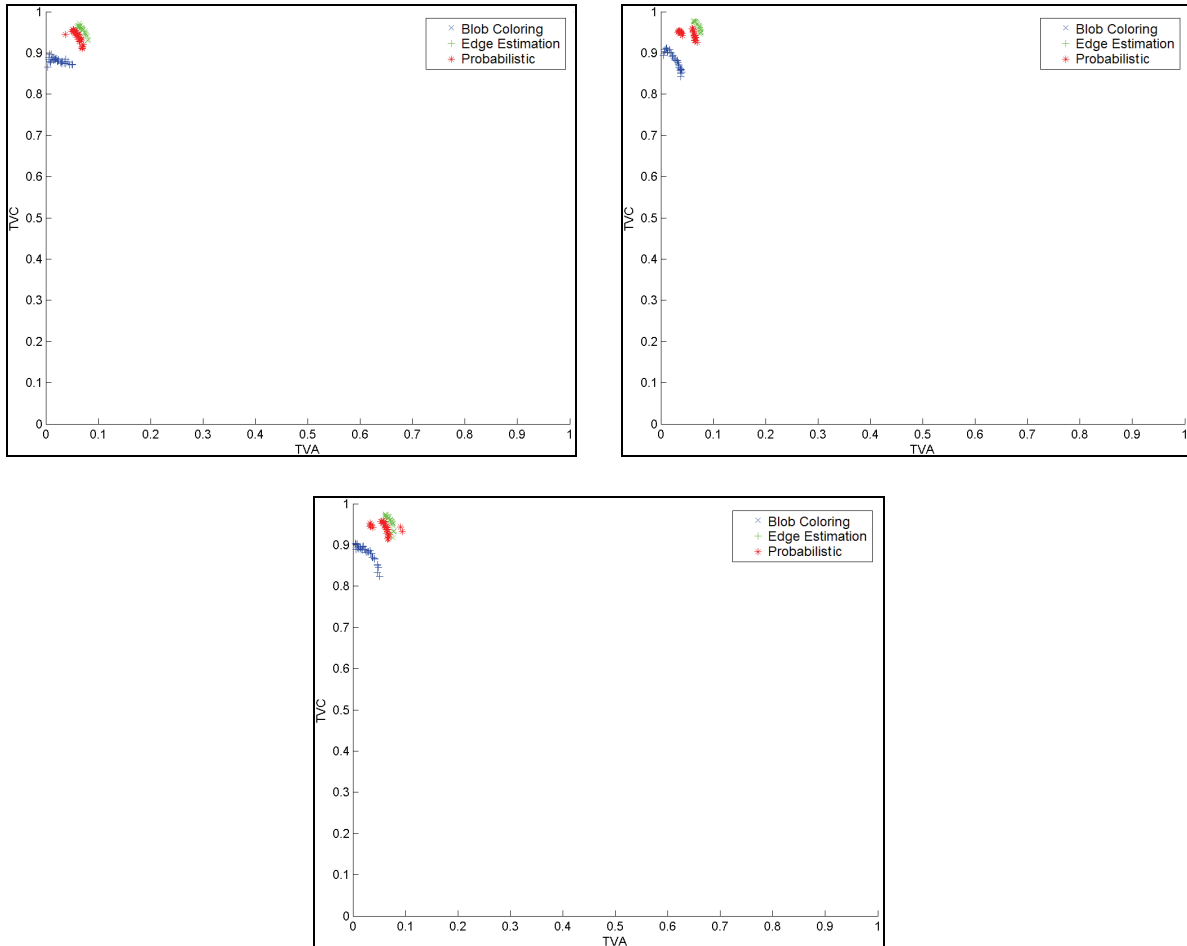


Fig. III.27 : Graphiques ROC optimaux pour des images avec perspective et des distributions d'adventices agrégatives, ponctuelles et mixte (dans le sens de lecture).

Ici, la méthode étudiée offre des résultats proches de la méthode basée sur l'estimation de contour tout en étant très légèrement moins efficace quand à la détection de la culture mais plus efficace pour les adventices. Nous constatons également l'apparition d'une "nappe" répartie en plusieurs paquets, ceci est dû au choix du seuil optimal qui, à très peu de chose près va favoriser la détection de culture ou d'adventices.

### 3.5.2. Bilan

Tout d'abord, il est important de commencer par apprécier les très bons résultats obtenus par les trois méthodes étudiées qui offrent, dans l'ensemble, une qualité de détection supérieure à 90% de bonne détection.

En entrant de manière plus poussée dans les détails de la classification, plusieurs points importants apparaissent. Tout d'abord, les méthodes évoquées sont, dans l'ensemble, très peu sensibles au type de distribution des adventices, en effet, seule la première méthode était réellement affectée par ce paramètre dans le cas d'images avec perspective.

Les taux d'infestation ont, quant à eux, une influence plus significative sur la première et la seconde méthode mais seulement en absence de perspective et sur la classification de la culture nous observons en effet une chute importante des bonnes classifications lorsque les taux d'infestation augmentent. Mis à part cela, les autres tests effectués montrent une forte robustesse des méthodes développées face à de forts taux d'infestation.

La présence ou non de perspective a également un effet important sur les deux premières méthodes. En effet, l'absence de perspective induit une sensibilité de ces deux méthodes à l'augmentation des taux d'infestation en ce qui concerne la classification de la culture. La présence de perspective, quant à elle, dégrade les résultats obtenus par la première méthode sur la classification des adventices.

Concernant la qualité de la classification culture/adventices, il est intéressant de noter que, d'une manière globale, la première méthode a tendance à offrir une très bonne détection de la culture (sauf dans les cas limites évoqués plus tôt) en contrepartie d'une moins bonne détection des adventices. C'est tout l'inverse de la seconde méthode qui va privilégier la détection de la culture.

Nous avons, jusqu'à présent, assez peu abordé la méthode de détection probabiliste pour la simple raison qu'aucun des problèmes évoqués ci-avant n'affecte cette méthode. En effet, lorsqu'on considère un seuil optimal, les classifications de culture et d'adventices sont très bonnes et constantes quels que soient les taux d'infestation et les types de distribution employées. Cette méthode offre également des résultats très proches, que la scène présente des effets de perspective ou non. De plus, nous avons ici choisi un seuil optimal ne favorisant ni la détection de culture ni celle d'adventices mais cette méthode apporte ici un point positif supplémentaire : la possibilité de choisir un seuil en fonction des besoins (certaines applications peuvent nécessiter une plus grande précision sur la détection de la culture, d'autres sur celle des adventices).

Pour conclure cette partie, nous avons présenté trois méthodes permettant une très bonne classification d'images issues de scènes agronomiques malgré de forts taux d'infestation. La méthode basée sur le *blob-coloring* est caractérisée par une très bonne détection de la culture au détriment des adventices. La seconde méthode, basée sur une estimation des contours est plus adaptée à la détection d'adventices en sous-estimant la culture. Enfin, la dernière méthode, basée sur une détection probabiliste et avec un choix de seuil optimal, est très équilibrée et constante. Elle offre en plus la possibilité de choisir les erreurs de classification en fonction du seuil.

## Conclusion

Au cours de ce chapitre nous avons présenté une application de la Transformée de Hough à des scènes agronomiques ainsi que trois algorithmes de discrimination culture/adventices.

La détection de rang effectuée à l'aide de la Transformée de Hough s'est révélée très performante et très robuste au bruit, ce qui nous assurait une très bonne base pour réaliser la classification des pixels de végétation.

Nous avons donc proposé et étudié trois algorithmes de discrimination de culture/adventices reposant uniquement sur une information spatiale pour une pulvérisation spécifique par imagerie. Ces algorithmes reposent sur l'utilisation d'une méthode de *blob-coloring*, d'estimation de contours et de statistiques de Bayes.

Ce travail de modélisation d'images agronomiques nous a permis de :

- 1 - tester les performances d'algorithmes de discrimination culture/adventices en présence de différents WIR,
- 2 - comparer les performances de ces algorithmes.

Il ressort de cette étude que les trois algorithmes développés offrent de très bons résultats, le premier privilégie la classification de la culture, le second celle des adventices et le troisième est équilibré lorsque le choix du seuil est optimal mais permet également de privilégier la détection de culture ou d'adventices. Dans le cadre d'une pulvérisation localisée, la seconde et la troisième méthode semblent les mieux adaptées, elles permettent la meilleure détection des adventices (une sous-détection de la culture étant moins importante dans ce cas qu'une sous-détection des adventices).

Aussi par le passé, les deux premiers algorithmes avaient été comparés à un algorithme reposant sur l'utilisation d'un filtre de Gabor (Jones et al., 2009b) et avaient été caractérisés par des résultats de classification bien meilleurs mais par un manque d'optimisation et, en conséquence, une exécution plus lente.

Ce chapitre a également été l'occasion de montrer le potentiel du modèle développé au chapitre précédent qui permet de réaliser des banques d'images virtuelles à volonté : d'une situation la plus réaliste et proche du terrain (faible taux d'infestation) à la plus improbable (très fort taux d'adventices) permettant d'étudier les limites extrêmes de ces algorithmes.

Bien sûr, ces algorithmes développés au cours de cette thèse mériteraient d'être testés sur des images réelles, chose qui n'a pas été faite. Cependant, lors de la thèse de Bossu (Bossu, 2007) il était ressorti que les algorithmes spatiaux (filtre de Gabor, double Transformée de Hough et Transformée en Ondelettes) mis en œuvre à partir d'images virtuelles (issues de notre modèle) pour la réalisation d'un prototype de pulvérisation localisée par imagerie, ont révélée des performances plus faibles dans le cas d'images réelles et des comportements identiques. En effet, le classement des algorithmes à l'issue des tests sur des images virtuelles n'a pas été modifié lorsque les tests avaient été réalisés sur des images réelles.



Enfin, bien que, dans la littérature, la plupart des algorithmes de discrimination culture/adventices pour une approche temps réel reposent sur des informations spatiales, nous commençons à rencontrer de nombreuses pistes de réflexion sur l'utilisation d'une information spectrale pour segmenter les végétaux dans une image (Gorretta, 2009). Aussi, pour nous permettre dans l'avenir de tester ce nouveau type d'algorithme, il est nécessaire de faire évoluer le modèle vers une approche spectrale ; ceci est l'objet du chapitre suivant.

## Références

- Åstrand, B. et Baerveldt, A. J. (2005). "A vision based row-following system for agricultural field machinery." Mechatronics **15**: 251-269.
- Ballard, D. H. et Brown, C. M. (1982). Computer Vision, P. Hall Eds. Publié par Prentice Hall. %()
- Billingsley, J. et Schoenfisch, M. (1997). "The successful development of a vision guidance system for agriculture." Computers and Electronics in Agriculture **16**: 147-163.
- Bobillet, W., Da Costa, J. P., Germain, C., Laviolle, O. et Grenier, G. (2003). Row detection in high resolution remote sensing images of vine fields. Fourth European Conference on Precision Agriculture, The Netherlands, A. Werner, Wageningen Academic Publishers.
- Bossu, J. (2007). Segmentation d'images pour la localisation d'adventices. Application à la réalisation d'un système de vision pour une pulvérisation spécifique en temps réel. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Bossu, J., Gée, C., Jones, G. et Truchetet, F. (2009). "Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **65**(1): 133-143.
- Brivot, R., Marchant, J. A. et Chalabi, Z. S. (1996). "Segmentation of plants and weeds using infrared images." Acta Horticulturae **406**: 165-172.
- Brodie, J. R., Hansen, A. C. et Reid, J. F. (1994). "Size assessment of stacked logs via the Hough transform." Transactions of the ASAE **37**(1): 303-310.
- Chapron, M., Oprea, A., Sultana, B. et Assemat, L. (2007). Classification of maize and weeds by bayesian networks. 27th MAXENT, AIP Conference.
- Cocquerez, J. P., Philipp, S. et Bolon, P. (1995). Analyse d'images: filtrage et segmentation, Dunod Eds. Publié par Masson. 457 p. 2-225-84923-4.
- De Mezzo, B. (2004). Reconnaissance d'objets par la génération d'hypothèses de modèles de forme appliquée à l'extraction des feuilles de plantes dans des scènes naturelles complexes. CEMAGREF. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université de Montpellier II.
- Delenne, C. (2006). Extraction et caractérisation de vignes à partir de données de télédétection à très haute résolution spatiale. Application en Languedoc-Roussillon pour la constitution de bases de données géographiques. ENGREF - UMR TETIS. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université de Montpellier II.
- Deriche, R. et Cocquerez, J. P. (1987). Extraction de composantes connexes basée sur une détection optimale des contours. Cognitiva: 1-9.
- Duda, R. O. et Hart, P. E. (1972). "Use of the Hough Transformation to detect lines and curves in pictures." Communications of the Association for Computing Machinery **15**(1): 11-15.

- Egan, J. P. (1975).** Signal detection theory and ROC-analysis. Publié par Academic Press.
- Fawcett, T. (2004).** "ROC graphs: Notes and practical considerations for researchers." Machine Learning **31**.
- Fontaine, V. et Crowe, T. G. (2006).** "Development of line-detection algorithms for local positioning in densely seeded crops." Canadian biosystems engineering **48(7)**: 19-29.
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G. et Truchetet, F. (2008).** "Crop/weed discrimination in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **60(1)**: 49-59.
- Girard, M. C., Girard, C. M. et Courault, D. (1999).** Traitement des données de télédétection. Publié par Dunod - Collection Techniques industrielles et sciences de l'ingénieur. 527 p.
- Gorretta, N. (2009).** Proposition d'une approche de segmentation d'images hyperspectrales. Cemagref - UMR ITAP. Thèse de Doctorat, Montpellier Université de Montpellier II.
- Guyot, G. (1989).** Signatures spectrales des surfaces naturelles. Publié par Paradigme - Collection télédétection satellitaire.
- Hague, T., Marchant, J. A. et Tillett, D. (1997).** "A system for plant scale husbandry." Precision Agriculture,: 635-642.
- Haralick, R. M. et Shapiro, L. G. (1992).** Computer and Robot Vision. Publié par Addison-Wesley. %()
- Hough, P. et Powell, B. (1960).** "A method for faster analysis of bubble chamber photographs." Il Nuovo Cimento (1955-1965) **18(6)**: 1184-1191.
- Hough, P. V. C. (1962).** Method and means for recognizing complex patterns. **U.S. Patent Office N°3069654**.
- Illingworth, J. et Kittler, J. (1988).** "A survey of the Hough transform." Computer Vision, Graphics, and Image Processing **44(1)**: 87-116.
- Jolion, J. M. et Rosenfeld, A. (1989).** "An  $O(\log n)$  pyramid Hough transform." Pattern recognition letters **9(5)**: 343-349.
- Jones, G., Gée, C. et Truchetet, F. (2009a).** "Assessment of an inter-row weed infestation rate on simulated agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **67(1-2)**: 43-50.
- Jones, G., Gée, C. et Truchetet, F. (2009b).** "Modelling agronomic images for weed detection and comparison of crop/weed discrimination algorithm performance." Precision Agriculture **10(1)**: 1-15.
- Kohavi, R. et Provost, F. (1998).** "Glossary of Terms." Machine Learning **30(2)**: 271-274.
- Leemans, V. et Destain, M.-F. (2006).** "Application of the Hough Transform for Seed Row Localisation using Machine Vision " Biosystems Engineering **94(3)**: 325-336.
- Maître, H. (2003).** Le traitement des images, Hermès Eds. Publié par Hermès Science Publications. 364 p. 978-2-7462-0584-0.

- Manh, A. G. (2001).** Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université des Sciences et Techniques du Languedoc.
- Manh, A. G., Rabatel, G., Assemat, L. et Aldon, M. J. (2001).** "Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates." Journal of Agricultural Engineering Research **80**(2): 139-146.
- Marchant, J. (1996).** "Tracking of row structure in three crops using image analysis." Computers and Electronics in Agriculture **15**: 161-179.
- Meribout, M., Nakanishi, M., Hosoya, E. et Ogura, T. (2000).** "Hough Transform Algorithm for Three-Dimensional Segment Extraction and its Parallel Hardware Implementation." Computer Vision and Image Understanding **78**: 177-205.
- Meyer, G., Metha, T., Kocher, M., Mortensen D. et Samal, A. (1998).** "Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying." Transaction of the ASAE **41**(4): 1189-1197.
- O'Gorman, F. et Clowes, M. B. (1976).** "Finding picture edges through collinearity of feature points." IEEE Transactions on Computers **100**(25): 449-456.
- Provost, F., Fawcett, T. et Kohavi, R. (1998).** The Case against Accuracy Estimation for Comparing Induction Algorithms. ICML '98: Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning. San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann Publishers Inc.: 445--453.
- Søgaard, H. T. et Heisel, T. (2003).** "Determination of crop rows by image analysis without segmentation." Computers and Electronics in Agriculture **38**: 141-158.
- Søgaard, H. T. et Olsen, H. J. (1999).** "Crop row detection for cereal grain." Precision Agriculture **99**(1): 181-190.
- Swets, J. (1988).** Measuring the accuracy of diagnostic system. Science. **240**: 1285-1293.
- Tuytelaars, T., Proesmans, M. et Van Gool, L. (1997).** The cascaded Hough transform as support for grouping and finding vanishing points and lines. Algebraic Frames for the Perception-Action Cycle: 278-289.
- Vioix, J. (2004).** Conception et réalisation d'un dispositif d'imagerie multispectrale embarqué : du capteur aux traitements pour la détection d'adventices. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargaen, K. et Mortensen, D. A. (1995a).** "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lightning conditions." Transactions of the ASAE **38**(1): 259-269.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargaen, K. et Mortensen, D. A. (1995b).** "Shape features for identifying young weeds using image analysis." Transactions of the ASAE **38**(1): 271-281.
- Zhang, N. et Chaisattapagon, C. (1995).** "Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision." Transactions of the ASAE **38**(3): 965-974.



## CHAPITRE IV : VERS LE SPECTRAL

---

Introduction.....	122
1. L'apport de l'information spectrale .....	123
2. La réflectance.....	124
2.1. Définition.....	124
2.2. Exemples de réflectance d'objets naturels.....	125
2.3. Les dispositifs de mesures .....	127
2.4. Les Bases de Données Publiques de Réflectance de Plantes et de Sol.....	129
2.5. Les modèles de BRDF .....	130
2.5.1. Principaux modèles de BRDF pour les plantes.....	130
2.5.2. Principaux modèles de BRDF pour les sols .....	133
2.6. Caractérisation des paramètres du modèle.....	134
2.6.1. Mode direct .....	134
2.6.2. Mode inverse .....	134
2.7. Choix des modèles pour les plantes et le sol .....	135
3. De la réflectance à la couleur.....	135
3.1. Réflectance et réflexion .....	136
3.2. Du spectre de réflectance à l'espace RGB .....	137
3.3. Simulation de filtres optiques .....	140
3.4. Obtention d'images dans l'infrarouge et de données multispectrales.....	141
3.5. Applications.....	141
4. De la nécessité d'un modèle 3D .....	143
4.1. Choix de la modélisation 3D .....	144
4.2. Structuration des données .....	144
4.2.1. Sommets et facettes.....	145
4.2.2. Calcul de la normale.....	146
4.3. Adaptation de la modélisation de scènes agronomiques.....	146
4.3.1. Disposition des motifs 3D .....	146
4.3.2. Estimation du taux d'infestation .....	146
4.3.3. Transformation monde - caméra .....	147
4.3.4. Vers une gestion des ombres ? .....	149
4.4. Résultats du modèle 3D.....	149
Conclusion .....	150
Références.....	151

---

## Introduction

Comme nous l'avons vu lors du chapitre précédent, les algorithmes spatiaux employés, malgré d'excellentes capacités de discrimination, se trouvent dans l'incapacité de détecter les adventices présentes au sein d'un rang de culture. Actuellement ces algorithmes considèrent que toute végétation trouvée dans un rang de culture est nécessairement considérée comme culture.

La question de la modélisation de la réponse spectrale d'un objet, d'une surface est complexe à plus d'un titre. En effet, la réponse spectrale d'une plante ou d'un sol est soumise à de grandes variations selon leurs propriétés intrinsèques (compositions biochimiques et biophysiques variables) ou selon leurs propriétés directionnelles. En effet, dans le cas d'objets naturels leur surface est dans bien des cas considérée comme une surface lambertienne non parfaite du fait de la présence d'une réflexion constituée d'une composante spéculaire et d'une composante diffuse (Bossu, 2007; Bousquet, 2007). Ainsi, l'évolution du modèle spatial de scènes agronomiques vers un modèle spectral va nécessiter de recourir à l'utilisation de la théorie sur la réflectance et plus particulièrement la réflectance bidirectionnelle (BRDF).

Après un bref rappel sur la théorie de la réflectance et sur les principaux modèles de reconstruction de la réflectance d'objets naturels à partir de leurs propriétés intrinsèques, nous nous attacherons à insérer une composante « couleur » aux motifs caractérisant les plantes contenues dans notre modèle. Pour un rendu réaliste, la couleur associée aux plantes et au sol sera donc extraite de leurs spectres de réflectance et déduite de l'exploitation de deux modèles de BRDF utilisés en « mode inverse » : PROSPECT pour les plantes (Jacquemoud et Baret, 1990) et SOILSPECT pour le sol (Jacquemoud et al., 1992). Par ailleurs, pour cette approche « couleur » une extension du modèle vers la 3D est envisagée : le motif de chaque plante est alors considéré comme un ensemble de facettes auxquelles sont associées une composante radiométrique.

## 1. L'apport de l'information spectrale

Utilisée dans un premier temps pour séparer la végétation du sol (Woebbecke et al., 1995; Brivot et al., 1996; Meyer et al., 1998), l'analyse spectrale a été également envisagée pour permettre une discrimination entre différentes espèces ou variétés végétales. Cette approche donne des résultats prometteurs. En effet, la signature spectrale des plantes semble suffisamment différente pour permettre une discrimination aisée. Par exemple, les différences observées sur les spectres de réflectance entre une monocotylédone (famille de plantes aux feuilles oblongues) et une dicotylédone (famille de plantes aux feuilles à plusieurs nervures) dans le domaine du visible et du proche infrarouge ont été mise en évidence par Vrindts (Vrindts, 2002) ou encore par Bossu (Bossu et al., 2005). Dès 1970 et jusqu'au début des années 1990, de nombreux auteurs se sont tournés vers ce type d'approche et la possibilité d'utiliser la réflectance pour discriminer différentes espèces a été envisagée et des spécificités dans le visible et le proche infrarouge permettant cette discrimination ont été trouvées (Gausman et al., 1973; Walter et Koch, 1980; Gausman, 1985; Hahn et Muir, 1993; Hahn et Muir, 1994; Vrindts et Baerdemaeker, 1996; Goel et al., 2002; Smith et Blackshaw, 2002; Alchanatis et al., 2005; Mansouri et al., 2005; Langner et al., 2006; Piron et al., 2008). Borregaard (Borregaard et al., 2000) a montré qu'un pourcentage de réussite de 90% pour une classification culture/adventice est possible en utilisant le spectral. En

2002, Vrindts (Vrindts et al., 2002) a exploré les possibilités de classification culture/adventices en fonction du nombre de bandes spectrales choisies, ses tests ont été effectués en laboratoire ainsi qu'en champ et la qualité de la classification est encourageante : de 90 à 97% des adventices ont été correctement classifiées. Plus récemment, Lopez-Granados (Lopez-Granados et al., 2008) a montré des taux de réussite compris entre 90 et 100% pour la classification d'adventices (*grass weeds*) au sein de culture de blé en utilisant des réseaux de neurones. Bossu (Bossu, 2007) a également montré que la discrimination entre familles végétales ou entre espèces végétales étaient clairement possible en conditions de laboratoire (contrôle de l'illuminant artificiel et plantes en pots), elle devient plus délicate pour des études menées en conditions naturelles (essais en champ) du fait d'une grande variabilité liée à l'illuminant (instable au cours du temps) ou liée à l'environnement local de chaque plante (sol plus ou moins azoté, hydraté...). Cependant, même si dans la plupart des cas les algorithmes de classification fournissent de très bons résultats quant à la discrimination culture/adventices, il faut remarquer que ceux-ci sont, le plus souvent, développés pour une culture particulière (céréalière ou maraîchère) et qu'il ne semble pas exister d'algorithmes universels.

Bien sûr d'autres traitements supplémentaires peuvent être utilisés (seuls ou en combinaison) afin de rendre cette détection culture /adventice meilleure. Parmi ceux-ci, la reconnaissance de forme est utilisée par de nombreux auteurs (Tian et al., 1997; Lee et al., 1999; Pérez et al., 2000; Hemming et Rath, 2001 & 2002). Également la morphologie mathématique (Lu et al., 2001; Blasco et al., 2002), des modèles déformables (Manh, 2001) ou encore l'analyse de texture (Tang et al., 1999) sont également largement étudiés. Cependant, dans le contexte de la pulvérisation et de l'utilisation de l'imagerie pour le temps réel ces solutions n'ont pas encore été envisagées car elles sont très gourmandes en temps de calcul.

Aussi, les résultats obtenus par l'ensemble des chercheurs de cette communauté scientifique nous poussent à croire que l'utilisation de l'information spectrale semble une solution simple et efficace pour améliorer la discrimination culture/adventice dans une parcelle cultivée au sein d'un rang de



culture. Par ailleurs, comme le rapporte Feyaerts (Feyaerts et al., 1998), l'utilisation combinée de cette information et d'une information spatiale (les rangs de culture) semble également prometteuse.

## 2. La réflectance

La réflexion d'un objet ou d'une surface n'étant pas une caractéristique propre à l'objet du fait de sa dépendance au regard de l'illuminant, la notion de réflectance est alors introduite (Strub et al., 2004). Il s'agit du rapport entre la réflexion de l'échantillon étudié et de celle de l'illuminant. Cependant, ce signal est dépendant non seulement de la longueur d'onde d'étude mais aussi de la position de l'illuminant et de l'observateur. Dans ces conditions, nous avons recours à la notion de Fonction de Distribution de Réflectance Bidirectionnelle (BRDF) pour caractériser ce signal.

### 2.1. Définition

La BRDF<sup>16</sup> (FDRB<sup>17</sup>, en français) décrit la réflexion d'une onde lumineuse sur une surface, sa définition radiométrique initiale fut introduite par Nicodemus (Nicodemus et al., 1977). La BRDF caractérise donc la réflexion de tout type de surface quelque soit la direction incidente (ou d'éclairement -  $\omega_i$ ) et la direction de réflexion (ou d'observation -  $\omega_r$ ) comme nous le montre la Fig. IV.1. Il s'agit de caractériser le rapport de la luminance réfléchi en un point  $x$  d'une surface infinitésimale  $dA$  à l'éclairement incident à celle-ci, ce qui donne la relation suivante :

$$f_r(x, \omega_i, \omega_r, \lambda) = f_r(x, \theta_i, \phi_i, \theta_r, \phi_r, \lambda) = \frac{dL_r(x, \omega_r, \lambda)}{dE_i(x, \omega_i, \lambda)} = \frac{dL_r(x, \theta_r, \phi_r, \lambda)}{L_i(x, \theta_i, \phi_i, \lambda) \cos(\theta_i d\omega_i)} \quad (\text{IV.1})$$

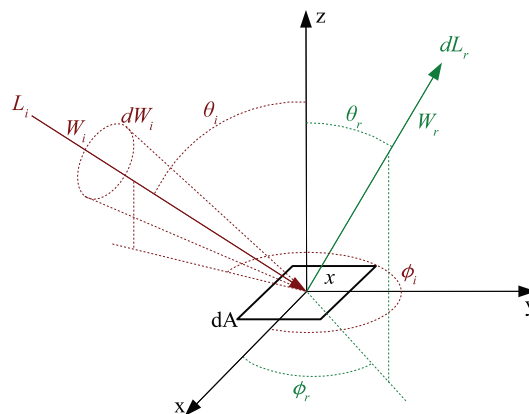


Fig. IV.1 : Rayons incident (d'éclairement) et réfléchi (observateur).

Sans entrer plus en avant dans les détails, cette fonction de distribution possède des propriétés qui en font un outil incontournable lorsqu'il s'agit de créer un rendu reposant sur des réalités physiques. La BRDF respecte les principes de non-négativité, de réciprocité et de conservation de l'énergie, ce qui la

<sup>16</sup> Bidirectional Reflectance Diffusion Function

<sup>17</sup> Fonction de Distribution de Réflectance Bidirectionnelle

rend physiquement plausible (Lewis, 1993) et lui donne toute sa légitimité pour être utilisée dans des algorithmes physiquement réalistes.

Bien sûr cette théorie a été par la suite étendue à d'autres cas et notamment celui de la transmission (Woolley, 1971) avec la Fonction de Distribution de Transmission Bidirectionnelle.

## 2.2. Exemples de réflectance d'objets naturels

A titre d'exemples, la figure ci-dessous représente les spectres de réflectance de surfaces naturelles telles une feuille de plante ou de sol.

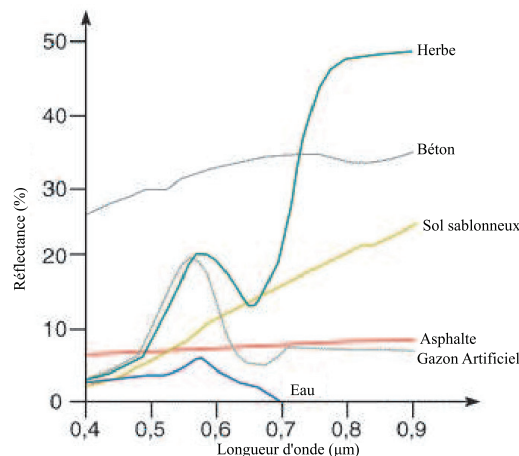


Fig. IV.2 : Spectres de réflectance de différentes surfaces.

Pour les plantes, le spectre de réflectance présente dans le visible une forte absorption liée aux pigments chlorophylliens (et xanthophylliens) ce qui fait que leur réflectance est faible (~20%). En revanche, c'est dans le domaine de l'infrarouge que la réflectance des plantes est la plus élevée pouvant atteindre plus de 50%. Ce signal présente la particularité d'être constant dans ce domaine spectral. Ce fort signal de réflectance traduit donc une faible absorption (pigments foliaires transparents pour ces longueurs d'onde) et caractérise donc plus la structure interne des feuilles et notamment le nombre de couches cellulaires (Gausman, 1985; Baranoski et Rokne, 1997; Vrindts, 2002). Il est à noter que ce spectre de réflectance caractéristique d'une plante ou d'une espèce va présenter de faibles variations au cours de la vie de ce végétal et pourra varier selon son environnement ; variations qui peuvent être liées à un stress hydrique, azoté, attaques parasitaires... De même, dans la plupart des cas, la face adaxiale (du dessus) et la face abaxiale (du dessous) de la feuille ne présentent pas le même spectre de réflectance.

Enfin, même si en conditions de laboratoire (Bossu et al., 2005) il semble possible de différencier des espèces entre elles (Fig. IV.3), la discrimination en conditions réelles semble plus délicate du fait de la forte variabilité de la source solaire et de l'environnement de la plante étudiée.

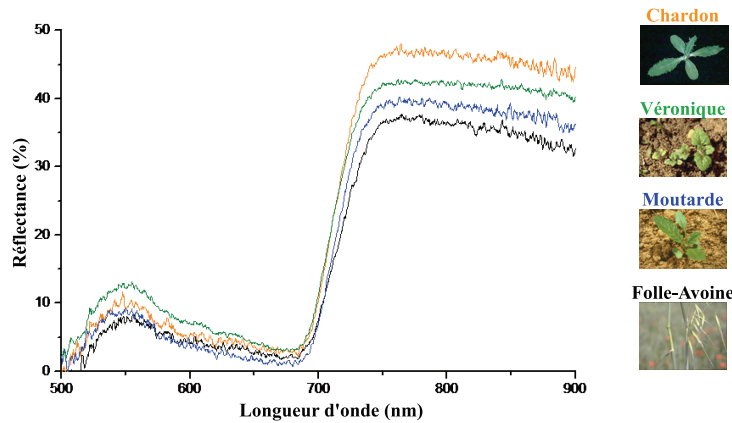


Fig. IV.3 : Spectre de réflectance des principales adventices présentes en Bourgogne obtenus avec une lumière incidente perpendiculaire à la feuille (angle d'incidence nul) et en conditions de laboratoire.

En ce qui concerne les sols, il faut remarquer que, dans la plupart des cas, le signal de réflectance se caractérise par un signal qui est linéaire en fonction de la longueur d'onde et qui est souvent beaucoup plus faible que la réflectance des plantes à même longueur d'onde. Ceci explique pourquoi, une segmentation de l'image par la couleur permet facilement de séparer les composantes sol de la végétation.

Enfin, du fait que le rayonnement réfléchi d'une plante est constitué à la fois d'une composante spéculaire et d'une composante diffuse, celui-ci va fortement dépendre des angles d'illumination et d'observation comme le montre la Fig. IV.4.

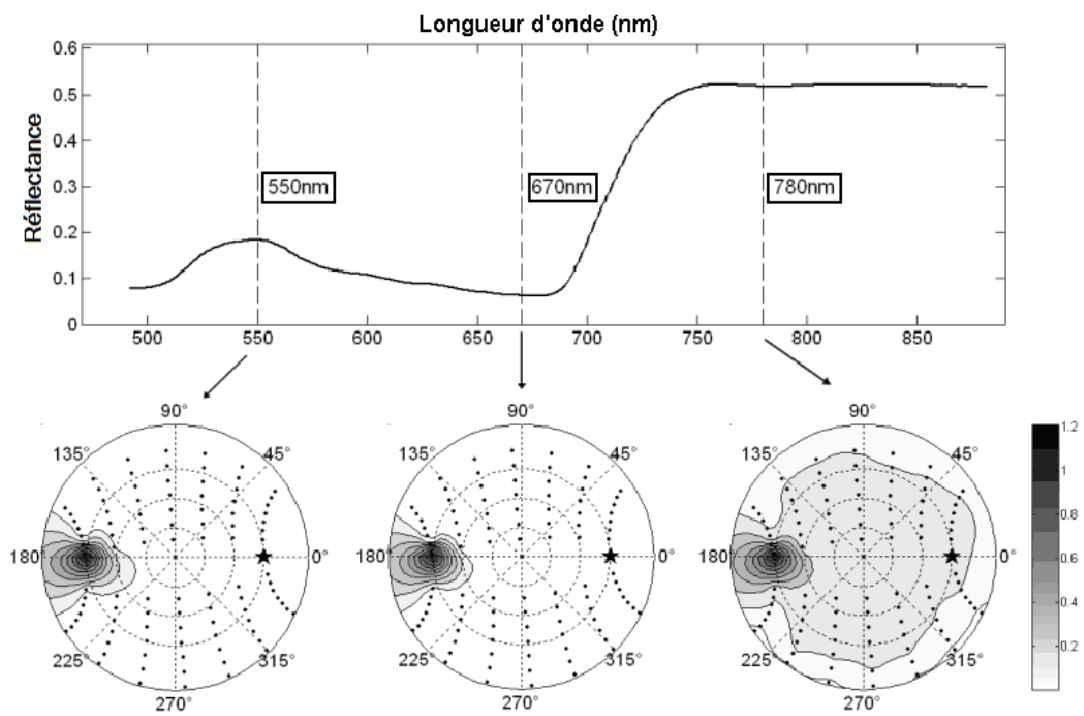


Fig. IV.4 : Réflectance d'une feuille de laurier (en haut) et représentation de la BRDF ( $sr^{-1}$ ) en fonction de la longueur d'onde et de la direction d'observation pour une incidence de  $65^\circ$  (en bas) - (Bousquet, 2007).

### 2.3. Les dispositifs de mesures

Comme nous l'avons vu précédemment, l'acquisition d'un spectre de réflectance nécessite la prise en compte d'une information spectrale et aussi d'une information de position angulaire de l'illuminant et de l'observateur. L'ensemble de ces informations peut être collecté à l'aide d'un spectro-gonio-photomètre constitué le plus souvent d'une source lumineuse contrôlable, d'un spectromètre pour mesurer la réflectance dans le domaine du visible et proche infrarouge et d'un goniomètre pour effectuer la mesure d'angles. Comme nous pouvons le voir sur la figure ci-dessous, ce type de matériel n'est pas standard ce qui implique un coût élevé. Rares sont les équipes françaises de recherche à posséder un tel instrument (Claustres, 2003). En télédétection, l'équipe de Jacquemoud de l'IPGP<sup>18</sup> en possède un mais celui-ci n'est plus opérationnel actuellement. Dans un tout autre contexte, celui de l'étude de surfaces planétaires, l'observatoire Midi-Pyrénées possède également un tel système (ISEP : Imageur Spectral pour l'Exploration Planétaire) développé spécifiquement par la Société Lasoptic pour étudier le sol lunaire (sonde Clémentine) et à plus long terme le sol martien. Cependant, dans chacun des cas, ces systèmes sont très fragiles, coûteux et peu transportables.

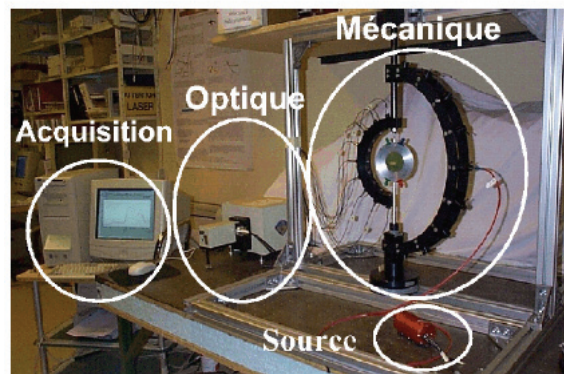


Fig. IV.5 : Le spectro-gonio-photomètre de l'équipe de Jacquemoud à l'IPGP (Bousquet, 2007).

Une solution proposée par certains constructeurs (Oceans Optics) est de permettre l'acquisition de spectres de réflectance pour différentes longueurs d'onde allant du visible à l'infrarouge mais pour une position fixée pour l'illuminant et l'observateur. Un exemple est présenté dans la figure ci-dessous (Fig. IV.6).

<sup>18</sup> Institut de Physique du Globe de Paris : <http://www.ipgp.fr/>

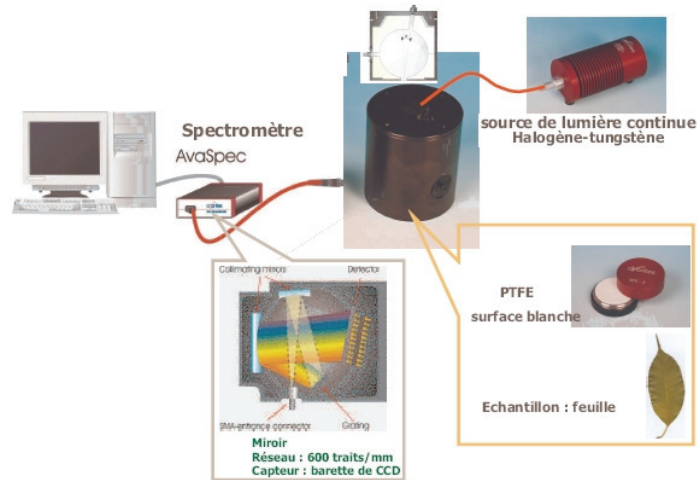


Fig. IV.6 : Un spectrophotomètre portable avec une source contrôlée (Bossu, 2007).

Cependant, dans les cas mentionnés précédemment le signal acquis est ponctuel (1D) et d'autres systèmes encore plus évolués permettent de réaliser de l'imagerie 2D multispectrale (Fig. IV.7, à gauche) et multiangulaire (Fig. IV.7, à droite).

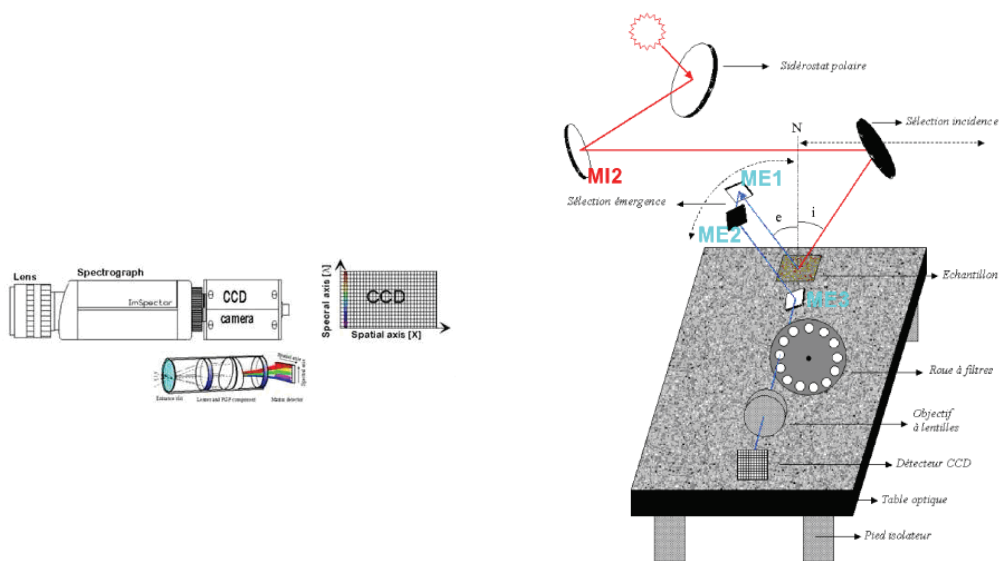


Fig. IV.7 : Caméra hyperspectrale à gauche (Vrindts, 2002) et dispositif multispectral et multiangulaire ISEP<sup>19</sup> à droite (Cord, 2003).

Pour finir, d'autres solutions de plus grandes envergures (échelle humaine) ont également été développées. A titre d'exemple l'ONERA<sup>20</sup> de Toulouse s'est doté d'un goniomètre au sein du DOTA<sup>21</sup>, détaillé par Serrot (Serrot et al., 1998) et présenté en Fig. IV.8, il a un coût estimé à 150000 euros, sans mentionner la nécessité d'un personnel qualifié pour son entretien, son étalonnage et son utilisation.

<sup>19</sup> Imageur Spectral pour l'Exploration Planétaire - Observatoire Midi-Pyrénées

<sup>20</sup> Office National d'Étude et de Recherche Aéronautiques

<sup>21</sup> Département Optique Théorique et Appliquée

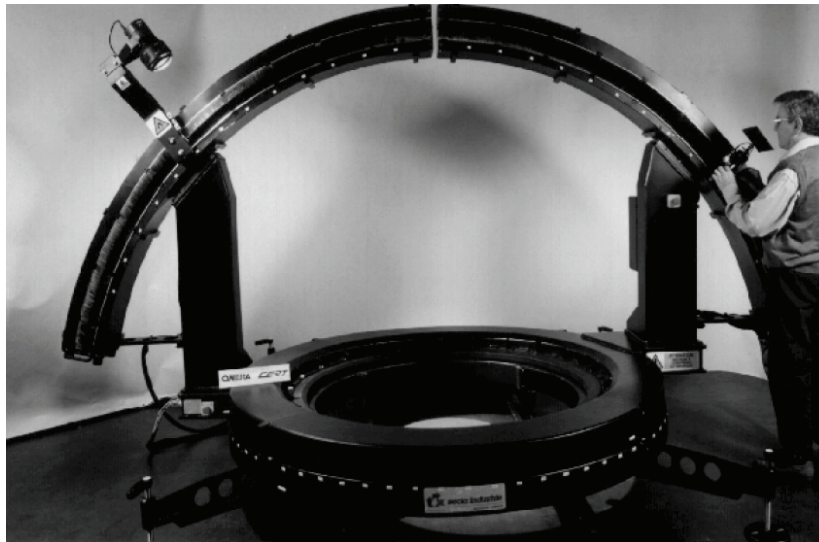


Fig. IV.8 : Dispositif de mesure de BRDF du DOTA, à l'ONERA (Serrot et al., 1998).

La calibration de ces dispositifs est également source de coût supplémentaire. En effet, la caractérisation de l'illuminant nécessite la présence dans la scène analysée d'une pastille blanche (constituée de PTFE<sup>22</sup> ou Spectralon<sup>23</sup>, très chère : ~300euros) qui réfléchit la quasi-totalité (99,999% entre 400nm-1500nm, données constructeur) du rayonnement incident.

## 2.4. Les Bases de Données Publiques de Réflectance de Plantes et de Sol

Face à la complexité et au coût élevé de tels appareils de mesures, il est parfois difficile d'obtenir pour une même famille, une même variété ou une même espèce de plantes ou encore pour des sols des spectres de réflectance allant de l'ultraviolet à l'infrarouge thermique et étant multidirectionnels. Dans ces conditions, la communauté a commencé à réfléchir à mettre en commun l'ensemble de ces données de réflectance en constituant des bases de données gratuites et accessibles à tous.

Une des bases les plus connues pour les plantes est la base LOPEX93<sup>24</sup> (Hosgood et al., 1995).

Concernant les sols on peut se référer à des bibliothèques publiques américaines telles que celles de l'United States Geological Survey (USGS) et de la Jon Hopkins Université (JHU). Le tableau suivant (Tab. IV.1) donne les caractéristiques de ces bibliothèques. Un inventaire d'autres librairies de spectres de sols et roches est disponible dans la thèse de Tavin (Tavin, 2008).

Nom	Domaine spectral	Spectromètres	Nombre d'échantillons	Nature des échantillons
USGS	0,2-3 mm	Beckman	444	Minéraux et divers
JHU	2,08-25 mm	Beckman/Nicolet	80	Roches météoriques
	0,4-14 mm	Beckman/Nicolet		Sols nus

Tab. IV.1 : Caractéristiques des deux bibliothèques américaines concernant des spectres de réflectance de sols (Tavin, 2008).

<sup>22</sup> PolyTétraFluoroEthylène

<sup>23</sup> produit par LabSphere

<sup>24</sup> Leaf Optical Properties EXperiment 93

## 2.5. Les modèles de BRDF

Caractériser entièrement la BRDF d'une plante (ou d'un sol) est difficilement réalisable : il faudrait pouvoir mesurer la réponse spectrale de la plante considérée dans toutes les configurations (illuminant/observateur) possibles. Des modèles permettant de simuler une BRDF à partir de caractéristiques biochimiques ou de jeux de mesures ont donc été développés pour permettre l'obtention entière de cette donnée à partir de quelques spectres.

Les propriétés optiques de la BRDF résultent de mécanismes complexes d'absorption et de diffusion du rayonnement par la feuille. Parallèlement à ces mesures en laboratoire, plusieurs modèles ont été développés depuis la fin des années 60. Ils se distinguent par le choix de l'approche physique et par la représentation de la feuille. Comme nous allons le voir, les plus simples la considèrent comme un milieu constitué d'une ou plusieurs couches parallèles (Fig. IV.9) ; les plus raffinés décrivent avec précision les cellules végétales (forme, taille, position) de chaque tissu foliaire (Fig. IV.10). Nous allons brièvement présenter les principaux modèles développés pour l'étude des végétaux et du sol en nous appuyant sur la revue très complète réalisée par Jacquemoud et Ustin (Jacquemoud et Ustin, 2001). Quelle que soit l'approche, les coefficients  $n$  et  $k$  de l'indice de réfraction complexe  $\tilde{n}$  de chaque constituant foliaire sont requis. Si ces constantes optiques sont bien connues pour l'eau pure en raison de l'importance de cette molécule en physique, chimie ou biologie, les informations concernant les pigments photosynthétiques et les constituants des parois cellulaires sont plus que fragmentaires. Nous verrons ensuite comment prendre en compte ces modèles en vue d'insérer une composante « couleur » pour les plantes et pour le sol au modèle d'images agronomiques que nous avons réalisé.

### 2.5.1. Principaux modèles de BRDF pour les plantes

Ustin (Ustin et al., 1999) présente une vision d'ensemble des différents modèles développés pour reproduire les propriétés optiques des feuilles. Le tableau suivant (Tab. IV.2) présente un résumé de ces modèles arrangés selon une complexité croissante.

Transfert radiatif	Stochastiques	Monte-Carlo
PROSPECT, LIBERTY, LEAFMOD, FRT	SLOP	RAYTRAN, ABM
Paramètre de structure et biochimiques	Probabilités de diffusion et d'absorption	Description des structures internes de la feuille en 3D
→ Propriétés spectrales → Fluorescence chlorophyllienne	→ Propriétés spectrales → Fluorescence chlorophyllienne	→ Propriétés spectrales → Propriétés directionnelles → Profil d'absorption
Mode direct + inverse		Mode direct

Tab. IV.2 : Comparaison de quelques modèles sur les propriétés optiques des feuilles utilisées en télédétection : des plus simples aux plus complexes (Ustin et al., 1999).



### 2.5.1.1. Modèle de couches en parallèle (plate model)

Ce modèle a été développé en 1969 par Allen (Allen et al., 1969) et considère la feuille comme une succession de couches ayant différentes réflexions et transmissions de la lumière. Un phénomène où réflexion et transmission sont couplées est également envisagé : la lumière touchant une couche est réfléchiée par la surface de cette couche et transmise à l'intérieur de cette couche, ensuite un jeu de réflexion et de transmission provoque le phénomène observable dans la figure ci-dessous (Fig. IV.9).

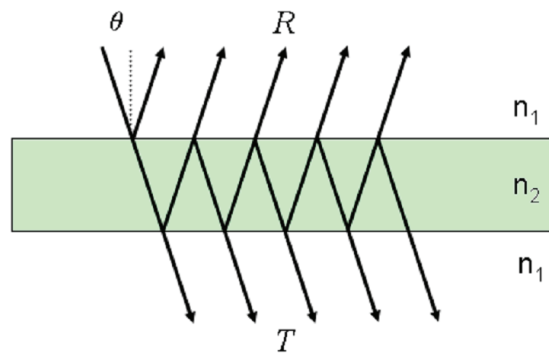


Fig. IV.9 : Réflexions multiples produites par une seule couche - schéma tiré de (Jacquemoud et Ustin, 2001).

Ce modèle a, ensuite, été généralisé et développé par de nombreux chercheurs et, bien que simpliste, est maintenant largement utilisé en télédétection au travers du modèle PROSPECT (Jacquemoud et Baret, 1990) qui a, depuis sa création, été optimisé afin de prendre en compte de nombreux paramètres physiques des végétaux (structure de la feuille, chlorophylle...).

### 2.5.1.2. Modèle N-Flux

Ce modèle considère la feuille comme un bloc de matériau absorbant et diffusant la lumière. C'est un modèle issu de la théorie de Kubelka-Munk (Kubelka et Munk, 1931) qui décrit le trajet de la lumière au sein du matériau comme des flux se propageant dans des directions opposées. Les matériaux sont décrits par un coefficient d'absorption  $k$ , un coefficient de diffusion  $s$  et une épaisseur  $d$ , le modèle à deux flux (forward  $I(x)$  et backward  $J(x)$ , où  $x$  est la profondeur) est défini pour toute longueur d'onde  $\lambda$  par les équations différentielles suivantes :

$$\begin{aligned} \frac{dI(x)}{dx} &= -(k + s)I(x) + sJ(x) \\ \frac{dJ(x)}{dx} &= -sI(x) + (k + s)J(x) \end{aligned} \quad (\text{IV.2})$$

Sa similarité avec le modèle de couches est remarquable. Ce modèle se complexifie à quatre flux, deux flux collimatés (alignés) opposés et deux flux diffus, également opposés. Nous ne rentrerons pas plus en avant dans la description de ce modèle, affiné par de nombreux auteurs et dont beaucoup de points communs existent avec le modèle de couches parallèles.

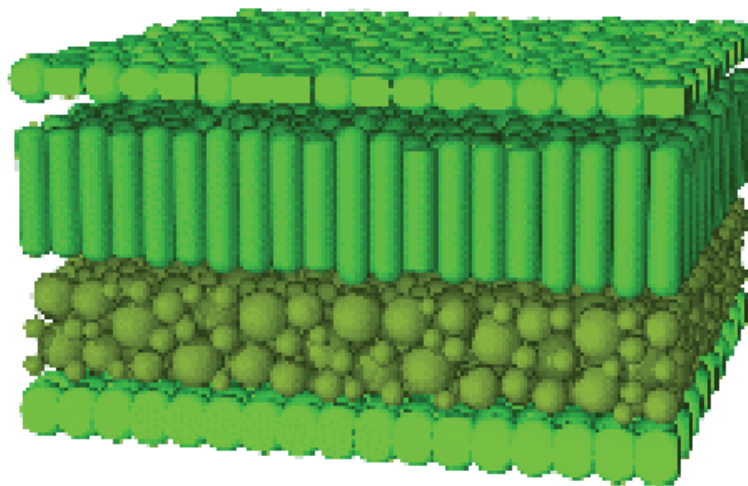


### 2.5.1.3. Modèle de transfert radiatif

Ce modèle se base sur la théorie de Maxwell décrivant les variations d'un champ électrique au sein d'un matériau aléatoire (la feuille) à permittivité variable ( $\epsilon_r$ ) (Chandrasekhar, 1960). Ce problème a néanmoins été simplifié afin de surpasser le manque de connaissance concernant  $\epsilon_r$  en ne considérant que les flux d'énergie au sein du matériau. Le transfert radiatif caractérise la propagation de la lumière - en tant que rayonnement électromagnétique - dans la feuille en définissant la perte d'intensité du rayonnement par l'absorption et la diffusion. Les émissions thermiques sont également prises en compte dans un système assez complexe et assez peu utilisé pour décrire le cheminement de la lumière au sein d'une feuille. En effet, le manque d'information sur la structure interne des feuilles implique une simplification du modèle qui le rend moins efficace que d'autres approches.

### 2.5.1.4. Modèle de lancer de rayon

Ce modèle nécessite une très bonne connaissance de la structure interne de la feuille. En effet, il se base sur les lois optiques de la réflexion, de la réfraction et de la diffusion au sein des cellules de la feuille. Ces cellules doivent donc être caractérisées pour obtenir un modèle établissant le cheminement de la lumière au sein d'une feuille. Le lancer de rayon consiste donc à déterminer le trajet de chaque rayon au sein d'une feuille décrite en tant qu'ensemble de cellules dont la forme influera sur le trajet des rayons incidents.. Des approches 3D existent également, décrivant de manière plus fine le trajet des rayons au sein des cellules. Des applications graphiques prenant en compte des paramètres biologiquement significatifs ont également été développées. Baranoski et Rokne (Baranoski et Rokne, 1997) proposent d'ailleurs un modèle appelé ABM<sup>25</sup> qui leur a permis, entre autre, de simuler la réflexion et la transmission des feuilles de soja. D'autres modèles existent, comme le RayTran de Govaerts (Govaerts et al., 1998) basé sur un lancer de rayon utilisant la méthode de Monte-Carlo.



*Fig. IV.10 : Structure interne d'une feuille permettant de définir le lancer de rayon (Jacquemoud et Ustin, 2001).*

---

<sup>25</sup> Algorithm BDF Model

## 2.5.2. Principaux modèles de BRDF pour les sols

### 2.5.2.1. Modèle SOILSPECT

Le modèle SOILSPECT (Jacquemoud et al., 1992; Jacquemoud et al., 1993) est un modèle radiatif qui est dérivé du modèle de Hapke (Hapke, 1981) permettant de simuler les spectres de réflectance de sol de 450nm à 2450nm. Les paramètres du modèle ont été calés à partir de données expérimentales acquises au laboratoire de façon à ce que les valeurs de réflectance simulées concordent avec les valeurs mesurées.

Le modèle physique de Hapke considère une surface plane ( $z=0$ ) contenant des irrégularités et des particules aléatoirement orientées et qui sont de taille suffisamment grande devant la longueur d'onde. Par ailleurs, Hapke et Wells (Hapke et Wells, 1981) ont proposé une solution approchée de l'équation de transfert radiatif intégrant l'effet de « hot spot » (ou phénomène de rétrodiffusion), qui apparaît lorsque l'angle d'observation est identique à celui de la source. Ce modèle est également utilisé pour caractériser des surfaces planétaires de type lunaire et prochainement martien (Cord, 2003; Besse, 2005).

### 2.5.2.2. Modèle SPLITS

Kimmel et Baranoski (Kimmel et Baranoski, 2007) ont développé un autre modèle pour des sols bien particuliers : les sables (Fig. IV.11). Ce modèle de reconstruction concerne les propriétés spectrales de réflexion basées sur les propriétés physiques et minéralogiques. Ce modèle permet de simuler non seulement une information spectrale (couleur) mais aussi une information spatiale.



Fig. IV.11 : Variations de la couleur de sols sableux en fonction de l'humidité (Kimmel et Baranoski, 2007).

### 2.5.2.3. Autres modèles

D'autres modèles de BRDF pour des surfaces isotopiques ont été également développés. Ils sont répertoriés dans la thèse de Claustres (Claustres, 2003) et ont été comparés par Boucher (Boucher et al., 1999). Le tableau suivant synthétise les principaux modèles ainsi que leur utilisation.

<i>Modèles</i>	<i>Type de modèle</i>	<i>Surfaces adaptées</i>
Deering (Deering et al., 1989)	Géométrique	Déserts rocailleux, sols à végétation peu dense
Oren et Nayar (Oren et Nayar, 1995)	Géométrique	Surfaces nues rugueuses
Snyder et Wan (Snyder et Wan, 1998)	Semi-empirique	Toutes
Rahman (Rahman et al., 1993)	Semi-empirique	Sols nus, couverts végétaux denses

*Tab. IV.3 : Caractéristiques des principaux modèles de BRDF pour des surfaces de type sol (Claustres, 2003).*

## 2.6. Caractérisation des paramètres du modèle

Nous venons de présenter la théorie et les principaux modèles de BRDF, dont certains connaissent déjà des applications à la simulation de réflectance de plantes ou de sols (PROSPECT et SOILSPECT), nous allons maintenant expliciter les méthodes permettant de caractériser ces modèles pour un type de surface naturelle telle qu'une plante ou un type de sol.

### 2.6.1. Mode direct

Les modèles PROSPECT et SOILSPECT dont nous avons parlé précédemment (2.5) sont des modèles dits "analytiques", ce qui signifie que les paramètres qui les régissent correspondent aux propriétés intrinsèques des objets étudiés (quantité de chlorophylle, nombre de vacuoles, épaisseur des différents parenchymes...). Il semble donc naturel de penser à utiliser ces propriétés pour caractériser ces paramètres, c'est en cela que consiste le mode direct. La connaissance de ces variables, obtenues de manière expérimentale, permet la caractérisation du modèle de BRDF utilisé et, en conséquence, donne la possibilité de calculer une réponse spectrale en fonction de paramètres géométriques. Néanmoins le problème est assez souvent compliqué car il s'agit de combinaisons de variables primaires comme l'indice de surface foliaire ( $LAI^{26}$ ) et la concentration en chlorophylle des feuilles : c'est le cas, par exemple, en télédétection avec les variables environnementales  $fAPAR^{27}$  ou  $fCover^{28}$ . Fixer ces variables n'est pas aisé et nécessite une grande connaissance des milieux à caractériser.

### 2.6.2. Mode inverse

Le mode inverse permet d'éviter cette longue et fastidieuse caractérisation. En effet, il repose sur l'utilisation d'un jeu de quelques mesures de réflectance pour caractériser indirectement (i.e. sans mesure) tous les paramètres du modèle. Résoudre le problème inverse revient à minimiser une fonction de coût en estimant le jeu optimum des variables, la fonction de coût à minimiser est la suivante :

<sup>26</sup> Leaf Area Index

<sup>27</sup> fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation - fraction de rayonnement solaire absorbé par les plantes pour la photosynthèse

<sup>28</sup> fraction de la végétation verte couvrant un secteur d'unité de sol horizontal

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^M v_i \left[ (\rho_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) - \tilde{\rho}_i(\Theta | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda))^2 \right] + \sum_{i=1}^N w_i \left[ (\mathcal{G}_0^i - \mathcal{G}^i)^2 \right] \quad (\text{IV.3})$$

Cette fonction ( $\chi^2$ ) détermine l'écart entre les M réflectances mesurées  $\tilde{\rho}_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$  et simulées  $\rho_i(\Theta | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)$  d'une part et, d'autre part, entre les N variables  $\mathcal{G}^i$  et leur valeur à priori  $\mathcal{G}_0^i$ .  $v_i$  et  $w_i$  sont des termes pondérant permettant de minimiser l'effet d'erreur de mesures ou de donner une plus grande importance à certaines variables. D'une manière générale ce formalisme est peu utilisé et la minimisation de la fonction de coût ne porte que sur le terme de gauche de l'équation (IV.3) : les données radiométriques ou variables du modèle. Les erreurs sur la mesure étant souvent inconnues, l'écart quadratique moyen est utilisé à la place de la fonction de coût vue précédemment. Nous nous intéresserons exclusivement à la minimisation de l'espace des données radiométriques qui consiste à trouver le jeu de variables pour lequel la réflectance simulée est la plus proche de celle mesurée. L'équation (IV.3) devient donc :

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[ \left( \frac{\rho_i(\theta_s; \theta_v; \phi; \lambda) - \tilde{\rho}_i(\Theta | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)}{\tilde{\rho}_i(\Theta | \theta_s; \theta_v; \phi; \lambda)} \right)^2 \right] \quad (\text{IV.4})$$

## 2.7. Choix des modèles pour les plantes et le sol

De part leur simplicité, leur possibilité d'inversion ainsi que leur utilisation très importante en télédétection, nous avons choisi d'utiliser le modèle PROSPECT pour les plantes (2.5.1.1) et SOILSPECT pour le sol (2.5.2.1).

## 3. De la réflectance à la couleur

A ce stade de la réflexion, nous sommes donc capables de générer un spectre de réflectance dans le domaine spectral du visible et de l'infrarouge à partir de quelques données expérimentales pour différentes positions angulaires de la source et de l'observateur en nous appuyant sur l'utilisation d'un modèle de BRDF en « mode inverse » aussi bien pour les plantes que pour le sol. Reste cependant, la question de convertir un spectre de réflectance en couleur pour la modélisation couleur des images agronomiques.

Il existe de nombreux exemples où la BRDF a été utilisée afin de déterminer un spectre dans le but de modéliser des plantes en couleur. Parmi eux, Baranoski et Rokne (Baranoski et Rokne, 2001) utilisent un modèle ABM et Wang (Wang et al., 2006), le modèle LEAFMOD pour modéliser les réponses spectrales des végétaux. Des exemples de ces rendus réalistes de plantes sont présentés ci-après.

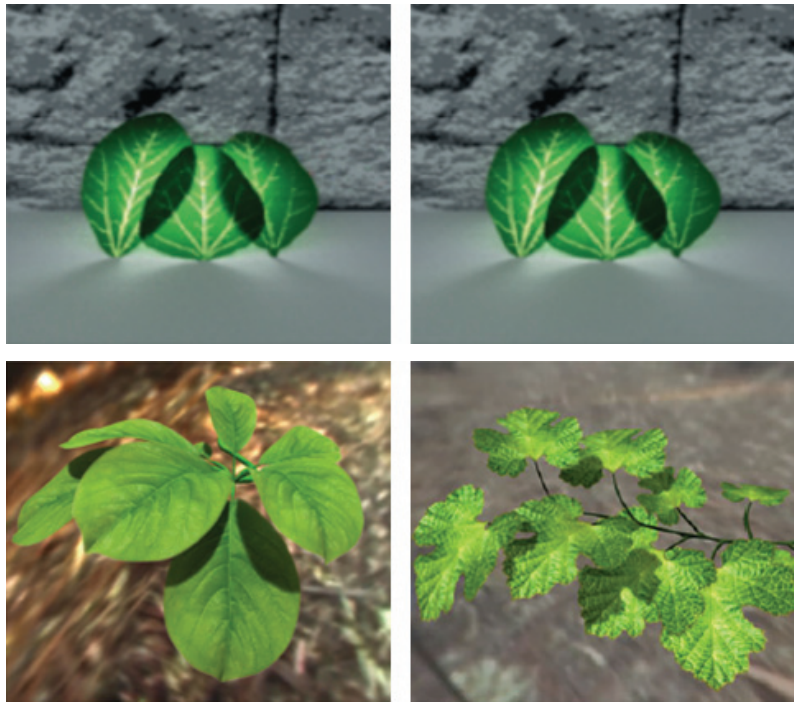


Fig. IV.12 : Rendus réalistes de plantes réalisés par Baranoski et Rokne (en haut) et par Wang (en bas) - (Baranoski et Rokne, 2001; Wang et al., 2006).

Pour notre part, il s'agira de s'appuyer sur ces modèles complexes uniquement sur la théorie spectrale. La plupart de ces modèles sont inadaptés à notre contexte puisqu'ils reposent souvent sur une description très fine des feuilles (Baranoski et Rokne, 1997) ; des logiciels ont même été spécifiquement réalisés pour réaliser de superbes images de synthèse (OpenAlea<sup>29</sup>, The Virtual Laboratory<sup>30</sup>, cette page WEB<sup>31</sup> recense ces logiciels). Cependant la finalité de ces logiciels est, soit de comprendre l'évolution des peuplements en écologie soit de simuler divers stress de plantes, et ils procurent un niveau de détail bien plus poussé que ce dont nous avons besoin.

Force est de constater que, pour notre communauté, il n'existe pas de modèle simple décrivant une parcelle cultivée dont le taux d'infestation en adventices est variable.

### 3.1. Réflectance et réflexion

Comme le note Strub (Strub et al., 2004), il est important de caractériser correctement la réflectance et de la distinguer de la réflexion car réflectance et réflexion sont deux notions souvent confondues et, pourtant, bien différentes :

- le spectre de réflectance représente la quantité d'énergie réémise par rapport à la quantité d'énergie reçue, c'est une valeur "pure" dans laquelle l'illuminant n'est pas pris en compte,
- le spectre de réflexion représente quant à lui la quantité d'énergie réémise observée, il diffère du spectre de réflectance car il prend en compte l'illuminant.

<sup>29</sup> Projet Open Source disponible ici : <http://openalea.gforge.inria.fr>

<sup>30</sup> [http://algorithmicbotany.org/virtual\\_laboratory/](http://algorithmicbotany.org/virtual_laboratory/)

<sup>31</sup> <http://www.vterrain.org/Plants/plantsw.html>

### 3.2. Du spectre de réflectance à l'espace RGB

Parmi de nombreux espaces couleur, l'espace RGB<sup>32</sup> est de loin le plus courant. Il est en effet utilisé dans la très grande majorité des appareils ayant trait à l'imagerie (caméras, écrans...) et il s'est donc imposé comme un espace de référence. Nous utiliserons donc cet espace pour décrire les couleurs issues des spectres de réflectance obtenus.

Comme le mentionne Vandenbroucke (Vandenbroucke, 2000), il existe une grande variété de systèmes RGB définis par différents organismes et caractérisés par leurs couleurs primaires, le choix du blanc de référence (souvent D65<sup>33</sup>) et aussi le gamma ( $\gamma=2,2$  pour l'Adobe RGB). Leur principale différence réside dans le gamut<sup>34</sup> qu'ils déterminent. Comme le fait remarquer Lozano (Lozano, 1998), le seul espace RGB légitime serait celui introduit par la CIE<sup>35</sup> en 1931 (CIE, 1931). Néanmoins, les systèmes RGB majoritairement utilisés sont le sRGB et l'Adobe RGB. Le premier fut proposé par Hewlett-Packard et Microsoft (Stokes et al., 1996; IEC, 1999) afin de définir un espace correspondant le mieux possible au gamut observé sur un écran d'ordinateur. C'est, depuis, devenu un standard pour la publication d'images sur internet ainsi que pour un grand nombre de compagnies et de formats. L'Adobe RGB fut créée par Adobe Systems en 1998 (Adobe, 1998) afin d'avoir un système RGB dont le gamut se rapprochait des espaces dédiées à l'impression (CMYK<sup>36</sup>). Ce système est également fortement utilisé en imagerie et est également devenu un standard de fait. Nous exploiterons essentiellement ces deux espaces de couleur bien que, comme nous le verrons, les autres espaces seront également pris en compte.

L'espace CIE RGB nécessite également l'utilisation de fonctions chromatiques ( $\bar{r}$ ,  $\bar{g}$  et  $\bar{b}$  - Fig. IV.13) qui permettent de calculer les composantes trichromatiques R, G et B d'une couleur déterminée par son spectre de réflectance  $R(\lambda)$  et le spectre de l'illuminant  $D(\lambda)$  à l'aide des lois de Grassman (Sève et al., 1996; Ford et Roberts, 1998) :

$$\begin{aligned} R &= \int_{380}^{700} D(\lambda) R(\lambda) \bar{r}(\lambda) d\lambda \\ G &= \int_{380}^{700} D(\lambda) R(\lambda) \bar{g}(\lambda) d\lambda \\ B &= \int_{380}^{700} D(\lambda) R(\lambda) \bar{b}(\lambda) d\lambda \end{aligned} \tag{IV.5}$$

où  $\lambda$  est la longueur d'onde (en nm)

<sup>32</sup> Red Green Blue (RVB Rouge Vert Bleu)

<sup>33</sup> D65 est un illuminant (ou corps noir) dont la température est de 6504K et correspond à la lumière provenant d'un ciel bleu exposé au Nord, avec environ 3/5 de nuages blancs épars, vers 10 heures du matin en septembre sous nos latitudes et sans réflexion parasite.

<sup>34</sup> Gamme de couleur reproductible par un appareil/décrit par un espace

<sup>35</sup> Commission Internationale de l'Éclairage

<sup>36</sup> Cyan Magenta Yellow Black

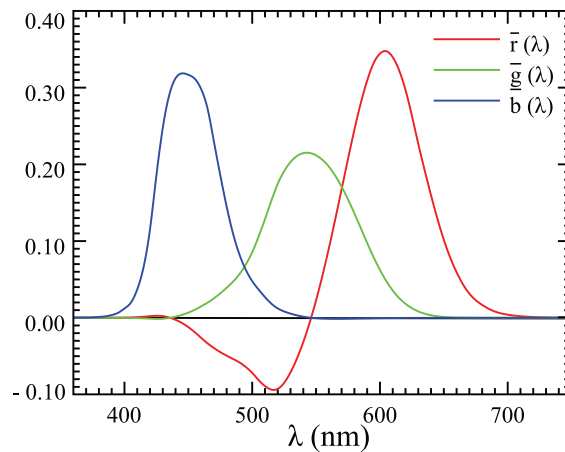


Fig. IV.13 : Fonctions colorimétriques ( $\bar{r}$ ,  $\bar{g}$  et  $\bar{b}$ ) en fonction de la longueur d'onde  $\lambda$  pour l'observateur standard à 2° (source : Wikimedia Commons).

Bien que définies, ces fonctions chromatiques ne sont généralement pas utilisées ; les fonctions chromatiques de l'espace couleur CIE XYZ leur sont préférées. En effet, à partir de cet espace il est plus facile de calculer les composantes trichromatiques (R, G, B) pour différents espaces RGB. Cet espace couleur a été développé par Judd (Judd, 1979) afin de corriger certains défauts de l'espace RGB, notamment l'existence de composantes à valeur négative empêchant la représentation de certaines couleurs en synthèse additive. Cet espace est basé sur trois primaires (X, Y et Z) virtuelles (non visibles) et il est défini par les fonctions colorimétriques  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$  et  $\bar{z}$  suivantes (Fig. IV.14) :

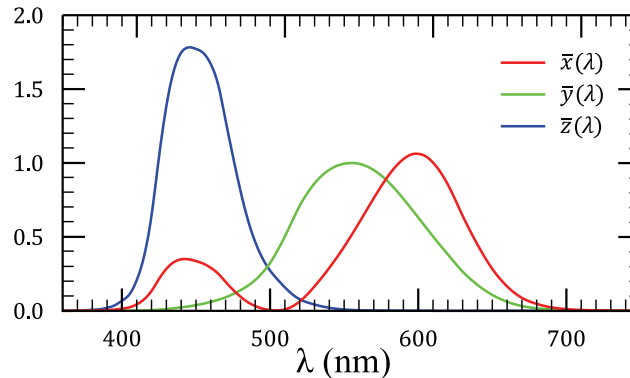


Fig. IV.14 : Fonctions colorimétriques ( $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$  et  $\bar{z}$ ) en fonction de la longueur d'onde  $\lambda$  pour l'observateur standard à 2° (source : Wikimedia Commons).

On remarquera effectivement l'absence de partie négative pour ces trois fonctions colorimétriques. Comme pour l'espace couleur RGB, il est possible de calculer un tristimuli (X, Y, Z) à partir d'un spectre de réflectance  $R(\lambda)$  et du spectre de l'illuminant  $D(\lambda)$  :

$$\begin{aligned}
 X &= \frac{1}{k} \int_{380}^{700} D(\lambda) R(\lambda) \bar{x}(\lambda) d\lambda \\
 Y &= \frac{1}{k} \int_{380}^{700} D(\lambda) R(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda \\
 Z &= \frac{1}{k} \int_{380}^{700} D(\lambda) R(\lambda) \bar{z}(\lambda) d\lambda
 \end{aligned}
 \tag{IV.6}$$

avec  $k = \int_{380}^{700} D(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda$   
 où  $\lambda$  est la longueur d'onde (en nm)

L'espace CIE XYZ a le grand mérite de proposer un passage aux différents espaces RGB par des transformations matricielles simples (Rogers, 1984; Wyszecki et Stiles, 1992) ; ceci nous permet alors d'offrir un grand nombre d'espaces RGB résultants. Un large choix concernant ces matrices sont disponibles sur le site WEB de Bruce Lindbloom (Lindbloom, 2009) qui possède, en outre, beaucoup d'autres ressources intéressantes sur les changements d'espace couleur. L'obtention d'une couleur pour un pixel à partir d'un spectre de réflectance donné et pour un illuminant prédéterminé se fait donc en suivant la procédure schématisée dans le synoptique suivant :

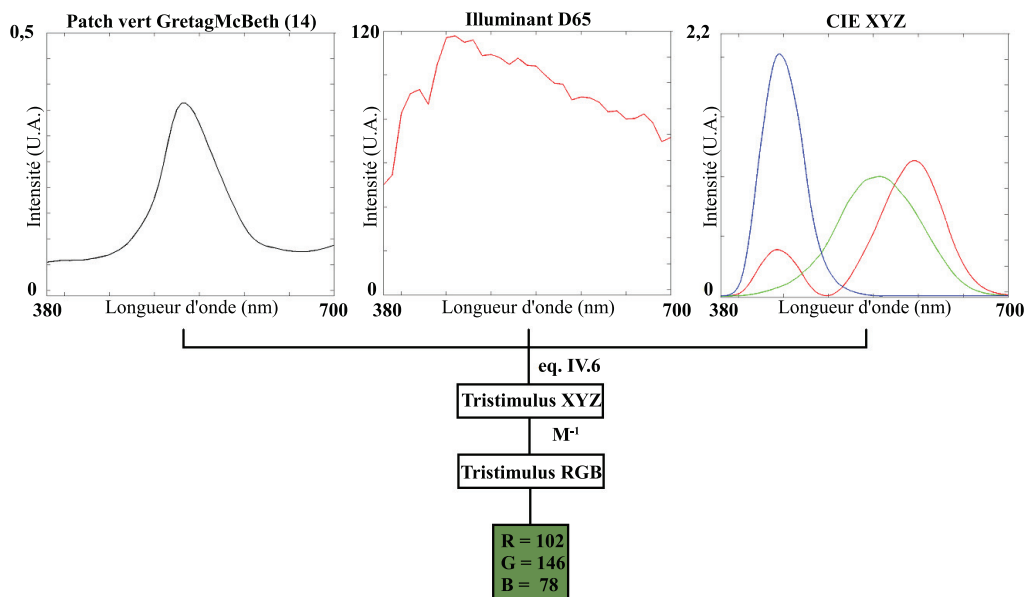


Fig. IV.15 : Exemple d'obtention des composantes R, G et B (dans l'espace sRGB) à partir d'un spectre de réflectance d'un patch vert (N°14) de la mire GretagMacBeth et d'un illuminant de type D65.

Le spectre de réflectance est couplé à l'illuminant afin d'obtenir le spectre de réflexion, ce résultat est ensuite transformé en un tristimuli (X, Y, Z) à l'aide des fonctions colorimétriques  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$  et  $\bar{z}$ . Puis, ce tristimuli est converti en un tristimuli dans l'espace RGB choisi et défini par la matrice  $M^{-1}$  (matrice de passage de l'espace XYZ à un espace RGB) ci-dessous.



$$M^{-1} = \begin{bmatrix} 2.04148 & -0.969258 & 0.0134455 \\ 0.564977 & 1.87599 & -0.118373 \\ -0.344713 & 0.0415557 & 1.01527 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.7})$$

L'obtention de composantes RGB à l'aide de telles fonctions ne représente pas tout à fait la réalité physique de la création d'images. En effet, chaque dispositif d'acquisition possède des fonctions colorimétriques propres et qui peuvent être assez éloignées des fonctions théoriques présentées ci-avant. La prise en compte de ces caractéristiques en lieu et place des fonctions théoriques évoquées ne pose néanmoins pas de problème de principe particulier.

### 3.3. Simulation de filtres optiques

L'utilisation de filtres optiques est courante dans de nombreuses applications agronomiques (Martin-Chefson, 1999; Vioix, 2004) afin de restreindre l'espace de travail et de se concentrer sur la ou les bandes spectrales porteuses d'information. Ces filtres sont définis par une réponse spectrale dont la définition permet une intégration au modèle développé. Cette intégration est appliquée sur le spectre de réflexion de l'objet. En effet, les filtres sont placés en amont du dispositif optique afin de filtrer ce qui lui est transmis. L'effet du filtre modifie donc le spectre de réflexion caractérisé en (IV.6) par  $D(\lambda) R(\lambda)$  comme montré dans l'exemple suivant (Fig. IV.16) :

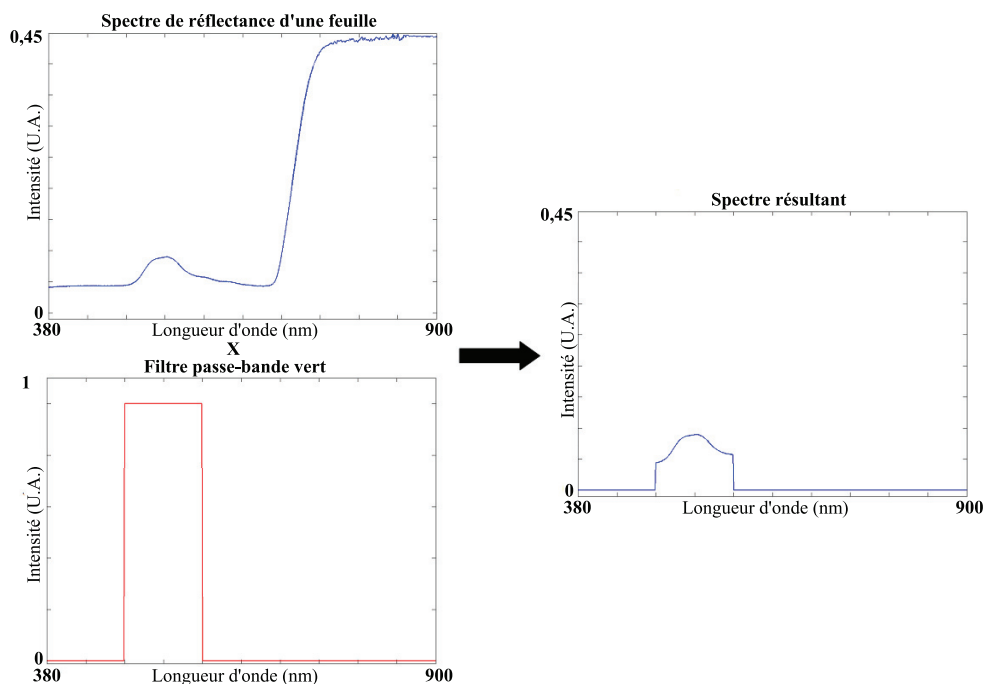


Fig. IV.16 : Effet d'un filtre passe-bande sur un spectre de réflexion de plante.

Nous sommes donc en mesure de simuler les effets d'un filtre optique, ce qui sera fortement utile pour reproduire des conditions expérimentales au cours desquelles ceux-ci sont souvent utilisés.

### 3.4. Obtention d'images dans l'infrarouge et de données multispectrales

Le proche infrarouge (PIR, NIR<sup>37</sup> en anglais), caractérisé par des longueurs d'onde allant de 780 à 1400 nm, est très fréquemment utilisé pour séparer la végétation du sol. L'indice NDVI<sup>38</sup> en est un exemple, il utilise les composantes rouge (R) et proche infrarouge (PIR) afin de séparer végétation et sol : c'est un outil puissant et fréquemment utilisé (Richardson et Wiegrand, 1977; Tucker, 1979; Myneni et al., 1995). Les données multispectrales sont également utilisées par de nombreux auteurs afin de détecter les adventices (Hahn et Muir, 1994; Goel et al., 2002; Smith et Blackshaw, 2002; Alchanatis et al., 2005; Mansouri et al., 2005; Langner et al., 2006; Piron et al., 2008) au sein d'images de végétation.

Il semble donc très intéressant de pouvoir fournir ce type de données. De plus leur obtention semble assez facilement réalisable. En effet, que ce soit dans le proche infrarouge ou lors d'acquisitions multispectrales, les outils utilisés sont, le plus souvent, des filtres couvrant une bande de longueurs d'onde. La création de telles données fonctionnera donc selon le principe expliqué précédemment (3.3), avec comme prérequis, la nécessité de disposer de données permettant la modélisation de la BRDF pour de telles longueurs d'onde.

Les images infrarouges ou multispectrales sont des images en niveau de gris, il n'est donc pas nécessaire de procéder à une transformation quelconque pour obtenir ce type d'image à partir d'un spectre. L'intensité du spectre devenant l'intensité du niveau de gris correspondant, une égalisation de l'histogramme pourrait néanmoins être nécessaire à une visualisation correcte.

### 3.5. Applications

Malgré le manque de données multiangulaire, des essais ont été réalisés à partir de la base de données LOPEX93 (Hosgood et al., 1995) pour les plantes et JHU pour les sols.

Les paramètres du modèle PROSPECT ont été caractérisés à partir de spectres de cette base en sachant que les paramètres obtenus ne reflèteraient pas une vérité physique à cause de l'absence de données multiangulaires. Afin de reproduire la variation induite par l'inclinaison des feuilles, chaque motif définissant la parcelle a été incliné de manière virtuelle et aléatoire (seul le calcul des angles dans le modèle de BRDF est changé, le modèle reste en 2D). Différents spectres issus de LOPEX93 ont été utilisés pour chaque type de plante (culture/adventices).

---

<sup>37</sup> Near InfraRed

<sup>38</sup> Normalized Difference Vegetation Index =  $\frac{PIR - R}{PIR + R}$

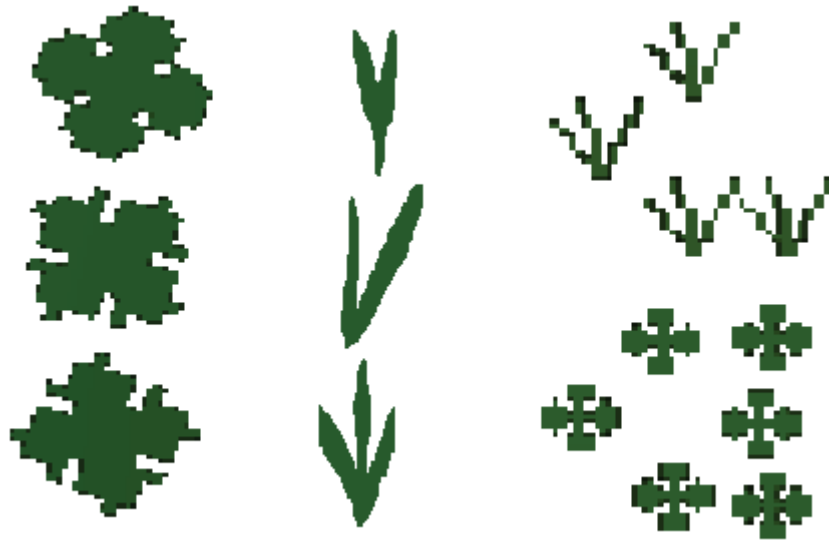


Fig. IV.17 : Motifs de plantes colorés à l'aide des spectres issus de la base de données LOPEX93.

Concernant le sol, les paramètres du modèle SOILSPECT ont également été caractérisés à partir de données non multiangulaires avec, encore une fois, conscience des erreurs en résultant. Afin de reproduire l'aspect granuleux et les variations du sol, des motifs circulaires de différentes tailles ont été appliqués sur toute la parcelle. Chacun de ces motifs étant, tout comme pour les plantes, incliné aléatoirement de manière virtuelle pour simuler les disparités d'un terrain agricole.

Pour chaque pixel de la parcelle, la réponse spectrale est calculée en fonction de l'inclinaison et du type (sol, culture, adventices) puis transformée en sRGB à l'aide des fonctions vues précédemment (3.2). Ces calculs sont effectués lors de la transformation monde/image et permettent d'obtenir une image couleur (Fig. IV.18).



Fig. IV.18 : Utilisation de la BRDF et de la transformation spectre  $\rightarrow$  RGB afin de modéliser un champ de tournesol.

Cependant, les couleurs obtenues manquent néanmoins de réalisme. Outre la caractérisation simpliste des modèles de BRDF (données non adaptées), l'absence de 3D est également responsable de ce résultat.

#### 4. De la nécessité d'un modèle 3D

Comme la mesure de la BRDF prend en compte les positions de la source lumineuse et de l'observateur relativement à la cible (donc à sa normale), il est inenvisageable de conserver la modélisation de scènes agronomiques telle qu'elle a été présentée au chapitre II (p.33). Initialement, une représentation 3D n'était effectivement pas primordiale quand il s'agissait de représenter des plantes jeunes. Bien que traitées à un stade de développement précoce, l'inclinaison des feuilles est une donnée à prendre en compte. En effet, appliquer un modèle précis simulant la BRDF sur une surface plane n'aurait que peu de sens, tant en terme de réalité physique qu'en terme d'utilité du modèle.

Ainsi, dans notre cas, une information 3D est nécessaire pour l'ajout d'une information spectrale au modèle de scènes agronomiques développé. Cependant, de nombreux travaux ont déjà été réalisés sur ce sujet et afin de conserver la simplicité de la modélisation, nous avons envisagé un modèle basé sur les mêmes principes que la modélisation 2D précédemment effectuée.

La plupart des développeurs d'images végétales de synthèse émanent de la communauté écologie/environnement pour l'évolution des peuplements. Il n'est pas rare de trouver des images de synthèse (3D) concernant des couvert végétaux (Lane, 2002; Prusinkiewicz, 2004) et plus particulièrement des forêts. Ces modèles (Fig. IV.19) reposent très souvent sur l'utilisation de L-Systèmes qui intègrent les propriétés géométriques des plantes et qui permettent une visualisation graphique de la structure des plantes et de leurs développements.

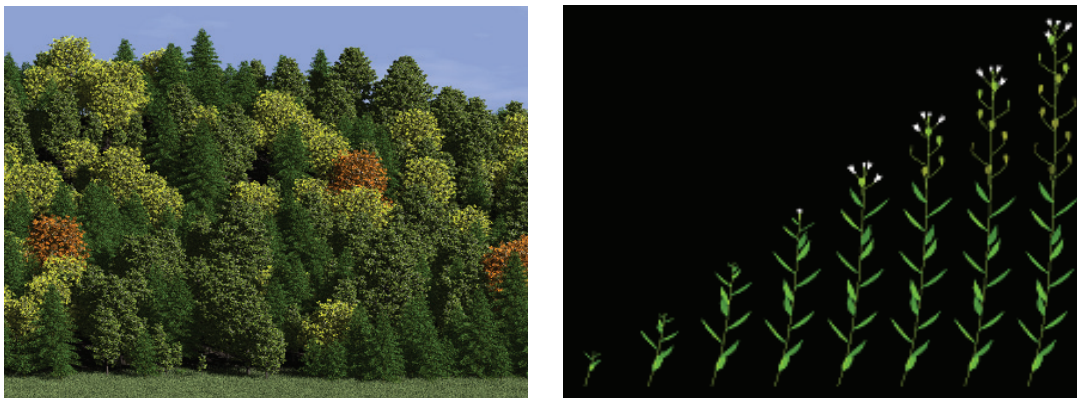


Fig. IV.19 : Modélisation d'arbres par L-Systèmes (à gauche) et croissance de plante (à droite, *Capsella bursa-pastoris*) - (Lane, 2002; Prusinkiewicz, 2004).

## 4.1. Choix de la modélisation 3D

De nombreuses modélisations 3D, détaillées par Foley (Foley et al., 1994), existent. En voici un rapide aperçu :

- polygonale : les objets sont représentés par un ensemble de polygones, décrits par des listes de sommets et d'arêtes. Les facettes résultantes sont souvent décrites de manière orientée, ce qui permet de connaître l'intérieur et l'extérieur de l'objet,
- par courbes (NURBS<sup>39</sup>) : les objets sont représentés par un réseau (maillage) de courbes (souvent des courbes de Bézier) créé grâce à des points de contrôle. Un maillage adaptatif permet d'adapter la subdivision du maillage (sa finesse) à la complexité de l'objet représenté,
- par subdivision de surface : cette méthode est un compromis entre les deux méthodes précédentes, la représentation des objets est empruntée à la représentation polygonale alors que la subdivision se rapproche des méthodes employées pour la représentation par NURBS,
- par géométrie de construction de solides (CSG<sup>40</sup>) : les objets sont représentés par des objets 3D simples (cylindres, sphères, cubes...) combinés à l'aide d'opérations booléennes (union, différence ou intersection) et positionnés dans la scène par transformation géométriques (translation, rotation...),
- par représentation frontière (B-Rep<sup>41</sup>) : les objets sont représentés par leurs frontières, c'est le pendant surfacique de la CSG,
- par voxels<sup>42</sup> : les objets sont représentés par un ensemble de voxels qui définissent leur forme.

Parmi ces modélisations 3D, nous avons choisi la représentation polygonale pour représenter les motifs de plantes ainsi que le sol. Cette représentation a le mérite d'être très simple à mettre en œuvre et permet d'obtenir rapidement un rendu acceptable. Dans l'optique de fournir un outil de modélisation de scènes agronomiques simples, cette représentation semble être le choix le plus judicieux. De plus, si un besoin de raffinement se fait sentir dans les travaux à venir, l'utilisation de ce modèle permet la mise en place de subdivision de surfaces qui peut conduire à une représentation plus précise.

## 4.2. Structuration des données

Nous allons maintenant détailler les choix effectués pour la représentation des plantes puis du sol.

---

<sup>39</sup> Non Uniform Rational Basic Spline

<sup>40</sup> Constructive Solid Geometry

<sup>41</sup> Boundary Representation

<sup>42</sup> contraction de "volumetric pixel", représente un pixel en 3D

### 4.2.1. Sommets et facettes

La représentation polygonale est constituée d'un assemblage de polygones ou facettes, eux-mêmes caractérisés par des arêtes définies par deux sommets. Le fait d'ordonner les sommets (Fig. IV.20) permet de préciser l'intérieur et l'extérieur des objets en définissant la normale orientée de la facette ; cette normale sera indispensable au calcul des angles nécessaire à la simulation de la BRDF.

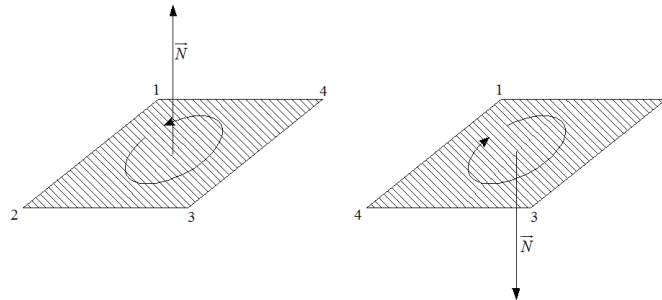


Fig. IV.20 : Représentation de facettes ordonnées ainsi que le vecteur normal à ces facettes.

#### 4.2.1.1. Modélisation des plantes

Un motif 3D de plantes est donc représenté par un ensemble de  $i$  sommets ( $S_1, \dots, S_i$ ) et un ensemble de  $j$  facettes ordonnées faisant référence aux sommets. Un exemple de cette représentation pour une plante simplifiée est montré ci-dessous :

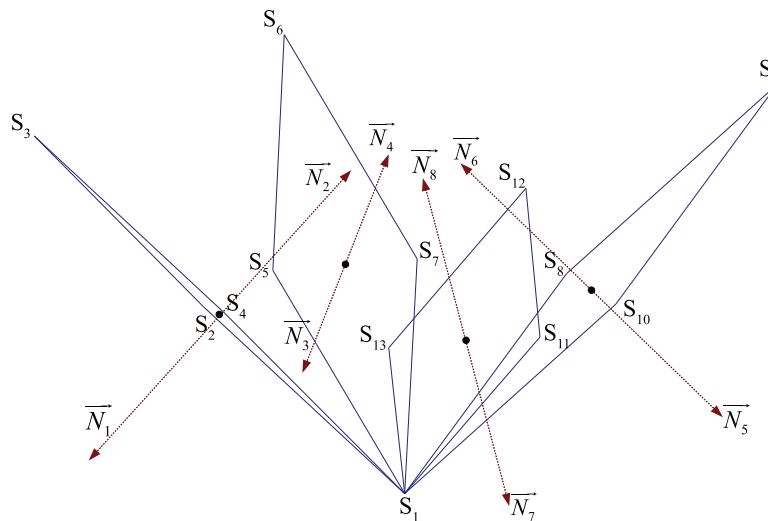


Fig. IV.21 : Représentation simplifiée d'une plante.

Dans cet exemple, les facettes sont "doublées" : les faces adaxiale et abaxiale de chaque feuille sont considérées. Les feuilles ainsi proposées n'ont pas d'épaisseur. Par exemple, la facette définie par l'ensemble ordonné de sommet ( $S_1, S_2, S_3, S_4$ ) représente la face abaxiale alors que la facette définie par l'ensemble ordonné de sommet ( $S_1, S_4, S_3, S_2$ ) représente la face adaxiale.

### 4.2.1.2. Modélisation du sol

Le sol revêtant une importance moindre dans le processus de segmentation, un motif 3D très simple est, pour le moment, considéré. Constitué d'une seule facette à laquelle des cercles de différentes tailles, répartis aléatoirement, sont ajoutés afin de représenter de la manière la plus simple possible la granularité du sol. Ces cercles sont caractérisés par une inclinaison aléatoire virtuelle modifiant les angles entraînant des variations dans le calcul de la BRDF. Bien que simpliste, cette modélisation permet un calcul rapide des propriétés spectrales du sol.

### 4.2.2. Calcul de la normale

La normale est, comme nous l'avons déjà mentionné, un élément primordial permettant à la fois de différencier l'intérieur et l'extérieur d'un objet et de calculer les angles nécessaires à la modélisation d'une BRDF. Nous avons choisi de calculer la normale de chaque facette lors de la création des motifs plutôt que de fixer celle-ci. Elle est obtenue à l'aide du produit vectoriel des vecteurs définis par le premier point de la facette avec le second et par le premier point avec le troisième ( $\overrightarrow{S_1S_2}$  et  $\overrightarrow{S_1S_3}$ ). Sa valeur est ensuite normalisée, soit :

$$\overrightarrow{N_1} = \frac{\overrightarrow{S_1S_2} \wedge \overrightarrow{S_1S_3}}{\|\overrightarrow{S_1S_2} \wedge \overrightarrow{S_1S_3}\|} \quad (\text{IV.8})$$

## 4.3. Adaptation de la modélisation de scènes agronomiques

Le passage à la 3D implique des changements importants dans la manière de concevoir et de manipuler la modélisation de scènes agronomiques, nous allons en voir les conséquences ci-après.

### 4.3.1. Disposition des motifs 3D

Le concept de la modélisation présenté au Chapitre II (p.33) reste inchangé : la parcelle est toujours créée en disposant des motifs de culture et d'adventices même si ces motifs sont désormais en 3D. La scène 3D n'est jamais réalisée afin de limiter les coûts en temps de calcul, une liste des motifs avec leurs position, rotation et taille permet de rendre cette scène virtuelle et d'en gérer la transformation dans le repère caméra.

### 4.3.2. Estimation du taux d'infestation

Le calcul du taux d'infestation dans le modèle 2D, permettait un choix assez juste, sa transposition à un modèle 3D n'est malheureusement pas réalisable. En effet, le nombre de plants d'adventices étant calculé par le nombre de pixels des motifs d'adventices relativement au nombre de pixels de culture et au taux d'infestation demandé, le passage en 3D complique les choses. Les différents points de vue possibles d'un motif 3D sont susceptibles d'entraîner d'importants changements quant au nombre de

pixels visibles dans l'image résultante. De même l'occultation de certaines parties des plantes joue un rôle important.

Dans ces nouvelles conditions de modélisation prenant en compte la 3D, la manière de calculer le taux d'infestation se porte donc sur la surface totale des motifs, soit la surface cumulée de chacune des facettes constituant le motif. La méthode appliquée ensuite est identique à celle réalisée pour le modèle 2D.

Concernant les informations retenues dans l'image résultante, les objectifs étant identiques, les pixels seront également étiquetés en tant que Culture, Adventice ou Sol.

### 4.3.3. Transformation monde - caméra

Le système matriciel défini précédemment (2.3 p.48) prenant en compte des coordonnées 3D, il n'y a pas de modification à faire le concernant. En fait c'est au niveau des données qui lui seront fournies qu'un nouveau travail de préparation est à réaliser. Les motifs 3D pouvant subir des changements d'échelle et la résolution des images étant variable il devient impossible de déterminer à l'avance une discrétisation des facettes. Trop fine, cette discrétisation entraîne des calculs non nécessaires, trop grossière elle résulte en une image dans laquelle il manque des informations.

#### 4.3.3.1. Discrétisation des facettes

Cette discrétisation doit donc être réalisée pour chaque facette du motif, cela passe par le calcul du plan de chaque facette en résolvant son équation,

$$ax + by + cz + d = 0 \quad (IV.9)$$

pour les trois premiers points de la facette (trois points suffisent à former un plan). Une fois ce plan connu, les points sont calculés en privilégiant les axes suivant lesquels l'information varie le moins vite (dont le coefficient est le plus proche de 0) afin d'être le plus précis possible. Cette opération permet de répartir les points sur le plan et il nous faut contenir ces points dans les facettes, nous utilisons donc la méthode illustrée dans la figure ci-dessous (Fig. IV.22) afin de caractériser l'appartenance d'un point à une facette.

La méthode consiste à additionner les angles formés par les vecteurs  $\overline{MS}_i$  et  $\overline{MS}_{i+1}$  ( $M$  étant le point testé), si le point est contenu dans la facette, la somme de ces angles sera de  $2\pi$ , sinon elle sera différente. Les points présents sur les arêtes étant très importants pour définir de manière claire les facettes, ils sont également calculés.



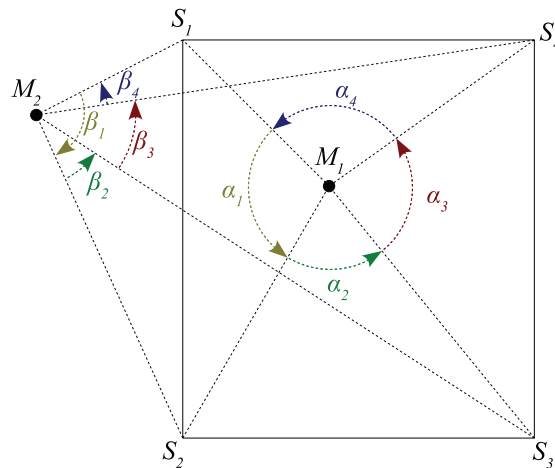


Fig. IV.22 : Appartenance d'un point à une facette.

#### 4.3.3.2. Orientation des facettes : "back-face culling"

Afin d'éviter des calculs non nécessaires les facettes non visibles par l'observateur ne sont pas prises en compte. Ici ce n'est pas la superposition des objets qui est prise en compte (ce cas sera traité ci-après) mais l'orientation des facettes vis-à-vis de la caméra virtuelle. Cette technique bien connue du monde de l'imagerie 3D se nomme "back-face culling" et est détaillée par Foley (Foley et al., 1994) dans son ouvrage introductif à l'imagerie.

Afin de déterminer cette orientation, le produit scalaire entre la normale au point ciblé et le vecteur formé par le point ciblé et l'observateur est calculé. Si la valeur de ce produit scalaire est positif, cela signifie que la partie de la facette où le point ciblé se trouve n'est pas visible ; cette vérification est effectuée en tout point de la facette.

#### 4.3.3.3. Occultation de facettes : "occlusion culling"

Les méthodes évoquées ci-avant permettent de créer un listing de points qui seront transformés du repère monde au plan image, elles n'analysent pas la composition de la scène et ne peuvent donc déceler l'occultation d'une facette par une autre. Cet élément est, néanmoins, très important. En effet, ne pas le prendre en compte entraînerait une transparence des objets et un affichage corrompu. La solution trouvée s'inspire des techniques "d'occlusion culling", dont une revue a été réalisée par Cohen-Or (Cohen-Or et al., 2003) et dont les principes de base sont explicités par Foley (Foley et al., 1994). Elle consiste à identifier chaque facette et, lors de la transformation champ - image, à calculer la distance entre la caméra et le point ciblé. Plusieurs cas sont alors possibles :

- le pixel de l'image est "vierge" : la couleur du pixel, la distance à la caméra et le numéro de la facette sont mémorisés pour ce pixel,
- le pixel de l'image contient déjà une information :

- le numéro de facette concorde : la couleur du pixel est ajoutée à celle existante (en vue d'être moyennée),
- le numéro de facette est différent :
  - la distance est inférieure à celle mémorisée : les informations stockées sont supprimées et remplacées par celles du point ciblé,
  - la distance est supérieure à celle mémorisée : les informations du point ciblé ne sont pas prises en compte.

Cette méthode permet donc de gérer l'occultation, elle pose néanmoins un problème en bordure d'objet où l'information contenue dans plusieurs facettes est intéressante. En effet, lorsque la projection d'un pixel se retrouve "à cheval" sur plusieurs facettes, un mélange des intensités lumineuses est naturel. La méthode est donc susceptible d'être améliorée lors de travaux futurs sur ce modèle.

#### 4.3.4. Vers une gestion des ombres ?

Alors que le modèle était encore en 2D, la gestion des ombres n'avait pas été considérée lors de la phase de prétraitement. Avec l'ajout de la 3D, la définition de la position de l'illuminant permet une gestion des ombres. La réalisation technique de cette gestion semble possible en utilisant une méthode proche de la détection d'occultation. De nombreux travaux sur les ombres en rendu 3D existent, Woo (Woo et al., 1990) les passe d'ailleurs en revue, cette extension semble donc possible. Les avantages en sont multiples, ils vont de l'analyse de la qualité du prétraitement sur les ombres à l'efficacité d'algorithmes de discrimination basés sur une information spectrale dans des scènes contenant des ombres. Il y a donc de nombreuses pistes de recherche qui pourraient être ouvertes lors de travaux futurs grâce au passage à un modèle 3D.

#### 4.4. Résultats du modèle 3D

La figure ci-dessous présente l'utilisation d'un motif de plante très simple en 3D (Fig. IV.21) au sein du modèle de scènes agronomiques développé (Fig. IV.23). L'effet apporté par la 3D est bien visible en ce qui concerne le chevauchement des plantes ainsi que les effets de perspective.

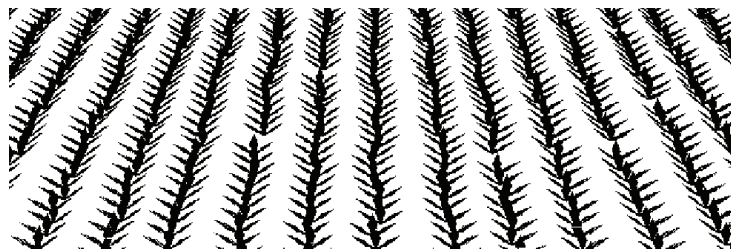


Fig. IV.23 : Projection d'un champ en 3D.

Face au manque de données spectrales multiangulaires permettant de caractériser la BRDF des plantes à représenter, l'association du modèle 3D avec les modèles BRDF décrits ci-avant (2.5.1.1 pour les plantes et 2.5.2.1 pour les sols) n'a pas été possible. Ce travail est en cours de finalisation avec la

recherche d'une collaboration avec une équipe nous permettant d'acquérir nos propres données spectrales.

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une extension spectrale du modèle de création de scènes agronomiques. Cette extension est la suite logique d'une modélisation 2D arrivée face à une limitation importante : l'impossibilité de discriminer les adventices au sein d'un rang. Les recherches passées et en cours indiquent un intérêt grandissant pour l'information spectrale dans la caractérisation des plantes, nous avons donc choisi d'étendre le modèle développé afin qu'il puisse reproduire cette information.

Cette extension s'est faite à l'aide de modèles de BRDF permettant la simulation de la réponse spectrale de surfaces agronomiques dans diverses configurations optiques. Pour les plantes, nous avons choisi comme modèle de BRDF, le modèle PROSPECT pour simuler leur spectre de réflectance. Dans le cas des sols, c'est le modèle SOILSPECT, s'appuyant sur le modèle de Hapke, qui a été retenu.

Une fois cette étape passée, nous étions en mesure d'obtenir des réponses spectrales pour chacun des objets présents dans la scène agronomique. Afin de simuler des images couleurs, il nous fallait transformer cette information spectrale en couleur. Cette opération a été réalisée à l'aide de deux espaces couleurs définis par la CIE. Nous avons également établi les modalités nécessaires à la modélisation de données multispectrales ou à l'usage de filtres optiques.

Néanmoins, ces modèles de BRDF, déjà intensément utilisés en télédétection, semblent très prometteurs mais nécessitent un support 3D pour être utilisés et fournir une information spectrale, et donc une couleur, correcte. C'est pourquoi nous avons adapté le modèle développé à une représentation 3D avec une description simple reposant sur l'utilisation de formes géométriques. Pour les plantes, leur motif a été modifié en utilisant des facettes polygonales. En revanche, pour le sol, nous avons choisi une représentation à une seule facette avec des inclinaisons aléatoires et virtuelles pour créer des variations. Bien sûr, cette extension au 3D apporte son lot de questions à la bonne conduite du modèle (comme la détermination du taux d'infestation ou la gestion des ombres) auxquelles nous avons proposé des réponses. Nous avons également apporté des améliorations à ce modèle, quant à la matrice de transformation champ image, afin de conserver un modèle de simulation le plus rapide possible.

Enfin, le manque de données multispectrales et multiangulaires permettant la simulation de la BRDF de surfaces ne nous a pas permis de finaliser ce travail sur cet aspect. Comme nous le mentionnons dans la partie 2.3, le matériel nécessaire à l'acquisition de ces données engendre un coût et un temps de travail tels que ces acquisitions n'ont pu être réalisées durant cette thèse et nous n'avons pas eu la possibilité d'utiliser les dispositifs expérimentaux d'autres équipes. C'est pourquoi, les images couleurs présentées utilisent actuellement des spectres de réflectance de plantes et de sol, certes, mais qui ne correspondent pas à nos conditions de travail. Nous proposons néanmoins un modèle complet et opérationnel qui ne demande qu'à être "nourri" par des collaborations qui nous permettront d'obtenir un minimum de données expérimentales sur la réflectance de plantes et de sol permettant ensuite de simuler ces spectres dans toutes les directions via les modèles de BRDF pour ensuite les appliquer à nos motifs de plantes et de sol après transformation dans un espace couleur.

## Références

- Adobe, S. (1998).** Adobe RGB color image encoding.
- Alchanatis, V., Ridel, L., Hetzroni, A. et Yaroslavsky, L. (2005).** "Weed detection in multi-spectral images of cotton fields." Computers and Electronics in Agriculture **47**(3): 243-260.
- Allen, W. A., Gausman, H. W., Richardson, A. J. et Thomas, J. R. (1969).** "Interaction of isotropic light with a compact plant leaf." Journal of the Optical Society of America **59**(10): 1376-1379.
- Baranoski, G. V. G. et Rokne, J. G. (1997).** An algorithmic reflectance and transmittance model for plant tissue. Conference of the European Association for Computer Graphics (Eurographics'97), Blackwell Publishers Ltd.
- Baranoski, G. V. G. et Rokne, J. G. (2001).** "Efficiently simulating scattering of light by leaves." The Visual Computer **17**(8): 491-505.
- Besse, S. (2005).** Caractérisation photométrique expérimentale et orbitale des propriétés physiques des surfaces régolitiques. Laboratoire de Dynamique Terrestre et Planétaire. Mémoire de DEA, Toulouse, Université Paul Sabatier.
- Blasco, J., Aleixos, N., Roger, J. M., Rabatel, G. et Moltó, E. (2002).** "Robotic weed control using machine vision." Biosystems Engineering **83**(2): 149-157.
- Borregaard, T., Nielsen, H., Norgaard, L. et Have, H. (2000).** "Crop-weed Discrimination by Line Imaging Spectroscopy." Journal of Agricultural Engineering Research **75**: 389-400.
- Bossu, J. (2007).** Segmentation d'images pour la localisation d'adventices. Application à la réalisation d'un système de vision pour une pulvérisation spécifique en temps réel. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Bossu, J., Gée, C., Guillemin, J. P. et Truchetet, F. (2005).** Feasibility of a real-time weed detection system using spectral reflectance. Fifth European Conference on Precision Agriculture Uppsala, Sweden, 9-12 June,.
- Boucher, Y., Cosnefroy, H., Petit, D., Serrot, G. et Briottet, X. (1999).** "Comparison of measured and modeled BRDF of natural targets." ONERA-PUBLICATIONS-TP.
- Bousquet, L. (2007).** Mesure et modélisation des propriétés optiques spectrales et directionnelles des feuilles. Institut de Physique du Globe de Paris. Thèse de Doctorat, Paris, Université de Paris 7.
- Brivot, R., Marchant, J. A. et Chalabi, Z. S. (1996).** "Segmentation of plants and weeds using infrared images." Acta Horticulturae **406**: 165-172.
- Chandrasekhar, S. (1960).** Radiative transfer. Publié par Courier Dover Publications.
- CIE (1931).** Compte rendu de la huitième session. Cambridge, University Press.

- Claustres, L. (2003).** Modélisation de la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle par ondelettes pour le rendu physiquement réaliste. ONERA. Thèse de Doctorat, Toulouse, Université de Toulouse.
- Cohen-Or, D., Chrysanthou, Y. L., Silva, C. T. et Durand, F. (2003).** "A survey of visibility for walkthrough applications." IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics: 412-431.
- Cord, A. (2003).** Hétérogénéité optique et réflectance spectrale des surfaces planétaires solides: études expérimentale et théorique. Thèse de Doctorat, Toulouse, Université Paul Sabatier.
- Deering, D. W., Eck, T. F. et Otterman, J. (1989).** "Bi-directional reflectances of selected desert surfaces and their three-parameter soil characterisation." Agr. For Meteorology **52**: 71-93.
- Feyaerts, F., Pollet, P., Van Gool, L. et Wambacq, P. (1998).** Sensor for weed detection based on spectral measurements. 4th International Conference on Precision Agriculture, Madison, WI, USA, ASA/CSSA/SSSA.
- Foley, J. D., Van Dam, A., Feiner, S. K., Hughes, J. F. et Phillips, R. L. (1994).** Introduction to computer graphics. Publié par Addison-Wesley Reading, MA. 632 p. 0-201-60921-5.
- Ford, A. et Roberts, A. (1998).** Colour space conversions.
- Gausman, H. W. (1985).** "Plant leaf optical properties in visible and near-infrared light." Graduate studies/Texas Tech University (USA).
- Gausman, H. W., Allen, W. A., Wiegand, C. L., Escobar, D. E., Rodriguez, R. R. et Richardson, A. J. (1973).** "The leaf mesophylls of twenty crops, their light spectra, and optical and geometrical parameters." Technical Bulletin **1465**.
- Goel, P. K., Prasher, S. O., Patel, R. M., Smith, D. L. et DiTommaso, A. (2002).** "Use of airborne multi-spectral imagery for weed detection in field crops." Transaction of the ASAE **45**(2): 443-450.
- Govaerts, Y. M., Verstraete, M. M. et Eumetsat, D. (1998).** "Raytran: a Monte Carlo ray-tracing model to compute lightscattering in three-dimensional heterogeneous media." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **36**(2): 493-505.
- Hahn, F. et Muir, A. Y. (1993).** Weed-crop discrimination by optical reflectance. Proceedings of IV International Symposium on Fruit, Nut, and Vegetable Production Engineering, Valencia - Zaragoza, Spain, Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación, INIA.
- Hahn, F. et Muir, A. Y. (1994).** "Spectral sensing for crops and weed discrimination." Acta Hort. (ISHS) **372**: 179-186.
- Hapke, B. (1981).** "Bidirectional Reflectance Spectroscopy." Journal of Geophysical Research **86**: 3039-3054.
- Hapke, B. et Wells, E. (1981).** "Bidirectional reflectance spectroscopy 2. experiments and observations." Journal of Geophysical Research-Solid Earth **86**(B4).

- Hemming, J. et Rath, T. (2001).** "Computer vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting." J. agric. Engng Res. **78**(3): 233-243.
- Hemming, J. et Rath, T. (2002).** "Image Processing for Plant Determination Using the Hough Transform and Clustering Methods." European Journal of Horticultural Science **67**(1): 1-10.
- Hosgood, B., Jacquemoud, S., Andreoli, G., Verdebout, J., Pedrini, G. et Schmuck, G. (1995).** "Leaf optical properties experiment 93 (LOPEX93)." Ispra (Italy).
- IEC (1999).** IEC 61966-2-1/FDIS Multimedia systems and equipment – Colour measurement and management – Part 2-1: Colour management – Default RGB colour space – sRGB.
- Jacquemoud, S. et Baret, F. (1990).** "PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra." Remote Sensing of Environment **34**(2): 75-92.
- Jacquemoud, S., Baret, F. et Hanocq (1993).** "Modélisation de la réflectance spectrale et directionnelle des sols : application au concept de droite des sols." Cahiers - ORSTOM. Pédologie **28**(1): 31-43.
- Jacquemoud, S., Baret, F. et Hanocq, J. F. (1992).** "Modeling spectral and bidirectional soil reflectance." Remote Sensing of Environment **41**: 123-132.
- Jacquemoud, S. et Ustin, S. L. (2001).** Leaf optical properties: A state of the art. 8th International Symposium of Physical Measurements & Signatures in Remote Sensing, CNES.
- Judd, D. B. (1979).** "Reduction of data on mixture of color stimuli." Contributions to Color Science: 37.
- Kimmel, B. W. et Baranoski, G. V. G. (2007).** "A novel approach for simulating light interaction with particulate materials: application to the modeling of sand spectral properties." Optics Express **15**(15): 9755-9777.
- Kubelka, P. et Munk, F. (1931).** "Ein Beitrag zur Optik der Farbanstriche." Zeitschrift für Technische Physik **12**: 593-601.
- Lane, B. (2002).** Models of Plant Communities for Image Synthesis. Thèse de Doctorat, Calgary, University of Calgary.
- Langner, H.-R., Böttger, H. et Schmidt, H. (2006).** "A Special Vegetation Index for the Weed Detection in Sensor Based Precision Agriculture." Environmental Monitoring and Assessment **117**(1): 505-518.
- Lee, W. S., Slaughter, D. C. et Giles, D. K. (1999).** "Robotic weed control system for tomatoes." Precision Agriculture **1**(1): 95-113.
- Lewis, R. R. (1993).** Making shaders more physically plausible. Fourth Eurographics Workshop on Rendering, Citeseer.
- Lindbloom, B. J. (2009, 15 janvier 2008).** "Bruce Lindbloom's Web Site." Dernier accès le 13 juillet 2009, depuis <http://www.brucelindbloom.com/>.
- Lopez-Granados, F., PeNa-BarragAn, J., Jurado-ExpOsito, M., Francisco-FernAndez, M., Cao, R., Alonso-Betanzos, A. et Fontenla-Romero, O. (2008).** "Multispectral

- classification of grass weeds and wheat (*Triticum durum*) using linear and nonparametric functional discriminant analysis and neural networks." Weed Research **48**(1): 28-37.
- Lozano, V. (1998).** Contribution de l'analyse d'image couleur au traitement des images textiles. Thèse de Doctorat, Saint-Etienne, Université Jean-Monnet.
- Lu, J.-W., Gouton, P., Coquille, J.-C., Ma, C. et Guillemain, J.-P. (2001).** Using small region to distinguish onion from weeds in field. Visualization, Imaging and Image Processing, IASTED International Conference. IASRED, Marbella, Spain, 3-5 septembre.
- Manh, A. G. (2001).** Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université des Sciences et Techniques du Languedoc.
- Mansouri, A., Gée, C., Guillemain, J., Marzani, F. et Gouton, P. (2005).** Multispectral image acquisition and spectral reflectance reconstruction : application to plant detection. 7th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Nagoya, Japon, 18-20 Mai.
- Martin-Chefson, L. (1999).** Détection des adventices dans les cultures céréalières par traitement de l'image multispectrale. Thèse de Doctorat, Cergy-Pontoise, Université de Cergy-Pontoise.
- Meyer, G., Metha, T., Kocher, M., Mortensen D. et Samal, A. (1998).** "Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying." Transaction of the ASAE **41**(4): 1189-1197.
- Myneni, R. B., Hall, F. G., Sellers, P. J. et Marshak, A. L. (1995).** "The interpretation of spectral vegetation indexes." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **33**: 481-486.
- Nicodemus, F. E., Richmond, J. C., Hsia, J. J., Ginsberg, I. W. et Limperis, T. (1977).** "Geometrical considerations and nomenclature for reflectance." NBS monograph **160**: 201-231.
- Oren, M. et Nayar, S. K. (1995).** "Generalization of the Lambertian model and implications for machine vision." International Journal of Computer Vision **14**(3): 227-251.
- Pérez, A. J., Lopez, F., Benlloch, J. V. et Christensen, S. (2000).** "Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields." Computers and electronics in agriculture **25**(3): 197-212.
- Piron, A., Leemans, V., Kleynen, O., Lebeau, F. et Destain, M. F. (2008).** "Selection of the most efficient wavelength bands for discriminating weeds from crop." Computers and Electronics in Agriculture **62**(2): 141-148.
- Prusinkiewicz, P. (2004).** "Modeling plant growth and development." Current Opinion in Plant Biology **7**(1): 79-83.
- Rahman, H., Pinty, B. et Verstraete, M. M. (1993).** "Coupled surface-atmosphere reflectance (CSAR) model 2. Semiempirical surface model usable with NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer data." Journal of Geophysical Research-Atmospheres **98**(D11).

- Richardson, A. J. et Wiegrand, C. L. (1977).** "Distinguishing vegetation from soil background information." Photogrammetric Engineering and Remote Sensing **43**: 1541-1552.
- Rogers, D. F. (1984).** Procedural elements for computer graphics. Publié par McGraw-Hill, Inc. New York, NY, USA. 752 p. 0-070-53548-5.
- Serrot, G., Bodilis, M., Briottet, X. et Cosnefroy, H. (1998).** Presentation of a new BRDF measurement device. Atmospheric Propagation, Adaptive Systems, and Lidar Techniques for Remote Sensing II Barcelona, Spain, SPIE.
- Sève, R., Knoblauch, K. et Vienot, F. (1996).** Physique de la couleur: de l'apparence colorée à la technique colorimétrique, Masson Eds. Publié par Masson. 334 p. 2-225-85119-0.
- Smith, A. M. et Blackshaw, R. E. (2002).** Crop/weed discrimination using remote sensing. Geoscience and Remote Sensing Symposium.
- Snyder, W. C. et Wan, Z. (1998).** "BRDF models to predict spectral reflectance and emissivity in the thermal infrared." IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing **36**(1): 214-225.
- Stokes, M., Anderson, M., Chandrasekar, S. et Motta, R. (1996).** "A standard default color space for the Internet-sRGB." Microsoft and Hewlett-Packard Joint Report, Version 1.
- Strub, G. S., Painter, T., Huber, S., Dangel, S., Martonchik, J., Berendse, F. et Schaepman, E. M. (2004).** About The Importance of The Definition of Reflectance Quantities - Results of Case Studies. XXth ISPRS Congress (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing), Istanbul, Turkey.
- Tang, L., Tian, L. F., Steward, B. L. et Reid, J. F. (1999).** "Texture-based weed classification using Gabor wavelets and neural network for real-time selective herbicide applications." Transactions of the ASAE **99**(3036).
- Tavin, F. (2008).** Analyse et utilisation d'une bibliothèque hyperspectrale pour l'optimisation des paramètres d'acquisition d'images de télédétection : application à la pédologie. Le2i. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Tian, L., Slaughter, D. C. et Norris, R. F. (1997).** "Outdoor field machine vision identification of tomato seedlings for automated weed control." Transactions of the ASAE **40**(6): 1761-1767.
- Tucker, C. J. (1979).** "Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation." Remote Sensing of Environment **8**(2): 127-150.
- Ustin, S. L., Smith, M. O., Jacquemoud, S., Verstraete, M. M. et Govaerts, Y. (1999).** "Geobotany: Vegetation mapping for Earth sciences." Remote sensing for the earth sciences: Manual of remote sensing **3**: 189-233.
- Vandenbroucke, N. (2000).** Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'image de football. Thèse de Doctorat, Lille, Université de Lille 1.
- Vioix, J. (2004).** Conception et réalisation d'un dispositif d'imagerie multispectrale embarqué : du capteur aux traitements pour la détection d'adventices. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.



- Vrindts, E. (2002).** Automatic recognition of weeds with optical techniques as a basis for site specific spraying. Thèse de Doctorat, Leuven - Be, Katholieke Universiteit Leuven.
- Vrindts, E. et Baerdemaeker, J. (1996).** Feasibility of weed detection with optical reflection measurements. Brighton Crop Protection Conference 1996 - Pests and Diseases, Brighton, UK, British Crop Protection Council.
- Vrindts, E., De Baerdemaeker, J. et Ramon, H. (2002).** "Weed Detection Using Canopy Reflection." Precision Agriculture **3**(1): 63-80.
- Walter, H. et Koch, W. (1980).** Light reflectance characteristics of weed and crop leaves as affected by plant species and herbicides. Proceedings of Brighton Crop Protection Conference - Weeds, Brighton, UK.
- Wang, L., Wang, W., Dorsey, J., Yang, X., Guo, B. et Shum, H. Y. (2006).** Real-time rendering of plant leaves. International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, ACM New York, NY, USA.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K. et Mortensen, D. A. (1995).** "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lightning conditions." Transactions of the ASAE **38**(1): 259-269.
- Woo, A., Poulin, P. et Fournier, A. (1990).** "A survey of shadow algorithms." IEEE Computer Graphics and Applications **10**(6): 13-32.
- Woolley, J. T. (1971).** "Reflectance and transmittance of light by leaves." Plant Physiology **47**(5): 656-662.
- Wyszecki, G. et Stiles, W. S. (1992).** Color science: concepts and methods, quantitative data and formulae, W. S. S. Gunther Wyszecki Eds. Publié par Wiley-VCH. 968 p. 0-471-39918-3.

## CONCLUSION GENERALE

La modélisation de scènes agronomiques destinée à l'évaluation des algorithmes de discrimination culture/adventices est un sujet innovant dont l'étude doit permettre une accélération importante des recherches dans ce domaine. Au cours de cette thèse, nous avons exploré les contraintes agronomiques nécessaires à la caractérisation et à la modélisation d'une parcelle. Nous avons également fait le choix de réaliser un modèle simple mettant en œuvre les seules informations nécessaires pour tester les algorithmes de discrimination. Une représentation 2D en noir & blanc de la culture et des adventices a donc été réalisée. La répartition spatiale de la culture répond aux contraintes agronomiques concernant la taille des plantes à un jeune stade de croissance et aux contraintes agricoles pour la largeur de l'inter-rang. La distribution des adventices a également été l'objet de recherches afin de proposer des répartitions naturelles ainsi qu'une liberté dans le choix des taux d'infestation.

Les prototypes actuels permettant une pulvérisation localisée ou une cartographie des adventices reposent sur des dispositifs d'acquisition d'images, c'est pourquoi nous avons besoin de modéliser ces dispositifs afin d'évaluer les algorithmes permettant la localisation des adventices dans des conditions similaires à leur utilisation. Nous avons utilisé le modèle du sténopé qui permet de réaliser une transformation projective du repère monde au plan image et qui nous a permis de simuler une prise de photographie dans des conditions similaires à celles rencontrées par les prototypes susmentionnés.

Ce modèle, basé sur une réalité agronomique, a été validé par des mesures statistiques afin de s'assurer la justesse de son utilisation pour évaluer des algorithmes de discrimination. Nous avons procédé à cette validation en trois parties, une première consistant à vérifier la justesse de la transformation du repère monde au plan image, une seconde où nous comparions la répartition spatiale d'un champ réel avec son homologue simulé et, la dernière, où nous caractérisions la distribution d'adventices en conditions réelles. Les résultats obtenus par cette validation sont très bons et montrent une ressemblance suffisante entre les images réelles et leurs homologues simulés pour que le modèle puisse être utilisé afin d'évaluer des algorithmes de discrimination.

Des méthodes permettant de discriminer la culture et les adventices avaient déjà été développées au sein du laboratoire, il nous avait néanmoins paru utile d'affiner ces études concernant ces algorithmes et de nouvelles méthodes ont donc été implémentées. Afin de permettre un usage multiple (pulvérisation localisée, cartographie...), nous avons choisi de développer des méthodes s'adaptant automatiquement à la géométrie de la scène, sans connaissance préalable. Ceci fut possible en utilisant les propriétés de la Transformée de Hough qui nous a permis de détecter les rangs de culture. Trois méthodes ont été ensuite développées afin d'utiliser l'information de lignes issue de la Transformée de Hough et de réaliser une discrimination culture/adventices. La première, basée sur un blob-coloring, considère comme culture toutes les composantes connexes coupées par une droite issue de la Transformée de Hough. La seconde, développée afin de compenser les défauts de la première, estime les bords des rangs afin de réaliser la discrimination. La dernière prend en compte les défauts des deux premières pour obtenir la meilleure discrimination possible : elle définit une probabilité d'appartenance à la classe Culture en fonction de l'éloignement au centre du rang. Un seuil de décision permet d'obtenir la discrimination souhaitée.

Ces trois méthodes ont été évaluées à l'aide du modèle développé, utilisé afin d'établir une banque d'images virtuelles avec diverses configurations permettant une évaluation poussée des performances de classification. L'évaluation des méthodes a permis de caractériser leurs forces et leurs faiblesses.

Les défauts évoqués ci-avant ont également été retrouvés lors de cette évaluation. Chacune des méthodes développées propose de très bons résultats de classification ainsi qu'une très grande robustesse face à de forts taux d'infestation. Enfin, la méthode probabiliste, qui propose les résultats les plus constants, permet, à travers le choix du seuil de décision, de favoriser certaines erreurs de classification. Aussi, ces algorithmes nouvellement développés et testés sont plus performants que ceux développés par le passé au laboratoire. Il reste cependant à confirmer leur performances à l'aide d'images réelles.

La faiblesse des algorithmes utilisant l'information spatiale pour discriminer la culture des adventices est l'impossibilité de les discriminer au sein du rang. Pour remédier à cela, nous avons proposé une extension du modèle développé qui autorise la prise en compte de l'information spectrale.

L'information spectrale est, en effet, largement utilisée dans le cas d'applications permettant la reconnaissance de plantes. Le modèle tel qu'il a été réalisé initialement ne permet pas l'ajout de cette composante spectrale, d'importantes modifications ont donc du être apportées. Tout d'abord, la composante spectrale doit être caractérisée pour chaque plante utilisée dans la simulation, l'utilisation d'un modèle reposant sur la simulation de la BRDF permet ceci. Deux modèles ont été utilisés pour modéliser la réflectance des plantes (PROSPECT) et de sols (SOILSPECT).

La réflectance ainsi obtenue peut ensuite être transformée en couleur afin de créer des images réalistes. Les algorithmes permettant le passage de la réflectance à la couleur ont été présentés. La simulation de filtre ainsi que l'obtention d'images représentant des bandes spectrales définies ont également été envisagées. De cette manière l'imagerie multispectrale, champ de recherche très actif, est rendue possible avec ce modèle.

Néanmoins, les modèles de BRDF, basés sur les positions de l'illuminant et de l'observateur relativement à la feuille ne pouvaient se contenter d'une représentation 2D de la végétation. Un modèle 3D a donc été mis en place, basé sur une représentation en facettes polygonales, ce modèle permet la détermination des caractéristiques nécessaires à la simulation de la BRDF. Différentes optimisations ont été réalisées afin de conserver un modèle léger et une simulation de scènes agronomiques rapide.

## PERSPECTIVES

Les perspectives de ce travail concernent aussi bien le modèle - son utilisation et son développement - que les algorithmes de discrimination et leur adaptation au spectral.

### 1. Modèle

Dans le cadre de l'application qui a servi de moteur à ce travail - une pulvérisation de précision à l'aide d'un système d'imagerie - le modèle développé a permis de tester, de comparer et d'améliorer des algorithmes utilisant l'information spatiale et réalisant la discrimination culture/adventices. Cet objectif est donc atteint mais il reste néanmoins des améliorations possible concernant ce modèle.

#### 1.1. Application du 2D

A court terme, nous pourrions tout d'abord prendre en compte la forme des plantes, comme de nombreux auteurs l'ont fait pour identifier des plantes (cf. Chapitre III p.77) avec, par exemple, un modèle déformable. Un tel modèle permettrait d'obtenir une variabilité encore plus importante dans la représentation des plantes et éviterait l'écueil consistant à caractériser un algorithme de reconnaissance de formes sur un nombre limité de motifs.

D'un point de vue agronomique, il est assez difficile de déterminer l'importance de la qualité de classification sur la vie de la parcelle. Améliorer le modèle et les algorithmes sans cette connaissance peut donc avoir assez peu d'intérêt. C'est pourquoi, à plus long terme, nous pourrions envisager de coupler ce modèle à un modèle agronomique et réaliser un suivi de parcelle. Dans le cadre de la pulvérisation localisée, cela permettrait de prendre en compte les résultats de classification et, en modélisant la croissance des adventices non éliminées, d'en déduire l'influence sur le rendement de la culture. En effet, les taux de classification évoqués au cours de cette thèse ne donnent pas d'information quant au devenir de la parcelle. L'information agronomique apportée serait donc d'autant plus intéressante car elle permettrait d'estimer, pour différents algorithmes, les résultats estimés sur la parcelle et son rendement.

En ce qui concerne la distribution des adventices, il serait intéressant de valider le mode agrégatif à l'aide d'images naturelles. De plus, cette distribution, caractérisée par la taille et la forme des agrégats gagnerait à être caractérisée en fonction des adventices observées, ce qui permettrait une représentation plus juste des scènes agronomiques.

Il serait également intéressant de collaborer avec d'autres laboratoires (ITEMA<sup>43</sup>, Wageningen UR<sup>44</sup>, KVL<sup>45</sup>...) afin de tester et de comparer d'autres algorithmes. Le modèle développé ayant beaucoup

---

<sup>43</sup> The Institute of Technology and Management of Agricultural Ecosystems

<sup>44</sup> Wageningen University and Research

servi pour concevoir et améliorer des algorithmes, il serait intéressant de proposer son usage à d'autres laboratoires ayant les mêmes types d'objectifs et devant s'appuyer sur une vérité terrain le plus souvent laborieuse à obtenir.

Au cours de cette thèse, l'utilisation de ce modèle pour tester les algorithmes a révélé une utilisation inattendue : le fait de pouvoir se servir du modèle comme une aide au développement. En effet, le grand nombre d'images soumis aux algorithmes permet à la fois d'en connaître les limites mais également de les repousser. Il serait intéressant d'approfondir une méthodologie quand à cette utilisation particulière du modèle.

## 1.2. Évolution du spectral

L'approche spectrale déjà bien approfondie au cours de cette thèse mériterait également un investissement futur afin d'être finalisée. Le point bloquant étant l'absence de données spectrales multiangulaires pour la culture et les adventices. Une campagne d'obtention de données, en partenariat avec une équipe disposant des outils nécessaires, permettrait de proposer un modèle complet. Comme nous l'avons mentionné plus tôt, une base de données de spectres de réflectance de plantes pourrait induire des avancées significatives dans ce domaine de recherche. Ce travail d'acquisition de spectres devant être fait en partenariat avec d'autres laboratoires (IPGP, ONERA/DOTA, Institut Fresnel...) disposant de la technologie adéquate, pourrait marquer le début de l'établissement d'une grande base de données spectrales de plantes, acquises selon différents angles. Quant aux spectres de sol, bien que de nombreuses bases de données existent, rares sont celles concernant des sols argileux, calcaires (...), comme nous le mentionnons dans le Chapitre IV (p.121).

La limitation des algorithmes spatiaux - l'impossibilité à différencier culture et adventices dans le rang - pouvant être surmontée par l'utilisation de l'information spectrale, il est envisagé de développer des algorithmes prenant en compte cette information. De tels algorithmes existent (cf. Chapitre IV p.121) et sont basés sur un apprentissage préalable des signatures spectrales des différentes plantes. Afin de pallier les problèmes issus de la phase d'apprentissage et en utilisant les très bons résultats obtenus par la discrimination spatiale, il est envisagé de se servir des classes issues de cette discrimination, comme Feyaerts<sup>46</sup> l'envisage, pour réaliser un apprentissage et caractériser les signatures spectrales des classes présentes en "temps-réel".

La gestion des ombres est une problématique courante en agronomie où leur présence implique souvent un traitement particulier. La prise en compte de ces ombres au sein du modèle spectral permettrait l'évaluation des méthodes utilisées pour en gérer les désagréments.

La validation du modèle spectral est également une nécessité en vue de son utilisation pour tester des algorithmes. Plusieurs points doivent être abordés pour réaliser cette validation. La reproduction du spectre par un modèle de BRDF devra être vérifiée. Des techniques permettant cette validation existent et sont détaillées dans la littérature. La discrétisation du spectre obtenu est également un point à approfondir lors de l'acquisition et de la simulation de ces données. En effet, cette discrétisation

<sup>45</sup> The Royal Veterinary and Agricultural University, Dept. of Agricultural Sciences

<sup>46</sup> (Feyaerts et al., 1998)

influence la couleur finale de la plante et il sera nécessaire de trouver un équilibre entre une discrétisation trop forte (qui permet de diminuer le temps de calcul) et une discrétisation trop faible (qui permet de reproduire parfaitement la couleur). Pour cela, des tests avec différentes discrétisations sont envisageables, la mesure de la différence entre les couleurs pouvant être réalisée sur les couleurs obtenues à l'aide de l'algorithme CIEDE2000<sup>47</sup> proposé par la CIE.

## 2. Algorithmes de discrimination

Les algorithmes développés au cours de cette thèse ont démontré une grande qualité de classification (plus de 90% de bonne détection, en moyenne), il reste néanmoins un travail d'optimisation pour permettre leur utilisation en temps réel. Ces optimisations permettraient une utilisation au sein du prototype permettant la pulvérisation localisée d'herbicides actuellement en cours de développement. Les performances actuelles, obtenues sans soucis de rapidité, laissent espérer de bons résultats quant à la possibilité d'une utilisation temps-réel.

D'un point de vue qualité de classification, les deux premières méthodes développées semblent assez difficile à améliorer. Par contre, la méthode probabiliste pourrait être sujette à un travail permettant de meilleurs résultats de classification. En effet, cette méthode basée sur une fonction crête pourrait être adaptée à la forme des rangs en remplaçant cette fonction par une qui soit plus adaptée. Un travail intéressant consisterait à utiliser le modèle pour déterminer la forme de la fonction permettant une discrimination optimale des adventices et de la culture.

---

<sup>47</sup> (CIE, 2001)



## REFERENCES

- Adobe, S. (1998).** Adobe RGB color image encoding.
- Aitkenhead, M. J., Dalgetty, I. A., Mullins, C. E., McDonald, A. J. S. et Strachan, N. J. C. (2003).** "Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods." Computers and Electronics in Agriculture **39**(3): 157-171.
- Alchanatis, V., Ridel, L., Hetzroni, A. et Yaroslavsky, L. (2005).** "Weed detection in multi-spectral images of cotton fields." Computers and Electronics in Agriculture **47**(3): 243-260.
- Allen, W. A., Gausman, H. W., Richardson, A. J. et Thomas, J. R. (1969).** "Interaction of isotropic light with a compact plant leaf." Journal of the Optical Society of America **59**(10): 1376-1379.
- Asseng, S., Anderson, G. C., Dunin, F. X., Fillery, I. R. P., Dolling, P. J. et Keating, B. A. (1998).** "Use of the APSIM wheat model to predict yield, drainage, and NO<sub>3</sub><sup>-</sup> leaching for a deep sand." Australian Journal of Agricultural Research **49**(3): 363-378.
- Åstrand, B. et Baerveldt, A. J. (2005).** "A vision based row-following system for agricultural field machinery." Mechatronics **15**: 251-269.
- Baez-Gonzalez, A. D., Chen, P.-y., Tiscareno-Lopez, M. et Srinivasan, R. (2002).** "Using Satellite and Field Data with Crop Growth Modeling to Monitor and Estimate Corn Yield in Mexico." Crop Science **42**(6): 1943-1949.
- Ballard, D. H. et Brown, C. M. (1982).** Computer Vision, P. Hall Eds. Publié par Prentice Hall. %()
- Baranoski, G. V. G. et Rokne, J. G. (1997).** An algorithmic reflectance and transmittance model for plant tissue. Conference of the European Association for Computer Graphics (Eurographics'97), Blackwell Publishers Ltd.
- Baranoski, G. V. G. et Rokne, J. G. (2001).** "Efficiently simulating scattering of light by leaves." The Visual Computer **17**(8): 491-505.
- Barthelemy, P., Boisgontier, D., Jouy, L. et Lajoux, P. (1990).** Choisir les outils de pulvérisation, I. des Céréales et des Fourrages Eds. Publié par ITCF (Institut Technique des Céréales et des Fourrages). %()
- BayerCropScience. (2009).** "Site Web." Dernier accès le 20 aout 2009, 2009, depuis <http://www.bayercropscience.fr/>.
- Besag, J. et Diggle, P. J. (1977).** "Simple Monte Carlo tests for spatial pattern." Applied Statistics: 327-333.
- Besag, J. E. (1977).** "Comments on Ripley's paper." Journal of the Royal Statistical Society B **39**(2): 193-195.
- Besse, S. (2005).** Caractérisation photométrique expérimentale et orbitale des propriétés physiques des surfaces régolitiques. Laboratoire de Dynamique Terrestre et Planétaire. Mémoire de DEA, Toulouse, Université Paul Sabatier.



- Billingsley, J. et Schoenfisch, M. (1997).** "The successful development of a vision guidance system for agriculture." Computers and Electronics in Agriculture **16**: 147-163.
- Blasco, J., Aleixos, N., Roger, J. M., Rabatel, G. et Moltó, E. (2002).** "Robotic weed control using machine vision." Biosystems Engineering **83**(2): 149-157.
- Bobillet, W., Da Costa, J. P., Germain, C., Laviolle, O. et Grenier, G. (2003).** Row detection in high resolution remote sensing images of vine fields. Fourth European Conference on Precision Agriculture, The Netherlands, A. Werner, Wageningen Academic Publishers.
- Borregaard, T., Nielsen, H., Norgaard, L. et Have, H. (2000).** "Crop-weed Discrimination by Line Imaging Spectroscopy." Journal of Agricultural Engineering Research **75**: 389-400.
- Bossu, J. (2007).** Segmentation d'images pour la localisation d'adventices. Application à la réalisation d'un système de vision pour une pulvérisation spécifique en temps réel. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Bossu, J., Gée, C., Guillemin, J. P. et Truchetet, F. (2005).** Feasibility of a real-time weed detection system using spectral reflectance. Fifth European Conference on Precision Agriculture Uppsala, Sweden, 9-12 June,.
- Bossu, J., Gée, C., Jones, G. et Truchetet, F. (2009).** "Wavelet transform to discriminate between crop and weed in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **65**(1): 133-143.
- Boucher, Y., Cosnefroy, H., Petit, D., Serrot, G. et Briottet, X. (1999).** "Comparison of measured and modeled BRDF of natural targets." ONERA-PUBLICATIONS-TP.
- Bouguet, J.-Y. (2005, mars 2005).** Dernier accès, depuis [http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/index.html](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/index.html).
- Bousquet, L. (2007).** Mesure et modélisation des propriétés optiques spectrales et directionnelles des feuilles. Institut de Physique du Globe de Paris. Thèse de Doctorat, Paris, Université de Paris 7.
- Bowers, G. R., Rabb, J. L., Ashlock, L. O. et Santini, J. B. (2000).** "Row Spacing in the Early Soybean Production System." Agronomy Journal **92**(3): 524-531.
- Brivot, R., Marchant, J. A. et Chalabi, Z. S. (1996).** "Segmentation of plants and weeds using infrared images." Acta Horticulturae **406**: 165-172.
- Brodie, J. R., Hansen, A. C. et Reid, J. F. (1994).** "Size assessment of stacked logs via the Hough transform." Transactions of the ASAE **37**(1): 303-310.
- Burks, T. F., Shearer, S. A., Gates, R. S. et Donohue, K. D. (2000a).** "Backpropagation neural network design and evaluation for classifying weed species using color image texture." Transactions of the ASAE **43**(4): 1029-1037.
- Burks, T. F., Shearer, S. A., Heath, J. R. et Donohue, K. D. (2005).** "Evaluation of neural-network classifiers for weed species discrimination." Biosystems Engineering **91**(3): 293-304.

- Burks, T. F., Shearer, S. A. et Payne, F. A. (2000b).** "Classification of weed species using color texture features and discriminant analysis." Transactions of the ASAE **43**(2): 441-448.
- Cardina, J., Johnson, G. et Sparrow, D. (1997).** "The nature and consequence of weed spatial distribution." Weed Science **43**: 364-373.
- Cerovic, Z. G., Moise, N., Agati, G., Latouche, G., Ben Ghazlen, N. et Meyer, S. (2008).** "New portable optical sensors for the assessment of winegrape phenolic maturity based on berry fluorescence." Journal of Food Composition and Analysis.
- Cerovic, Z. G., Ounis, A., Cartelat, A., Latouche, G., Goulas, Y., Meyer, S. et Moya, I. (2002).** "The use of chlorophyll fluorescence excitation spectra for the non-destructive in situ assessment of UV-absorbing compounds in leaves." Plant, Cell & Environment **25**(12): 1663-1676.
- Chandrasekhar, S. (1960).** Radiative transfer. Publié par Courier Dover Publications.
- Chapron, M. et Assemat, L. (2005).** Classification de végétaux par SVM. GRETSI, Louvain-la-Neuve, Belgique.
- Chapron, M., Oprea, A., Sultana, B. et Assemat, L. (2007).** Classification of maize and weeds by bayesian networks. 27th MAXENT, AIP Conference.
- Chen, C., Neill, K., Wichman, D. et Westcott, M. (2008).** "Hard Red Spring Wheat Response to Row Spacing, Seeding Rate, and Nitrogen." Agronomy Journal **100**(5): 1296-1302.
- Cho, S. I., Lee, D. S. et Jeong, J. Y. (2002).** "Weed-plant Discrimination by Machine Vision and Artificial Neural Network." Biosystems Engineering **83**(3): 275-280.
- CIE (1931).** Compte rendu de la huitième session. Cambridge, University Press.
- Claustres, L. (2003).** Modélisation de la fonction de distribution de la réflectance bidirectionnelle par ondelettes pour le rendu physiquement réaliste. ONERA. Thèse de Doctorat, Toulouse, Université de Toulouse.
- Cocquerez, J. P., Philipp, S. et Bolon, P. (1995).** Analyse d'images: filtrage et segmentation, Dunod Eds. Publié par Masson. 457 p. 2-225-84923-4.
- Cohen-Or, D., Chrysanthou, Y. L., Silva, C. T. et Durand, F. (2003).** "A survey of visibility for walkthrough applications." IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics: 412-431.
- Collinet, F. (1997).** Essai de regroupement des principales espèces structurantes d'une forêt dense humide d'après l'analyse de leur répartition spatiale (Forêt de Paracou – Guyane). Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard, Lyon I.
- Cord, A. (2003).** Hétérogénéité optique et réflectance spectrale des surfaces planétaires solides: études expérimentale et théorique. Thèse de Doctorat, Toulouse, Université Paul Sabatier.
- Cox, D. R. et Lewis, P. A. W. (1966).** The statistical analysis of series of events. Publié par London. Chapman and Hall. 296 p. 0-412-21800-3.

- Crabtree, R. J. et Rupp, R. N. (1980).** "Double and Monocropped Wheat and Soybeans Under Different Tillage and Row Spacings." *Agronomy Journal* **72(3)**: 445-448.
- Curran, W. S. (2004).** *Weed-Crop Competition - A Review, Second Edition.* Wiley-Blackwell. **33**: 200.
- De Mezzo, B. (2004).** Reconnaissance d'objets par la génération d'hypothèses de modèles de forme appliquée à l'extraction des feuilles de plantes dans des scènes naturelles complexes. CEMAGREF. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université de Montpellier II.
- de Reffye, P., Edelin, C., Jean, F., on, Marc, J. et Claude, P. (1988).** Plant models faithful to botanical structure and development. Proceedings of the 15th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, ACM.
- De Wit, A. J. W. et Van Diepen, C. A. (2008).** "Crop growth modelling and crop yield forecasting using satellite-derived meteorological inputs." *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* **10(4)**: 414-425.
- Deen, W., Cousens, R., Warringa, J., Bastiaans, L., Carberry, P., Rebel, K., Riha, S., Murphy, C., Benjamin, L. R., Cloughley, C., Cussans, J., Forcella, F., Hunt, T., Jamieson, P., Lindquist, J. et Wang, E. (2003).** "An evaluation of four crop: weed competition models using a common data set." *Weed Research* **43(2)**: 116-129.
- Deering, D. W., Eck, T. F. et Otterman, J. (1989).** "Bi-directional reflectances of selected desert surfaces and their three-parameter soil characterisation." *Agr. For Meteorology* **52**: 71-93.
- Delenne, C. (2006).** Extraction et caractérisation de vignes à partir de données de télédétection à très haute résolution spatiale. Application en Languedoc-Roussillon pour la constitution de bases de données géographiques. ENGREF - UMR TETIS. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université de Montpellier II.
- Deriche, R. et Cocquerez, J. P. (1987).** Extraction de composantes connexes basée sur une détection optimale des contours. *Cognitiva*: 1-9.
- Dryden, I. L., Scarr, M. R. et Taylor, C. C. (2003).** "Bayesian texture segmentation of weed and crop images using reversible jump Markov chain Monte Carlo methods." *Applied Statistics*: 31-50.
- Duda, R. O. et Hart, P. E. (1972).** "Use of the Hough Transformation to detect lines and curves in pictures." *Communications of the Association for Computing Machinery* **15(1)**: 11-15.
- Egan, J. P. (1975).** *Signal detection theory and ROC-analysis.* Publié par Academic Press.
- Faugeras, O. (1993).** *Three-Dimensional Computer Vision.* Publié par MIT Press.
- Fawcett, T. (2004).** "ROC graphs: Notes and practical considerations for researchers." *Machine Learning* **31**.
- Felton, W. L. (1995).** Commercial progress in spot spraying weeds. Brighton Crop Protection Conference
- Felton, W. L. et McCloy, K. R. (1992).** "Spot spraying." *Agricultural Engineering* **11**: 26-29.

- Feyaerts, F., Pollet, P., Van Gool, L. et Wambacq, P. (1998).** Sensor for weed detection based on spectral measurements. 4th International Conference on Precision Agriculture, Madison, WI, USA, ASA/CSSA/SSSA.
- Fisher, R. A. et Miles, R. E. (1973).** "The role of spatial pattern in the competition between plants and weeds. A theoretical analysis." Math. Biosci. **18**: 335-50.
- Foley, J. D., Van Dam, A., Feiner, S. K., Hughes, J. F. et Phillips, R. L. (1994).** Introduction to computer graphics. Publié par Addison-Wesley Reading, MA. 632 p. 0-201-60921-5.
- Fontaine, V. et Crowe, T. G. (2006).** "Development of line-detection algorithms for local positioning in densely seeded crops." Canadian biosystems engineering **48(7)**: 19-29.
- Ford, A. et Roberts, A. (1998).** Colour space conversions.
- Gausman, H. W. (1985).** "Plant leaf optical properties in visible and near-infrared light." Graduate studies/Texas Tech University (USA).
- Gausman, H. W., Allen, W. A., Wiegand, C. L., Escobar, D. E., Rodriguez, R. R. et Richardson, A. J. (1973).** "The leaf mesophylls of twenty crops, their light spectra, and optical and geometrical parameters." Technical Bulletin **1465**.
- Gée, C., Bossu, J., Jones, G. et Truchetet, F. (2008).** "Crop/weed discrimination in perspective agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **60(1)**: 49-59.
- Girard, M. C., Girard, C. M. et Courault, D. (1999).** Traitement des données de télédétection. Publié par Dunod - Collection Techniques industrielles et sciences de l'ingénieur. 527 p.
- Gleason, H. A. (1920).** "Some applications of the quadrat method." Bulletin of the Torrey Botanical Club: 21-33.
- Goel, P. K., Prasher, S. O., Patel, R. M., Smith, D. L. et DiTommaso, A. (2002).** "Use of airborne multi-spectral imagery for weed detection in field crops." Transaction of the ASAE **45(2)**: 443-450.
- Goreaud, F. (2000).** Apports de l'analyse de la structure spatiale en forêt tempérée à l'étude et la modélisation des peuplements complexes. Cémagref. Thèse de Doctorat, Clermont-Ferrand.
- Goreaud, F. et Pélissier, R. (1999).** "On explicit formulas of edge effect correction for Ripley's K-function." Journal of Vegetation Science: 433-438.
- Gorretta, N. (2009).** Proposition d'une approche de segmentation d'images hyperspectrales. Cemagref - UMR ITAP. Thèse de Doctorat, Montpellier Université de Montpellier II.
- Govaerts, Y. M., Verstraete, M. M. et Eumetsat, D. (1998).** "Raytran: a Monte Carlo ray-tracing model to compute lightscattering in three-dimensional heterogeneous media." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **36(2)**: 493-505.
- Granger, S. et Guillemain, J. P. (2004).** Impact of the morphology of two weed species on maize growth. douzième colloque international sur la biologie des mauvaises herbes, Dijon, France.

- Grant, L., Daughtry, C. S. T. et Vanderbilt, V. C. (1993).** "Polarized and specular reflectance variation with leaf surface features." Physiologia Plantarum **88**(1): 1-9.
- Guillemin, J. P., Thomas, J. M. et Granger, S. (2004).** Effect of intraspecific competition on energy conversion of amaranthus retroflexus L. douzième colloque international sur la biologie des mauvaises herbes, Dijon, France.
- Guo, Y. A. N., Ma, Y., Zhan, Z., Li, B., Dingkuhn, M., Luquet, D. et De Reffye, P. (2006).** "Parameter Optimization and Field Validation of the Functional-Structural Model GREENLAB for Maize." Annals of Botany **97**(2): 217-230.
- Guyot, G. (1989).** Signatures spectrales des surfaces naturelles. Publié par Paradigme - Collection télédétection satellitaire.
- Hague, T., Marchant, J. A. et Tillett, D. (1997).** "A system for plant scale husbandry." Precision Agriculture.: 635-642.
- Hahn, F. et Muir, A. Y. (1993).** Weed-crop discrimination by optical reflectance. Proceedings of IV International Symposium on Fruit, Nut, and Vegetable Production Engineering, Valencia - Zaragoza , Spain, Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación, INIA.
- Hahn, F. et Muir, A. Y. (1994).** "Spectral sensing for crops and weed discrimination." Acta Hort. (ISHS) **372**: 179-186.
- Hapke, B. (1981).** "Bidirectional Reflectance Spectroscopy." Journal of Geophysical Research **86**: 3039-3054.
- Hapke, B. et Wells, E. (1981).** "Bidirectional reflectance spectroscopy 2. experiments and observations." Journal of Geophysical Research-Solid Earth **86**(B4).
- Haralick, R. M. et Shapiro, L. G. (1992).** Computer and Robot Vision. Publié par Addison-Wesley. %()
- Hemming, J. et Rath, T. (2001).** "Computer vision-based weed identification under field conditions using controlled lighting." J. agric. Engng Res. **78**(3): 233-243.
- Hemming, J. et Rath, T. (2002).** "Image Processing for Plant Determination Using the Hough Transform and Clustering Methods." European Journal of Horticultural Science **67**(1): 1-10.
- Henderson, T. L., Johnson, B. L. et Schneiter, A. A. (2000).** "Row Spacing, Plant Population, and Cultivar Effects on Grain Amaranth in the Northern Great Plains." Agronomy Journal **92**(2): 329-336.
- Hosgood, B., Jacquemoud, S., Andreoli, G., Verdebout, J., Pedrini, G. et Schmuck, G. (1995).** "Leaf optical properties experiment 93 (LOPEX93)." Ispira (Italy).
- Hough, P. et Powell, B. (1960).** "A method for faster analysis of bubble chamber photographs." Il Nuovo Cimento (1955-1965) **18**(6): 1184-1191.
- Hough, P. V. C. (1962).** Method and means for recognizing complex patterns. **U.S. Patent Office N°3069654.**

- IEC (1999).** IEC 61966-2-1/FDIS Multimedia systems and equipment – Colour measurement and management – Part 2-1: Colour management – Default RGB colour space – sRGB.
- Illingworth, J. et Kittler, J. (1988).** "A survey of the Hough transform." Computer Vision, Graphics, and Image Processing **44**(1): 87-116.
- Jacquemoud, S. et Baret, F. (1990).** "PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra." Remote Sensing of Environment **34**(2): 75-92.
- Jacquemoud, S., Baret, F. et Hanocq (1993).** "Modélisation de la réflectance spectrale et directionnelle des sols : application au concept de droite des sols." Cahiers - ORSTOM. Pédologie **28**(1): 31-43.
- Jacquemoud, S., Baret, F. et Hanocq, J. F. (1992).** "Modeling spectral and bidirectional soil reflectance." Remote Sensing of Environment **41**: 123-132.
- Jacquemoud, S. et Ustin, S. L. (2001).** Leaf optical properties: A state of the art. 8th International Symposium of Physical Measurements & Signatures in Remote Sensing, CNES.
- Jolion, J. M. et Rosenfeld, A. (1989).** "An  $O(\log n)$  pyramid Hough transform." Pattern recognition letters **9**(5): 343-349.
- Jones, G., Gée, C. et Truchetet, F. (2009a).** "Assessment of an inter-row weed infestation rate on simulated agronomic images." Computers and Electronics in Agriculture **67**(1-2): 43-50.
- Jones, G., Gée, C. et Truchetet, F. (2009b).** "Modelling agronomic images for weed detection and comparison of crop/weed discrimination algorithm performance." Precision Agriculture **10**(1): 1-15.
- Judd, D. B. (1979).** "Reduction of data on mixture of color stimuli." Contributions to Color Science: 37.
- Kang, M. Z., Courn, P. H., de, Reffye, P. d., Auclair, D. et Hu, B. G. (2008).** Analytical study of a stochastic plant growth model: Application to the GreenLab model, Elsevier Science Publishers B. V. **78**: 57-75.
- Keating, B. A., Robertson, M. J., Muchow, R. C. et Huth, N. I. (1999).** "Modelling sugarcane production systems I. Development and performance of the sugarcane module." Field Crops Research **61**(3): 253-271.
- Kimmel, B. W. et Baranoski, G. V. G. (2007).** "A novel approach for simulating light interaction with particulate materials: application to the modeling of sand spectral properties." Optics Express **15**(15): 9755-9777.
- Kiniry, J. R., Williams, J. R., Gassman, P. W. et Debacke, P. (1992).** General, Process-Oriented Model for Two Competing Plant Species (A), Iowa State University, Department of Economics.
- Kohavi, R. et Provost, F. (1998).** "Glossary of Terms." Machine Learning **30**(2): 271-274.
- Krall, J. M., Esehie, H. A., Raney, R. J., Clark, S., TenEyck, G., Lundquist, M., Humburg, N. E., Axthelm, L. S., Dayton, A. D. et Vanderlip, R. L. (1977).**

- "Influence of Within-row Variability in Plant Spacing on Corn Grain Yield." Agronomy Journal **69**(5): 797-799.
- Kubelka, P. et Munk, F. (1931).** "Ein Beitrag zur Optik der Farbanstriche." Zeitschrift für Technische Physik **12**: 593-601.
- Lane, B. (2002).** Models of Plant Communities for Image Synthesis. Thèse de Doctorat, Calgary, University of Calgary.
- Langner, H.-R., Böttger, H. et Schmidt, H. (2006).** "A Special Vegetation Index for the Weed Detection in Sensor Based Precision Agriculture." Environmental Monitoring and Assessment **117**(1): 505-518.
- Latouche, G. (2000).** Fluorescence bleu-verte variable des végétaux. Variations photo-induites de la fluorescence du NADPH chloroplastique. Thèse de Doctorat, Paris, Université Paris 6.
- Lee, W. S., Slaughter, D. C. et Giles, D. K. (1999).** "Robotic weed control system for tomatoes." Precision Agriculture **1**(1): 95-113.
- Leemans, V. et Destain, M.-F. (2006a).** "Application of the Hough Transform for Seed Row Localisation using Machine Vision " Biosystems Engineering **94**(3): 325-336.
- Leemans, V. et Destain, M. F. (2006b).** "Line cluster detection using a variant of the Hough transform for culture row localisation." Image and Vision Computing **24**(5): 541-550.
- Lewis, R. R. (1993).** Making shaders more physically plausible. Fourth Eurographics Workshop on Rendering, Citeseer.
- Lili, Z. (1989).** Comportement hydrique de couverts végétaux et radiothermométrie: application à la télédétection de stress pathologique. Thèse de Doctorat, Rennes, ENSAR.
- Lindbloom, B. J. (2009, 15 janvier 2008).** "Bruce Lindbloom's Web Site." Dernier accès le 13 juillet 2009, depuis <http://www.brucelindbloom.com/>.
- Lindenmayer, A. (1968a).** "Mathematical models for cellular interactions in development I. Filaments with one-sided inputs." Journal of Theoretical Biology **18**(3): 280-299.
- Lindenmayer, A. (1968b).** "Mathematical models for cellular interactions in development II. Simple and branching filaments with two-sided inputs." Journal of Theoretical Biology **18**(3): 300-315.
- Lopez-Granados, F., PeNa-BarragAn, J., Jurado-ExpOsito, M., Francisco-Fernandez, M., Cao, R., Alonso-Betanzos, A. et Fontenla-Romero, O. (2008).** "Multispectral classification of grass weeds and wheat (*Triticum durum*) using linear and nonparametric functional discriminant analysis and neural networks." Weed Research **48**(1): 28-37.
- Lozano, V. (1998).** Contribution de l'analyse d'image couleur au traitement des images textiles. Thèse de Doctorat, Saint-Etienne, Université Jean-Monnet.
- Lu, J.-W. (2003).** Segmentation d'images couleurs et application à la séparation des oignons et des adventices. ENESAD. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.

- Lu, J.-W., Gouton, P., Coquille, J.-C., Ma, C. et Guillemain, J.-P. (2001a).** Using small region to distinguish onion from weeds in field. Visualization, Imaging and Image Processing, IASTED International Conference. IASRED, Marbella, Spain, 3-5 septembre.
- Lu, J.-W., Ma, C., Zuo, C., Guillemain, J.-P., Gouton, P. et Coquille, J. C. (2001b).** "Distinguishing onions and weeds in field by using color image." Transaction of the CSAE 17(5): 153-158.
- Luquet, D. (2002).** Suivre de l'état hydrique des plantes par infrarouge thermique-analyse expérimentale et modélisation 3d de la variabilité des températures au sein d'une culture en rang de cotonniers. Thèse de Doctorat, Paris, INAPG.
- Maître, H. (2003).** Le traitement des images, Hermès Eds. Publié par Hermès Science Publications. 364 p. 978-2-7462-0584-0.
- Manh, A. G. (2001).** Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices. Thèse de Doctorat, Montpellier, Université des Sciences et Techniques du Languedoc.
- Manh, A. G., Rabatel, G., Assemat, L. et Aldon, M. J. (2001).** "Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates." Journal of Agricultural Engineering Research 80(2): 139-146.
- Mansouri, A., Gée, C., Guillemain, J., Marzani, F. et Gouton, P. (2005).** Multispectral image acquisition and spectral reflectance reconstruction : application to plant detection. 7th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Nagoya, Japon, 18-20 Mai.
- Marchant, J. (1996).** "Tracking of row structure in three crops using image analysis." Computers and Electronics in Agriculture 15: 161-179.
- Marletto, V., Ventura, F., Fontana, G. et Tomei, F. (2007).** "Wheat growth simulation and yield prediction with seasonal forecasts and a numerical model." Agricultural and Forest Meteorology 147(1-2): 71-79.
- Martin-Chefson, L. (1999).** Détection des adventices dans les cultures céréalières par traitement de l'image multispectrale. Thèse de Doctorat, Cergy-Pontoise, Université de Cergy-Pontoise.
- McCown, R. L., Hammer, G. L., Hargreaves, J. N. G., Holzworth, D. P. et Freebairn, D. M. (1996).** "APSIM: a novel software system for model development, model testing and simulation in agricultural systems research." Agricultural Systems 50(3): 255-271.
- Meribout, M., Nakanishi, M., Hosoya, E. et Ogura, T. (2000).** "Hough Transform Algorithm for Three-Dimensional Segment Extraction and its Parallel Hardware Implementation." Computer Vision and Image Understanding 78: 177-205.
- Meyer, G., Metha, T., Kocher, M., Mortensen D. et Samal, A. (1998).** "Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying." Transaction of the ASAE 41(4): 1189-1197.
- Monsanto. (2009).** "Site Web." Dernier accès le 15 juillet 2009, depuis <http://www.monsanto.fr/>.



- Myneni, R. B., Hall, F. G., Sellers, P. J. et Marshak, A. L. (1995).** "The interpretation of spectral vegetation indexes." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing **33**: 481-486.
- Nicodemus, F. E., Richmond, J. C., Hsia, J. J., Ginsberg, I. W. et Limperis, T. (1977).** "Geometrical considerations and nomenclature for reflectance." NBS monograph **160**: 201-231.
- O'Gorman, F. et Clowes, M. B. (1976).** "Finding picture edges through collinearity of feature points." IEEE Transactions on Computers **100**(25): 449-456.
- Onyango, C., Marchant, J., Grundy, A., Phelps, K. et Reader, R. (2005).** "Image Processing Performance Assessment Using Crop Weed Competition Models." Precision Agriculture **6**(2): 183-192.
- Oren, M. et Nayar, S. K. (1995).** "Generalization of the Lambertian model and implications for machine vision." International Journal of Computer Vision **14**(3): 227-251.
- Paillotin, G. (2008).** Rapport final du président du comité opérationnel «Ecophyto 2018», Rapport officiel, Ministère de l'agriculture et de la Pêche.
- Pérez, A. J., Lopez, F., Benlloch, J. V. et Christensen, S. (2000).** "Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields." Computers and electronics in agriculture **25**(3): 197-212.
- Persson, M. et Åstrand, B. (2008).** "Classification of crops and weeds extracted by active shape models." Biosystems Engineering **100**(4): 484-497.
- Perttunen, J., Siev Anen, R., Nikinmaa, E., Salminen, H., Saarenmaa, H. et V Akev A, J. (1996).** "LIGNUM: A Tree Model Based on Simple Structural Units." Annals of Botany **77**(1): 87-98.
- Piron, A., Leemans, V., Kleynen, O., Lebeau, F. et Destain, M. F. (2008).** "Selection of the most efficient wavelength bands for discriminating weeds from crop." Computers and Electronics in Agriculture **62**(2): 141-148.
- Provost, F., Fawcett, T. et Kohavi, R. (1998).** The Case against Accuracy Estimation for Comparing Induction Algorithms. ICML '98: Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning. San Francisco, CA, USA, Morgan Kaufmann Publishers Inc.: 445--453.
- Prusinkiewicz, P. (2004).** "Modeling plant growth and development." Current Opinion in Plant Biology **7**(1): 79-83.
- Rahman, H., Pinty, B. et Verstraete, M. M. (1993).** "Coupled surface-atmosphere reflectance (CSAR) model 2. Semiempirical surface model usable with NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer data." Journal of Geophysical Research-Atmospheres **98**(D11).
- Richardson, A. J. et Wiegand, C. L. (1977).** "Distinguishing vegetation from soil background information." Photogrammetric Engineering and Remote Sensing **43**: 1541-1552.
- Ripley, B. D. (1977).** "Modelling spatial patterns." Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological): 172-212.

- Rogers, D. F. (1984).** Procedural elements for computer graphics. Publié par McGraw-Hill, Inc. New York, NY, USA. 752 p. 0-070-53548-5.
- Rossiter, D. G. et Riha, S. J. (1999).** "Modeling Plant Competition with the GAPS Object-Oriented Dynamic Simulation Model." Agronomy journal **91**(5): 773-783.
- Serrot, G., Bodilis, M., Briottet, X. et Cosnefroy, H. (1998).** Presentation of a new BRDF measurement device. Atmospheric Propagation, Adaptive Systems, and Lidar Techniques for Remote Sensing II Barcelona, Spain, SPIE.
- Sève, R., Knoblauch, K. et Vienot, F. (1996).** Physique de la couleur: de l'apparence colorée à la technique colorimétrique, Masson Eds. Publié par Masson. 334 p. 2-225-85119-0.
- Smith, A. M. et Blackshaw, R. E. (2002).** Crop/weed discrimination using remote sensing. Geoscience and Remote Sensing Symposium.
- Snyder, W. C. et Wan, Z. (1998).** "BRDF models to predict spectral reflectance and emissivity in the thermal infrared." IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing **36**(1): 214-225.
- Søgaard, H. T. (2005).** "Weed classification by active shape models." Biosystems engineering **91**(3): 271-281.
- Søgaard, H. T. et Heisel, T. (2003).** "Determination of crop rows by image analysis without segmentation." Computers and Electronics in Agriculture **38**: 141-158.
- Søgaard, H. T. et Olsen, H. J. (1999).** "Crop row detection for cereal grain." Precision Agriculture **99**(1): 181-190.
- Soltner, D. (2004).** Les grandes productions végétales, S. T. Agricoles Eds. Publié par Sciences et Techniques Agricoles. 471 p. 2-907710-02-8
- Stokes, M., Anderson, M., Chandrasekar, S. et Motta, R. (1996).** "A standard default color space for the Internet-sRGB." Microsoft and Hewlett-Packard Joint Report, Version 1.
- Streit, L., Federl, P. et Costa Sousa, M. (2005).** "Modelling Plant Variation Through Growth." Computer Graphics Forum **24**(3): 497-506.
- Strub, G. S., Painter, T., Huber, S., Dangel, S., Martonchik, J., Berendse, F. et Schaeppman, E. M. (2004).** About The Importance of The Definition of Reflectance Quantities - Results of Case Studies. XXth ISPRS Congress (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing), Istanbul, Turkey.
- Swets, J. (1988).** Measuring the accuracy of diagnostic system. Science. **240**: 1285-1293.
- Syngenta. (2009).** "Site Web." Dernier accès le 25 juillet 2009, depuis <http://www.syngenta-agro.fr>
- Tang, L., Liu, H., Zhu, Y. et Cao, W. (2008).** Development of a Model-based Digital and Visual Wheat Growth System. Computer And Computing Technologies In Agriculture, Volume II: 1113-1120.
- Tang, L., Tian, L. et Steward, B. L. (2000).** "Color image segmentation with genetic algorithm for in-field weed sensing." Transactions of the ASAE **43**(4): 1019-1028.

- Tang, L., Tian, L. F., Steward, B. L. et Reid, J. F. (1999).** "Texture-based weed classification using Gabor wavelets and neural network for real-time selective herbicide applications." Transactions of the ASAE **99**(3036).
- Tavin, F. (2008).** Analyse et utilisation d'une bibliothèque hyperspectrale pour l'optimisation des paramètres d'acquisition d'images de télédétection : application à la pédologie. Le2i. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Tecnomat. (2009).** "Gamme GC." Dernier accès le 8 aout 2009, depuis <http://www.tecnoma.com/info-concessionnaire-89/gammes-gc.html>.
- Thomas, J. M., Guillemin, J. P. et Granger, S. (2004).** Evaluation of intraspecific competition for amaranthus retroflexus L. douzième colloque international sur la biologie des mauvaises herbes, Dijon, France.
- Tian, L., Slaughter, D. C. et Norris, R. F. (1997).** "Outdoor field machine vision identification of tomato seedlings for automated weed control." Transactions of the ASAE **40**(6): 1761-1767.
- Tucker, C. J. (1979).** "Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation." Remote Sensing of Environment **8**(2): 127-150.
- Tuytelaars, T., Proesmans, M. et Van Gool, L. (1997).** The cascaded Hough transform as support for grouping and finding vanishing points and lines. Algebraic Frames for the Perception-Action Cycle: 278-289.
- UIPP. (2009).** "Les chiffres clés 2008-2009." Dernier accès le 20 juillet 2009, depuis <http://www.uipp.org/Chiffres-cles/Campagne-agricole-2008-2009>.
- Ustin, S. L., Smith, M. O., Jacquemoud, S., Verstraete, M. M. et Govaerts, Y. (1999).** "Geobotany: Vegetation mapping for Earth sciences." Remote sensing for the earth sciences: Manual of remote sensing **3**: 189-233.
- Vandenbroucke, N. (2000).** Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'image de football. Thèse de Doctorat, Lille, Université de Lille 1.
- Vanderbilt, V. C., Grant, L., Biehl, L. L. et Robinson, B. F. (1985).** "Specular, diffuse, and polarized light scattered by two wheat canopies." Applied optics **24**(15): 2408-2418.
- Villette, S., Piron, E., Cointault, F. et Chopinet, B. (2008).** "Centrifugal spreading of fertiliser: Deducing three-dimensional velocities from horizontal outlet angles using computer vision." Biosystems Engineering **99**(4): 496-507.
- Vioix, J. (2004).** Conception et réalisation d'un dispositif d'imagerie multispectrale embarqué : du capteur aux traitements pour la détection d'adventices. Le2i - UP-GAP. Thèse de Doctorat, Dijon, Université de Bourgogne.
- Vioix, J. B., Douzals, J. P. et Truchetet, F. (2003).** "Development of a spatial method for weed detection and localization." Applications in Industrial Processing **5266**: 168-178.
- Vioix, J. B., Douzals, J. P., Truchetet, F., Assemat, L. et Guillemin, J. P. (2002).** "Spatial and spectral methods for weed detection and localization." Eurasip Journal on Applied Signal Processing **7**: 679-685.

- Vitta, J. I. et Satorre, E. H. (1999). "Validation of a weed:crop competition model." Weed Research **39**(4): 259-269.
- Vrindts, E. (2002). Automatic recognition of weeds with optical techniques as a basis for site specific spraying. Thèse de Doctorat, Leuven - Be, Katholieke Universiteit Leuven.
- Vrindts, E. et Baerdemaeker, J. (1996). Feasibility of weed detection with optical reflection measurements. Brighton Crop Protection Conference 1996 - Pests and Diseases, Brighton, UK, British Crop Protection Council.
- Vrindts, E., De Baerdemaeker, J. et Ramon, H. (2002). "Weed Detection Using Canopy Reflection." Precision Agriculture **3**(1): 63-80.
- Walter, H. et Koch, W. (1980). Light reflectance characteristics of weed and crop leaves as affected by plant species and herbicides. Proceedings of Brighton Crop Protection Conference - Weeds, Brighton, UK.
- Wang, L., Wang, W., Dorsey, J., Yang, X., Guo, B. et Shum, H. Y. (2006). Real-time rendering of plant leaves. International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, ACM New York, NY, USA.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K. et Mortensen, D. A. (1995a). "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lightning conditions." Transactions of the ASAE **38**(1): 259-269.
- Woebbecke, D. M., Meyer, G. E., Von Bargen, K. et Mortensen, D. A. (1995b). "Shape features for identifying young weeds using image analysis." Transactions of the ASAE **38**(1): 271-281.
- Woo, A., Poulin, P. et Fournier, A. (1990). "A survey of shadow algorithms." IEEE Computer Graphics and Applications **10**(6): 13-32.
- Woolley, J. T. (1971). "Reflectance and transmittance of light by leaves." Plant Physiology **47**(5): 656-662.
- Wyszecki, G. et Stiles, W. S. (1992). Color science: concepts and methods, quantitative data and formulae, W. S. S. Gunther Wyszecki Eds. Publié par Wiley-VCH. 968 p. 0-471-39918-3.
- Yan, H.-P., Kang, M. Z., De Reffye, P. et Dingkuhn, M. (2004). "A Dynamic, Architectural Plant Model Simulating Resource-dependent Growth." Annals of Botany **93**(5): 591-602.
- Yang, C. C., Prasher, S. O., Landry, J. et Ramasway, H. S. (2002). "Development of Neural Networks for Weed Recognition in Corn Fields " Transaction of the ASAE **45**(3): 859-864.
- Yau, W.-Y. A. (1999). "Modelling the impact of genetically modified crop on the flora associated with agriculture." EPCC.
- Zhang, N. et Chaisattapagon, C. (1995). "Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision." Transactions of the ASAE **38**(3): 965-974.

## RESUME

Les nouvelles réglementations concernant les usages de produits phytosanitaires et la prise en compte de l'environnement (pollution, biodiversité) en agriculture ont conduit à la mise au point de méthodes d'identification de plantes (culture et adventices) par une gestion spécifique des adventices par imagerie.

Afin de disposer d'un outil performant permettant l'évaluation de ces méthodes d'identification reposant sur une analyse spatiale de la scène photographiée, un modèle de simulation de scènes agronomiques a été mis au point. Prenant en considération certaines caractéristiques agronomiques d'une parcelle cultivée, ce modèle permet de simuler une vérité terrain dont les paramètres - la spatialisation de la culture, le taux d'infestation, la distribution des adventices - sont contrôlés. La scène agronomique ainsi créée subit ensuite une transformation projective afin de simuler la prise de photographie et, ainsi, de prendre en compte tous les paramètres nécessaires à la création d'une image. Ce modèle a ensuite été validé à l'aide de comparaison statistique avec des données réelles.

De nouveaux algorithmes spatiaux basés sur la Transformée de Hough et utilisant l'alignement en rang de la culture ont également été développés. Trois méthodes basées sur une analyse en composante connexe, une estimation de contours et une méthode probabiliste ont été mises en œuvre et exhaustivement évaluées à l'aide du modèle développé. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité avec une classification correcte de la culture et des adventices supérieure à 90% et pouvant atteindre 98% dans certains cas.

Enfin, pour ce modèle, une approche spectrale a également été explorée afin de dépasser les limitations imposées par les méthodes spatiales. Une extension 3D a été apportée à ce modèle afin de permettre la simulation de la réflectance bidirectionnelle (BRDF) des plantes et du sol à l'aide des modèles PROSPECT et SOILSPECT. La transformation d'une information spectrale en une information couleur RGB, la prise en compte de filtres optiques ou la création de données multispectrales sont également discutées.

**Mots clés :** Agriculture – Pulvérisation – Modélisation d'images – Traitement d'images – Sténopé – Loi de Poisson – Processus de Neyman-Scott – Transformée de Hough – Gestion des adventices – réflectance bidirectionnelle (BRDF).

## ABSTRACT

Plant (crop and weed) identification is a very active field of research in agriculture since the reinforcement of European laws about pesticide applications for a site-specific management of spraying practices.

A new crop/weed simulation model was developed to allow the evaluation of crop/weed spatial identification methods from imaging. Considering multiples agronomic parameters – crop location, weed infestation rate, weed spatial distribution – the first step of this model allows the simulation of an infested crop field. Then, in a second step, a world to camera transformation is applied to allow every kind of picture (with or without perspective effect). The validation of this model was performed using statistical tests comparing a real image to its homologous virtual one.

New crop/weed discrimination algorithms based on the Hough Transform to detect crop rows were also developed. Three methods, using the crop row information and based on a blob-coloring, an edge estimation or a probabilistic classification were exhaustively tested using this model. Results show very good performance of these methods with correct average classification rate of 90% and up to 98% under special conditions.

A spectral approach was also explored for the model in order to overcome the limitations imposed by spatial algorithms. Crop and weed plant patterns are now in 3D to allow the calculation of the bidirectional reflectance (BRDF) of plants and soil based on PROSPECT and SOILSPECT models. We also discussed the transformation of a reflectance spectrum into a RGB color, the simulation of optical filter effects and the creation of multispectral images.

**Keywords:** Agriculture – Spraying – Picture modeling – Image processing – Pinhole model – Poisson law – Neyman-Scott process – Statistical validation – Hough Transform – Weed management – BRDF.