



HAL
open science

Zonage intra-parcellaire guidé par des contraintes opérationnelles

P. Roudier

► **To cite this version:**

P. Roudier. Zonage intra-parcellaire guidé par des contraintes opérationnelles. Sciences de l'environnement. Doctorat du Centre International d'Etudes Supérieures en Sciences Agronomiques de Montpellier (spécialité: Génie des Procédés), 2008. Français. NNT: . tel-02591413

HAL Id: tel-02591413

<https://hal.inrae.fr/tel-02591413v1>

Submitted on 15 May 2020

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.

Zonage Intra-Parcellaire Guidé par des Contraintes Opérationnelles

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 27 Novembre 2008

pour l'obtention du

Doctorat du Centre International d'Études Supérieures en Sciences
Agronomiques de Montpellier
(spécialité : Génie des Procédés)

par

Pierre ROUDIER

Composition du jury

<i>Président :</i>	Frédéric BARET	INRA Avignon
<i>Rapporteurs :</i>	Alex MCBRATNEY Christian GERMAIN	Université de Sydney ENITAB
<i>Examineurs :</i>	Hervé POILVÉ Jean-Michel ROGER Bruno TISSEYRE	Infoterra Cemagref Montpellier SupAgro
<i>Invités :</i>	Jacques ROUSSEAU John GUILLAUME	Institut Coopératif du Vin Établissements Bernard

Mis en page avec la classe thloria.

Résumé

En agriculture de précision, le zonage intra-parcellaire est un moyen de gérer les phénomènes de variabilité qui peuvent exister au sein d'une parcelle agricole. Ce traitement consiste à partitionner une parcelle donnée en un ensemble de régions homogènes et distinctes. Les objectifs de cette opération peuvent être variables : représentation de la variabilité intra-parcellaire, description du fonctionnement parcellaire, ou encore mode d'application d'une préconisation agronomique. Certaines parcelles se prêtent plus que d'autres à cette opération : l'utilisation du zonage sera en effet d'autant plus opportune que la parcelle présentera une variabilité intra-parcellaire importante, et que cette variabilité sera structurée dans l'espace. La notion d'opportunité de zonage définit ainsi l'intérêt relatif de l'application d'un traitement de zonage à une parcelle donnée. Il dépend des caractéristiques intrinsèques de la parcelle, mais également des caractéristiques des outils utilisés pour mettre en oeuvre ce traitement.

Ce travail de thèse est consacré à l'intégration de contraintes opérationnelles dans la génération d'un traitement par zones et dans l'estimation de son opportunité. Cette étude est le fruit d'une collaboration étroite avec l'entreprise Infoterra, dans le cadre de ses activités de production de conseil agricole à partir de données de télédétection. La méthode de zonage introduite se base sur le procédé de segmentation, qui permet de considérer conjointement les relations spatiales et radiométriques. Un outil de segmentation morphologique est ainsi adapté aux spécificités des données et aux contraintes (en particulier liées au contexte de production) de notre étude. Un indice d'opportunité adapté au contexte particulier du zonage est également introduit pour estimer la performance du zonage produit, ainsi que les risques liés à son application par un matériel aux caractéristiques données.

Des résultats expérimentaux sont proposés sur des images de synthèse, puis sur des données réelles : les outils d'aide à la décision basés sur le zonage et sur la notion d'opportunité sont illustrés sur différentes variables pour des couverts végétaux continus (grandes cultures) comme discontinus (vigne).

Mots-clés: Télédétection, agriculture de précision, zones de gestion, opportunité, segmentation, ligne de partage des eaux, approche objet, grandes cultures, viticulture.

Abstract

In the context of precision agriculture, within-field zoning is a mean to manage within-field variability phenomenon that can appear in a cultivated plot. This process aims at dividing a given field into a set of homogeneous and distinct regions. The purpose of zoning can vary : simplifying the within-field variability spatial representation, describing the field layout, or to give a simplified way to apply site-specifically a given preconisation. Some fields are more suitable for a zoning-based process : indeed, the use of zoning will be more convenient if the field presents an important and spatially-structured variability. The notion of opportunity defines, for a given field, the relative interest to apply zone-based management instead of the reference management, *i.e.* uniform management. It depends on the intrinsic characteristics of the fields, but also on the characteristics of the machinery used to apply technically this treatment.

This study is devoted to the integration of those operationnal constraints into management zone delineation and into zoning opportunity computation. It is resulting of a string collaboration with Infoterra, a company involved in the production of remote sensing based decision support tools for agriculture. The zoning method we introduce is based on an image analysis tool, segmentation, that allows to consider both spatial and spectral relationships among pixels. A morphological segmentation algorithm is then adapted to the specificities of our data and constraints of our study (particularly those linked to our industrial context). A specific opportunity index is also introduced to estimate the performance of the proposed partition and the technical risks associated with the application of this partition with a given machine.

Experiments have been led on theoretical and real parcels : zoning and opportunity results are shown for different kind of variables, on continuous cover crops (broadacre cultures) as on discontinuous cover crops (grape).

Keywords: Remote sensing, precision agriculture, management zones, opportunity, segmentation, watershed algorithm, object-oriented approach, broadacre cultures, viticulture.

Table des matières

Chapitre 1

Introduction

1.1	Agriculture de précision et variabilité intra-parcellaire	2
1.1.1	Agriculture de précision : définition générale et objectifs	2
1.1.2	La variabilité intra-parcellaire	2
1.1.3	Utilisation de la télédétection en agriculture de précision	5
1.2	Développement de services en agriculture de précision	6
1.2.1	Élaboration de produits de gestion modulée à partir de données télé- détectées	7
1.2.2	Solutions commerciales en grandes cultures	10
1.2.3	Solutions commerciales en viticulture	14
1.3	Le zonage et son application en agriculture de précision	15
1.3.1	Le zonage intra-parcellaire	16
1.3.2	Décision de l'application d'un zonage	18
1.4	Problématique et objectifs de la thèse	19
1.4.1	Problématique	19
1.4.2	Contraintes associées au contexte industriel de la thèse	20
1.4.3	Plan de la thèse	22

Chapitre 2

Présentation des verrous scientifiques

2.1	Méthodes de zonage en agriculture de précision : état de l'art et propositions	24
2.1.1	Définition et concepts	24
2.1.2	État de l'art des méthodes de zonage	28
2.1.3	Vers des méthodes alternatives de zonage	34
2.2	Opportunité et choix du traitement	36
2.2.1	Composantes de l'opportunité technique	37
2.2.2	État de l'art	38

2.2.3	Problématique spécifique au zonage	39
2.3	Résumé de la question scientifique	40
2.3.1	Méthode de zonage orientée objet	40
2.3.2	L'opportunité de zonage	41
2.3.3	Relations entre zonage et opportunité	41

Chapitre 3

Méthodes

3.1	Méthode de zonage orientée objet	44
3.1.1	Choix d'une démarche de segmentation	44
3.1.2	Segmentation initiale par ligne de partage des eaux	46
3.1.3	Régularisation et caractérisation des régions obtenues	57
3.2	Détermination des critères de régularisation	59
3.2.1	Critère de fusion	59
3.2.2	Critère d'arrêt de fusion	64
3.2.3	Relations entre zonage et opportunité	66
3.3	Construction d'un indice d'opportunité de zonage	66
3.3.1	Qualifier la performance d'un traitement	67
3.3.2	Intégration du risque d'appliquer un zonage	70
3.3.3	Intérêt du formalisme proposé	76
3.4	Synthèse de la démarche de zonage proposée	77
3.4.1	Enjeux scientifiques traités par les méthodes proposées	77
3.4.2	Place de l'expertise agronomique dans une méthode de traitement d'image	78

Chapitre 4

Résultats

4.1	Méthode de zonage orientée objet	81
4.1.1	Segmentation initiale par LPE	81
4.1.2	Régularisation	87
4.1.3	Conclusion	94
4.1.4	Applications	95
4.2	Opportunité de zonage	100
4.2.1	Caractérisation de l'indice	100
4.2.2	Applications	107
4.3	Respect des spécifications techniques	108

Chapitre 5
Conclusions et Perspectives

Annexes

115

Annexes

Annexe A
Variables pédophysiques et biophysiques accessibles par le logiciel OVER-
LAND

Annexe B
Descriptif des données expérimentales

B.1	Données de synthèse	119
B.1.1	Images de référence	119
B.1.2	Images de synthèse	120
B.1.3	Parcelles théoriques	120
B.2	Données réelles	122
B.2.1	Données de fraction de couvert vert	123
B.2.2	Données de biomasse	123
B.2.3	Données de préconisation en troisième apport d'azote	125

Annexe C
Intégration d'une interface de zonage dans le logiciel OVERLAND

Annexe D
Liste des travaux

Bibliographie

131

Table des figures

1.1	Champs thématiques de l'agriculture de précision.	3
1.2	Diagramme fonctionnel d'une démarche de gestion modulée.	4
1.3	Fonctionnement de la télédétection optique.	6
1.4	Fonctionnement de la chaîne de traitement des données de télédétection.	7
1.5	Couplage des différents modèles de sol, de la feuille, du couvert végétal et de l'atmosphère.	9
1.6	Les différentes étapes de modélisation agronomique.	11
1.7	Exemple de <i>package cultural</i>	12
1.8	Exemple de produit FARMSTAR.	13
1.9	Répartition des parcelles abonnées au service FARMSTAR en 2008.	13
1.10	Évolution du nombre de parcelles et de la surface totale traités par campagne FARMSTAR.	14
1.11	Exemple de produit ENOVUEW.	15
1.12	Exemple de zonage intra-parcellaire.	16
1.13	Les différentes façons d'appliquer une même préconisation.	17
1.14	L'étape d'application au sein d'une démarche modulée.	19
1.15	Détail de l'étape application.	21
2.1	Positionnement des différents types de zonage dans une démarche de gestion modulée.	25
2.2	Illustration de la notion de connexité en topologie mathématique.	26
2.3	Distinction des différentes méthodes de zonage selon le type de donnée utilisé.	28
2.4	Exemple de zonage en deux classes et trois zones d'une image de synthèse.	30
2.5	Exemple de classification d'une variable $z(x, y)$ en deux classes.	31
2.6	Illustration de l'effet poivre et sel.	32
2.7	Exemple de segmentation.	34
2.8	Exemple de classification orientée objet.	36
2.9	Décomposition du critère d'opportunité technique T	37
2.10	Illustration de la notion de structuration spatiale.	38
3.1	Exemples de problèmes de segmentation sur l'image <i>Peppers</i>	45
3.2	Les deux étapes de la démarche de segmentation que nous avons choisi.	47
3.3	Exemple d'image de gradient.	48
3.4	Illustration mono-dimensionnelle du principe de la segmentation par LPE.	49
3.5	Illustration du problème de sur-segmentation affectant l'algorithme LPE.	50
3.6	Illustration mono-dimensionnelle du concept de dynamique de bassin.	51

3.7	Illustration mono-dimensionnelle du principe de ligne de partage des eaux avec décalage d'inondation des bassins.	53
3.8	Utilisation du variogramme pour estimer la distribution spatiale de bruit dans l'image de gradient.	56
3.9	Exemple mono-dimensionnel d'arbre de fusion hiérarchique.	58
3.10	Exemple de partitionnement expert de la variable <i>risque de verse</i>	61
3.11	Illustration d'une fonction de ciblage de classe pour la variable <i>risque de verse</i>	62
3.12	Impact du ciblage de classe sur la donnée <i>risque de verse</i>	62
3.13	Illustration des notions de compacité et de régularité.	63
3.14	Illustration de l'application du principe de parcimonie au choix du nombre optimal de régions.	65
3.15	Illustration mono-dimensionnelle de la situation autour d'une frontière f entre deux zones A et B	67
3.16	Mise au point d'un critère de fusion basé sur l'opportunité de zonage et limitant la durée du temps de calcul.	69
3.17	Empreinte spatiale de l'applicateur et surfaces à risque sur une parcelle \mathcal{P}	71
3.18	Décomposition de la parcelle selon l'existence d'un risque d'erreur d'application (r_A et r_B) ou pas (n_A et n_B).	71
3.19	Prise en compte des erreurs liées à la discrétisation des consignes par l'applicateurs dans le calcul du risque technique d'application d'un traitement par zonage.	73
3.20	Prise en compte des erreurs liées à l'empreinte de la machine dans le calcul du risque technique d'application d'un traitement par zonage.	74
3.21	Mise au point d'un critère de fusion basé sur l'opportunité de zonage et limitant la durée du temps de calcul.	76
3.22	La démarche de zonage choisie.	79
4.1	Segmentation par LPE des images de référence.	83
4.2	Segmentation par LPE de cartes de biomasse à floraison.	83
4.3	Résultats de zonage de données de biomasse à floraison sur la parcelle 4.	84
4.4	Utilisation de la méthode dégradée pour estimer Δ_f	86
4.5	Exemple théorique d'une donnée intra-parcellaire utilisée pour générer une carte d'application par zones.	87
4.6	Représentation de l'expertise disponible sur une variable donnée.	88
4.7	Prise en compte de l'expertise sur la variable x lors de l'étape de régularisation.	90
4.8	Pondération du critère morpho-radiométrique.	90
4.9	Impact de la prise en compte de paramètres morphologiques dans le critère de fusion c_{MR}	91
4.10	Impact de la pondération des paramètres morphologiques dans le critère de fusion c_{MR}	92
4.11	Comparaison des résultats du zonage d'une parcelle en fonction du type de critère de fusion utilisé.	93
4.12	Exemple de zonage descriptif.	96
4.13	Résultats de l' <i>Analyse Sensorielle Descriptive Quantifiée</i> (ASDQ) menée sur les trois échantillons issus de raisins récoltés dans chacune des trois zones proposées par la méthode de zonage.	98
4.14	Exemple de zonage applicatif.	99
4.15	Étude des relations entre l'opportunité de zonage et la structuration spatiale de la variabilité intra-parcellaire.	101

4.16 Influence de la structure spatiale de la variabilité intra-parcellaire sur l'opportunité de zonage.	101
4.17 Différents zonages experts de la parcelle <i>r36</i> , proposant un nombre croissant de zones.	103
4.18 Relations entre l'indice d'opportunité, le nombre de régions proposé par le zonage et l'empreinte spatiale de la machine utilisée pour l'appliquer.	103
4.19 Étude de l'influence du profil des frontières sur l'opportunité de zonage.	105
4.20 Étude de l'influence du sens de travail sur l'opportunité de zonage.	106
4.21 Utilisation de l'indice d'opportunité de zonage pour décider de l'application d'un zonage donné.	107
B.1 Images de référence.	119
B.2 Parcelles théoriques avec un profil de frontière de plus en plus atténué.	121
B.3 Influence du sens de travail sur l'opportunité de zonage.	121
B.4 Parcelles théoriques suivant une distribution normale identique et une structure spatiale croissante.	122
B.5 Parcelles <i>r27</i> , <i>r36</i> et <i>r45</i>	122
B.6 Données de fraction de couvert vert sur trois parcelles de vigne.	124
B.7 Cartes de biomasse à floraison (t/ha) pour les parcelles 1, 2, 3 et 4.	125
B.8 Cartes de préconisation de troisième apport d'azote sur blé tendre.	126
C.1 Impression d'écran de l'interface de segmentation intégrée au logiciel OVERLAND.	128

Liste des tableaux

1.1	Caractéristiques spatiales et spectrales des principaux capteurs utilisés.	8
1.2	Les cultures supportées par la chaîne FARMSTAR.	11
2.1	Spécifications de l'opérateur de zonage.	27
2.2	Différents exemples de méthodes de zonage en fonction des objectifs de zonage.	29
4.1	Comparaison des résultats des segmentations LPE standard et avec décalage d'inondation.	84
4.2	Résultats de la détermination de Δ_f par la méthode dégradée et par la méthode géostatistique.	85
4.3	Caractéristiques statistiques des valeurs de fraction de couvert vert au sein de chaque zone proposée par le zonage.	95
4.4	Caractéristiques statistiques des valeurs de préconisation d'azote au sein de chaque zone proposée par le zonage.	99
4.5	Récapitulatif de la démarche de décision du type de traitement à mettre en place pour l'application des préconisations de troisième apport d'azote sur les parcelles 5 et 6.	108
A.1	Caractéristiques des principales variables pédo- et biophysiques accessibles avec le logiciel OVERLAND.	118
B.1	Résultats de l'étude variographique sur les images de référence.	120
B.2	Détails des parcelles sur lesquelles les cartes de fraction de couvert vert ont été testées.	123
B.3	Détails des quatre parcelles d'expérimentation.	124
B.4	Résultats de la détermination de Δ_f par la méthode géostatistique pour les 4 parcelles testées.	125
B.5	Détails des parcelles sur lesquelles les cartes de préconisation en troisième apport d'azote ont été testées.	125

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1	Agriculture de précision et variabilité intra-parcellaire	2
1.1.1	Agriculture de précision : définition générale et objectifs	2
1.1.2	La variabilité intra-parcellaire	2
1.1.3	Utilisation de la télédétection en agriculture de précision	5
1.2	Développement de services en agriculture de précision	6
1.2.1	Élaboration de produits de gestion modulée à partir de données télédéteçtées	7
1.2.2	Solutions commerciales en grandes cultures	10
1.2.3	Solutions commerciales en viticulture	14
1.3	Le zonage et son application en agriculture de précision	15
1.3.1	Le zonage intra-parcellaire	16
1.3.2	Décision de l'application d'un zonage	18
1.4	Problématique et objectifs de la thèse	19
1.4.1	Problématique	19
1.4.2	Contraintes associées au contexte industriel de la thèse	20
1.4.3	Plan de la thèse	22

Selon les dernières statistiques ([Commission des comptes de l'agriculture de la nation, 2008](#)), l'agriculture française, avec un chiffre d'affaire de 62,8 milliards d'euros en 2007 (dont 35,9 milliards d'euros pour les seules productions végétales), est la première en Europe (18,3% du chiffre d'affaire agricole européen total). L'exemple des céréales (23,7% en valeur de la production européenne totale) est illustratif de la puissance particulière du secteur agricole français : la production céréalière, située principalement dans le nord et le centre du pays, est souvent très bien équipée, et demandeuse en services et équipements technologiquement avancés. Ce phénomène est d'autant plus important dans le contexte actuel des prix des matières premières et des intrants agricoles. La céréaliculture française peut être qualifiée d'intensive et technique au vu des rendements obtenus, de la structuration de la filière et des moyens techniques maîtrisés par les agriculteurs pour arriver à ce résultat.

Dans ce contexte, la demande pour des outils d'aide à la décision capables d'optimiser l'efficacité de l'exploitation est importante et croissante : ainsi, plus de 70% des parcelles en céréales sont désormais gérées à l'aide de ce type d'outils ([Douche *et al.*, 2008](#)). Parmi ces outils, l'agriculture de précision constitue un enjeu important, et représente un mode émergent d'optimisation

de la production agricole. Ce chapitre a pour objectif de présenter le contexte de la thèse, qui s'inscrit dans le développement de tels outils.

1.1 Agriculture de précision et variabilité intra-parcellaire

1.1.1 Agriculture de précision : définition générale et objectifs

Pour caractériser ce type émergent d'agriculture, soucieux d'optimiser son efficacité en se basant sur des outils d'aide à la décision, on parle d'*agriculture de précision*. De nombreux auteurs en ont proposé une définition formelle (Searcy, 1994; Godwin *et al.*, 2003; Taylor et Whelan, 2005). Nous retiendrons la définition de Robert (2000), qui définit l'agriculture de précision comme *l'application d'une stratégie holistique de gestion agricole, qui utilise la technologie de l'information pour profiter de données de sources multiples, afin d'optimiser les décisions relevant de la gestion agronomique des cultures, du marketing, du financement, de la gestion du matériel et du personnel*. En des termes similaires, McBratney *et al.* (2005) proposent de considérer l'agriculture de précision à l'échelle de l'exploitation comme *un type de conduite visant à augmenter le nombre de (bonnes) décisions par unité d'espace et de temps, ainsi que les bénéfices nets qui y sont associés*. En pratique, l'agriculture de précision est ainsi un ensemble de méthodes basées sur l'information et visant à optimiser les performances d'une exploitation agricole sur plusieurs plans :

- Performance technique (maximiser les performances agronomiques qualitatives et quantitatives de l'exploitation)
- Performance économique (optimiser le gain économique de l'exploitation)
- Performance environnementale (limiter les impacts des pratiques de l'exploitation sur son environnement)

L'agriculture de précision peut être définie comme une méthode de gestion de la qualité à l'échelle de l'exploitation agricole (Searcy, 1994), focalisée sur la notion de performance de l'entreprise agricole, envisagée selon plusieurs critères. Les pratiques agricoles de l'exploitation ont vocation à être optimisées selon chacun de ces critères en se basant sur la prise en compte des variabilités (spatiales et temporelles) que peut présenter l'outil de production, et dont la détection et le suivi sont assurés par les moyens issus des sciences de l'information (capteurs, au sens large du terme).

Cette définition englobe de nombreux aspects de l'activité agricole (Figure 1.1). Cette thèse se focalise sur la culture de précision, c'est-à-dire sur l'application de l'agriculture de précision à la culture des plantes annuelles ou pérennes. Au sein de la culture de précision, il est possible de distinguer plusieurs façons d'optimiser les pratiques agricoles : aide au guidage des machines (*Controlled Traffic Farming*) à l'aide d'un système de guidage tel que le GPS¹, outils de traçabilité de la production, gestion modulée des cultures (*Site-Specific Management*). Ce sont les méthodes de cette dernière catégorie qui retiendront notre attention.

1.1.2 La variabilité intra-parcellaire

La gestion modulée des cultures a pour objectif de faire correspondre intrants et pratiques agronomiques avec les besoins du sol et des plantes selon la façon dont ils varient dans l'espace et le temps au sein d'une même parcelle (Whelan et McBratney, 2000). Le but de ce type de méthode est d'optimiser les opérations culturales selon les différents points de vue évoqués précédemment :

¹ *Global Positionning System*

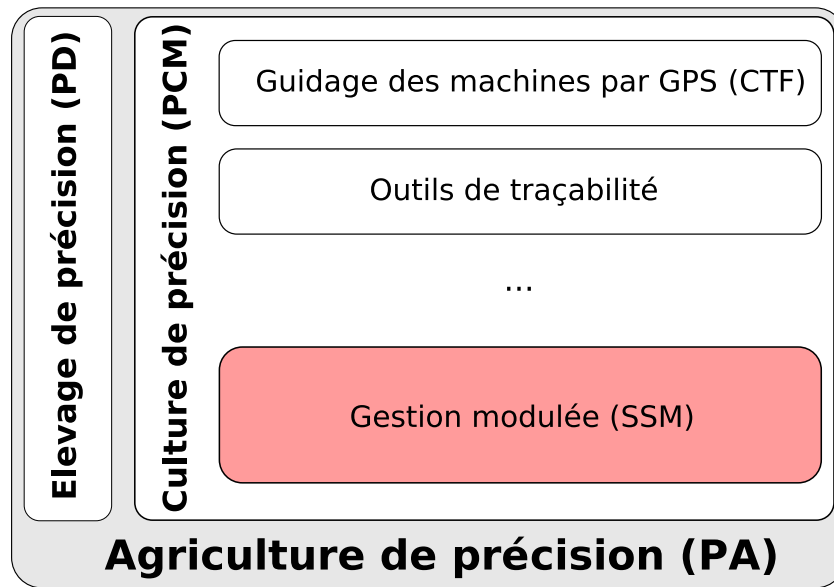


FIG. 1.1: Champs thématiques de l'agriculture de précision (PA, *Precision Agriculture*). On distingue au premier abord élevage de précision (PD, *Precision Dairying*) et culture de précision (PCM, *Precision Crop Management*). En culture de précision, plusieurs domaines d'études coexistent : aide au guidage des machines (CTF, *Controlled Traffic Farming*), outils de traçabilité, gestion modulée des cultures (SSM, *Site-Specific Management*)

- Techniquement, adapter une dose d'intrants à une échelle intra-parcellaire peut permettre d'optimiser le rendement d'une culture sur la parcelle (Yang *et al.*, 2001; Stoorvogel et Bouma, 2005)
- Économiquement, une dose variable d'intrants peut permettre une économie sur ce poste d'achat (Bachmaier et Gandorfer, 2008)
- Du point de vue environnemental, c'est un moyen de limiter certains risques, comme les phénomènes de lessivage (Bongiovanni et Lowenberg-Deboer, 2004; Stoorvogel et Bouma, 2005)

L'intérêt de gérer indépendamment différentes parties d'une parcelle à travers une stratégie de gestion modulée dépend de l'importance de la variabilité intra-parcellaire. En agriculture, les phénomènes de variabilités au sein d'une même parcelle sont connus et étudiés depuis longtemps (Fairfield Smith, 1938). Leur prise en compte a longtemps été intuitive : avant la mécanisation de l'agriculture, la petite taille des parcelles permettait une modulation manuelle des apports, basée sur une connaissance experte du terrain. La mécanisation du secteur agricole a vu les surfaces parcellaires augmenter. Les phénomènes de variabilité intra-parcellaire ont alors été négligés au profit d'un mode de gestion parcellaire uniforme permettant de tirer parti d'un matériel plus puissant.

Ce n'est que vers la fin des années 1980 qu'une nouvelle prise en compte de l'hétérogénéité intra-parcellaire des sols et/ou des cultures a pu être intégrée au sein des itinéraires techniques. L'essor des nouvelles technologies de l'information et de la communication a tout d'abord permis le développement de systèmes de mesure de la variabilité intra-parcellaire. D'autre part, il a permis d'accéder à des puissances de calcul importantes, économiquement abordables et à de nouveaux outils d'analyse capables de traiter le volume important de données (Cox, 2002). Enfin, l'apparition de systèmes de géo-référencement comme le GPS a été un événement clé permettant

de localiser facilement des données.

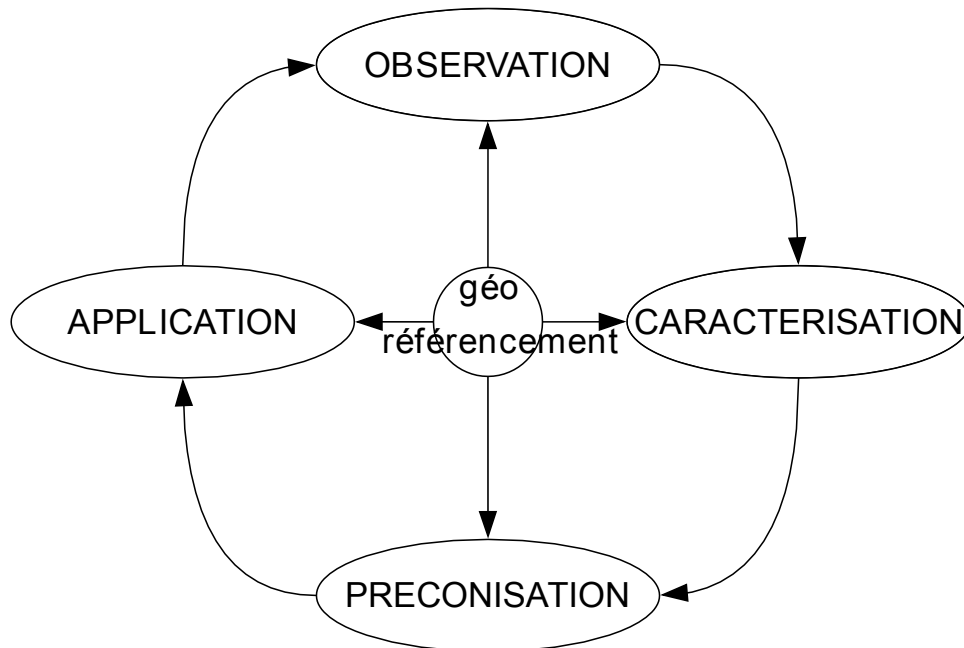


FIG. 1.2: Diagramme fonctionnel d'une démarche de gestion modulée, d'après [McBratney et Taylor \(2000\)](#), identifiant 4 étapes fondamentales et l'importance du géo-référencement des données, des raisonnements et des résultats tout au long du process.

[McBratney et Taylor \(2000\)](#) formalisent la démarche de gestion modulée des cultures à l'aide d'une roue et en identifient les étapes-clé. Nous proposons une adaptation de ce cycle de gestion, composée de quatre étapes successives (Figure 1.2) :

Observation : Étape d'acquisition de données sur l'état du couvert végétal et/ou du sol : c'est la source d'information à partir de laquelle la démarche de gestion modulée peut se construire. De nombreux capteurs sont disponibles pour mesurer la variabilité intra-parcellaire d'un ou plusieurs paramètres physiques caractéristiques du couvert végétal, du sol ou de l'environnement (résistivité électrique, réflectance, pluviométrie, etc., [Moran et al., 1997](#); [Godwin et Miller, 2003](#)). Ces capteurs proposent une mesure d'une grandeur physique ou chimique corrélée à une ou plusieurs caractéristiques de la plante, du couvert végétal, du sol ou de leur environnement.

Caractérisation : Étape permettant (i) de transformer les mesures obtenues lors de la phase d'observation en variables pédophysiques ou biophysiques², et (ii) d'estimer ces informations en tous points de la parcelle.

Préconisation : Étape destinée à produire un conseil technique, explicite pour l'utilisateur, en se basant sur les variables pédo- ou biophysiques caractérisant le couvert végétal ou le sol. Un exemple de préconisation : une carte de préconisation d'azote, exprimée en unités d'azote/ha.

Application : Traitement par lequel un conseil agronomique produit est appliqué *in fine* par l'utilisateur. Nous verrons ultérieurement que plusieurs traitements appliquant une même

²Variables décrivant respectivement un caractère pédologique ou biologique à l'aide de l'observation de phénomènes physiques.

préconisation peuvent exister. Un exemple de traitement : la moyenne, utilisée fréquemment dans les stratégies de gestion uniformes classiques.

Une cinquième étape est commune aux quatre étapes précédemment citées :

Géo-référencement : Processus central, le géo-référencement a pour objectif de spatialiser les données récoltées, les variables pédo- ou biophysiques, les préconisations ainsi que les traitements proposés à l'utilisateur. Ce processus joue également un rôle important pour l'interpolation éventuelle des cartes produites.

1.1.3 Utilisation de la télédétection en agriculture de précision

La télédétection représente une source privilégiée d'informations spatialisées sur l'état du sol et du couvert végétal. Cette technologie est définie d'une manière générale comme l'acquisition d'information sur un objet sans contact physique avec celui-ci (Reeves *et al.*, 1983). Les origines de la télédétection sont largement militaires, mais la technologie s'est développée de façon importante après le lancement des premiers satellites d'observation de la Terre (ERTS-1 en 1972³) et avec l'intérêt croissant pour les systèmes de surveillance de l'environnement⁴. Le principe de la télédétection est d'embarquer un ou plusieurs capteurs sur une plateforme. Plusieurs types de plateformes sont utilisés : les satellites (télédétection satellitaire) et les aéronefs (télédétection aéroportée)⁵. Les capteurs ainsi embarqués enregistrent les ondes électromagnétiques réfléchies ou émises par l'objet observé. Dans le cas de la télédétection optique, auquel nous nous limitons, on enregistre la part du rayonnement solaire réfléchi par l'objet observé dans des longueurs d'ondes du spectre situées autour de la gamme du visible⁶ (Figure 1.3).

La télédétection est depuis longtemps reconnue comme une technologie judicieuse pour la récolte de données en agriculture de précision (Moran *et al.*, 1997). Plusieurs caractéristiques de cette technologie rendent ses mesures particulièrement adaptées à cette thématique particulière (Baret, 1999) :

Résolution spatiale : Les données de télédétection offrent, selon les capteurs utilisés, une large gamme de résolutions spatiales (pour une utilisation en agriculture de précision, de quelques dizaines de mètres à moins d'un mètre en multi-spectral). Le choix de la résolution spatiale est fonction de l'application, et en particulier de la taille de l'unité minimale de gestion agronomique (Moran *et al.*, 1997).

Couverture spatiale : La conséquence de la disponibilité d'images à haute résolution spatiale est qu'il est possible de couvrir, en une acquisition, une parcelle de manière exhaustive et avec un nombre important de mesures.

Résolution spectrale : Les capteurs utilisés en agriculture de précision présentent un échantillonnage spectral adapté à l'analyse des couverts végétaux. Ainsi, on utilise le plus fréquemment des bandes spectrales situées dans le domaine du visible et du proche infra-rouge, où le spectre est sensible à la structure et à l'activité photo-synthétique du couvert végétal.

Résolution temporelle : Les plateformes satellites présentent l'avantage, en fonction de leur orbite, de repasser régulièrement sur le même site, autorisant des acquisitions fréquentes sans trop de lourdeurs logistiques. Les fréquences de revisite vont de la journée au mois

³ *Earth Resources Technology Satellite-1*, dénommé ultérieurement LANDSAT-1

⁴ Un historique détaillé de la télédétection est proposé par De Jong *et al.* (2006).

⁵ Les plateformes plus proches de l'objet (par exemple un capteur monté sur un véhicule terrestre) représentent la proxidtection, et ne font pas l'objet de notre étude.

⁶ Par exemple pour SPOT-5 (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*) : entre 500 nm (vert) et 890 nm (proche infrarouge) voire jusqu'à 1750 nm avec la bande moyen infrarouge.

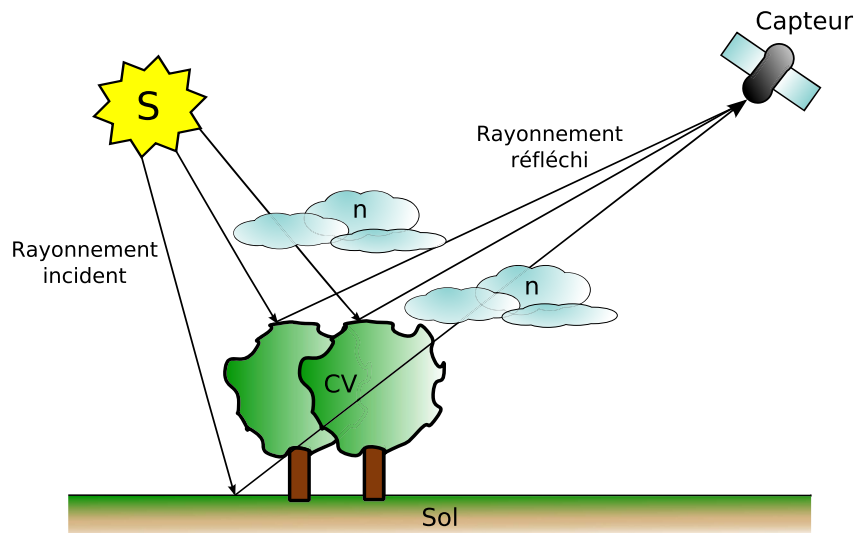


FIG. 1.3: Fonctionnement de la télédétection optique. La source émettrice est le soleil (S), qui fournit le rayonnement incident. Ce rayonnement interagit avec l'atmosphère (n), le couvert végétal (CV) et le sol. De ces différentes interactions résulte un rayonnement réfléchi enregistré par le capteur.

environ. Ceci permet de suivre facilement une culture au cours de la saison (Brisco *et al.*, 1998).

Adaptée à la récolte de données intra-parcellaires en agriculture de précision, la télédétection produit des données se présentant sous la forme de matrices dont la dimension dépend de la résolution spatiale et du nombre de bandes spectrales acquises. L'avantage de ce type de données est une couverture exhaustive de la parcelle et une fréquence de revisite relativement courte. De ce fait, la télédétection est particulièrement économique en comparaison de méthodes d'observation terrain, plus lourdes. Moran *et al.* (1997) proposent une synthèse expliquant les différentes règles à vérifier lors du choix du capteur.

La télédétection peut alimenter un nombre important d'applications en agriculture de précision (Brisco *et al.*, 1998). Ces applications couvrent le suivi de l'activité du couvert végétal au cours de la saison culturale, l'estimation du rendement, la détermination des différents besoins de la plante, la détection des hétérogénéités du sol, etc. Ces différentes applications sont détaillées dans plusieurs revues de littératures, pour les grandes cultures (Moran *et al.*, 1997; Seelan *et al.*, 2002; Godwin et Miller, 2003; Hatfield *et al.*, 2008) comme pour la vigne (Hall *et al.*, 2002).

1.2 Développement de services en agriculture de précision

Comme nous l'avons vu précédemment, l'agriculture française présente des caractéristiques qui en font un contexte favorable à l'application des outils d'agriculture de précision en général, et de gestion modulée en particulier (McBratney *et al.*, 2005; Taylor *et al.*, 2005). Dès l'émergence des outils de gestion modulée, plusieurs auteurs soulignent la nécessité de mettre en place des partenariats entre recherche et industrie pour proposer une offre commerciale correspondant à ce contexte (Vanden Heuvel, 1996; Wolf et Wood, 1997; Moran *et al.*, 1997; Brisco *et al.*, 1998). En 1996, un tel partenariat est mis en place en France : le consortium spatial européen

EADS⁷-ASTRIUM⁸, des instituts agronomiques français (ARVALIS-INSTITUT DU VÉGÉTAL pour les céréales, le CETIOM⁹ pour les oléagineux et l'ITB¹⁰ pour la betterave), et l'INRA¹¹ débutent un programme de recherche nommé XSTAR (Coquil et Poilvé, 2001), portant sur des outils d'agriculture de précision basés sur la télédétection.

1.2.1 Élaboration de produits de gestion modulée à partir de données télédétectées

Ce programme de recherche a eu pour objectif d'optimiser l'utilisation de la télédétection comme source d'information pour l'agriculture de précision, dans l'objectif de commercialiser un service d'aide à la décision en agriculture :

- Basé sur une démarche de caractérisation des cultures à partir de données de télédétection
- Capable de spatialiser des conseils agronomiques en utilisant ces caractérisations
- Constitué de méthodes opérationnelles, industrialisables et commercialisables sous la forme d'un service à destination des agriculteurs.

Les fruits de cette recherche prennent la forme d'une chaîne de traitement relativement complexe que nous allons présenter dans cette section, et qui constitue le contexte dans lequel nos travaux de thèse s'inscrivent. L'approche utilisée comporte deux étapes principales (Figure 1.4). La première étape permet la production de variables pédo- ou biophysiques permettant de caractériser la parcelle observée. Une seconde étape se base sur ces variables pour produire des conseils agronomiques.

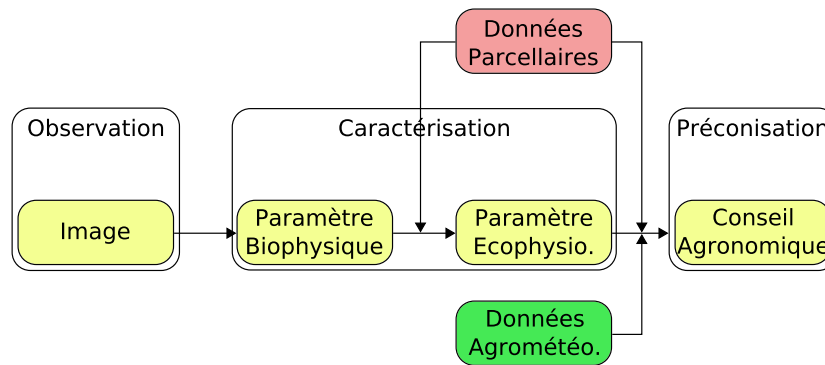


FIG. 1.4: Fonctionnement de la chaîne de traitement des données de télédétection. Les deux étapes principales, correspondant aux étapes d'une démarche de gestion modulée (Figure 1.2), sont la production de variables de caractérisation de la parcelle observée (variables pédobiophysiques et écophysiologiques), et la production de préconisations agronomiques. Plus la variable produite est proche de l'expertise agronomique, plus les modèles utilisés nécessitent un paramétrage spécifique.

⁷ *European Aeronautic Defence and Space*

⁸ Depuis, les activités de géoinformation et de service autour de l'observation de la Terre ont été regroupés dans une filiale à 100% du groupe, INFOTERRA.

⁹ *Centre Technique Interprofessionnel des Oléagineux Métropolitains*

¹⁰ *Institut Technique de la Betterave*

¹¹ *Institut National de la Recherche Agronomique*

Données utilisées

La production de cartes de caractérisation et de préconisation agronomiques est basée sur l'utilisation de plusieurs types de données (Figure 1.4) :

- Images satellites ou aériennes
- Données agro-météorologiques
- Métadonnées parcellaires

La chaîne de production a été construite de façon à être capable d'exploiter différents capteurs afin de pouvoir adapter finement l'image utilisée aux besoins de l'application, d'être plus flexible lorsque la demande en images est importante, et de ne pas dépendre d'un unique fournisseur d'images. Les caractéristiques des images couramment utilisées par la chaîne de production sont détaillées dans le Tableau 1.1 : selon les caractéristiques du couvert végétal auquel on s'adresse, le type de produit et la sensibilité demandée ainsi que le budget disponible, ces capteurs sont plus ou moins adaptés à un type d'application donné. La majorité des images utilisées provient de capteurs satellitaires, mais des données aériennes peuvent être exploitées dans des cas spécifiques. Tous les capteurs sont des capteurs optiques, dont les bandes se situent dans le visible et le proche infra-rouge (*i.e.* entre 500 et 890 nm).

Capteur	Plateforme	Bandes	Résolution (m)	Fauchée (km)	Revisite
SPOT-2	Satellite	3	20	60	} 1 à 2 jours ^a
SPOT-4	Satellite	4	20	60	
SPOT-5	Satellite	4	10	60	
FORMOSAT-2	Satellite	4	8	24	1 jour ^b
IRS ^c -P6	Satellite	4	23,5	185	16 jours
KOMPSAT	Satellite	4	4	15	3 jours
CASI ^d	Avion	11	2 à 10	1 à 5	À la demande
AVION JAUNE	Avion	4	0,5 à 1	1,5 à 3	À la demande

^aPour le système complet (constellation de trois satellites).

^bSur les régions couvertes, car ce satellite ne couvre pas l'intégralité du globe.

^c*Indian Remote Sensing*

^d*Compact Airborne Spectral Imager*

TAB. 1.1: Caractéristiques spatiales et spectrales des principaux capteurs utilisés par la chaîne de production de cartes de caractérisation et/ou de préconisation aux échelles parcellaire et intra-parcellaire.

Si la quantité d'information contenue dans les données multispectrales fournies par les images satellites ou aériennes est importante, d'autres informations sont cependant nécessaires pour affiner la précision des cartes générées par la chaîne de production. Pour améliorer la production de variables pédo- ou biophysiques, les informations supplémentaires permettant d'affiner sont d'ordre très général : l'espèce et le stade physiologique de la culture observée suffisent. La production de conseils agronomiques nécessite des informations plus détaillées sur la parcelle traitée : variété, date et densité de semis, type de sol, précédent cultural, etc. Certains produits particuliers nécessitent une estimation plus fine du stade phénologique de la plante, effectuée à travers un modèle de croissance agro-météorologique.

Production de paramètres pédo- et biophysiques

La production des paramètres pédo- et biophysique est opérée dans un logiciel dédié, OVERLAND (Infoterra France, SAS, 2005). Après correction géométrique, les images sont importées dans l'outil de traitement. Le traitement pédobiophysique des images utilise plusieurs modèles de réflectance imbriqués pour modéliser respectivement les interactions du rayonnement avec la feuille, le couvert végétal, l'atmosphère, le sol et le capteur :

- Un modèle de transfert radiatif foliaire (PROSPECT, Jacquemoud et Baret (1990); Feret *et al.* (2008))
- Un modèle de transfert radiatif du couvert végétal (SAIL, Verhoef (1984))
- Une correction des effets atmosphériques (aérosols) à travers le modèle LOWTRAN (Kneizys *et al.*, 1988)
- Une modélisation de la réponse spectrale du sol
- Une caractérisation spectrale de la mesure du capteur utilisé

Les paramètres pédobiophysiques sont issus d'une inversion du couplage de ces modèles (Figure 1.5). Cette étape d'inversion constitue la phase clé du traitement, et permet d'obtenir des relations entre réflectance et paramètres pédo- et biophysiques qui soient bien étalonnées, et suffisamment robustes et reproductibles afin d'en envisager l'utilisation pour la caractérisation absolue d'une parcelle, et pour la spatialisation de conseils agronomiques (Blondlot *et al.*, 2005). Le paramétrage de ces modèles concerne essentiellement les conditions générales d'observation (caractérisation spectrale du capteur, angle du rayonnement incident, etc.) et le type de couvert observé (forêt, grandes cultures, etc.) : il n'est pas spécifique à la parcelle.

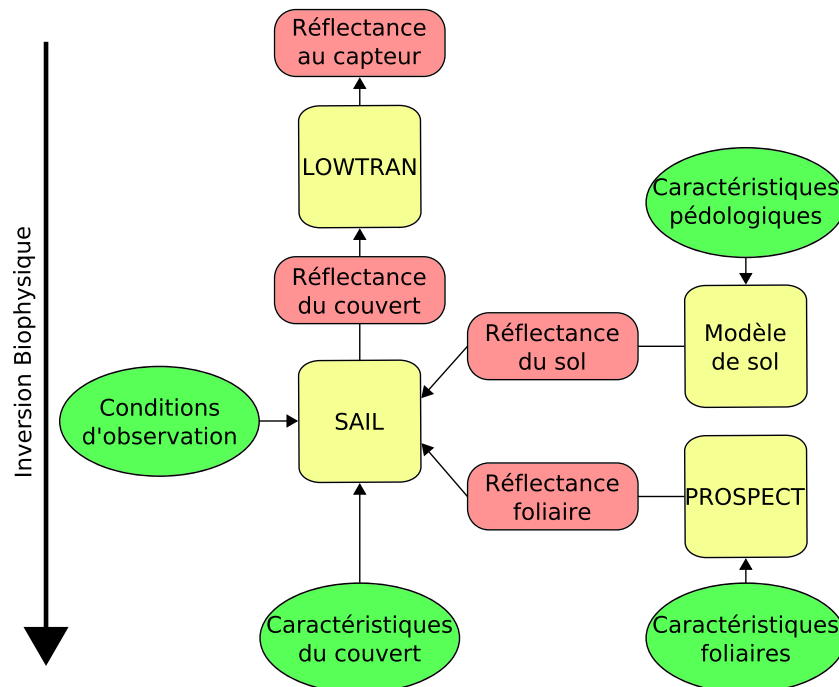


FIG. 1.5: Couplage des différents modèles de sol, de la feuille, du couvert végétal et de l'atmosphère. L'inversion biophysique consiste à inverser ce couplage de modèles. Connaissant la réflectance au niveau du capteur et certaines conditions d'observation, il est alors possible d'accéder à certains paramètres du sol, du couvert végétal et de la feuille.

L'inversion biophysique permet d'accéder en un seul traitement à un nombre important de variables pédophysiques et biophysiques¹². Certaines variables sont particulièrement utilisées pour l'étude des cultures :

- Fraction de couvert vert (GLCV, sans dimension), qui estime la proportion de surface couverte par la végétation photosynthétiquement active
- Indice foliaire (LAI, sans dimension), qui estime la surface totale de feuillage par unité de surface
- Taux de chlorophylle foliaire (CHL, en $\mu\text{g}/\text{cm}^2$), qui estime la concentration moyenne des pigments chlorophylliens dans les feuilles du couvert observé

Production de conseils agronomiques

Si les paramètres pédo- et biophysiques sont intéressants pour la caractérisation d'une culture, ils ne sont pas pour autant des produits de préconisation : une étape supplémentaire a pour objet de passer de la caractérisation biophysique d'une parcelle à la production de conseils agronomiques à proprement parler.

La modélisation agronomique est effectuée en trois étapes (Figure 1.6). La donnée biophysique peut tout d'abord nécessiter d'être recalée en fonction d'un calcul précis du stade phénologique de la culture. Ce recalage est effectué à l'aide d'un modèle agro-météorologique, et est propre à la variété semée sur la parcelle observée. Ensuite, une première modélisation permet de passer d'une variable biophysique à une variable écophysiolgique¹³, telle que la densité de tiges, la biomasse ou le statut azoté de la plante. Enfin, la carte écophysiolgique est ingérée par un modèle agronomique (par exemple la méthode du bilan azoté), ce qui permet de générer un conseil agronomique spatialisé. Toutes ces étapes nécessitent d'être finement paramétrées selon les caractéristiques propres de la parcelle (variété, précédent cultural et reliquats, sol, etc.). Plus de détails sont proposés dans les articles de [Poilvé et Saint-Aubert \(1998\)](#) et [Blondlot *et al.* \(2005\)](#).

1.2.2 Solutions commerciales en grandes cultures

Après une longue phase de recherche et développement (1996-2000) et de validation terrain en France et à l'étranger (2000-2001), le projet XSTAR a abouti sous la forme d'un service commercial d'agriculture de précision lancé en 2002 : FARMSTAR. Dans la lignée du programme de recherche duquel il est issu, FARMSTAR est un outil d'aide à la décision pour l'agriculture de précision basé sur l'utilisation de données de télédétection ([Coquil et Bordes, 2005](#); [Douche *et al.*, 2008](#)), et propose des produits de recommandation agronomique aux échelles parcellaire et intra-parcellaire. Après 6 campagnes de commercialisation, c'est désormais un produit phare de l'agriculture de précision en France, qui rencontre un succès certain auprès des agriculteurs français, et plusieurs projets à l'étranger sont désormais envisagés.

Cultures supportées

La méthode de production de conseils agronomiques a été appliquée à plusieurs types de cultures (Tableau 1.2). Cependant, si techniquement la production des conseils est maîtrisée, la maturité commerciale du produit n'est pas la même pour chaque culture. Ainsi, en France, les principaux produits concernent pour l'instant essentiellement 3 cultures : le blé d'hiver, l'orge d'hiver et le colza.

¹²Le Tableau A.1, situé en Annexe A, détaille les principales variables accessibles sous OVERLAND.

¹³Les variables écophysiolgiques sont également des variables de caractérisation parcellaire intéressantes.

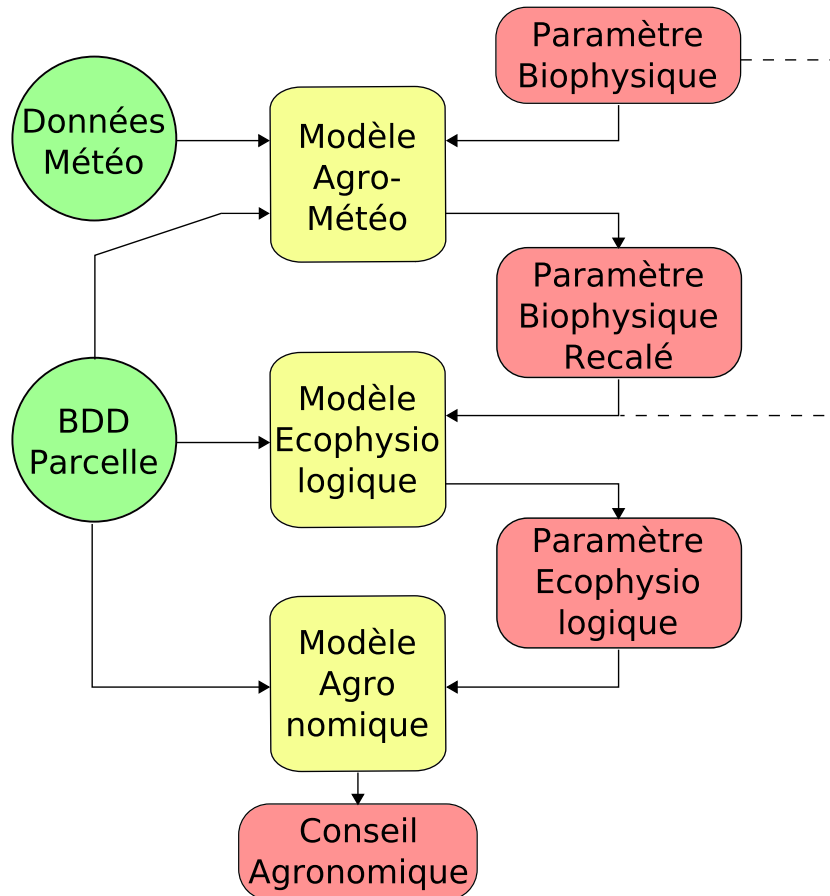


FIG. 1.6: L'étape de modélisation agronomique comporte plusieurs étapes : tout d'abord, la variable biophysique peut être corrigée pour tenir compte d'un recalage précis du stade phénologique de la culture observée. Ensuite, un premier modèle permet d'accéder à une variable écophysio logique. Cette variable écophysio logique est alors proposée en entrée d'un modèle agronomique.

Commercialisé	Début de commercialisation	En phase de développement
Blé d'hiver	Maïs	Betterave à sucre
Orge d'hiver		Coton
		Riz
		Soja
Colza	Canne à sucre	Tournesol
		Pomme de Terre

TAB. 1.2: Les cultures supportées par la chaîne FARMSTAR, en fonction de leur maturité commerciale.

Produits distribués

Le service s'adresse en priorité aux agriculteurs, mais sa distribution s'effectue à travers un partenariat local : les coopératives, les négoce ou encore les chambres d'agriculture. L'abonnement concerne un *package cultural*, *i.e.* une série de conseils successifs, dont la composition est adaptée à chaque culture et à chaque région de production auquel le service s'adresse. Différents produits de caractérisation et de préconisation, adaptés au calendrier cultural, peuvent être générés. Dans l'exemple du blé d'hiver :

- Dose d'azote totale
- Bilan de peuplement en sortie d'hiver
- Risque de verse
- Prévision de rendement
- Fractionnement du troisième apport d'azote
- Etc.

La Figure 1.7 propose un exemple de *package cultural*. Plusieurs types de produits sont proposés au fil du calendrier cultural (préconisation pour la gestion des intrants, caractérisation de l'état de la parcelle).

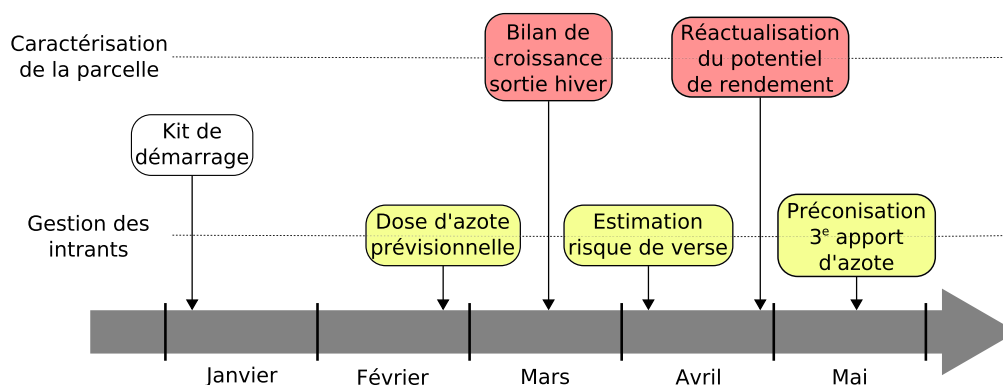


FIG. 1.7: Exemple de *package cultural*, destiné au blé d'hiver.

Exemple de produit

Les produits sont envoyés directement à l'agriculteur, sous forme papier et sous forme électronique. Ils sont tous construits selon le même schéma : à gauche, une carte illustre le produit de caractérisation ou de préconisation, alors qu'à droite se trouvent un rappel des caractéristiques de la parcelle, la distribution statistique des valeurs de la carte, ainsi qu'une interprétation de celle-ci. Un exemple de produit est proposé Figure 1.8. Les fichiers numériques correspondant aux préconisations peuvent être également proposés.

Chiffres clés

La France représente, de par ses spécificités évoquées précédemment, mais aussi parce qu'il s'agit du pays d'origine du projet, le marché principal de FARMSTAR. La Figure 1.9 montre la répartition spatiale des parcelles abonnées : les principaux bassins de production du pays sont couverts par le service. Cela implique aussi une forte diversité des conditions pédologiques, agro-climatiques et des techniques culturales.

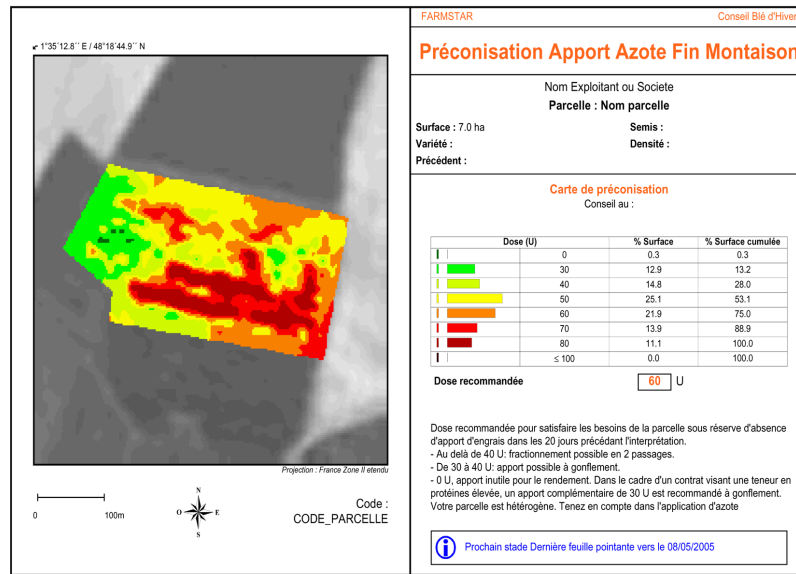


FIG. 1.8: Exemple de produit FARMSTAR : préconisation du troisième apport d'azote sur blé d'hiver.

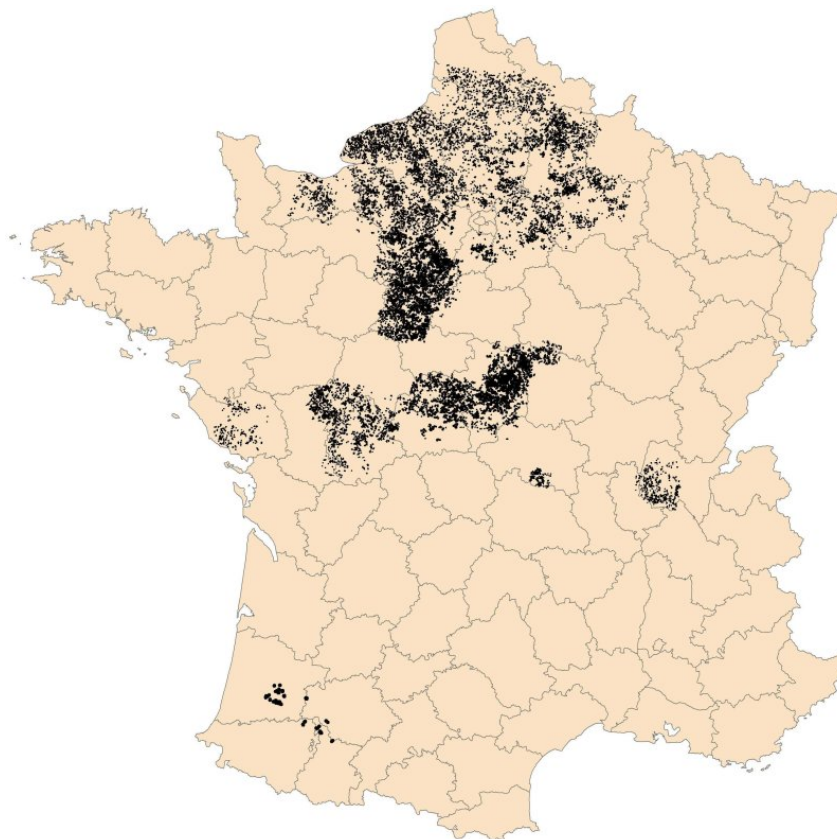


FIG. 1.9: Répartition des parcelles abonnées au service FARMSTAR en 2008.

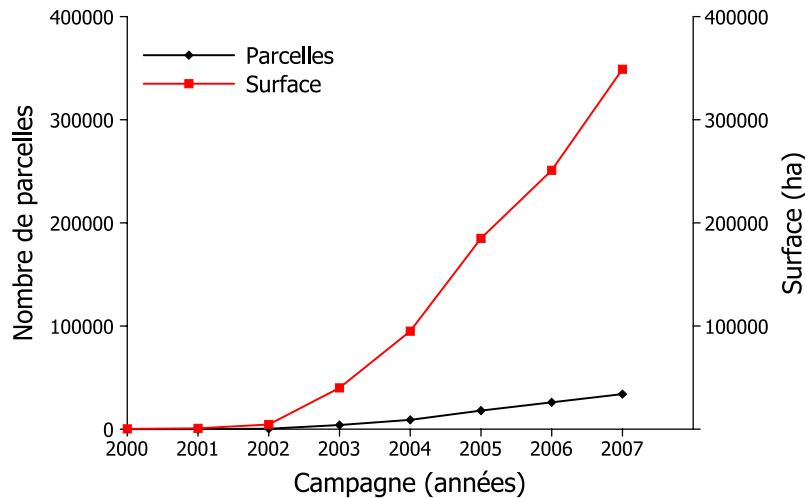


FIG. 1.10: Évolution du nombre de parcelles et de la surface totale traitées par campagne FARMSTAR.

Depuis son lancement commercial en 2002, le service connaît une progression constante¹⁴ (Figure 1.10), et a désormais complété sa phase d’industrialisation pour atteindre sa maturité commerciale, en tous cas en ce qui concerne le marché français. Il représente désormais, avec plus de 10 000 agriculteurs pour une surface totale d’environ 350 000 *ha* en France, un exemple significatif d’application d’outils d’agriculture de précision à une très large échelle, avec les spécificités et les contraintes que cela implique. Scientifiquement parlant, les enjeux de développement de ce service concernent (i) la consolidation des modélisations agronomiques utilisées, (ii) l’intégration de nouveaux capteurs dans la chaîne afin de supporter la très forte demande sur certains systèmes comme SPOT, et (iii) la production de nouveaux produits innovants.

1.2.3 Solutions commerciales en viticulture

Plus récemment, en 2007, la mise au point d’un service similaire pour la vigne a été proposé. Un partenariat a ainsi été conclu entre INFOTERRA, l’ICV¹⁵ et MONTPELLIER SUPAGRO. Ce programme vise à développer un service similaire à FARMSTAR pour la vigne.

Le service, nommé **ENOVIEW**, se base également sur des données de télédétection (compte tenu de la plus haute résolution spatiale nécessaire dans le cas de la vigne, les capteurs utilisés sont principalement FORMOSAT et AVION JAUNE, *cf.* Tableau 1.1). Les produits proposés s’adressent plutôt aux coopératives et aux domaines de taille importante.

Produits distribués

ENOVIEW est basé sur la production de variables biophysiques selon la méthode présentée précédemment. Comme la création de ce projet est récente, l’offre est moins développée que celle de FARMSTAR. Trois types de produits sont néanmoins envisagés : une cartographie et un zonage de la fraction de couvert vert (GLCV) à l’échelle intra-parcellaire, et un indice d’alotement :

¹⁴Le taux de réabonnement est d’environ 80%.

¹⁵*Institut Coopératif du Vin*

- La carte de GLCV permet un rendu précis des variabilités intra-parcellaires de vigueur (Figure 1.11)
- Un zonage découpe cette carte en secteurs homogènes (ce concept sera approfondi § 1.3.1)
- Enfin, un indice d'alotement propose un moyen de caractériser le potentiel œnologique de chaque parcelle en fonction de son niveau de vigueur et de son hétérogénéité.

Si les deux premiers cités concernent directement la production, l'indice d'alotement vise plus particulièrement les coopératives ou les assembleurs de grands volumes.

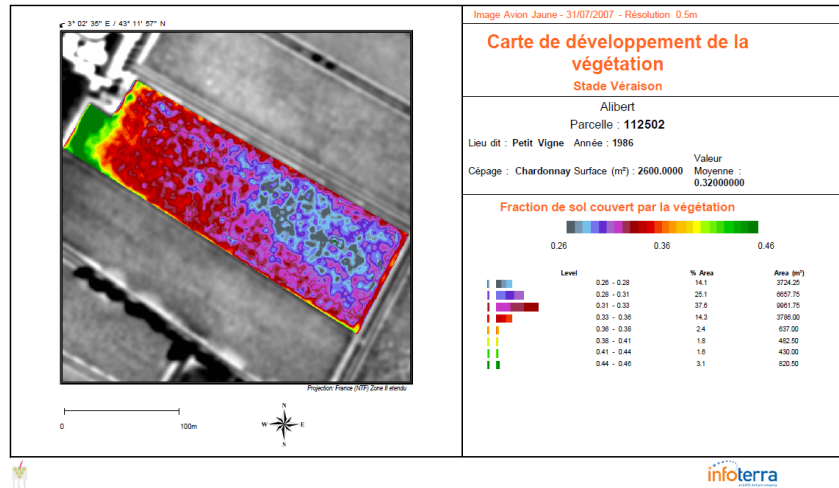


FIG. 1.11: Exemple de produit CENOVIEU : carte de fraction de couvert vert sur vigne.

Chiffres clés

Le projet est encore en phase de développement expérimental. Néanmoins, un volume relativement conséquent a déjà été traité par ce service :

- En 2007, une coopérative, un domaine particulier et un domaine expérimental pour 90 parcelles et une surface totale de 45 ha
- En 2008, une coopérative, un domaine particulier et un domaine expérimental pour 1040 parcelles et une surface totale de 520 ha

L'ambition de ce produit est d'atteindre rapidement un niveau de commercialisation important, de l'ordre de plusieurs milliers d'hectares, en France et à l'étranger.

1.3 Le zonage et son application en agriculture de précision

Après une phase de recherche et de développement importante, le service FARMSTAR est aujourd'hui une solution opérationnelle et produit un volume très important de conseils aux échelles parcellaire et intra-parcellaire. CENOVIEU, développé plus tard, est commercialement moins avancé mais est appelé à se développer de façon similaire. Afin de continuer le développement commercial de ces services (en France, mais aussi à l'étranger), l'offre doit s'enrichir de nouveaux produits, correspondant à des besoins croissants de la clientèle ou des prospects, et dont la méthode de production est adaptée au contexte très contraint de ces deux services (important volume de données à traiter, diversité des données produites et des conditions agro-climatiques rencontrées, etc.). Dans un marché manipulant des techniques de pointe, l'innovation est un processus essentiel.

Cette thèse propose la mise au point de nouveaux produits dans le contexte de services commerciaux tels que FARMSTAR et CENOVIEW. Les produits proposés actuellement à l'agriculteur sont des cartes, d'une résolution spatiale cohérente avec le capteur utilisé, proposant une visualisation continue des phénomènes intra-parcellaires (Figures 1.8 et 1.11). L'interprétation de ces produits est encore délicate : la structuration spatiale des variabilités observées peut être difficile à appréhender, et des phénomènes de bruit peuvent perturber l'analyse. L'objectif est de développer une méthode de gestion modulée facilitant l'interprétation et l'application intra-parcellaire des cartes de caractérisation ou de préconisation générées : le zonage intra-parcellaire. Ce produit, clairement envisagé dans le *package* de base d'CENOVIEW, fait aussi l'objet d'une demande importante de la part de la clientèle de FARMSTAR. Un produit complémentaire au zonage, permettant de juger l'opportunité de l'application de celui-ci, retient également une attention particulière. Cette section propose une présentation des concepts mis en jeu par l'étude de ces deux nouveaux outils.

1.3.1 Le zonage intra-parcellaire

En agriculture de précision, le zonage est une méthode de gestion modulée. Ce concept propose de distinguer, au sein de la parcelle, des *zones de gestion spécifique*. Le zonage intra-parcellaire partitionne une parcelle agricole en un nombre réduit de régions homogènes et distinctes les unes des autres (Figure 1.12), proposant ainsi une représentation simplifiée de sa variabilité intra-parcellaire.

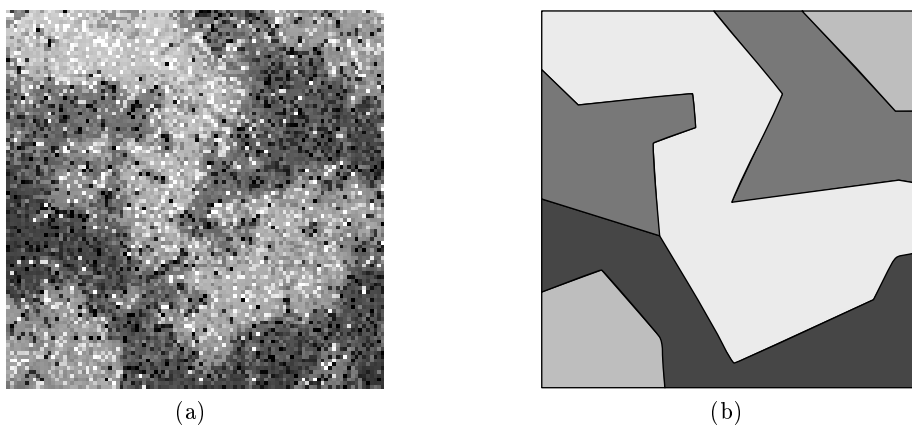


FIG. 1.12: Exemple de zonage intra-parcellaire. (a) Parcelle théorique. (b) Zonage de la parcelle théorique : la représentation de la parcelle (a) est simplifiée en quelques régions pour lesquelles un traitement spécifique est proposé.

Le zonage offre un mode de représentation de la variabilité intra-parcellaire intermédiaire entre la gestion uniforme et la gestion modulée continue (Figure 1.13, Whelan, 2001). La gestion uniforme considère la parcelle comme une seule et unique population, et ne tient pas compte des variabilités qu'elle peut présenter : toutes les entités spatiales observées sont gérées d'une manière identique. À l'opposé, la gestion modulée continue considère la parcelle comme une variable continue, et propose de gérer chaque entité spatiale observée selon ses besoins spécifiques. La gestion modulée par zonage permet de simplifier la représentation de la variabilité intra-parcellaire en la discrétisant en un nombre réduit de régions. Ceci permet de s'adapter aux variations spatiales des besoins de la plante ou du sol, tout en limitant le nombre d'entités spatiales représentées.

Plusieurs utilisations du zonage sont possibles : en simplifiant la représentation des variabilités intra-parcellaires, il permet à l'utilisateur d'orienter plus facilement contrôles et prélèvements sur le terrain. Couramment utilisé lors de l'étape d'application d'une préconisation donnée, le zonage permet également de traiter spécifiquement chaque région d'une parcelle.

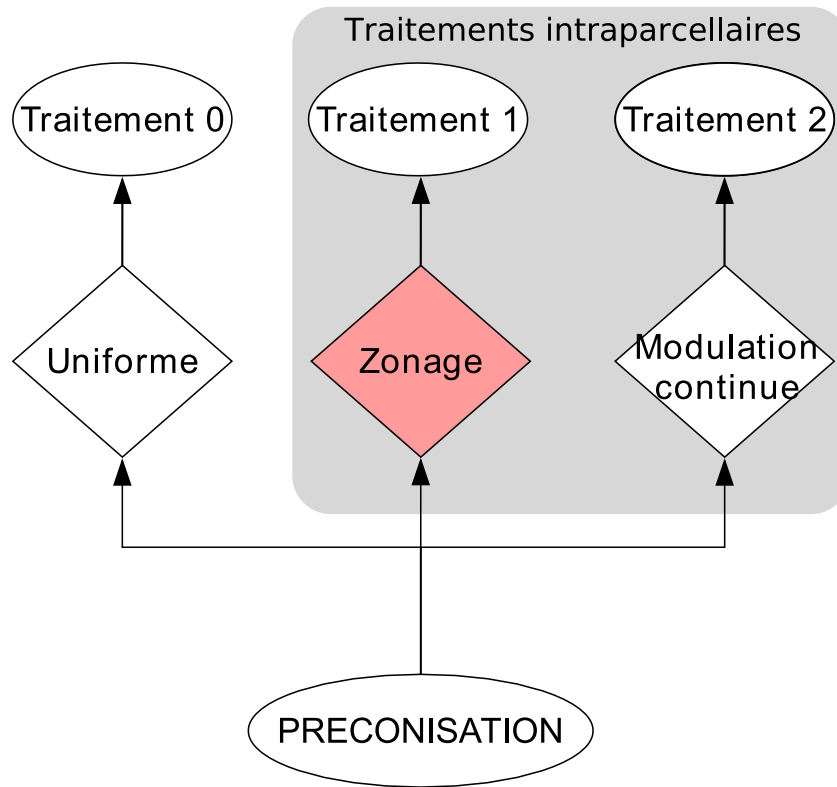


FIG. 1.13: Différentes façons d'appliquer une même préconisation peuvent être envisagées : le traitement uniforme (Traitement 0) propose un mode de gestion unique sur la totalité de la parcelle (par exemple par l'intermédiaire d'une moyenne ou d'une médiane parcellaire). Les deux autres types de traitement sont des méthodes de gestion modulée à l'échelle intra-parcellaire. La modulation continue (Traitement 2) gère spécifiquement chaque entité spatiale proposée par la préconisation. Le zonage (Traitement 1) est un mode intermédiaire proposant de partitionner la parcelle en plusieurs régions distinctes et de proposer un mode de gestion propre en chacune de ces régions (adapté d'après [Whelan, 2001](#)).

Les méthodes de zonage étaient à l'origine destinées à la classification de paysages naturels ([Oliver et Webster, 1989](#); [Franklin et Wilson, 1992](#); [Odeh *et al.*, 1992](#); [McBratney et de Gruijter, 1992](#)). En gestion modulée des cultures, l'application de ce principe a été proposée il y a un peu plus de dix ans : historiquement, il s'agissait de classer des images de réflectance de sol nu ([McCann *et al.*, 1996](#)), de végétation ([Yang et Anderson, 1996](#)) ou des cartes de rendements obtenues grâce à des capteurs embarqués sur du matériel de récolte ([Stafford *et al.*, 1998](#)), afin de faciliter l'interprétation de ces données. Le concept a ensuite évolué pour proposer d'intégrer d'une manière générale les différents facteurs impactant le rendement dans l'analyse ([Miao *et al.*, 2005](#)) afin d'obtenir les différentes zones homogènes en terme de potentiel agronomique. La gestion des variabilités intra-parcellaires par zonage est une pratique désormais courante et connaît un succès croissant, au point d'apparaître aujourd'hui comme l'outil de gestion modulée

le plus efficace (McBratney *et al.*, 2005; Vrindts *et al.*, 2005). L'existence de nombreux articles scientifiques sur le zonage illustre le succès de ce concept (Vrindts *et al.*, 2005).

Alors qu'on lui prédisait une adoption rapide par les agriculteurs, le zonage peine toutefois à faire sa place sur le terrain. Un certain nombre de verrous socio-économiques, technologiques et agronomiques ont freiné l'adoption des méthodes de gestion modulée (Robert, 2000; McBratney *et al.*, 2005). Parmi ces verrous, un enjeu majeur est le transfert technologique de ces méthodes, et du zonage en particulier (Robert, 2002; McBratney *et al.*, 2005). L'enjeu pour ces méthodes est de passer du domaine de la recherche au domaine opérationnel, en mettant à disposition des utilisateurs une offre commerciale proposant ce type de produits.

1.3.2 Décision de l'application d'un zonage

Alors que les outils de zonage commencent à être implémentés dans des logiciels ou services à destination des agriculteurs (Fridgen *et al.*, 2004; Roudier *et al.*, 2007; Douche *et al.*, 2008), le zonage devient peu à peu un traitement techniquement envisageable dans un itinéraire cultural. Avec la mise à disposition et la diffusion d'outils de zonage, l'utilisateur final se trouve devant un nouveau choix technique, puisqu'il lui est désormais possible d'appliquer une préconisation donnée selon des modalités différentes (Figure 1.13) : traitement classique uniforme sur toute la parcelle (Traitement 0 de référence), traitement par zonage (Traitement 1). Dans cette étude, on ne prendra pas en compte le traitement par gestion modulée continue, que nous proposons de considérer comme un cas limite de zonage (*i.e.* traitement proposant une zone par unité spatiale d'observation). L'utilisateur doit ainsi choisir quelle solution de traitement est la plus avantageuse. Pour chaque cas, le meilleur traitement peut dépendre d'une combinaison de plusieurs paramètres caractéristiques :

- Parcelle
- Type de préconisation
- Date de préconisation
- Traitements 0 et 1 proposés
- Équipement utilisé pour l'application de la préconisation
- Etc.

L'apparition, récente ou dans un futur proche, de services commerciaux proposant des outils de traitement intra-parcellaires (zonage ou modulation continue) soulève ainsi ce besoin de caractériser l'aptitude d'une parcelle donnée à faire l'objet de tels traitements. C'est dans cette optique que Whelan et McBratney (2000) ont proposé de quantifier l'intérêt d'appliquer un traitement intra-parcellaire par rapport à un traitement uniforme classique, pris comme référence (ou hypothèse nulle). Plusieurs critères de cette décision sont envisagés et analysés conjointement :

- Critère économique Ec : capacité d'un traitement à maximiser la rentabilité économique de l'exploitation
- Critère environnemental En : quantifier les impacts environnementaux des pratiques agricoles mises en place
- Critère technique T : capacité d'un traitement à maximiser la performance agronomique d'une parcelle

Whelan et McBratney (2000) définissent la notion d'opportunité au sens large comme l'agrégation des trois critères d'opportunités économique (Ec), environnementale (En) et technique (T). L'objectif de l'opportunité est de guider le décisionnaire dans le choix du type de traitement à mettre en œuvre pour appliquer une préconisation donnée. Si les facteurs économiques et environnementaux (Ec et En) sont assez largement discutés dans la littérature (Bongiovanni et Lowenberg-Deboer, 2004; Wu *et al.*, 2005; Rider *et al.*, 2006; Tozer et Isbister, 2007; Delgado *et al.*,

2008), le critère technique T a été à l'inverse beaucoup moins étudié (Tisseyre et McBratney, 2008). L'étude de ce critère est pourtant cruciale pour l'application de méthodes de gestion modulée à l'intérieur de la parcelle : un obstacle majeur à l'adoption de ces méthodes est de savoir si une parcelle donnée présente une variabilité intra-parcellaire suffisamment importante et structurée pour justifier l'application d'un traitement intra-parcellaire (Pringle *et al.*, 2003).

1.4 Problématique et objectifs de la thèse

1.4.1 Problématique

Le développement des méthodes de gestion modulée met à disposition des agronomes et des agriculteurs des outils performants capables de caractériser la variabilité intra-parcellaire de certains paramètres importants de la culture (on peut citer des variables biophysiques comme le LAI ou le taux de chlorophylle foliaire, Weiss et Baret (1999)), et de spatialiser certaines préconisations agronomiques (on citera en particulier les méthodes d'estimation du besoin azoté de la plante Akkal *et al.* (1997); Vidal *et al.* (1999)). Ce développement technique s'accompagne également d'un développement commercial : les services FARMSTAR et CENOVUEW, présentés précédemment, en sont l'illustration.

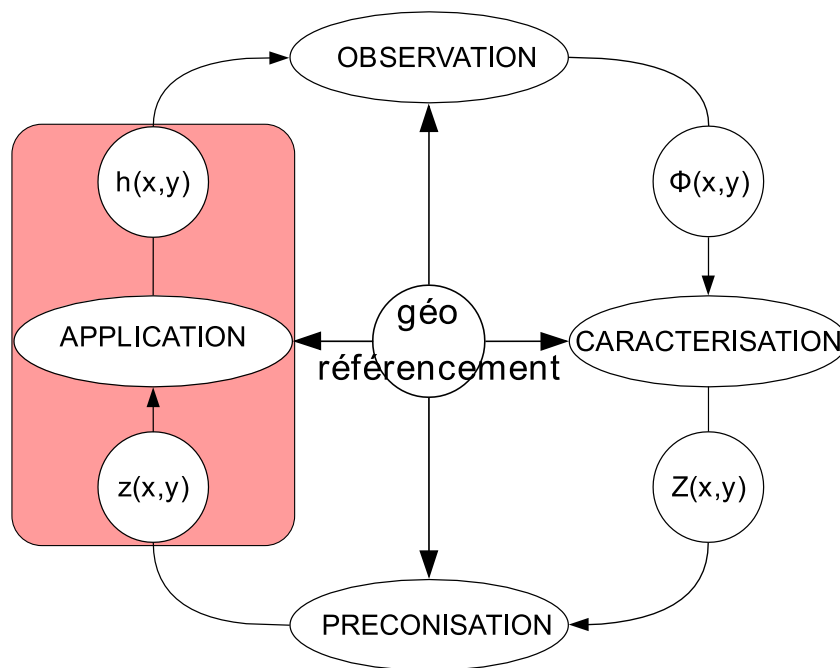


FIG. 1.14: Comme la plupart des démarches de gestion modulée, le fonctionnement des services FARMSTAR et CENOVUEW peut être formalisé sous forme cyclique. L'étape d'application consiste à passer d'une préconisation agronomique $z(x, y)$ (ou le cas échéant d'une variable de caractérisation $Z(x, y)$) au traitement $h(x, y)$ qui sera effectivement appliqué *in situ*.

Certaines limitations ont pu toutefois être identifiées sur les produits proposés par ce type de services, et justifient un effort de recherche spécifique. La Figure 1.14 généralise le fonctionnement d'une démarche de gestion modulée comme la succession de quatre étapes fondamentales. Au sein de ce cycle, les problèmes identifiés se concentrent dans l'étape d'application, illustrant ainsi le manque général de méthodes liées à cette étape relativement peu étudiée par rapport aux

autres (Tisseyre et McBratney, 2008). La première difficulté concerne l'analyse et la valorisation des produits spatialisés : la représentation de ces produits, sous forme de cartes continues, peut en effet aboutir à une application ou à une interprétation délicate, pour différentes raisons (bruit spatial, structuration spatiale difficile à appréhender, etc). Une autre lacune est le manque de méthodes de caractérisation des outils de gestion modulée. L'arrivée de ces produits spatialisés fait en effet concurrence aux méthodes uniformes classiques, et conduit à une nouvelle décision technique pour l'utilisateur : le choix de la solution de traitement la plus avantageuse.

Les objectifs de cette thèse sont donc de pallier les différentes lacunes méthodologiques concernant l'étape d'application, qui représente le processus permettant de passer de la préconisation agronomique spatialisée à un traitement techniquement applicable sur la parcelle (Figure 1.15) :

Génération de différents traitements : Méthodes permettant de générer, pour une préconisation donnée, les traitements uniforme et par zonage. Le traitement uniforme utilise des opérateurs classiques, robustes et très bien documentés : moyenne, médiane, pourcentiles. Les méthodes de zonage, comme cela sera évoqué ultérieurement (§ 2.1), mobilisent des algorithmes plus complexes et sont pour l'instant peu nombreuses. *Un premier objectif de la thèse est donc de proposer une méthode de zonage adaptée aux outils de gestion modulée émergents que sont FARMSTAR et CENOVIEU, et capable de simplifier la représentation des cartes de caractérisation ou de préconisation agronomique pour en faciliter l'analyse et/ou l'application.*

Choix du traitement à appliquer : Méthodes d'aide à la décision entre les différents traitements concurrents. Ces outils sont très peu nombreux, et constituent un point important pour faciliter l'adoption de la gestion modulée. *Un second objectif de la thèse est donc de proposer un moyen de choisir, pour chaque parcelle, entre traitement uniforme classique et traitement par zonage.*

L'étape d'application est moins étudiée que les autres étapes constituant une démarche de gestion modulée. La prise en compte de contraintes d'application et la mise au point de méthodes adaptées sont pourtant indispensables dans le cadre d'une démarche de gestion modulée intégrée et complète.

1.4.2 Contraintes associées au contexte industriel de la thèse

FARMSTAR et CENOVIEU sont des contextes de recherche particuliers, car ils présentent un certain nombre de contraintes propres à une production de masse. Plusieurs points caractéristiques peuvent ainsi être soulevés :

- Les services étant délivrés sur un nombre de parcelles et une surface totale très importants, et ce régulièrement au cours de la saison culturale, la quantité d'information traitée chaque saison est considérable. Deux contraintes de production de masse classiques sont donc inévitables : l'automatisation des méthodes utilisées et la performance de calcul des algorithmes implémentés.
- La robustesse est un élément primordial pour un système d'agriculture de précision industrialisé. En effet, les conditions agro-climatiques rencontrées peuvent être très variables, car le service est proposé dans des régions qui peuvent être assez différentes. Devant la diversité des applications envisagées, les méthodes proposées doivent être capables de s'appliquer aussi bien sur des couverts culturels continus (blé, orge, colza) que discontinus (vigne, maïs dans une moindre mesure).
- Les produits générés sont essentiellement basés sur l'utilisation de données de télédétection. On se limite donc à la manipulation de données organisées sur une grille régulière,

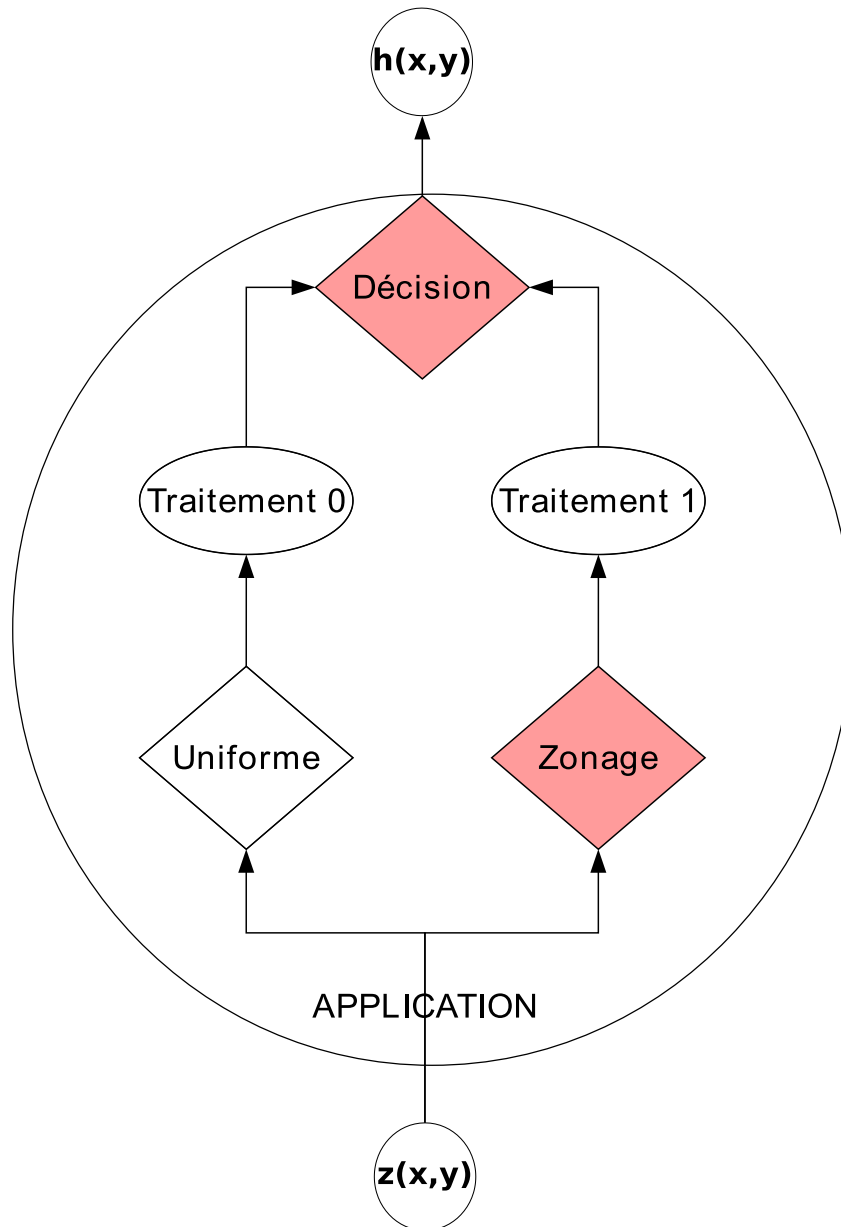


FIG. 1.15: Détail de l'étape application. Deux types de traitements sont envisageables pour appliquer une préconisation donnée : traitement uniforme et traitement par zonage. Ceci implique une prise de décision sur le choix du traitement.

correspondant à la résolution du capteur utilisé.

La prise en compte de l'ensemble de ces contraintes particulières est indispensable pour intégrer de nouveaux produits d'agriculture de précision au sein d'une solution commerciale. Le manque relatif d'attention à leur égard dans la littérature est un frein majeur à l'apparition et à l'extension de systèmes commercialement opérationnels. Plusieurs auteurs soulignent l'importance de considérer ces nouvelles contraintes de recherche (Brisco *et al.*, 1998; McBratney *et al.*, 2005).

1.4.3 Plan de la thèse

Ce mémoire est organisé en cinq chapitres. Ce chapitre a présenté le contexte de la thèse. Comme on l'a vu, les enjeux de l'agriculture de précision et de la gestion de la variabilité parcellaire sont devenus importants avec l'augmentation des surfaces, avec l'émergence de nouveaux défis environnementaux et avec une mondialisation des marchés agricoles qui impliquent une performance économique de l'exploitation. Pour atteindre ces trois objectifs, les outils de gestion modulée ont été introduits. La production des outils de zonage et d'opportunité est envisagée dans un contexte d'arrivée des offres commerciales d'agriculture de précision, avec des contraintes de production associées fortes, justifiant une réflexion sur le type de méthodes à mettre en place pour satisfaire des exigences de robustesse, d'automatisation et de rapidité de calcul qui sont nouvelles dans notre domaine de recherche.

Dans le second chapitre, une définition formalisée du zonage est spécifiée. Un état de l'art des méthodes de zonage s'en suit au regard de cette spécification afin de décider quelle direction de recherche doit être privilégiée. De nouvelles directions seront proposées et justifiées. Un travail similaire est mené pour la notion d'opportunité.

Le chapitre suivant constitue la proposition scientifique de la thèse. Nous y détaillons d'abord une méthode de zonage répondant aux spécifications générales du zonage définies au cours du chapitre précédent, et adaptée au contexte industriel évoqué précédemment. Ensuite, une méthode de construction d'un indice d'opportunité capable de guider le choix d'appliquer ou non un zonage donné est exposée. Les caractéristiques de ces méthodes sont également discutées dans cette partie.

Le chapitre 4 illustre différentes applications des méthodes de zonage et de calcul de l'opportunité présentées. Ces exemples concernent des couverts végétaux continus (blé) comme discontinus (vigne). Deux types d'applications sont abordées : les résultats de zonage intra-parcellaire et les utilisations de l'indice d'opportunité proposé.

Enfin, pour clore ce mémoire, un dernier chapitre de conclusion synthétise les points importants des méthodes proposées au cours de ce travail, et propose également des perspectives pour continuer les pistes de recherche que nous avons proposées.

Chapitre 2

Présentation des verrous scientifiques

Sommaire

2.1 Méthodes de zonage en agriculture de précision : état de l'art et propositions	24
2.1.1 Définition et concepts	24
2.1.2 État de l'art des méthodes de zonage	28
2.1.3 Vers des méthodes alternatives de zonage	34
2.2 Opportunité et choix du traitement	36
2.2.1 Composantes de l'opportunité technique	37
2.2.2 État de l'art	38
2.2.3 Problématique spécifique au zonage	39
2.3 Résumé de la question scientifique	40
2.3.1 Méthode de zonage orientée objet	40
2.3.2 L'opportunité de zonage	41
2.3.3 Relations entre zonage et opportunité	41

Ce chapitre propose d'étudier quels sont les méthodes qui ont été développées pour répondre à la problématique que nous venons de formuler. À partir de cet état de l'art, une démarche scientifique est élaborée pour répondre à la question soulevée en Introduction. Seront abordées successivement :

- les méthodes de zonage intra-parcellaire,
- l'estimation de l'opportunité d'appliquer un zonage.

Une première partie propose tout d'abord de déterminer une spécification de l'opérateur de zonage qu'il nous faut mettre en place. Une analyse des méthodes de zonage disponibles dans la littérature scientifique est ensuite effectuée à la lumière de cette spécification, et motive la proposition d'une nouvelle méthodologie : en effet, la plupart de ces méthodes négligent un paramètre important, la structure spatiale des données utilisées pour générer le zonage. L'utilisation d'un outil issu de l'analyse d'image, la *segmentation*, est envisagé pour répondre à ce besoin.

La seconde partie est consacrée à la notion d'opportunité technique, introduite précédemment (§ 1.3.2). Les différentes composantes de l'opportunité technique sont tout d'abord détaillées, puis un état de l'art des méthodes d'estimation de l'opportunité technique d'une parcelle à un traitement donné est proposé. Comme on le verra, la problématique du zonage présente certaines spécificités, et les méthodes existantes ne sont pas adaptées à sa caractérisation.

Enfin, une dernière partie a pour objectif de résumer et de synthétiser les questions scientifiques soulevées par cette thèse.

2.1 Méthodes de zonage en agriculture de précision : état de l'art et propositions

Le zonage intra-parcellaire est une technique de gestion modulée des cultures, dont on a introduit les principales notions dans le chapitre précédent (§ 1.3.1). Cette partie propose d'analyser l'approche à mettre en place pour répondre aux exigences de notre étude :

- Définition des objectifs et des contraintes de l'application que nous envisageons
- Spécification technique de l'opérateur de zonage à mettre au point
- Revue des méthodes existantes
- Proposition d'une approche répondant aux spécifications

2.1.1 Définition et concepts

Si le zonage intra-parcellaire revient, par principe, à simplifier la représentation de la variabilité intra-parcellaire, les objectifs de cette opération peuvent varier. De ces objectifs dépendent des contraintes particulières que doit prendre en compte l'opérateur de zonage à mettre en place.

Objectifs de l'opération de zonage

D'une manière générale, le zonage intra-parcellaire peut être considéré comme l'opération visant à proposer une partition d'une parcelle donnée en plusieurs régions homogènes et distinctes à partir de données intra-parcellaires spatialisées. Si le fonctionnement du processus est souvent le même, les applications du zonage intra-parcellaires peuvent être variables. Nous proposons ainsi de distinguer trois objectifs de zonage :

Zonage descriptif : le processus de zonage a pour objectif (i) de simplifier la représentation spatiale d'une information complexe, bruitée ou imprécise (exemple : réflectance de sol nu, [McCann *et al.*, 1996](#)), ou (ii) de prendre en compte une information experte et/ou sans dimension exploitable (exemple : zones de potentiel définies par l'utilisateur, [Khosla *et al.*, 2002](#)). C'est un mode de représentation et d'intégration de données de caractérisation de la variabilité intra-parcellaire.

Zonage de modélisation : le processus de zonage a pour objectif de distinguer les régions présentant des caractéristiques agronomiques et/ou pédologiques différentes (exemple : potentiel de rendement, [Miao *et al.*, 2005](#)). Souvent, ce type de zonage passe par une analyse multivariée, impliquant différentes couches d'information. C'est un mode de représentation du fonctionnement parcellaire.

Zonage applicatif : le processus de zonage a pour objectif de proposer une partition spatiale d'une recommandation agronomique (exemple : fertilisation azotée, [Welsh *et al.*, 2003](#)), dans le but d'en faciliter l'application. C'est un mode de traitement technique.

Les différents types de zonage sont illustrés Figure 2.1. Comme on peut le remarquer, cette typologie des utilisations du zonage correspond aux différentes étapes d'une démarche de gestion modulée, telle qu'on l'a envisagée Figure 1.2. Comme on l'a vu lors de la présentation de notre problématique scientifique (§ 1.4.1), le sujet de cette thèse se concentre sur :

- le zonage descriptif, *i.e.* le processus permettant de simplifier la représentation spatiale d'une variable biophysique ou pédophysique pour en faciliter l'analyse,
- le zonage applicatif, *i.e.* le processus permettant de simplifier la représentation spatiale d'une variable de recommandation agronomique pour en proposer un mode d'application modulé possible techniquement.

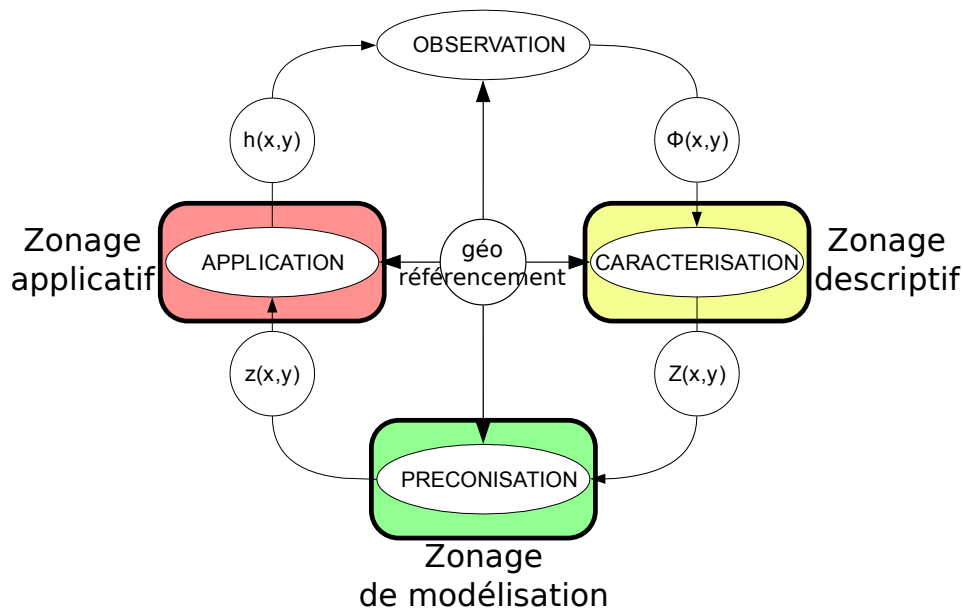


FIG. 2.1: Positionnement des différents types de zonage dans une démarche de gestion modulée.

Contraintes sur la création de zones intra-parcellaires

La création de zones de gestion est sujette à différentes contraintes. Nous proposons de distinguer des contraintes générales, qui s'expriment quelque soit le type de zonage mis en place, et des contraintes d'application plus particulières, qui diffèrent selon l'objectif de l'opération de zonage et les conditions techniques de sa mise en œuvre.

Les contraintes générales regroupent toutes les contraintes liées au principe même de partition d'une information spatialisée en zones de gestion. Nous proposons d'énoncer quatre propriétés générales auxquelles doit répondre un opérateur de zonage :

Exhaustivité : La partition d'une parcelle en zones de gestion doit être exhaustive sur l'ensemble de la parcelle : pour que le zonage propose une représentation appropriée de la variabilité intra-parcellaire, il faut que l'ensemble des points de la parcelle soient affectés à une zone.

Exclusivité : Les zones de gestion ne doivent pas se chevaucher entre elles : tout point de la parcelle doit être caractérisé par une unique valeur.

Homogénéité : Toute zone de gestion doit présenter des valeurs suffisamment semblables, afin de présenter une certaine homogénéité générale. Ce degré d'homogénéité dépend de la nature de la variable utilisée, et de l'application considérée.

Connexité : Toute zone de gestion doit être topologiquement connexe¹⁶ : pour envisager l'application d'une partition donnée, il est nécessaire de prendre en compte la morphologie des zones de cette partition, *i.e.* la taille et la forme des zones de gestion. Selon sa forme et sa taille, une zone donnée peut être plus ou moins aisément applicable *in situ* par une machine aux caractéristiques techniques données. Si les paramètres morphologiques sont des

¹⁶La propriété de connexité est ici entendue en son sens topologique, c'est-à-dire qu'elle formalise le fait qu'un ensemble donné soit *d'un seul tenant*. Ainsi, un espace donné est dit connexe s'il ne s'écrit pas comme l'union disjointe de deux ensembles ouverts non vides (Figure 2.2).

contraintes spécifiques à l'application envisagée, leur existence, assurée par la contrainte de connexité, est une contrainte générale.

La Définition 1 formalise ces propriétés :

Définition 1 L'opération de zonage intra-parcellaire est définie sur une parcelle \mathcal{F} comme une partition \mathcal{P} de \mathcal{F} en $M \in \mathbb{N}$ régions $\{\mathcal{R}_1, \mathcal{R}_2, \dots, \mathcal{R}_M\}$ homogènes d'un certain point de vue, et qui vérifient les propriétés suivantes :

1. $\cup_{i=1}^M \mathcal{R}_i = \mathcal{F}$
2. $\mathcal{R}_i \cap \mathcal{R}_k = \emptyset, \forall \{i, k\} \in \{1, 2, \dots, M\} \mid i \neq k$
3. \mathcal{R}_i est connexe, $\forall i \in \{1, 2, \dots, M\}$

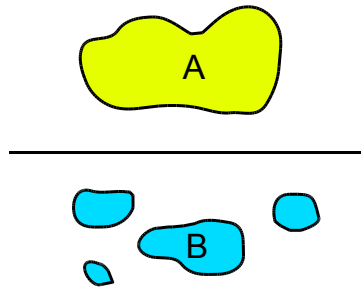


FIG. 2.2: Illustration de la notion de connexité en topologie mathématique. L'espace A est connexe, alors que l'espace B ne l'est pas.

Les contraintes d'application regroupent toutes les contraintes spécifiques à chaque application (objectifs du zonage, variables utilisées, matériel utilisé pour l'application du zonage, etc.). Deux types de contraintes sont concernées, *i.e.* des contraintes sur les valeurs en chaque région d'une part, et des contraintes sur la morphologie (au sens large) de ces régions d'autre part :

Homogénéité : Toute zone doit présenter un certain niveau d'homogénéité, de sorte que sur cette zone, la modélisation d'une variable spatialisée par une valeur unique soit suffisamment efficace. Parallèlement, toute zone doit être suffisamment différente des zones voisines pour en justifier la séparation. Ces critères d'homogénéité peuvent dépendre de la variable traitée (expertise sur cette variable, incertitudes sur sa mesure, etc.) ou de l'application envisagée (possibilités techniques du matériel utilisé pour appliquer les consignes).

Morphologie (sens large) : Dans l'optique de leur application, les zones proposées doivent également répondre à un certain nombre de critères morphologiques :

- Surface des régions : la surface des régions produites doit être supérieure à la surface de la plus petite unité de gestion envisageable techniquement.
- Nombre de régions : un nombre important de régions implique de la part du contrôleur un changement très fréquent de consigne, avec les incertitudes qu'accompagnent ces changements.
- Forme des régions : la forme des régions produites doit être compatible avec le type de machine utilisée pour l'application du zonage.

Les critères morphologiques vont s'opposer au critère d'homogénéité, de sorte qu'un zonage optimal corresponde à un compromis entre la performance de la partition proposée et la possibilité d'appliquer cette partition avec une machine donnée, qui dépend de la forme des contours des régions.

Spécification d'un opérateur de zonage

La dernière étape de cette partie consacrée à la définition des besoins de l'opération de zonage consiste à assembler les objectifs et les contraintes de l'opérateur de zonage que nous devons mettre en place, pour en donner des spécifications techniques. Les premières spécifications sont liées au contexte de production de masse dans lequel la méthode de zonage doit s'interfacer (§ 1.2). Comme on l'a évoqué au cours du chapitre précédent (§ 1.4.2), ces contraintes concernent tout d'abord la performance de la méthode à mettre au point :

- l'automatisation doit être suffisante pour traiter un nombre très important de parcelles (peu de phases manuelles, faible sensibilité au paramétrage, etc.),
- la robustesse de la méthode doit lui permettre de traiter des cas extrêmement variés (diversités des cultures, des conditions de cultures des bassins de production, des variables traitées, etc.),
- la performance de calcul est primordiale, et doit permettre de traiter un nombre de parcelles très important : la durée de zonage, pour une parcelle, doit être de l'ordre de la seconde sur les machines actuelles.

Ensuite, les objectifs de zonage envisagés concernent essentiellement les zonages descriptif et applicatif (*i.e.* les variables de caractérisation et de préconisation, Figure 2.1) : les principales conséquences est que les traitements que nous envisageons sont mono-variables et mono-temporels. D'autre part, comme la source d'information sur la variabilité intra-parcellaire est la télédétection, toutes les données sont organisées sur une grille régulière, et peuvent être assimilée à des images.

Le second type de spécifications correspond aux contraintes générales de zonage : comme on l'a évoqué précédemment, les zones produites doivent répondre aux exigences d'exhaustivité, d'exclusivité et de connexité que nous avons énoncé. Enfin, la méthode à mettre en place doit être capable d'intégrer les spécificités liées à chaque cas d'application du zonage, et en particulier à intégrer les caractéristiques du matériel avec lequel le zonage va être appliqué. Le Tableau 2.1 synthétise les différentes spécifications auxquelles la méthode de zonage que nous devons mettre au point doit répondre.

Contraintes	Critère	Spécifications
De production	Performance	- Automatisation importante - Robustesse - Temps de calcul faible
	Données traitées	- Traitements essentiellement mono-dimensionnels et mono-temporels - Données sur une grille régulière - Diversité des variables traitées
De zonage	Topologie	- Exhaustivité de la partition - Exclusivité de la partition - Connexité de chaque zone
D'application	Radiométrie	- Homogénéité des régions
	Morphologie	- Forme des régions
		- Nombre de régions
		- Taille des régions

} Selon l'application

TAB. 2.1: Synthèse des spécifications de l'opérateur de zonage dans le contexte de notre travail.

2.1.2 État de l'art des méthodes de zonage

Maintenant que nous avons spécifié l'opérateur de zonage à mettre en place, nous allons voir quelles sont les méthodes susceptibles de répondre à nos besoins. Pour ce faire, les méthodes existantes sont présentées, et critiquées au regard des besoins exprimés dans la partie précédente. Comme nous le verrons, ces méthodes sont affectées par plusieurs verrous importants, et justifient la prospection d'une nouvelle approche, dont le principe est présenté à la fin de cette partie.

Revue bibliographique des méthodes existantes

Deux types de données sont mobilisables pour construire un zonage (Figure 2.3) :

- les données de caractérisation et/ou de préconisation intra-parcellaires
- l'expertise et/ou les connaissances disponibles sur ces données et/ou le contexte opérationnel.

À partir de ces données, plusieurs méthodes de zonage intra-parcellaire ont été proposées dans la littérature scientifique en agriculture de précision. Nous proposons de les distinguer selon le degré d'utilisation de chaque type de données.

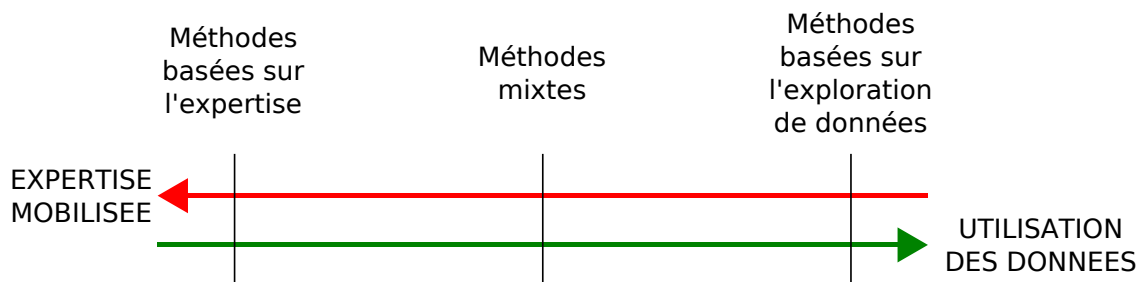


FIG. 2.3: Les différentes méthodes de zonage peuvent être distinguées selon (i) le degré d'expertise ou de connaissance qu'elles mobilisent, et (ii) selon l'importance de l'exploitation des données. On distingue ainsi des méthodes de zonage basées sur l'expertise d'une part, et basées sur des techniques d'exploration de données d'autre part. Entre les deux, les méthodes mixtes sont des méthodes d'extraction de connaissance capables d'exploiter conjointement les données et de l'expertise sur ces données et/ou l'application.

Les méthodes de zonage basées sur l'expertise exploitent au maximum les connaissances de l'expert ou de l'agriculteur sur une parcelle donnée, pour une variable donnée. Ces méthodes utilisent pour la plupart des polygones dessinés par l'expert ou l'agriculteur (Fleming *et al.*, 2000; Nehmdahl et Greve, 2001; Mitchell *et al.*, 2004). Paoli *et al.* (2007) ont eux proposé un formalisme flou capable de fusionner de l'information spatiale de nature et/ou de résolution variées. Si l'avantage de ces méthodes réside dans le fait qu'on maximise la quantité de connaissance mobilisée, leur désavantage est une forte spécificité limitant fortement leur industrialisation. D'autre part, on peut également leur reprocher une trop grande subjectivité, due au fait qu'elle n'exploitent pas ou peu les données disponibles sur la parcelle.

À l'opposé, les méthodes de zonage basées sur des techniques d'exploration de données correspondent à des méthodes plus systématiques. Une majorité des méthodes de zonage existantes entrent dans cette catégorie, et sont basées sur des algorithmes de classification supervisée ou non supervisée (Vrindts *et al.*, 2005; Taylor *et al.*, 2007). Fraisse *et al.* (1999) ont ainsi proposé d'utiliser l'algorithme de classification non supervisée ISODATA. Stewart et McBratney (2001) ont utilisé une classification supervisée selon le maximum de vraisemblance. De nombreux auteurs

2.1. Méthodes de zonage en agriculture de précision : état de l'art et propositions

ont proposé l'utilisation de l'algorithme de classification *k-means* (Stewart et McBratney, 2001; Taylor *et al.*, 2003; Whelan et McBratney, 2003; Jaynes *et al.*, 2005; Hornung *et al.*, 2006), ou son extension floue (algorithme *c-means*, Lark et Stafford, 1997; Fridgen *et al.*, 2000; Chang *et al.*, 2003; King *et al.*, 2005; Kitchen *et al.*, 2005; Miao *et al.*, 2005; Vrindts *et al.*, 2005; Li *et al.*, 2007). Schepers *et al.* (2004) et Ortega et Santibàñez (2007) ont utilisé une méthode de classification non supervisée des deux premiers plans issus d'une analyse en composante principale (ACP) de différentes couches d'information intra-parcellaires. D'autres méthodes ne sont pas basées sur une classification, mais sont beaucoup moins nombreuses. Ainsi, l'analyse fréquentielle de données de rendement a été envisagée (Zhang et Taylor, 2000; Diker *et al.*, 2004). Les méthodes de zonage basées sur les techniques d'exploration de données ont l'avantage d'être très génériques et potentiellement automatisables, mais n'intègrent cependant pas de connaissance sur les variables zonées ou sur les conditions d'application du zonage. Leurs inconvénients concernent également les méthodes de classification elles-mêmes, et seront détaillés dans les deux parties suivantes.

Entre ces deux extrêmes, les méthodes de zonage mixtes sont des méthodes d'extraction de connaissance capables d'exploiter conjointement les données disponibles sur la parcelle et l'expertise sur ces données et/ou le contexte applicatif du zonage. Elles sont potentiellement automatisables, tout en étant capables d'intégrer de la connaissance. Si elles représentent un compromis idéal, elles sont malheureusement peu nombreuses. Il a été ainsi proposé d'intégrer des polygones dessinés par un expert dans une classification de type *k-means* (Khosla *et al.*, 2002, 2008).

		Objectif du zonage		
		Descriptif	Modélisation	Application
Méthode	Expertise	Nehmdahl et Greve (2001)	Fleming <i>et al.</i> (2000)	
	Mixte	Khosla <i>et al.</i> (2008)		Khosla <i>et al.</i> (2002)
	Exploration de données	McCann <i>et al.</i> (1996) Lark et Stafford (1997)	Diker <i>et al.</i> (2004) Vrindts <i>et al.</i> (2005)	Welsh <i>et al.</i> (2003)

TAB. 2.2: Différents exemples de méthodes de zonage en fonction des objectifs de zonage.

Le Tableau 2.2 propose de confronter méthodes et objectifs de zonage. Comme on peut le remarquer, la plupart de ces méthodes ont été appliquées indifféremment pour chaque type de zonage.

Différences entre zones et classes

Dans la littérature existante, aucune distinction n'est faite entre les termes de *zones* et de *classes* de gestion (Taylor *et al.*, 2007). Ces deux termes ne sont cependant pas synonymes, et cette confusion est à l'origine, comme on le verra, de plusieurs problèmes. On peut définir ces termes de la façon suivante :

- Les *classes de gestion* sont une catégorisation des points présentant des propriétés biophysiques, pédologiques ou agronomiques similaires en différents groupes. Une classe de gestion est ainsi constituée de tous les points de la parcelle pour lesquels un certain traitement, associé à cette classe, est appliqué.
- Les *zones de gestion* sont l'expression spatio-temporelle des classes de gestion (McBratney *et al.*, 2005), *i.e.* la façon dont ces groupes sont répartis dans l'espace et dans le temps. Une zone de gestion est une région connexe sur laquelle un traitement spécifique est appliqué.

Ainsi, une classe de gestion peut comporter plusieurs zones de gestion, alors qu'une zone de gestion ne peut contenir qu'une classe de gestion (propriété d'exclusivité des zones de gestion, point 2 de la Définition 1). D'autre part, la propriété de connexité (point 3 de la Définition 1) n'est pas assurée par les classes de gestion, qui ne regroupent les points qu'en fonction de leur valeur. La Figure 2.4 illustre la différence entre classes et zones de gestion : contrairement à la notion de classe de gestion, la notion de zone de gestion intègre une contrainte spatiale.

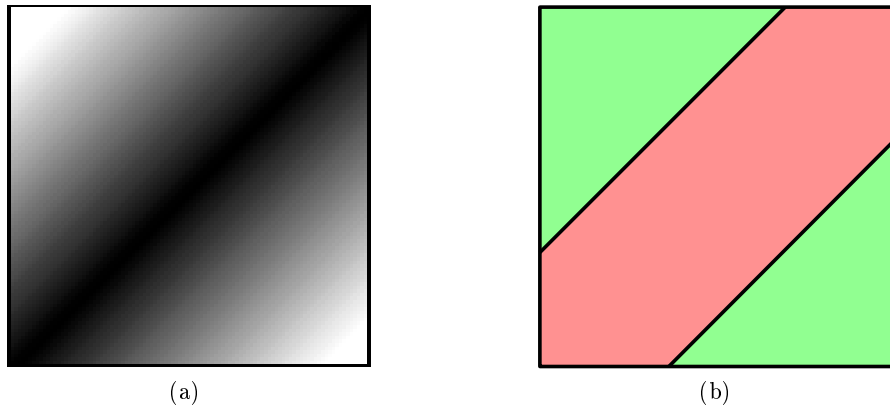


FIG. 2.4: Exemple de zonage en deux classes et trois zones d'une image de synthèse. (a) Image initiale. (b) Résultat de zonage en utilisant un algorithme *k-means* initialisé avec 2 classes.

Cette confusion est problématique dans le cadre de la spécification que nous avons donné à notre opérateur de zonage. En effet, comme nous l'avons montré précédemment, la propriété de connexité n'est pas vérifiée par les classes de gestion. La conséquence est que la prise en compte des contraintes opérationnelles liées à la machine devient impossible :

- Forme des régions
- Surface des régions
- Nombre de régions

Dans le cadre de l'utilisation de classes de gestion, le seul levier possible est le nombre de classes, *i.e.* le nombre de mode de traitements différents sur la parcelle. Si ce paramètre est important, il n'est cependant pas le plus déterminant dans la construction d'un zonage cohérent agronomiquement et applicable techniquement.

Problèmes spécifiques aux approches de classification pixellaire

Les méthodes de classification sont les outils plus utilisés pour la construction de zones de gestion. La classification est le processus d'organisation des éléments d'un jeu de données en groupes selon leurs similarités (Jain *et al.*, 1999). L'objectif de cette étape est de caractériser les individus (i) en les regroupant en ensembles homogènes, et (ii) en leur affectant éventuellement une étiquette de haut niveau (type d'occupation du sol, caractéristique physique ou chimique, etc.). De nombreuses méthodes de classification ont été proposées (Jain *et al.*, 1999; Tso et Mather, 2001), toutes bâties autour du même raisonnement : plus deux individus sont proches dans un espace donné, plus ils ont de chances de faire partie de la même classe dans cet espace (Figure 2.5). Les modalités de calcul du critère de similarité, de regroupement et de représentation sont cependant très diverses, et peuvent être plus ou moins adaptées aux données traitées (Jain

et al., 1999). Les implémentations les plus courantes sont les algorithmes *k-means* et son extension floue, *c-means*.

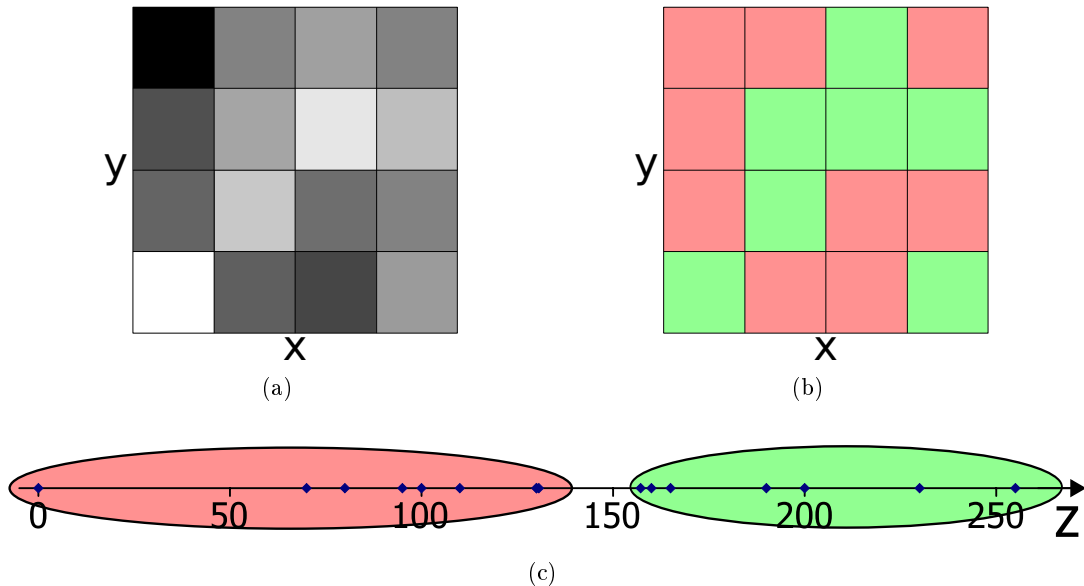


FIG. 2.5: Exemple de classification d'une variable $z(x, y)$ en deux classes. (a) Représentation de $z(x, y)$. (b) Résultats de la classification de $z(x, y)$ en deux classes. (c) Processus de classification de $z(x, y)$ en deux classes : le jeu de données est séparé en deux groupes homogènes et distincts.

Pour plusieurs raisons, les méthodes de classification présentent des caractéristiques expliquant leur succès en agriculture de précision :

- La finalité d'une étape de classification est de caractériser les individus en les regroupant en classes, sémantiques ou empiriques. C'est un processus proche d'une recherche thématique, comme peut l'être l'agriculture de précision. Les méthodes de classification sont ainsi utilisées dans de nombreux champs de recherche thématiques, par exemple en fonctionnement des systèmes biologiques ou en sociologie (Lu et Weng, 2007).
- La méthode de classification elle-même, basée sur les distances entre individus et extensible à des espaces multidimensionnels, est relativement intuitive pour le thématicien : elle est similaire à la façon dont il analyse les données.
- Ces méthodes sont faciles d'accès car intégrés dans la plupart des logiciels SIG¹⁷ du commerce (Fraisie et al., 1999; Chang et al., 2003), ou dans des logiciels spécifiques à l'agriculture de précision (Minasny et McBratney, 2002; Fridgen et al., 2004). Ces logiciels assurent un interfaçage confortable, et évitent une phase de codage algorithmique de la méthode pouvant être fastidieuse.
- Enfin, la confusion classes de gestion/zones de gestion, précédemment évoquée, a plaidé en faveur de ces méthodes.

Cependant, certaines spécificités de ce traitement lui confèrent un certain nombre de limitations (Lobo et al., 1996; Devereux et al., 2004). De par sa définition, la classification n'intègre pas *de facto* de paramètres spatiaux : c'est un processus de caractérisation des individus sur la base de leurs valeurs physiques, qui ne prend pas en compte la disposition spatiale des individus. Ce manque a des conséquences sur la qualité du résultat obtenu. En effet, un problème important

¹⁷ *Système d'Information Géographique*

affectant les résultats de classification pixellaire est l'effet *poivre et sel*. L'effet poivre et sel se manifeste par une fragmentation spatiale parfois importante des classes (Figure 2.6). C'est un problème commun à toutes les démarches de partitionnement d'une information spatialisée en sous-ensembles. L'effet poivre et sel est dû à la combinaison de plusieurs paramètres :

- De par la complexité des phénomènes caractérisés par les variables pédobiophysiques ou agronomiques, des effets de confusion spectrale entre différentes classes (Lu et Weng, 2007) peuvent être à l'origine de l'effet poivre et sel : en raison d'une forte hétérogénéité spectrale intra-classe, certaines classes peuvent ainsi ne pas être entièrement disjointes.
- Dans le cas de données spatialisées, un point n'est généralement pas spatialement indépendant : il a plus de chance d'appartenir à la même classe que son voisin que d'appartenir à une classe différente. Ceci définit la notion de contexte (Song *et al.*, 2005; Tso et Olsen, 2005), que ne prennent pas en compte les méthodes de classification pixellaire.
- La résolution spatiale des données a plusieurs effets. Plus elle devient importante, plus la part des informations spatiales, contextuelles ou texturales devient importante dans la quantité totale d'information que contient un jeu de données (Lu et Weng, 2007). Or, les méthodes de classification par pixel ne sont pas capables de gérer des données texturées ou des informations contextuelles (Cross et Mason, 1988; Blaschke et Strobl, 2001; Frohn, 2006). Lorsque la résolution spatiale du jeu de données augmente, une part croissante de l'information qu'il contient est ainsi négligée par le processus de classification.
- Enfin, l'utilisation de données à haute résolution spatiale favorise l'apparition de bruit à haute fréquence spatiale (Schiewe *et al.*, 2001; Wang *et al.*, 2004; Berberoglu et Curran, 2006). Ces phénomènes spatiaux perturbent le processus de classification, puisque la classification pixellaire est incapable de les prendre en compte (Song *et al.*, 2005; Lu et Weng, 2007).

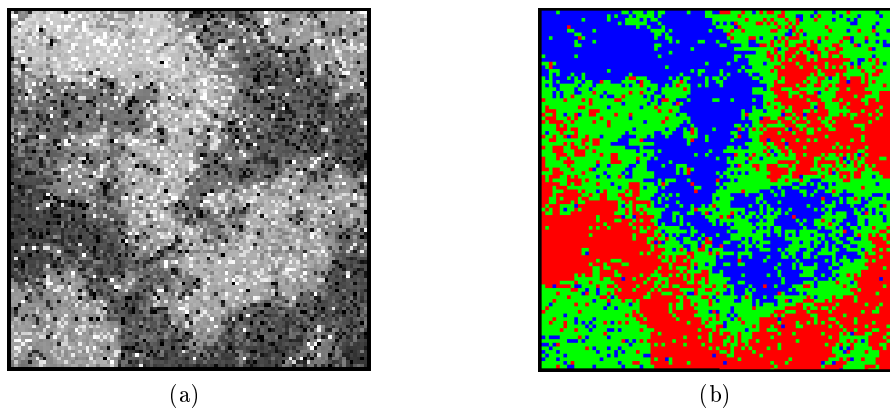


FIG. 2.6: Illustration de l'effet poivre et sel. (a) Parcelle théorique. (b) Classification *k-means* de la parcelle (a) en 3 classes.

Les conséquences de ces phénomènes sur les résultats de classification ont été particulièrement étudiés dans le cadre de l'utilisation de la télédétection pour l'analyse de paysages naturels (Blaschke et Strobl, 2001; Tso et Olsen, 2005; Song *et al.*, 2005; Lu et Weng, 2007; Dale *et al.*, 2007). D'une manière générale, il a été observé que les performances des classifications pixellaires sont fortement handicapées par l'absence de prise en compte des informations spatiales et contextuelles (Wang *et al.*, 2004; Tso et Olsen, 2005; Berberoglu et Curran, 2006) : c'est pourquoi les résultats de classification pixellaire nécessitent généralement une phase de post-traitement pour

être exploitables.

Plusieurs auteurs ont également identifié l'effet poivre et sel comme un inconvénient majeur des méthodes de zonage existantes basées sur une classification pixellaire, et ont convenu de l'importance de prendre en compte l'information spatiale contenue dans un jeu de données (Ping et Dobermann, 2003; Simbahan et Dobermann, 2006; Frogbrook et Oliver, 2007). En effet, la fragmentation spatiale des classes générées par la classification pose un problème de mise en œuvre du zonage, quelle que soit la méthode de classification envisagée (Dobermann *et al.*, 2003; Ping et Dobermann, 2003). En agriculture de précision, les phénomènes erratiques à l'origine de l'effet poivre et sel sont dus aux données à haute résolution spatiale fréquemment utilisées pour la construction de zones de gestion (résistivité, télédétection, etc.), et aux incertitudes présentes sur l'intégralité de la chaîne d'acquisition des données : effet pépite du support de la variable observée, capteur, géoréférencement, traitement et post-traitement (Ping et Dobermann, 2003). Dans l'optique d'optimiser l'utilisation de telles données, l'utilisation exclusive des traditionnelles méthodes de classification pixellaire semble inadaptée (Schiewe *et al.*, 2001).

Dobermann *et al.* (2003) et Ping et Dobermann (2003) regrettent que peu de méthodes de zonage s'appliquent à considérer la cohérence spatiale des zones formées, et indiquent que c'est une voie de recherche à considérer. Certains auteurs ont néanmoins tenté de trouver une solution à ce problème important. Un post-traitement des résultats de classification a ainsi été envisagé par Lark (1998) et Ping et Dobermann (2003), qui proposent de réduire l'effet poivre et sel par un filtrage spatial des résultats de classification. Cependant, ces solutions ne sont pas complètement satisfaisantes. En effet, si les post-traitements proposés peuvent être poussés, ils ne représentent pas une véritable façon d'inclure le domaine spatial (Lobo, 1997). D'autre part, ce sont souvent des traitements spécifiques au cas d'étude, qui peuvent être difficiles à généraliser pour un nombre important de parcelles. D'autres auteurs ont envisagé d'introduire des caractéristiques spatiales du jeu de données dans l'algorithme de classification : Li *et al.* (2005) ont présenté une version modifiée de l'algorithme *k-means* pour prendre en compte les relations spatiales entre les points du jeu de données dans le calcul du critère de similarités. Shatar et McBratney (2001) ont proposé d'opérer un pavage¹⁸ du jeu de données avant classification afin de considérer la connexité des points dans un algorithme *k-means*. Simbahan et Dobermann (2006) et Frogbrook et Oliver (2007) ont proposé d'introduire une contrainte spatiale dans l'algorithme de classification à l'aide des paramètres du variogramme des données classées. Simbahan et Dobermann (2006) font toutefois remarquer que l'introduction de telles variables dans la classification pose le problème de leur pondération par rapport aux autres variables.

Comme on peut le constater, les méthodes basées sur une classification pixellaire ne considèrent pas les problèmes de fragmentation spatiale. En effet, le processus de classification n'est conceptuellement pas adapté à la prise en compte de la structure spatiale des données. Si ce processus est capable d'extraire et de catégoriser l'information radiométrique pertinente d'un jeu de données, il manque aux méthodes de zonage actuelles un moyen de faire de même chose pour l'information spatiale que contient le jeu de données traité.

Importance de l'intégration d'information spatiale

Une conclusion importante de l'état de l'art que nous venons d'effectuer sur les méthodes de zonage est qu'un manque important des méthodes existantes est la prise en compte du domaine spatial :

¹⁸Le pavage, ou tessellation, consiste à partitionner un espace par une série de polygones. Un exemple classique, utilisé d'ailleurs par Shatar et McBratney (2001), est le diagramme de Voronoï.

- la notion de zone de gestion est une notion basée sur l'information spatiale, car sa mise en œuvre nécessite la prise en compte de variables particulières caractérisant la forme, le nombre et la surface des entités détournées,
- la fragmentation spatiale des classes obtenues par classification pixellaire est une conséquence de l'abstraction dont font l'objet les relations spatiales entre individus du jeu de données.

2.1.3 Vers des méthodes alternatives de zonage

Les limitations des méthodes actuelles représentent un verrou important (i) pour l'industrialisation du zonage, et (ii) pour la prise en compte des contraintes opérationnelles de zonage. Pour pallier les problèmes posés par le manque de prise en compte de l'information spatiale par ces méthodes, de nouveaux outils doivent être proposés. Nous proposons ainsi une alternative aux méthodes basées sur une classification pixellaire, en investiguant les possibilités offertes par la segmentation d'image.

Le concept de segmentation

La segmentation d'image est la première étape importante en vision artificielle, et représente une part conséquente de la recherche en traitement d'image (Pal et Pal, 1993). La segmentation peut être définie comme le processus divisant une image en un ensemble de régions connexes, homogènes, et distinctes :

- chaque région doit être homogène,
- l'union de deux régions ne doit pas l'être (Cheng *et al.*, 2001).

La segmentation est la partition d'un jeu de données en entités (ou *objets*) spatialement cohérents, dans le but de les interpréter. Comme il s'agit d'un problème inverse, la segmentation d'une image donnée n'a pas une unique solution : selon les différentes méthodes qui ont été développées, et selon le contexte applicatif dans lequel cette segmentation est menée, la méthode de segmentation optimale peut varier.

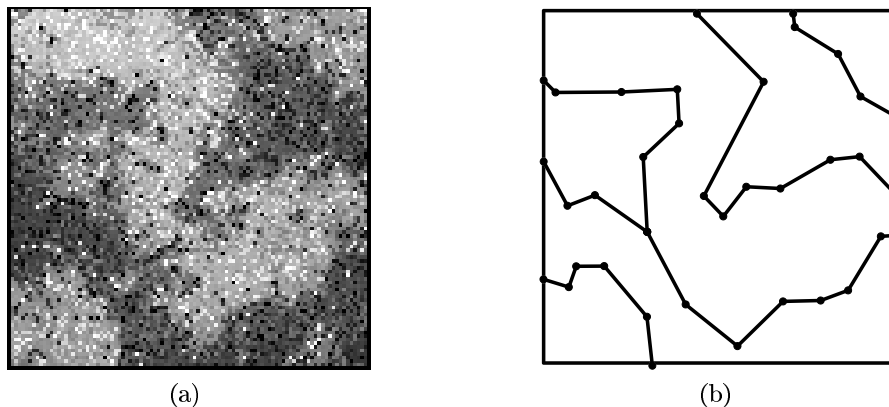


FIG. 2.7: Exemple de segmentation. (a) Parcelle théorique. (b) Segmentation de la parcelle théorique. La segmentation produit une carte des régions de l'image segmentée.

La segmentation d'image est un thème de recherche dont l'apparition remonte à une trentaine d'années : un nombre très important de méthodes a ainsi été proposé. Leur revue exhaustive serait probablement longue et fastidieuse, c'est pourquoi le lecteur intéressé est invité à la lecture des

travaux de référence sur ce sujet (par exemple [Pal et Pal, 1993](#); [Cocquerez et al., 1995](#)). On peut toutefois distinguer trois principaux groupes dans les méthodes de segmentation :

- les méthodes orientées *région* regroupent les points présentant des caractéristiques similaires afin de créer des régions homogènes (critère de similarité),
- les méthodes orientées *frontière* ont pour objectif de détecter les contours entre les régions présentant des caractéristiques similaires (critère de dissimilarité),
- les méthodes *hybrides* proposent de combiner à la fois les critères des méthodes *région* et *frontière*.

Potentiel de la segmentation pour la définition de zones de gestion

De nombreux auteurs ont identifié l'intégration d'objets spatialement cohérents comme une voie de recherche majeure pour améliorer les résultats de classification des paysages naturels ([Lobo et al., 1996](#); [Devereux et al., 2004](#); [Song et al., 2005](#); [Lu et Weng, 2007](#)), et résoudre ainsi les problèmes posés par la classification pixellaire. Dans le contexte du zonage, [Li et al. \(2005\)](#) ont fait la même observation, et conseillent de prendre en compte non seulement la similarité entre les attributs des points d'un jeu de données, mais aussi leurs relations spatiales et les interactions entre eux. L'interprétation de données réelles ne peut pas être menée sur la seule comparaison des valeurs en chaque point, elle doit aussi prendre en compte la morphologie des objets observés ([Walter, 2004](#)), ainsi que leur texture et leur contexte ([Frohn, 2006](#)). L'expertise humaine est basée sur une approche similaire : l'œil humain tend d'abord à (i) détourner les régions homogènes d'une scène, puis (ii) à caractériser chaque région ([Cross et Mason, 1988](#); [Blaschke et Strobl, 2001](#)).

Le concept de classification orientée objet ([Ketting et Landgrebe, 1976](#); [Lobo, 1997](#)) a été proposé pour répondre à ces besoins. Le principe de la classification orientée objet est d'appliquer un algorithme de segmentation sur la donnée avant classification. Par conséquent, l'étape de caractérisation n'est pas menée sur des points mais sur des objets significatifs et spatialement cohérents. Ce processus exploite le fait que segmentation et classification ont des objectifs fondamentalement différents : la segmentation a pour objectif d'extraire les contours des objets, alors que la classification permet de caractériser un ensemble d'entités en leur affectant une classe experte ou empirique. Combiner ces deux outils permet d'optimiser la valeur de la donnée puisque chacun des deux offre une information que l'autre est incapable d'extraire ([Dale et al., 2007](#)). Ainsi, plusieurs auteurs ont fait remarquer que la classification orientée objet offrait de meilleurs résultats que la classification pixellaire ([Lu et Weng, 2007](#); [Dale et al., 2007](#)). Un exemple de classification orientée objet est illustré Figure 2.8. Cet exemple utilise la segmentation proposée Figure 2.7, et est à comparer avec le résultat d'une classification pixellaire de la même donnée (Figure 2.6).

Dans le cadre de la caractérisation orientée objet d'une donnée spatialisée, l'étape de segmentation est critique puisque c'est la base de ce type de processus ([Wang et al., 2004](#); [Song et al., 2005](#)). En créant des régions homogènes et connexes, une contribution majeure de l'étape de segmentation est la possibilité de raisonner l'étape de caractérisation sur des objets présentant de véritables motifs et formes, plutôt que sur des pixels uniformes de ce point de vue ([Blaschke et Strobl, 2001](#); [Wang et al., 2004](#)). Raisonner sur des objets améliore les résultats de caractérisation, et permet de limiter l'effet poivre et sel ainsi que ses conséquences ([Lobo et al., 1996](#)), en augmentant la séparabilité des classes considérées ([Wang et al., 2004](#)). Dans le contexte du zonage, la segmentation permet d'introduire de nouvelles variables qui sont critiques lorsque les spécifications applicatives d'un zonage sont considérées (§ 2.1.1) :

- variables liées à la métrique des motifs spatiaux et à la morphologie des régions,

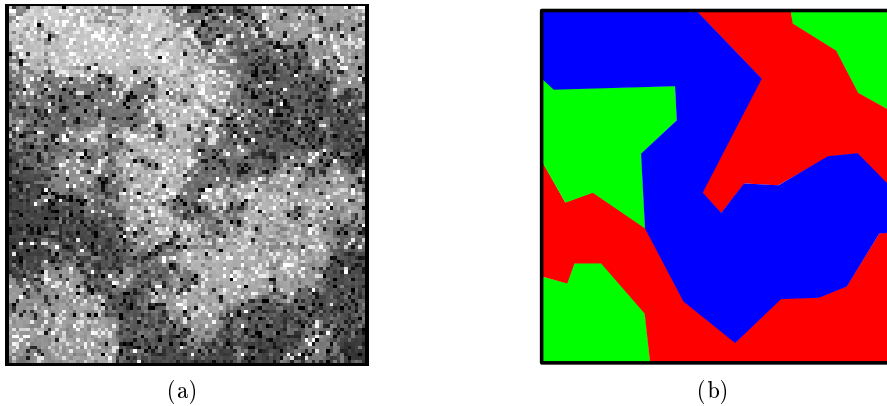


FIG. 2.8: Exemple de classification orientée objet. (a) Parcelle théorique. (b) Classification orientée objet de la parcelle théorique.

- variables liées à la notion d'échelle, *i.e.* nombre de zones, surface des zones, etc.

Utilisation de la segmentation pour le zonage intra-parcellaire

Dans le domaine spécifique de l'agriculture de précision, un important effort de recherche a été concentré sur la détermination des données à considérer pour opérer un zonage intra-parcellaire, mais peu d'articles ont abordé la méthode de zonage en elle-même. Par conséquent, une large majorité des méthodes existantes utilisent des algorithmes de classification pixellaire, malgré le fait que ceux-ci présentent des limitations importantes, que nous avons exposées précédemment. Pour pallier ces limitations, nous proposons d'étudier l'utilisation de la segmentation pour construire une démarche de *zonage orienté objet*¹⁹. Une telle méthode correspond à nos spécifications de zonage (§ 2.1.1), mais répond également à un besoin identifié par certains auteurs (Taylor, 2004).

La mise au point de cette nouvelle méthode de zonage suppose l'utilisation conjointe de deux étapes différentes. Une étape de segmentation, permettant de passer d'un ensemble de points à un ensemble d'objets homogènes et spatialement connexes, est suivie d'une caractérisation des objets obtenus. La segmentation semble être l'étape la plus délicate, puisque la qualité de son résultat influe de manière importante sur la qualité du résultat final. D'autre part, si l'application de méthodes de caractérisation en agriculture de précision est bien documentée, peu de recherches ont été menées sur l'application de la segmentation pour la détection de la structure spatiale d'une donnée intra-parcellaire. Appliquer une méthode de zonage sur ce type de données représente en effet un défi important, car aucun prototype des zones intra-parcellaires à délimiter n'est disponible. L'absence de partition de référence et la contrainte d'automatisation imposent de se passer de vérité terrain et/ou de validation experte, et demandent un effort de recherche particulier pour valider les résultats d'une méthode de zonage orientée objet.

2.2 Opportunité et choix du traitement

L'opportunité de zonage constitue une partie importante de notre étude : cet outil doit permettre de caractériser l'intérêt d'appliquer ou non un zonage. De la même manière, il doit

¹⁹Cette terminologie pléonastique est introduite afin de distinguer clairement les zones de gestion issues d'un processus de segmentation, des classes de gestion issues d'un processus de classification.

permettre de qualifier un zonage donné, afin d'analyser la performance de la partition proposée. Cette partie propose d'explicitier plus en détail cette notion, et de présenter quelles sont les différentes approches existantes.

2.2.1 Composantes de l'opportunité technique

Comme nous l'avons vu lors de l'introduction de ce concept (§ 1.3.2), l'opportunité au sens large est l'agrégation des trois critères économique (Ec), environnemental (En) et technique (T). Si les deux premiers critères sont encore l'objet de recherches dans la communauté de recherche en agriculture de précision, notre travail se focalise sur le volet technique de l'opportunité, T . La notion d'opportunité technique décrit l'aptitude technique d'une parcelle à un traitement intra-parcellaire. Cette aptitude dépend de la variabilité intra-parcellaire de la préconisation à appliquer, et de l'équipement utilisé pour l'appliquer (Figure 2.9).

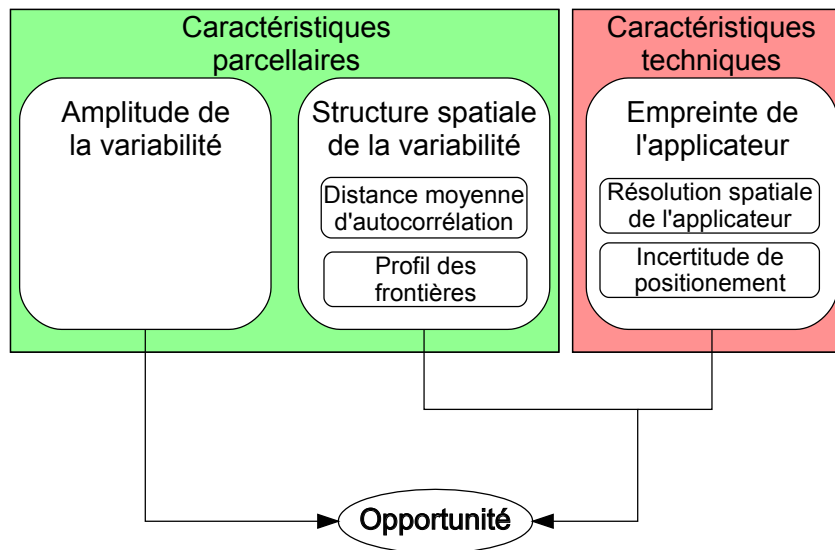


FIG. 2.9: Décomposition du critère d'opportunité technique T .

Un traitement intra-parcellaire est ainsi d'autant plus opportun que la variabilité intra-parcellaire de la préconisation à appliquer est importante en amplitude et est fortement structurée spatialement (Pringle *et al.*, 2003) :

- L'amplitude de cette variabilité assure l'intérêt d'un traitement modulé par rapport à un traitement uniforme. Si la variabilité est trop faible, il n'y a pas d'avantage, en termes de performance, à passer d'un traitement uniforme à un traitement modulé.
- La structuration spatiale de cette variabilité est nécessaire pour s'assurer que les zones aient une surface suffisante pour être traitées spécifiquement par l'équipement technique utilisé. La structure spatiale d'une donnée est généralement appréciée par la portée de son variogramme. Elle peut être représentée par la distance moyenne d'autocorrélation (Figure 2.10). Si cette structure spatiale est atomisée, la taille moyenne des zones homogènes est faible, et se rapproche de (voire est inférieure à) la résolution spatiale de la machine utilisée pour appliquer le traitement : il en résulte alors une inadéquation entre la taille moyenne des éléments et la surface minimale de modulation imposée par les caractéristiques de la machine utilisée.
- Les caractéristiques de la machine (largeur de traitement, vitesse de progression, temps

de latence pour changer la consigne, incertitude de positionnement) définissant son empreinte spatiale (Tisseyre et McBratney, 2008) influent donc directement sur l'opportunité technique.

- Enfin, l'opportunité est également affectée par le profil des frontières entre zones : un passage brusque d'une consigne a à une consigne b est en effet un facteur de risque plus aggravant qu'un passage graduel. Ce risque peut être dû d'une part aux contrôleurs utilisés, qui sont moins précis en cas de changement de consigne brusque, puisque le temps de latence nécessaire peut parfois être important (Pringle *et al.*, 2003). Ils peuvent être imputables d'autre part à une erreur de positionnement de la machine. Dans ces deux cas de figure, l'écart entre traitement théorique et traitement réellement appliqué augmente d'autant plus que le profil de la frontière est marqué.

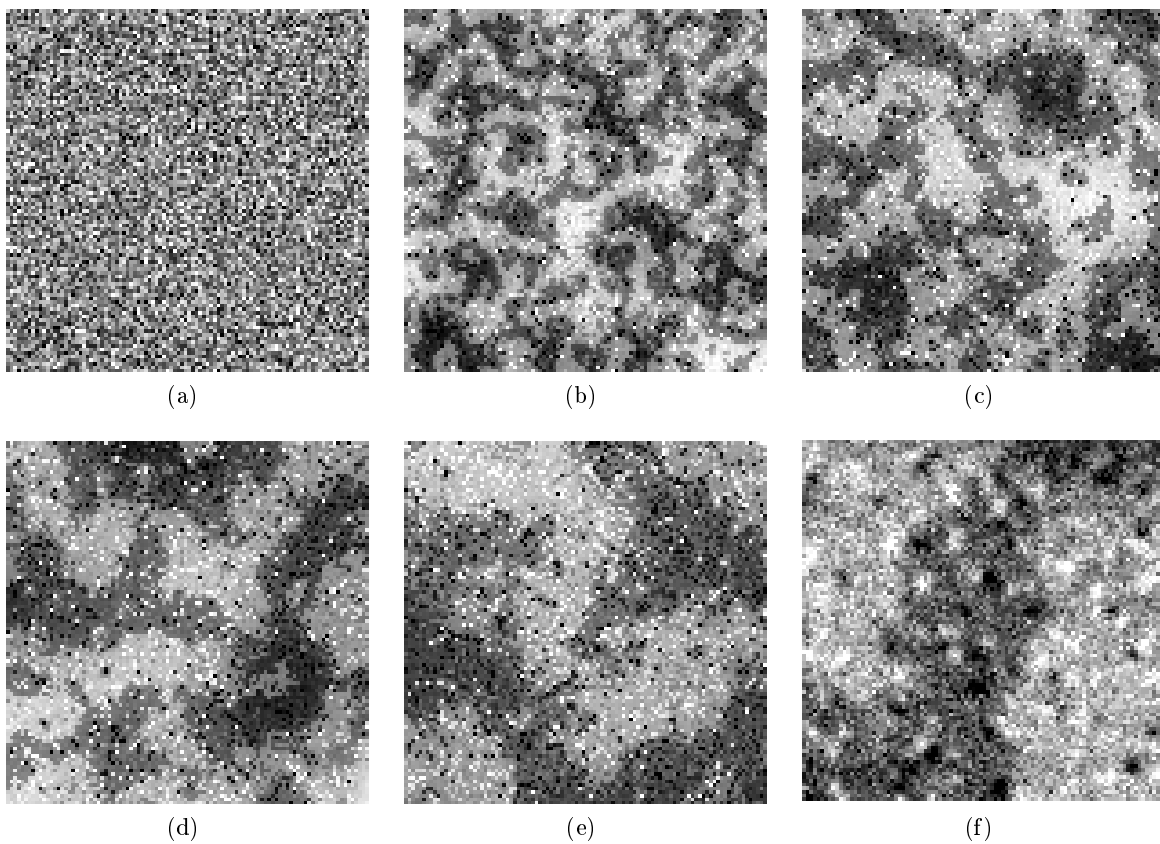


FIG. 2.10: Illustration de la notion de structuration spatiale : parcelles théoriques, d'1 ha de surface et d'une résolution d'1 m^2 , suivant une distribution normale identique (moyenne de 100 et écart-type de 16 en unités arbitraires) et une structure spatiale croissante (Tisseyre et McBratney, 2008). La portée de leur variogramme exponentiel est respectivement de (a) 0 m (effet pépite pur), (b) 9 m , (c) 18 m , (d) 27 m , (e) 36 m et (f) 45 m .

2.2.2 État de l'art

En se basant sur ces observations, Pringle *et al.* (2003) ont proposé un indice d'opportunité (O_i) ayant pour objectif de quantifier T sur des données intra-parcellaires de rendement. Conformément à la notion d'opportunité technique, cet indice est une fonction de l'importance

de la variabilité intra-parcellaire, et de sa structure spatiale, dont le calcul de l'indice est basé sur la modélisation du semi-variogramme des données de rendement mesurées. Cet indice fut ainsi un premier moyen d'estimer et de comparer l'aptitude de parcelles à des traitements intra-parcellaires sur la base de données issues d'un capteur de rendement. L'expression de l' O_i pour une variable z et une machine m est donnée par l'Équation 2.1 :

$$O_i(z, m) = \sqrt{M(z) \times \frac{S(z)}{s(m)}} \quad (2.1)$$

avec (en hectares) : $M(z)$ l'amplitude de variation de la variable z
 $S(z)$ la structure spatiale de la variable z ,
 $s(m)$ la surface minimale que la machine m est capable de gérer.

Avec l'idée d'utiliser cet indice pour caractériser des modèles de zonage, Taylor (2004) a proposé une étude préliminaire visant à adapter l' O_i à l'analyse des zones de gestion. Le Spatial Opportunity Index (SO_i) adapte le terme \mathcal{S} de l' O_i , en utilisant le ratio de la surface totale de la parcelle et du nombre de zones proposé. Plus récemment, Tisseyre et McBratney (2008) ont proposé un indice d'opportunité technique (TO_i). Cet indice est centré sur l'analyse de l'impact des caractéristiques techniques de la machine utilisée sur la qualité de l'application d'une préconisation. Il prend de plus en compte une contrainte importante, l'automatisation de l'indice. Ainsi, le TO_i est basé sur des outils de morphologie mathématique simples, et ne requiert aucun stade manuel et peu de puissance de calcul.

L'apparition de la notion d'opportunité technique est relativement récente dans la littérature. De ce fait, peu de méthodes d'estimation de T ont été proposées. Deux types de méthodes coexistent actuellement. Le premier type est basé sur l'utilisation d'outils géostatistiques pour comparer la distance moyenne d'auto-corrélation des données à l'empreinte spatiale de l'apporteur. Cependant, les modélisations nécessaires sont assez longues et difficiles, et requièrent une phase manuelle experte importante. D'autre part, ces indices sont construits pour traiter des données de rendement continues, et sont donc inadaptés à l'analyse de zonages ou de données autrement dimensionnées. Malgré les efforts récents pour les simplifier (de Oliveira *et al.*, 2007), les différentes étapes de modélisation nécessaires sont incompatibles avec le traitement d'un volume important de données. Le second type de méthode propose d'utiliser la morphologie mathématique pour simuler le passage de la machine et en déduire un risque technique d'application. L'indice obtenu est cependant limité à deux modes de traitement, et ne tient pas compte de l'amplitude de la variabilité intra-parcellaire.

Un dernier problème est commun aux deux types de méthodes : leur inadéquation à l'étude d'un zonage. En effet, le premier type d'indice est destiné à l'étude conjointe de la structuration et de l'amplitude de la variabilité intra-parcellaire d'une variable, mais pas à estimer la performance d'un modèle par zones. Le second type d'indice n'évalue quant à lui qu'en partie l'opportunité technique. Comme on le voit, on ne dispose pas encore de solution d'estimation de l'opportunité technique capable de traiter un volume important de données sans intervention experte et de prendre en compte les multiples facteurs du risque d'application.

2.2.3 Problématique spécifique au zonage

Cette étude propose un indice d'opportunité technique adapté au contexte particulier du zonage. L'objectif de cet indice est (i) d'aider l'utilisateur à choisir entre traitement uniforme et

traitement par zones, et (ii) de pouvoir s'implémenter dans une solution commerciale d'agriculture de précision avec les contraintes d'automatisation, de robustesse et de simplicité d'analyse qui en découlent.

Un tel indice compare les performances d'un traitement par zones et d'un traitement uniforme par rapport à une carte de préconisation donnée. Plus généralement, ceci équivaut à caractériser la qualité d'une partition par rapport à la donnée à partir de laquelle elle a été générée. Cette question n'est pas triviale (Roman-Roldanm *et al.*, 2001; Martin *et al.*, 2006), particulièrement en agriculture de précision, où on ne dispose pas de prototype du zonage, c'est-à-dire qu'il est impossible de comparer un zonage proposé à une solution optimale, celle-ci étant inconnue. En effet, la notion de zone en agriculture de précision est vague, et soumise à la subjectivité de l'application et/ou de l'expertise de l'agronome. Les zones intra-parcellaires peuvent être ainsi considérées comme des objets flous aux frontières incertaines, et dont le nombre peut être différent selon l'échelle d'analyse ou l'application considérée.

2.3 Résumé de la question scientifique

Ce chapitre a permis de préciser les problèmes scientifiques soulevés par la thèse, puis de rechercher dans la littérature les différentes voies de recherche susceptible de répondre à ces problèmes. Comme nous l'avons mis en évidence, l'originalité des contraintes de production qu'impose le contexte industriel de notre étude, ainsi que la nécessité de prendre en compte les contraintes liées à l'application du zonage, exigent la mise au point d'une solution spécifique.

2.3.1 Méthode de zonage orientée objet

Le zonage est un traitement de gestion modulée largement renseigné dans la littérature scientifique en agriculture de précision. Ce traitement vise à partitionner la parcelle en régions homogènes et distinctes : son objectif est de simplifier la représentation spatiale d'une variable pour en faciliter l'analyse (variable de caractérisation) ou l'application technique (variable de préconisation). Si cette opération est un outil courant dans notre champ de recherche, la définition de différents objectifs de zonage, et de contraintes générales et opérationnelles associées imposent de bien réfléchir à la méthode à mettre en place. Suite à une revue de la littérature, plusieurs lacunes des approches existantes ont ainsi été mises en évidence :

- confusion entre zones et classes de gestion,
- performance et automatisation des méthodes,
- difficulté d'intégrer des connaissances sur les contraintes de mise en œuvre du zonage.

Ce constat illustre la nécessité d'une approche nouvelle, et plus globalement d'une recherche spécifique sur les *méthodes* utilisées pour créer des zones de gestion en agriculture de précision. Nous proposons ainsi de mettre au point une méthode de zonage orientée objet afin de :

- surmonter les limitations des méthodes existantes identifiées suite à l'étape de spécification proposée au début de ce chapitre,
- être capable d'intégrer des contraintes opérationnelles à partir de connaissances expertes sur les conditions d'application du zonage,
- répondre aux contraintes de production imposées par le contexte de notre étude.

La démarche de zonage orientée objet que nous proposons de déterminer se base sur un outil issu de l'analyse d'image : la segmentation. L'adaptation et l'incorporation de cet outil dans

une méthode de zonage intra-parcellaire a pour objectif de simplifier la donnée à zoner en sélectionnant l'information spatiale pertinente, et permettant l'intégration des différentes contraintes évoquées.

2.3.2 L'opportunité de zonage

L'opportunité technique décrit l'aptitude d'une parcelle à recevoir un traitement intra-parcellaire. Nous proposons d'utiliser cette notion dans le cas particulier du zonage, et de définir l'opportunité de zonage comme l'aptitude d'une parcelle à recevoir un traitement par zonage, en fonction (i) de l'amplitude et de la structure spatiale de sa variabilité intra-parcellaire, et (ii) des contraintes opérationnelles de l'application de ce zonage.

La notion d'opportunité est assez nouvelle dans la littérature en agriculture de précision, et peu de méthodes ont été proposées pour l'estimer. En particulier, le cas du zonage n'a pas encore été réellement abordé : cette constatation, ainsi que le contexte industriel de notre étude, justifient la mise au point d'une méthode spécifique.

La méthode à mettre en place pour estimer l'opportunité de zonage doit ainsi combiner des informations différentes (issues des données, mais aussi de l'expertise et des connaissances qui peuvent être disponibles sur les conditions d'application du zonage). Une difficulté supplémentaire dans l'estimation de l'opportunité d'un zonage donné est qu'il est impossible de définir un prototype : nous proposons donc de mettre au point une méthode optimisant au maximum l'utilisation de connaissances sur les contraintes opérationnelles du zonage pour pallier ce manque.

2.3.3 Relations entre zonage et opportunité

Naturellement, un lien fort unit les concepts de zonage et d'opportunité : le premier nommé propose une partition de la parcelle, quand le second estime l'intérêt d'appliquer cette partition techniquement. Un zonage donné est donc d'autant plus intéressant à appliquer qu'il maximise son opportunité. Un moyen de prendre en compte ce constat est d'intégrer la notion d'opportunité dans la méthode de zonage afin de guider l'algorithme à mettre en place vers un résultat optimal : c'est une des voies de recherche que nous allons développer dans le chapitre suivant.

Chapitre 3

Méthodes

Sommaire

3.1	Méthode de zonage orientée objet	44
3.1.1	Choix d'une démarche de segmentation	44
3.1.2	Segmentation initiale par ligne de partage des eaux	46
3.1.3	Régularisation et caractérisation des régions obtenues	57
3.2	Détermination des critères de régularisation	59
3.2.1	Critère de fusion	59
3.2.2	Critère d'arrêt de fusion	64
3.2.3	Relations entre zonage et opportunité	66
3.3	Construction d'un indice d'opportunité de zonage	66
3.3.1	Qualifier la performance d'un traitement	67
3.3.2	Intégration du risque d'appliquer un zonage	70
3.3.3	Intérêt du formalisme proposé	76
3.4	Synthèse de la démarche de zonage proposée	77
3.4.1	Enjeux scientifiques traités par les méthodes proposées	77
3.4.2	Place de l'expertise agronomique dans une méthode de traitement d'image	78

Pour mettre en place une méthode de zonage intra-parcellaire adaptée aux données traitées par les différents services commerciaux de gestion modulée, et implémentable dans un contexte de production fortement contraint, nous avons décidé de nous orienter vers une stratégie orientée objet.

Ce choix entraîne plusieurs verrous scientifiques : cela suppose tout d'abord de pouvoir disposer d'une méthode de segmentation adaptée au contexte thématique du zonage. Lors de l'état de l'art proposé dans le précédent chapitre, on a ainsi relevé que la grande majorité des méthodes de zonage étaient basées sur une classification pixellaire des données intra-parcellaires, et que l'approche orientée objet n'était encore que rarement considérée. D'autre part, produire un zonage ne suffit pas à la mise en place opérationnelle de son application. En effet, l'opportunité d'appliquer un zonage varie selon un nombre important de paramètres : la parcelle, la date de traitement, le type de traitement, l'équipement technique utilisé, etc. Ce nouveau mode de traitement venant concurrencer le mode de traitement de référence, il est important d'accompagner un zonage d'une caractérisation de l'intérêt de son application en lieu et place du traitement de référence.

L'objectif de ce chapitre est de présenter les méthodes que nous proposons pour répondre aux différentes questions scientifiques que nous venons d'exposer :

- Le premier point abordé concerne la mise au point d’une démarche de segmentation. L’objectif principal de cette première partie est le choix et l’adaptation d’un algorithme de segmentation pour une application en gestion modulée.
- La seconde partie se focalise sur les différents critères de partition d’une parcelle en zones de gestion qu’il est possible d’envisager.
- La troisième partie de ce chapitre est consacrée à la mise au point d’une méthode de caractérisation des résultats de zonage, et de leur comparaison avec le traitement de référence, *i.e.* la gestion uniforme.
- Enfin, une dernière partie discute plus largement de l’intérêt et des modalités de l’incorporation de connaissances thématiques, et plus précisément dans notre cas de connaissances agronomiques et techniques, dans des méthodes issues du traitement d’image.

3.1 Méthode de zonage orientée objet

La méthode de zonage orientée objet que nous désirons mettre en place se base sur une étape de segmentation. Cet outil, issu du traitement d’image, a entre autres avantages de prendre en compte la structuration spatiale des données traitées, et permet d’accéder à des variables morphologiques qui peuvent être particulièrement pertinentes dans le cas du zonage. Cette partie présente l’approche de segmentation choisie pour construire notre méthode de zonage.

3.1.1 Choix d’une démarche de segmentation

L’étape de segmentation est fondamentale, car la qualité de la partition proposée a un impact direct sur le zonage final (Song *et al.*, 2005). Une attention particulière doit donc être portée à la construction d’une démarche de segmentation cohérente et adaptée au type de données traitées, aux caractéristiques thématiques de la gestion modulées et aux contraintes de production précédemment exposées.

Risques affectant les résultats de segmentation

Plusieurs phénomènes sont susceptibles d’affecter les résultats d’une segmentation :

- Une mauvaise localisation des contours des objets à détourer est une première erreur possible. La conséquence de cette erreur est une augmentation de la variance intra-zones.
- Une autre erreur possible est la sur-segmentation, qui intervient lorsque l’algorithme de segmentation propose un nombre de régions significativement supérieur au nombre d’objets présents dans l’image. Il en résulte une fragmentation des régions qui peut être très importante. Le risque est alors que la surface des objets détournés tend vers la surface d’un pixel, ce qui limite l’extraction d’informations spatiales, texturales ou contextuelles de la donnée segmentée.
- À l’inverse, la sous-segmentation intervient lorsque l’algorithme de segmentation propose un nombre de régions inférieur au nombre d’objets présents dans l’image. Analytiquement, c’est un problème bien plus important, car cela représente une perte irrémédiable d’information (Devereux *et al.*, 2004).

Dans le choix d’une méthode de segmentation pour le zonage intra-parcellaire, il est nécessaire de tenir compte de la sensibilité des différentes approches existantes à ces différents problèmes. Un exemple est proposé Figure 3.1 et illustre les problèmes que peuvent induire une sur-segmentation et une sous-segmentation. Comme on peut le voir Figure 3.1b, la sous-segmentation est un problème majeur, qui résulte en une perte d’information qui peut être significative. La méthode

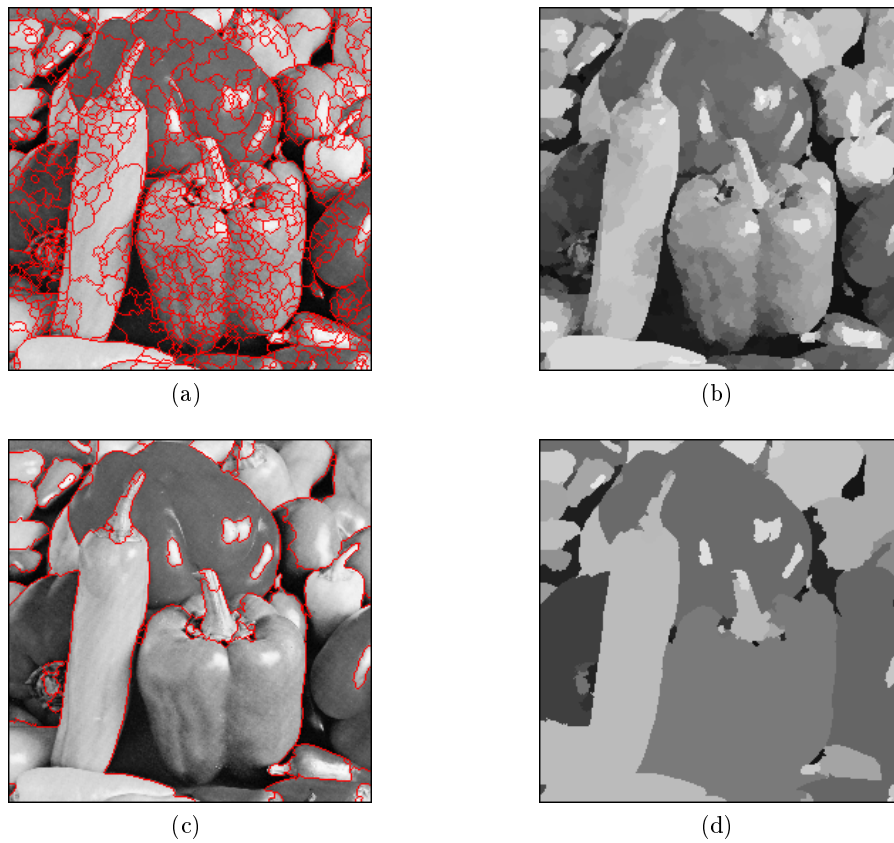


FIG. 3.1: Exemples de problèmes de segmentation sur l'image *Peppers*. (a,c) Contours des régions obtenues par segmentation sur l'image initiale. (b,d) Valeurs moyennes des régions obtenues pour chaque segmentation. (a,b) Sur-segmentation. (c,d) Sous-segmentation. La perte d'information (d) est significative et irrémédiable.

de segmentation choisie doit donc en priorité éviter tout risque de sous-segmentation. Mais parallèlement, une sur-segmentation trop importante est également à proscrire : on a en effet vu au cours du chapitre précédent que l'intérêt d'utiliser une méthode de segmentation pour le zonage intra-parcellaire était la prise en compte de la structure spatiale des données. D'autre part, d'un point de vue plus pratique, un nombre trop important de régions risque de s'opposer à la mise en pratique du zonage, dont l'objet est au contraire de simplifier la représentation de la variabilité intra-parcellaire en un nombre réduit de régions. Le problème de la sur-segmentation (Figure 3.1b) est également bien documenté en traitement d'image. Les principales solutions à ce problème sont abordées ultérieurement dans ce chapitre.

Démarche choisie

Nous proposons de décomposer le problème du zonage, en déterminant tout d'abord des régions élémentaires liées à la structuration spatiale de la donnée traitée, et en appliquant ensuite les différentes contraintes opérationnelles qu'induit l'application d'un zonage sur ces régions. Les régions élémentaires sont l'ensemble des régions homogènes, connexes et distinctes de la parcelle. Pour générer le zonage, ces régions sont fusionnées entre elles afin de prendre en compte les spécificités de l'application envisagée (taille des régions, nombre des régions, etc.). Une telle démarche de segmentation implique deux étapes successives :

- Une première étape (dite de segmentation) partitionne la parcelle en zones élémentaires, de surface suffisamment importante pour être représentatives spatialement, mais de surface similaire à la surface de la plus petite unité de gestion envisageable techniquement.
- Une seconde étape (dite de fusion de régions) est destinée à prendre en compte les contraintes d'applications : gestion des régions trop petites, prise en compte de la morphologie des zones générées, etc. Cette étape constitue la régularisation du résultat de segmentation (Meyer, 1996).

Les objectifs de ces deux étapes sont très différents. L'objectif de la première étape est la création de régions élémentaires, topologiquement connexes, homogènes, et de surface suffisamment importante pour servir de base à un raisonnement objet. La seconde étape est plus importante : elle doit intégrer les différentes contraintes d'application pour proposer à l'utilisateur un résultat agronomiquement cohérent et techniquement applicable. La Figure 3.2 illustre sur une parcelle théorique les différentes étapes que nous souhaitons mettre en place, ainsi que leur articulation.

Les méthodes correspondant à ces deux étapes doivent être capables de traiter les données utilisées en agriculture de précision, souvent bruitées, mais aussi de s'adapter à la spécificité que représentent les zones intra-parcellaires pour des algorithmes plus fréquemment construits pour détecter le contour d'objets clairement déterminés. Le défi que représente l'application de tels algorithmes de traitement d'image en gestion modulée ne se limite donc pas au seul traitement de données spécifiques à notre thématique : il semble essentiel d'adapter ces méthodes en y incluant de l'expertise agronomique et technique (morphologie et taille des zones, gamme de valeurs représentatives, contraintes d'application, etc.), pour s'assurer de la cohérence agronomique des résultats.

3.1.2 Segmentation initiale par ligne de partage des eaux (LPE)

Un nombre considérable de méthodes de segmentation a été développé (Pal et Pal, 1993; Cocquerez *et al.*, 1995; Cheng *et al.*, 2001), et leur présentation exhaustive serait fastidieuse. Le choix d'une méthode de segmentation pour le zonage intra-parcellaire pourrait être discuté longuement. Pour notre étude, nous avons décidé de choisir, parmi la quantité de méthodes

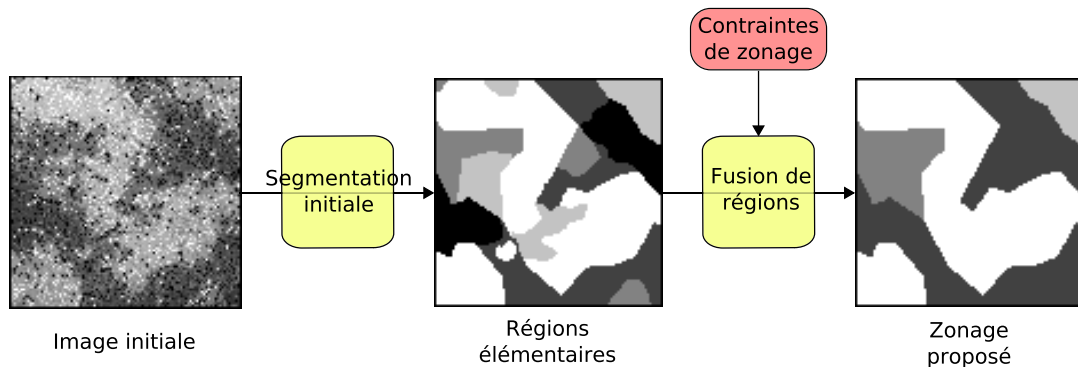


FIG. 3.2: La démarche de segmentation que nous avons choisi comporte deux étapes successives. Une segmentation initiale a pour objectif de détourer l'ensemble des régions élémentaires de la parcelle. Une seconde étape de régularisation a pour objectif d'appliquer les contraintes de zonage (agronomiques et techniques) à cette partition, et de guider une fusion de ces régions afin de satisfaire ces contraintes.

disponibles, une approche issue de la morphologie mathématique (Serra, 1982). Cette branche des mathématiques²⁰ propose une méthode efficace de segmentation : l'algorithme de ligne de partage des eaux (LPE), initialement proposé par Beucher et Lantuejoul (1979). Cet algorithme, formalisé par la suite par Vincent et Soille (1991), est très répandu parmi la communauté de recherche en traitement d'image. L'algorithme LPE présente, de part son formalisme, plusieurs avantages susceptibles de répondre aux exigences que nous avons formulées (Beucher et Meyer, 1992) :

- c'est un algorithme simple à mettre en œuvre,
- les implémentations de cet algorithme sont efficaces et rapides en termes de temps de calcul,
- la partition de l'image proposée par cette méthode est systématiquement exhaustive,
- les contours obtenus sont systématiquement fermés, assurant ainsi la connexité topologique des régions créées,
- les contours des objets détourés ont un positionnement précis, même en cas de sur-segmentation importante,
- cet algorithme présente une polyvalence thématique importante, et a été appliqué sur de nombreux types d'images (images médicales, Bleau et Joshua Leon (2000), images de radar à synthèse d'ouverture, Silva et Bigg (2005), images multi-spectrales, Malpica *et al.* (2003), etc.),
- des implémentations multidimensionnelles existent (par exemple Angulo et Serra, 2003).

Cette partie propose donc (i) de présenter plus en détail le fonctionnement de cette méthode de segmentation, (ii) d'identifier les aspects de l'algorithme nécessitant une adaptation propre au zonage intra-parcellaire, et (iii) de présenter la mise en œuvre de ces adaptations.

Présentation de l'algorithme LPE

L'algorithme LPE entre dans la catégorie des méthodes de segmentation hybrides : il procède par croissance de régions, mais utilise des informations de contour pour contrôler cette croissance

²⁰La morphologie mathématique est définie par Bloch (2005) comme *une théorie essentiellement non linéaire dont le but est l'étude des objets en fonction de leur forme, de leur taille, des relations avec leur voisinage (en particulier topologiques), de leur texture, et de leurs niveaux de gris ou de leur couleur.*

(Jalba *et al.*, 2004). Cette méthode est basée sur l’analyse du module du gradient²¹. En effet, les contours des objets contenus dans une image correspondent aux plus fortes valeurs de son image de gradient (Figure 3.3). Cette propriété est commune aux nombreux opérateurs de gradient existant (citons par exemple les opérateurs de Roberts (1965), Sobel (1978), Deriche (1990)). Dans la suite de notre étude, nous nous limiterons à l’utilisation du gradient morphologique (Équation 3.1, Rivest *et al.*, 1993), qui présente un profil adapté à notre application (robustesse aux phénomènes de bruit dans l’image traitée, tout en gardant une bonne localisation des contours). Le gradient morphologique $\mathcal{G}(f)$ d’une fonction $f(x, y)$ est défini par :

$$\mathcal{G}(f) = \delta_{SE}(f) - \epsilon_{SE}(f) \quad (3.1)$$

où $\delta_{SE}(f)$ et $\epsilon_{SE}(f)$ sont respectivement la dilatation morphologique et l’érosion morphologique de f selon un élément structurant SE .



FIG. 3.3: Exemple d’image de gradient. (a) Image initiale. (b) Gradient morphologique de l’image (a) selon un élément structurant carré de taille 3×3 . Les contours des objets correspondent aux plus fortes valeurs de gradient.

Le principe de l’algorithme LPE est de considérer l’image de gradient comme une surface topologique (les contours des objets se retrouvant donc sur les “lignes de crête”, Figure 3.3), et de simuler une montée d’eau depuis les minima locaux de l’image de gradient (Figure 3.4). Cette inondation progressive des niveaux les plus bas vers les niveaux les plus hauts va constituer progressivement des bassins versants. Lorsque deux bassins versants voisins risquent de se mélanger, un barrage de hauteur infinie est construit sur la ligne de crête correspondant à la jointure des deux bassins. Ces barrages constituent les contours finaux de la segmentation. Ainsi, deux étapes importantes peuvent être distinguées dans la méthode de segmentation par LPE. La première étape, appelée *diffusion*, consiste à propager de proche en proche les régions existantes. La seconde étape, appelée *labellisation*, consiste à créer une nouvelle région, affectée à un pixel encore non traité.

Cette méthode présente un certain nombre d’avantages expliquant sa popularité. Cependant, son principal désavantage est une sur-segmentation parfois très importante de l’image (Figure 3.5, Najman et Schmitt, 1996), due à une grande sensibilité aux phénomènes de bruit : en effet, de par sa formulation, l’algorithme crée un nouveau bassin à chaque minima local. D’autre part,

²¹Dans la suite du manuscrit, nous adopterons la facilité de langage, commune en traitement d’image, consistant à désigner par *gradient* le module du gradient.

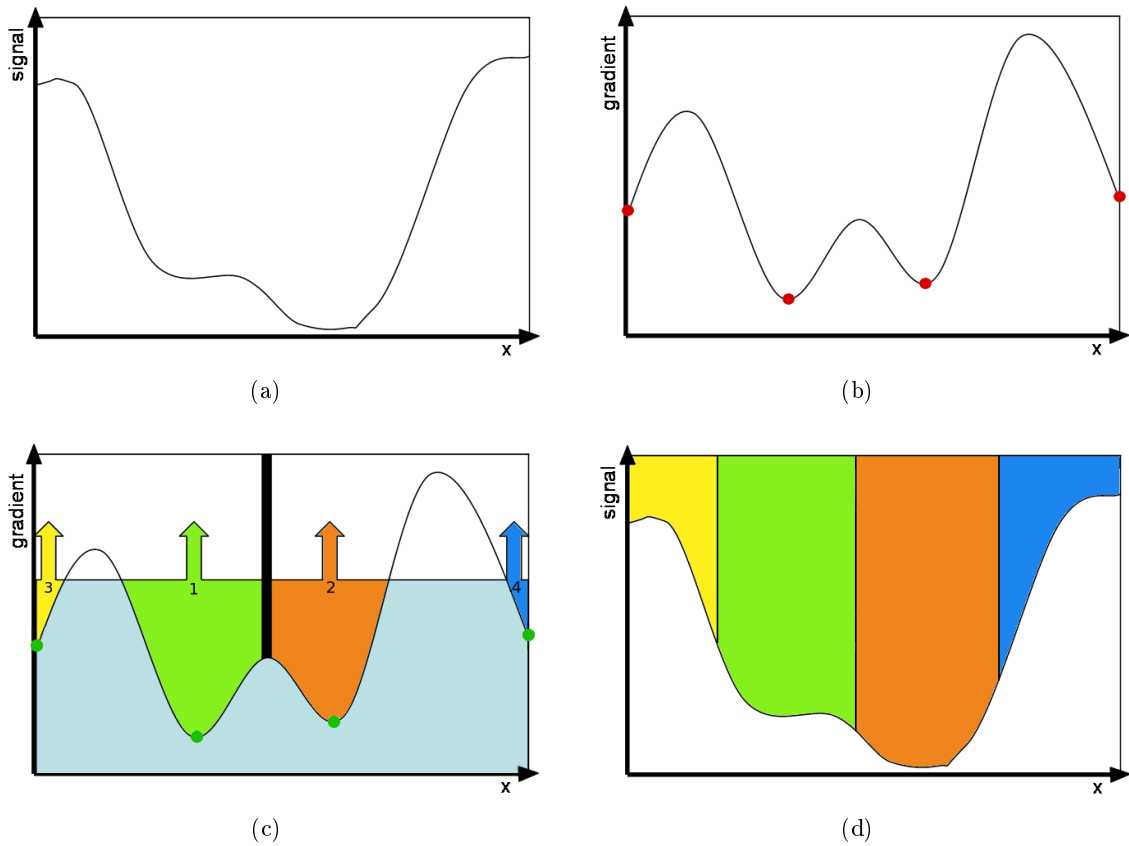


FIG. 3.4: Illustration mono-dimensionnelle du principe de la segmentation par LPE. (a) Signal initial. (b) Gradient correspondant au signal initial. Les minima locaux sont indiqués par les points rouges. (c) Inondation ascendante des niveaux de gris à partir de chaque minima local. Lorsque deux bassins se rencontrent, un barrage est construit pour éviter leur mélange. Ces barrages sont les contours fins de la segmentation. (d) Résultat de la segmentation du signal initial.

cet algorithme est utilisé sur des images de gradient calculées par l'application d'opérateurs différentiels du premier degré (filtres de Sobel, de Deriche, gradient morphologique) voire du second degré (laplacien), ce qui implique une augmentation sensible du bruit dans l'image à traiter. Dans le cadre du formalisme LPE, ce phénomène de sur-segmentation correspond systématiquement à la création de petits bassins versants non représentatifs.

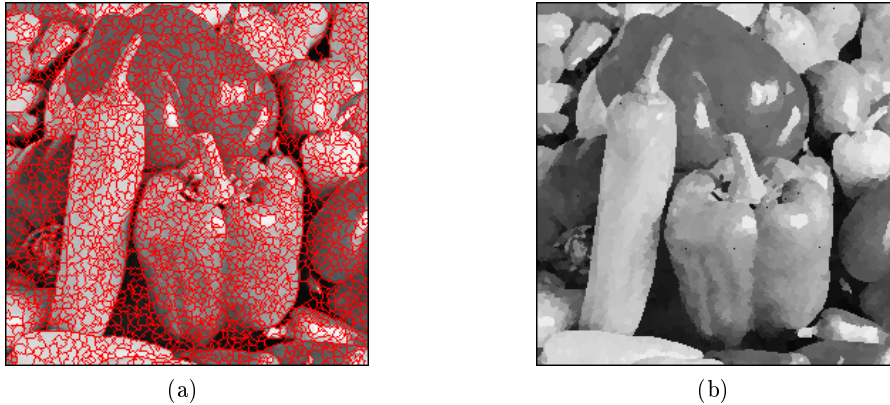


FIG. 3.5: Illustration du problème de sur-segmentation affectant l'algorithme LPE. (a) Contours de la segmentation obtenue sur l'image *Peppers* initiale. (b) Valeurs moyennes en chaque région.

La sur-segmentation excessive que présente l'algorithme LPE est un problème pour intégrer cette méthode de segmentation dans la démarche de zonage que nous avons choisie (Figure 3.2) : la surface moyenne des régions segmentées est trop faible pour être significative, et a pour conséquences (i) un risque de ralentissement considérable de la phase de fusion de régions, et (ii) l'impossibilité de baser un raisonnement objet sur les régions résultant de la segmentation, qui se rapprochent du pixel.

Pour remédier à ce problème, certains auteurs ont proposé de procéder à un pré-traitement précédant l'algorithme de segmentation : Par exemple, Meyer et Beucher (1990) ont proposé l'utilisation de marqueurs pour choisir les minima des bassins initiant les régions finales. C'est une manière très efficace de réduire le nombre de bassins : le nombre de régions créées est choisi à l'initialisation. Le principal désavantage de cette méthode réside toutefois dans le choix des marqueurs, qui implique dans la plupart des cas une intervention humaine et une certaine expertise de la part d'un opérateur. Une autre consiste à utiliser un post-traitement régularisant le résultat de segmentation par fusions successives des régions. De nombreux auteurs ont proposé ce type d'algorithme (Haris *et al.*, 1998; Patino, 2005; Pichel *et al.*, 2006). L'inconvénient de ces approches est que le problème de sur-segmentation de l'algorithme n'est pas réellement résolu, et qu'il s'agit plus d'un problème d'optimisation de méthodes de fusion que d'une réelle solution à la sur-segmentation elle-même.

D'autres auteurs ont proposé de caractériser la représentativité des différentes régions obtenues afin de distinguer celles qui sont significatives. Marthon *et al.* (1994) ont ainsi proposé de "combler" les bassins jusqu'à un certain seuil avant de commencer l'inondation proprement dite, ce qui permet de faire disparaître les bassins issus de minima locaux jugés non-significatifs. Najman et Schmitt (1996) ont proposé le concept de dynamique de contour, qui évalue jusqu'à quel seuil un arc de contour subsiste, afin de hiérarchiser les contours obtenus dans la segmentation finale et seuiller les moins représentatifs d'entre eux.

Enfin, Grimaud (1992) a proposé de sélectionner les minima locaux initiant les différents

bassins en s'appuyant sur la notion de dynamique de bassin. Cette notion est illustrée Figure 3.6 par deux exemples. On y retrouve la même courbe mono-dimensionnelle de gradient. L'objectif de l'exemple a est de calculer la dynamique d'un bassin B_1 initié par un minima local dont l'altitude, *i.e.* la valeur de gradient, est égale à k_1 . L'objectif de l'exemple b est identique pour un bassin B_2 initié par un minima local dont l'altitude, *i.e.* la valeur de gradient, est égale à k_2 . La dynamique de B_1 (resp. B_2), notée d_1 (resp. d_2), est définie comme la différence entre l'altitude k_1 (resp. k_2) et la plus petite altitude k'_{max} (resp. k'_{max}) à surmonter pour atteindre un autre minima local d'altitude $k'_1 < k_1$ (resp. $k'_2 < k_2$). La méthode de dynamique de bassin permet de hiérarchiser les minima locaux initiant les différentes régions résultant de la segmentation. Ainsi, dans l'exemple proposé, la bassin B_1 sera considéré comme plus significatif que le bassin B_2 , puisque sa dynamique est supérieure ($d_1 > d_2$). Il est ainsi possible de sélectionner les minima initiant effectivement une région selon leur dynamique de bassin. Ce type de méthode a l'avantage de résoudre en amont le problème de la sur-segmentation : les bassins de dynamique inférieurs à un seuil expert ne sont pas considérés par l'étape de création de régions.

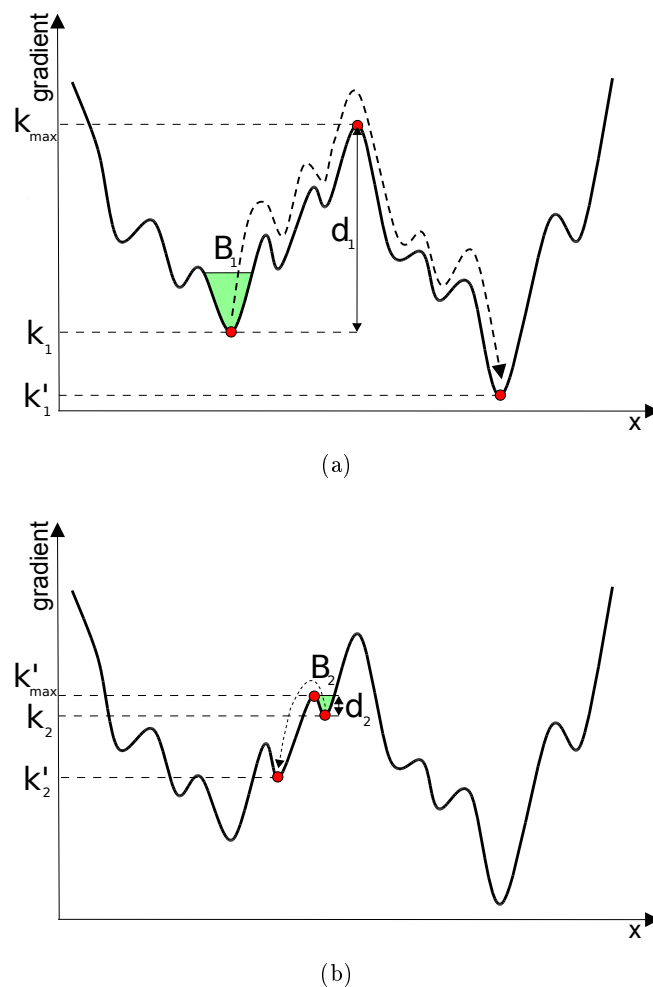


FIG. 3.6: Illustration mono-dimensionnelle du concept de dynamique de bassin. Dans l'exemple a, d_1 est la dynamique correspondant au bassin B_1 initié par le minima local k_1 . Dans l'exemple b, d_2 est la dynamique correspondant au bassin B_2 initié par le minima local k_2 .

L'approche que nous avons choisie pour résoudre le problème de la sur-segmentation de

l'algorithme LPE se base sur cette dernière famille de méthode, et en particulier sur la dynamique de bassin. Il est toutefois nécessaire d'adapter cette méthode sur deux points en particulier :

- Pour limiter la succession de traitements et la performance en temps de calcul, nous proposons, plutôt qu'utiliser la dynamique de bassin en pré-traitement comme dans l'algorithme de Grimaud (1992), une méthode utilisant cette notion au sein même de l'algorithme LPE classique.
- Le choix du seuil de représentativité des minima locaux doit être automatisé pour limiter tout paramétrage ou intervention lors de la segmentation.

En effet, une spécificité de notre application est une forte diversité des segmentations à opérer. Cette diversité est due à la large gamme de variables traitées, à une variabilité importante entre parcelles, mais aussi au fait que dans notre application, les objets à détourner ne sont pas aussi clairement identifiables que dans les applications classiques de ce type d'algorithmes (contours de parcelles agricoles, reconnaissance de formes, etc.). Cette spécificité motive une phase importante : l'adaptation de l'algorithme aux données traitées et à l'application envisagée.

Proposition d'un algorithme LPE adapté au zonage

L'algorithme de LPE procède en deux étapes, *i.e.* la diffusion des régions existantes, et la création de nouvelles régions à travers l'étape de labellisation. La sur-segmentation est ainsi le résultat d'une sur-labellisation. Dans sa formulation classique, l'algorithme LPE opère les deux étapes de labellisation et de diffusion simultanément. Nous proposons de modifier l'algorithme LPE en introduisant un décalage d'inondation Δ_f décalant ces deux étapes. L'objectif de ce décalage est de maximiser l'étape de diffusion des régions existantes au détriment de la phase de labellisation, et donc de la création de nouvelles régions surnuméraires.

La Figure 3.7 illustre le fonctionnement de l'algorithme LPE intégrant ce décalage et le compare à l'algorithme standard. L'algorithme intégrant le décalage d'inondation traite une image de gradient \mathcal{G} , et génère une image des régions segmentées \mathcal{WS} , correspondant aux labels des bassins créés et initialisés à zéro. Pour affecter chaque point de l'image à une région, deux listes de pixels sont mises à jour à chaque itération k de la boucle de l'algorithme :

$$ik = \{i \in \mathcal{G} \mid \mathcal{G}(i) \leq k, \mathcal{WS}(i) = 0\} \quad (3.2)$$

$$iks = \{i \in \mathcal{G} \mid \mathcal{G}(i) = (k - \Delta_f), \mathcal{WS}(i) = 0\} \quad (3.3)$$

La liste ik est définie comme l'ensemble des pixels à affecter aux bassins existants. Cette liste regroupe donc tous les pixels non labellisés dans \mathcal{WS} , et de valeur de gradient inférieure ou égale à k . La seconde liste, iks , est plus restrictive : elle regroupe tous les pixels non labellisés et dont le gradient est strictement égal à $k - \Delta_f$. Par définition, $iks \subset ik$.

À chaque itération du processus de segmentation, l'étape de diffusion au sein de la liste ik est opérée en priorité. Par itération, les pixels de la liste ik sont affectés du label de leur voisin si celui-ci a déjà été affecté à une région existante (*i.e.* si ce label est non nul). Si plusieurs labels sont candidats, on privilégiera le voisin le plus proche en valeur dans l'image initiale. Les pixels affectés à une région sont éliminés de la liste ik . A la fin de cette étape, la liste ik peut être vide ou non. Lorsque toutes les possibilités de diffusion ont été exploitées, la liste iks est générée : elle regroupe les pixels n'appartenant pas encore à un bassin et dont le gradient est égal à $k - \Delta_f$. Comme il n'a pas été possible d'affecter à ces éléments un label de région durant Δ_f itérations, on considère que ce sont des minima locaux représentatifs. On entame donc la seconde étape de la LPE, *i.e.* la création de nouvelles régions (labellisation). Le premier élément de cette liste est affecté à un nouveau label, créant ainsi une nouvelle région. Ce nouveau label est diffusé dans

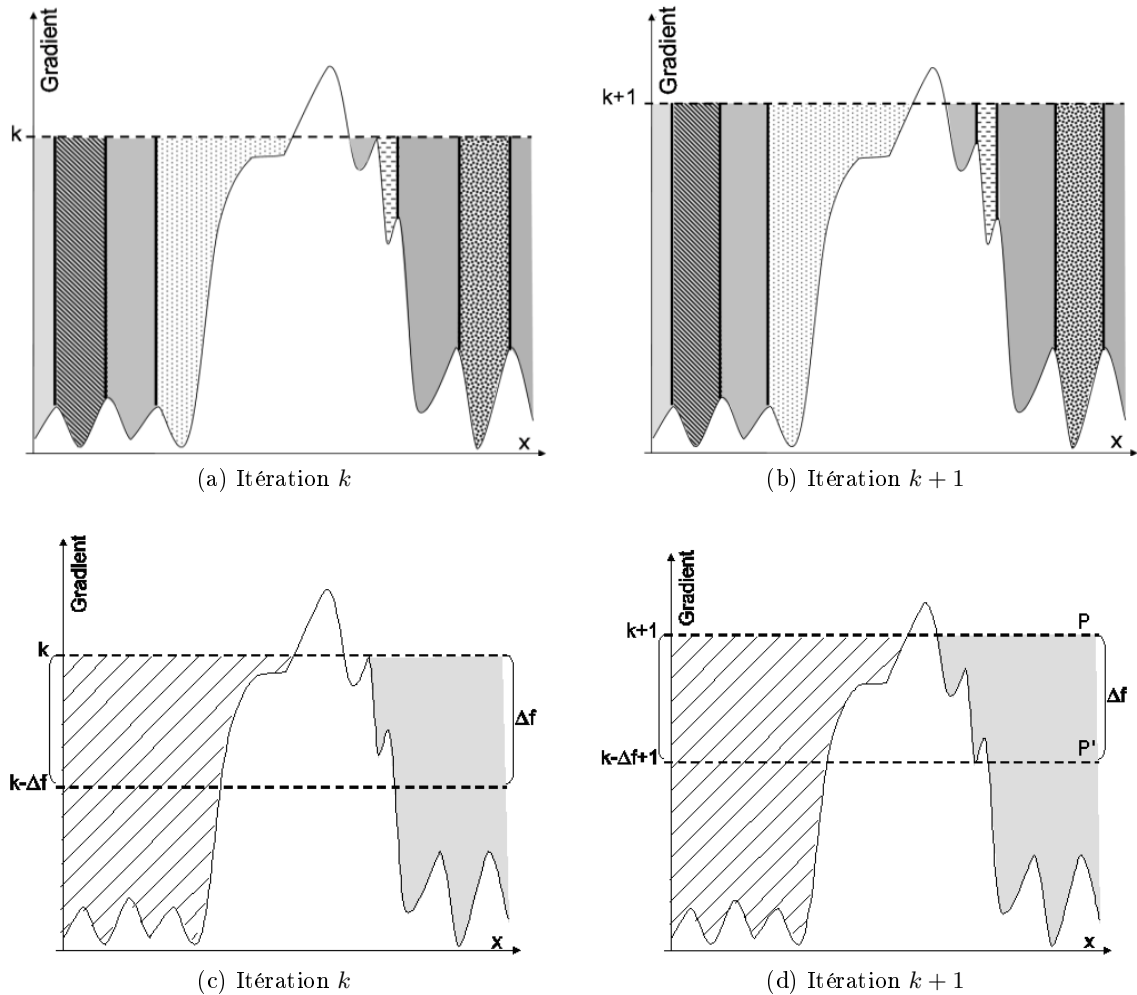


FIG. 3.7: Illustration mono-dimensionnelle du principe de ligne de partage des eaux avec décalage d'inondation des bassins. (a,c) État du processus de segmentation à l'itération k pour respectivement l'algorithme standard et notre approche. (b, d) État du processus de segmentation à l'itération $k+1$ pour respectivement l'algorithme standard et notre approche. La diffusion des régions existantes a lieu dans le volume compris entre $(k+1)$ et $(k-\Delta_f+1)$, *i.e.* entre les plans notés \mathcal{P} et \mathcal{P}' (Δ_f étant la valeur du décalage d'inondation). La création de nouvelles régions n'intervient que sur le plan \mathcal{P}' . La sur-segmentation due aux petits bassins liés au bruit est alors limitée, tout en respectant les bassins pour lesquels la dynamique est significative.

la liste ik . Les pixels labellisés sont éliminés de la liste iks . On réitère cette étape de création et de diffusion d'un nouveau label jusqu'à ce que tous les éléments de la liste iks aient trouvé une région d'affectation.

Au cours des deux étapes de diffusion et de labellisation que comporte le processus de segmentation proposé (Figure 3.7), deux listes de pixels sont séparément définies. La liste ik représente le *volume de diffusion* défini entre le plan \mathcal{P} , correspondant à la valeur de gradient courante k , et le plan \mathcal{P}' , décalé d'une valeur Δ_f de \mathcal{P} . La liste iks est définie comme l'ensemble des pixels non labellisés de \mathcal{P}' . La liste iks est le seul plan utilisé pour l'étape de création de nouvelles régions (étape de labellisation) : le traitement des pixels qui n'ont pas pu être affectés à une région existante par le seul processus de diffusion est ainsi forcé après Δ_f itérations. Cette approche permet ainsi la diffusion des labels des bassins non plus dans un seul niveau, comme le fait l'algorithme LPE classique, mais dans un volume défini par la valeur Δ_f choisie. Ce procédé favorise la diffusion au détriment de l'apparition de nouveaux bassins, limitant par là même le phénomène de sur-segmentation.

Détermination du décalage d'inondation

La spécificité de notre adaptation de l'algorithme LPE réside dans l'introduction d'un décalage d'inondation permettant de découpler les étapes de labellisation et de diffusion, au profit de cette dernière. L'introduction de cette variable permet de réduire le phénomène de sur-segmentation en limitant le nombre de régions créées. Le décalage d'inondation définit, dans l'image de gradient, un seuil de dynamique des bassins versants susceptibles d'engendrer une région : si la dynamique d'un bassin est inférieure à Δ_f , la région ne sera pas créée. Ainsi, le décalage d'inondation correspond au seuil au-delà duquel un écart de valeur au sein de l'image traitée devient significatif. Δ_f peut être déterminé de différentes façons :

- Par voie empirique, c'est-à-dire par tâtonnement. Ce principe n'est cependant pas compatible avec nos contraintes opérationnelles (robustesse et automatisation).
- Par expertise si on dispose de connaissances sur la donnée segmentée (exemple : donnée dimensionnée, comme la préconisation d'azote, ou sur laquelle une expertise est disponible, comme le LAI ou le GLCV). Dans ce cas, l'expert fixe, pour la donnée en question, le seuil Δ_f . Par exemple, dans le cas d'un épandage d'azote, les contrôleurs des machines utilisées gèrent des consignes par pas de 10 unités. L'expert peut donc fixer $\Delta_f = 6$ (prendre une valeur inférieure permet de limiter le risque de sous-segmentation, plus critique que le risque de sur-segmentation).

Cependant, cette expertise n'est pas toujours disponible, ou elle peut être trop spécifique aux conditions d'observation. Dans l'optique de maximiser l'automatisation de la phase de segmentation, il est important de proposer une méthode permettant de déterminer Δ_f sans expertise. Pour ce faire, deux méthodes alternatives ont été mises au point :

- Une première méthode propose d'étudier les caractéristiques intrinsèques de l'image à l'aide d'outils géostatistiques
- Une seconde méthode, plus simple, est basée sur l'étude de la population statistique de l'image à segmenter

Méthode géostatistique Sur l'image de gradient traitée par l'algorithme LPE, on peut distinguer :

- des variations à basse fréquence spatiale, qui sont dues aux objets contenus dans l'image traitée,

- des phénomènes à haute fréquence spatiale, qui peuvent être dus au bruit et qui entraînent la sur-segmentation.

La détection et l'estimation de l'amplitude de ce bruit sur l'image de gradient peut être mise en oeuvre en étudiant les variations locales du gradient. Ainsi, soit σ_N une mesure du bruit à haute fréquence spatiale sur l'image de gradient. Selon sa définition, la valeur de décalage d'inondation Δ_f est proportionnelle à σ_N :

$$\Delta_f = k \times \sigma_N, \quad k \in \mathbb{R} \quad (3.4)$$

σ_N peut être estimée en utilisant la racine carrée de la variance moyenne du bruit à haute fréquence spatiale sur l'image de gradient. Soit V_0 cette variance. Les perturbations engendrant la sur-segmentation étant un phénomène local, V_0 peut être définie, pour une image de gradient \mathcal{G} , comme la limite de la moyenne \bar{V} des variances de surfaces S quand S tend vers 0 :

$$V_0 = \lim_{S \rightarrow 0} \bar{V}(\mathcal{G}(S)) \quad (3.5)$$

$$\widehat{\sigma}_N = \sqrt{V_0} \quad (3.6)$$

$$\Delta_f = k' \times \sqrt{V_0}, \quad k' \in \mathbb{R} \quad (3.7)$$

De par la manière dont on le calcule (Équation 3.6), l'écart-type σ_N est une moyenne sur l'image. Cependant, selon les cas, l'image de puissance de contour pour laquelle il a été calculé peut présenter une répartition des phénomènes à haute fréquence spatiale plus ou moins homogène. Si ces phénomènes ne sont pas uniformément répartis dans l'image (et sont au contraire spatialement structurés) cela signifie que ces zones présentant des phénomènes à haute fréquence spatiale peuvent être significatives (par exemple des régions texturés). Afin d'éviter des pertes d'information par sous-segmentation de ces zones plus hétérogènes, il est nécessaire de prendre en compte l'effet nivelant de la moyenne. Par conséquent, dans ce type de cas, la valeur du décalage d'inondation Δ_f doit être baissée afin d'éviter la sous-segmentation de ces zones de l'image.

Soit V_T la variance totale de l'image de gradient. On peut considérer V_T comme la variance moyenne, sur toute l'image de gradient, de couples de points éloignés. Dans le cas d'une image de gradient homogène, $V_T \approx V_0$: la variance moyenne de couples de points distants est similaire à la variance moyenne de couples de points proches, car la distribution spatiale des phénomènes de bruit est homogène. Dans le cas d'une image de gradient hétérogène, $V_0 \ll V_T$, c'est-à-dire que deux points proches auront, en moyenne, une valeur beaucoup plus semblable que deux points très éloignés, parce que la distribution des phénomènes de bruit est spatialement structurée. Nous proposons d'utiliser le rapport entre V_0 et V_T pour apprécier l'hétérogénéité de répartition des phénomènes de bruit dans l'image de gradient :

- Si l'image de gradient présente une distribution homogène de ces phénomènes, alors $V_0 \approx V_T$, et donc $V_0/V_T \rightarrow 1$. Ce genre de distribution ne justifie pas de baisser significativement la valeur du décalage d'inondation.
- Si l'image de gradient a au contraire une distribution hétérogène de ces phénomènes, alors $V_0 \ll V_T$, et donc $V_0/V_T \rightarrow 0$. Ce genre de distribution nécessite une baisse significative de la valeur du décalage d'inondation pour éviter une sous-segmentation.

Un facteur de pondération k' , proportionnel selon une constante réelle K au rapport V_0/V_T , peut être proposé²². Le décalage d'inondation Δ_f peut alors être estimé (Équation 3.4) par :

$$\begin{aligned}\Delta_f &= k' \times \sqrt{V_0} \\ &= \left(K \times \frac{V_0}{V_T} \right) \times \sqrt{V_0}, K \in \mathbb{R}\end{aligned}\quad (3.8)$$

L'estimation de V_0 repose sur l'étude des variations locales de variance sur l'image de gradient. On peut donc envisager d'estimer V_0 en utilisant différentes méthodes : analyse variographique, analyse de Fourier, ondelettes, etc. Nous avons choisi d'utiliser une méthode géostatistique pour estimer la valeur de V_0 à l'aide de de l'effet pépité C_0 du variogramme (Figure 3.8, Équation 3.9, Matheron, 1963; Journel et Huijbregts, 1978).

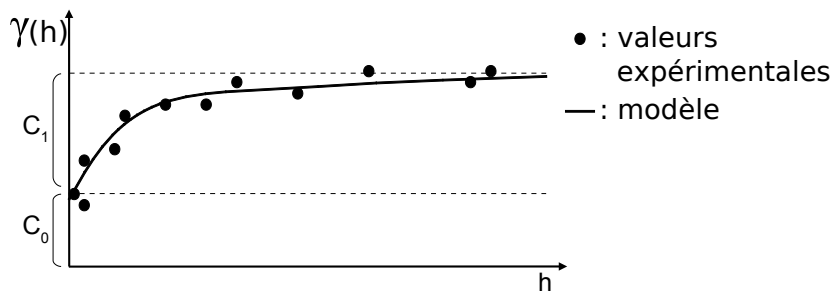


FIG. 3.8: Utilisation du variogramme pour estimer la distribution spatiale de bruit dans l'image de gradient. La fonction du variogramme, $\gamma(h)$, est une modélisation moyenne de la variance en fonction de la distance h séparant les couples de points du jeu de données.

Cette méthode estime V_0 et V_T en étudiant la relation entre la variance entre deux points et la distance qui les sépare. La modélisation de cette relation permet d'estimer cette variance pour une distance entre deux points nulle, et fournit deux variables C_0 et C_1 . la variance totale de l'image V_T est obtenue par addition de C_0 et C_1 (Équation 3.10). Δ_f est calculé selon la relation 3.11.

$$\widehat{V}_0 = C_0 \quad (3.9)$$

$$\widehat{V}_T = C_0 + C_1 \quad (3.10)$$

$$\Delta_f \approx \frac{C_0}{C_0 + C_1} \times \sqrt{C_0} \quad (3.11)$$

Méthode dégradée La méthode géostatistique a pour avantage de se baser sur les caractéristiques intrinsèques de l'image à segmenter : cet avantage est important dans la mesure où notre application implique de zoner des variables et des parcelles pouvant être très différentes. Cependant, la phase de modélisation qu'implique l'utilisation du variogramme est fastidieuse, ce qui demande le plus souvent une supervision manuelle et experte qui s'avère incompatible avec les contraintes de production présentées précédemment. Pour faciliter la détermination de Δ_f , nous proposons une méthode dégradée, mais beaucoup plus simple à mettre en œuvre. D'une portée scientifique plus limitée que la méthode géostatistique, elle s'impose essentiellement pour des raisons calculatoires, cependant, elle se base sur l'expertise acquise lors de la mise au point de la méthode géostatistique.

²²Par la suite, une constante K de valeur $K = 1$ sera utilisée.

Cette méthode se base sur l'interprétation de Δ_f comme la valeur au-delà de laquelle une différence dans l'image initiale devient significative : si la dynamique de bassin est supérieure à Δ_f , alors la création d'une nouvelle région à partir de ce bassin est justifiée. Δ_f peut être estimé en fonction de la distribution statistique de la variable segmentée par LPE. Nous proposons de nous baser sur l'amplitude \mathcal{A} de valeurs prises par la variable segmentée sur la parcelle. L'amplitude des valeurs peut être calculée à l'aide de l'histogramme. Pour éviter l'influence des extremums, nous proposons d'utiliser la différence entre les déciles 1 et 9 de l'histogramme :

$$\mathcal{A} = d_9 - d_1 \quad (3.12)$$

On peut considérer que la dynamique de bassin devient non significative si la différence entre deux valeurs devient inférieure à un certain pourcentage pct de l'amplitude \mathcal{A} des valeurs parcellaires :

$$\Delta_f = pct \times \mathcal{A} \quad (3.13)$$

Prenons par exemple le cas d'une carte de préconisation d'azote présentant une distribution statistique telle que :

$$\left. \begin{array}{l} d_1 = 28,2 \\ d_9 = 97,4 \end{array} \right\} \mathcal{A} = 69,2$$

Si on considère qu'un écart de valeur significatif correspond à 5% de l'amplitude des valeurs parcellaires, alors on peut choisir : $\Delta_f = 0,05 \times 69,2 = 3,46$.

Place de l'expertise dans le choix de la méthode Deux méthodes ont ainsi été présentées pour estimer la valeur de Δ_f , qui est le seul paramètre de la phase de segmentation initiale. Comme on l'a vu, l'estimation de cette valeur se fait beaucoup plus simplement si on possède une connaissance experte sur la donnée à zoner. Ceci illustre l'importance d'intégrer le maximum de connaissance thématique lorsque celle-ci est disponible.

3.1.3 Régularisation et caractérisation des régions obtenues

Dans la démarche de zonage que nous avons choisi, la phase de régularisation occupe une place importante (§ 3.1.1). L'objectif de cette étape est de reprendre les résultats de la segmentation par LPE, et d'y appliquer les différentes contraintes agronomiques et techniques que comporte l'application d'un zonage (§ 2.1.1). Pour opérer cette étape de régularisation, un algorithme d'arbre de fusion hiérarchique a été utilisé. Une illustration mono-dimensionnelle de la procédure de fusion est proposée Figure 3.9. L'état initial (EI) correspond aux régions résultant de la segmentation initiale par LPE. À chaque itération, les fusions entre régions voisines sont évaluées, et la fusion la plus favorable est opérée. Cette opération est répétée jusqu'à l'obtention d'un nombre de régions approprié.

La méthode de régularisation par arbre de fusion a donc deux paramètres. Le premier paramètre est un critère de fusion. Ce critère est primordial pour la qualité du résultat de zonage final, car sa formulation va déterminer la forme et la valeur des zones finalement proposées à l'utilisateur. Ainsi, à chaque itération de l'arbre de fusion, il doit permettre de choisir le couple de régions à fusionner. Ce choix doit s'opérer en tenant compte des contraintes de zonage évoqués précédemment (§ 2.1.1), *i.e.* des contraintes d'homogénéité d'une part, de surface et de forme d'autre part.

Le second paramètre de la méthode de régularisation proposée est un critère d'arrêt. En effet, sans critère d'arrêt, le processus de fusion continue jusqu'à l'obtention d'une unique région, *i.e.*

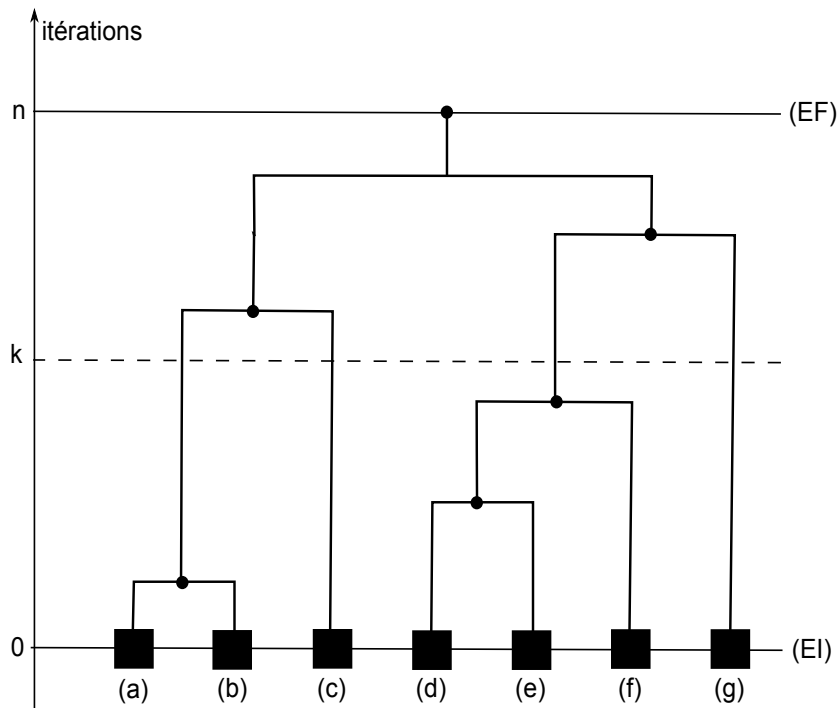


FIG. 3.9: Exemple mono-dimensionnel d'arbre de fusion hiérarchique pour 7 régions dans l'état initial (EI), labellisées de (a) à (g). À chaque itération, tous les couples de régions voisines voient leur fusion évaluée selon un critère de fusion donné. La fusion optimale est opérée. Ce processus est répété jusqu'à l'obtention d'un état satisfaisant (exemple : état k à 4 régions), ou le cas échéant jusqu'à n'obtenir qu'une seule région (état final EF).

un mode de traitement uniforme. Ce critère a donc pour objectif de stopper l'algorithme au le nombre de régions optimal.

3.2 Détermination des critères de régularisation

3.2.1 Critère de fusion

L'évolution de l'étape de fusion ascendante est contrôlée par un critère de fusion dont la pertinence conditionne le résultat final de zonage. La définition de ce critère doit permettre d'appliquer toutes les contraintes de zonage à une segmentation initiale de la donnée. Cette partie propose d'étudier l'estimation et l'agrégation de ces différentes contraintes pour former un critère approprié. On peut les regrouper en deux catégories :

- Contraintes radiométriques : produire des valeurs agronomiquement et techniquement cohérentes, minimiser la perte d'information lors de la simplification de la variabilité intra-parcellaire.
- Contraintes morphologiques : faciliter la mise en œuvre technique du zonage proposé.

Le critère de fusion doit intégrer ces deux types de contraintes pour guider la fusion successive des régions produites par la segmentation initiale.

Contraintes radiométriques

Les contraintes radiométriques sont les contraintes liées à la donnée à partir de laquelle un zonage est produit. La première de ces contraintes est que pour qu'une fusion soit opportune, les deux régions adjacentes qu'elle propose de fusionner doivent être le plus homogènes possible, c'est-à-dire les plus semblables en valeur. L'objectif est, à l'échelle de la parcelle, de minimiser l'erreur induite par la modélisation d'une variable continue en un ensemble discret de zones. Une façon classique de formuler cette contrainte est la variance intra-zone. Le paramètre d'homogénéité \mathcal{H} (Équation 3.14, Baatz et Schäpe, 2000) propose une formulation analogue de cette contrainte :

$$\mathcal{H}(r) = \sqrt{\frac{\sum_{x,y \in r} (Z(x,y) - \bar{Z})^2}{S(r)}} \quad (3.14)$$

avec : $S(r)$ la surface de la région r résultant de la fusion
 $Z(x,y)$ la variable traitée
 \bar{Z} la moyenne de $Z(x,y)$ sur r

La seconde contrainte radiométrique est que les valeurs des zones proposées par notre méthode doivent être cohérentes avec l'expertise agronomique et technique dont on peut disposer sur les variables zonées. En effet, fréquemment, l'expert est capable de distinguer différentes classes sur le domaine de définition d'une variable donnée :

- Classes qualitatives : l'expert peut être capable de caractériser les différentes valeurs que prend une variable donnée. Par exemple, le risque de verse, qui est exprimé par une valeur appartenant à $[-3; 8]$ (sans dimension), peut être qualifié par une classe experte $\{faible ; moyen ; fort\}$
- Classes opérationnelles : le contrôleur de la machine utilisée pour appliquer un traitement modulé discrétise la consigne selon une gamme d'application qui lui est propre. Par exemple, pour appliquer une préconisation d'apport en azote appartenant à $[0; 100]$ (en

unités d'azote), un épandeur d'engrais proposera des consignes dans $\{0; 10; 20; \dots; 100\}$ (en unités d'azote).

Dans l'optique d'une application opérationnelle du zonage, il est important que les zones produites prennent en compte ces connaissances sur la donnée zonée et/ou sur les conditions technique de l'application du zonage. Ceci illustre le besoin d'une collaboration entre méthodes de segmentation et méthodes de classification (Cocquerez *et al.*, 1995). Une façon de prendre en compte ces connaissances est la définition et l'intégration des classes expertes (qualitatives ou opérationnelles) dans notre démarche de régularisation.

Partitionnement expert d'une variable Pour intégrer cette expertise dans notre méthode de zonage, nous proposons d'utiliser les outils de la théorie des ensembles flous (Zadeh, 1965). Ces outils, bases de la logique floue, sont destinés à la modélisation de la représentation humaine des connaissances (données expertes, sémantiques), ou de données incertaines ou imprécises²³. Dans notre application, l'objectif de l'utilisation de ces outils est de mobiliser de la connaissance (lorsqu'elle est disponible) pour caractériser la variable à zoner en classes expertes, afin d'optimiser les zones proposées à l'utilisateur.

Un outil important de la théorie des ensembles flous est le partitionnement, qui consiste à diviser, de manière systématique ou par expertise, le domaine de définition d'une variable en sous-ensembles flous. Un sous-ensemble flou A d'une variable X est défini par sa fonction d'appartenance μ_A , qui à tout élément x de X associe le degré d'appartenance de x à A , *i.e.* $\mu_A(x) \in \{0, 1\}$. Ce sous-ensemble flou peut être défini par son support $\mathcal{S}(A)$, son noyau $\mathcal{N}(A)$, et sa hauteur $h(A)$:

$$\mathcal{S}(A) = x \in X | \mu_A(x) > 0 \quad (3.15)$$

$$\mathcal{N}(A) = x \in X | \mu_A(x) = 1 \quad (3.16)$$

$$h(A) = \sup_{x \in X} \mu_A(x) \quad (3.17)$$

Pour diviser une variable en sous-ensembles flous, nous allons utiliser un type particulier de partitions en sous-ensembles flous, les partitions floues fortes. Une partition floue est dite forte si ces caractéristiques présentent certaines valeurs particulières (Figure 3.10) :

$$\forall x \in X, \quad \sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) = 1 \quad (3.18)$$

$$\forall i \in \{1, \dots, n\}, \quad \exists x \in X | h(A_i)(x) = 1 \quad (3.19)$$

Ce type de partition assure le fait que la connaissance de la variable soit complète (tout le domaine de définition de la variable est couvert par la partition) et normale (il existe au moins une valeur qui soit de manière certaine dans chaque sous-ensemble). Un autre intérêt de la partition floue forte est que la détermination de son noyau suffit à définir un sous-ensemble flou.

La logique floue propose de nombreux outils permettant des calculs élaborés entre sous-ensembles flous. Cependant, ces systèmes ont souvent le désavantage de demander une puissance de calcul assez conséquente. Dans l'optique d'alléger notre algorithme, nous proposons de restreindre l'utilisation des partition floue à la description de classes déterminées par l'expert. Ces classes-cibles représentent le partitionnement qualitatif que l'expert propose pour une variable donnée. À chaque classe-cible A_i est associée une valeur cible a_i , représentative de la classe en question.

²³Pour plus de détails sur ces outils et leur cadre théorique, nous suggérons au lecteur la consultation des travaux de Dubois et Prade (par exemple Dubois et Prade (1985)).

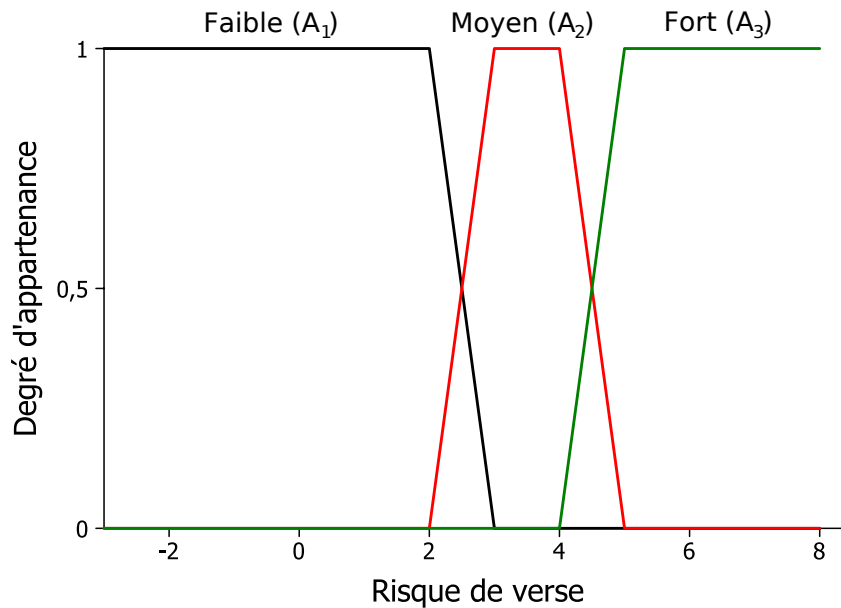


FIG. 3.10: Exemple de partitionnement expert de la variable *risque de verse* (sans dimension) en partition floue forte. Trois classes cibles sont proposées $\{faible (A_1) ; moyen (A_2) ; fort (A_3)\}$, prenant respectivement pour valeurs cibles $a_1 = 1, a_2 = 3, 5$ et $a_3 = 5, 5$.

Correction d'un variable en fonction de son partitionnement flou L'application du partitionnement de l'ensemble de définition de la variable zonée en sous-ensemble flous a lieu au cours de l'étape de régularisation : plutôt que de baser le calcul du critère de fusion directement sur la variable initiale, une phase de correction de cette variable permet de prendre en compte les classes déterminées par l'expert. Ainsi, pour une variable initiale x , on calcule la variable corrigée y :

$$y(x) = \sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) \times a_i \quad (3.20)$$

Cette transformation pour le ciblage des classes est illustrée Figure 3.11, et permet de favoriser la fusion de régions appartenant à la même classe experte, et d'handicaper au contraire la fusion de régions appartenant à des classes différentes.

Un exemple applicatif est proposé Figure 3.12 sur une parcelle théorique, pour la variable *risque de verse*. Le partitionnement de cette variable par l'expert et la transformation qui en découle ont déjà été illustrées Figures 3.10 et 3.11. Cet exemple illustre l'apport que peut représenter une expertise sur la représentation de la donnée traitée.

Alors que l'étape de segmentation par LPE reste basée sur la donnée initiale, afin de retrouver, de la façon la plus exacte possible, les contours des régions élémentaires, l'étape de régularisation a pour objet d'intégrer le maximum de connaissances sur les contraintes d'application du zonage. Si le critère de fusion est une façon de prendre en compte certaines contraintes radiométriques et morphologiques, l'opération de modification de la donnée à zoner par ciblage des classes expertes est une autre façon d'intégrer un autre type de contraintes, et permet une collaboration entre les processus complémentaires que sont la segmentation et la classification.

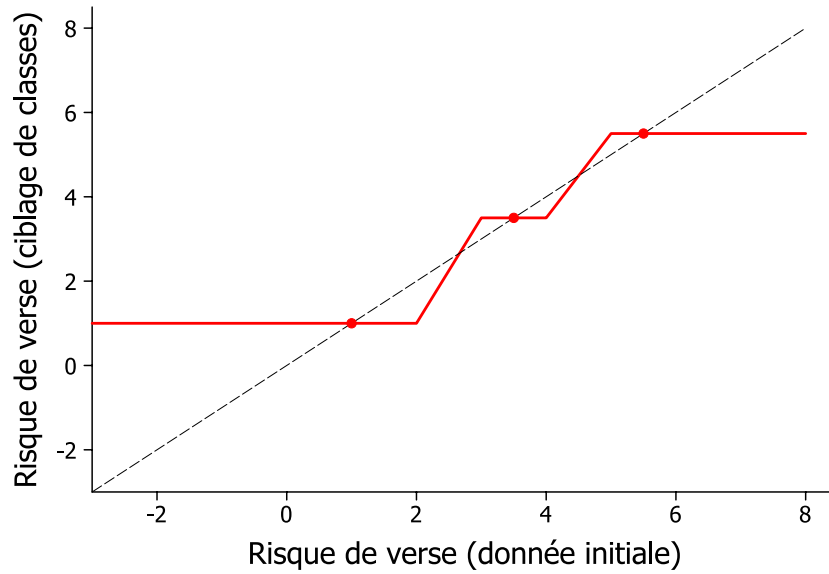


FIG. 3.11: Illustration d'une fonction de ciblage de classe pour la variable *risque de verse*, selon le partitionnement expert présenté précédemment (Figure 3.10). Trait plein : risque de verse après ciblage des classes. Les valeurs cibles sont représentées par un point. Trait tireté : risque de verse sans ciblage des classes.

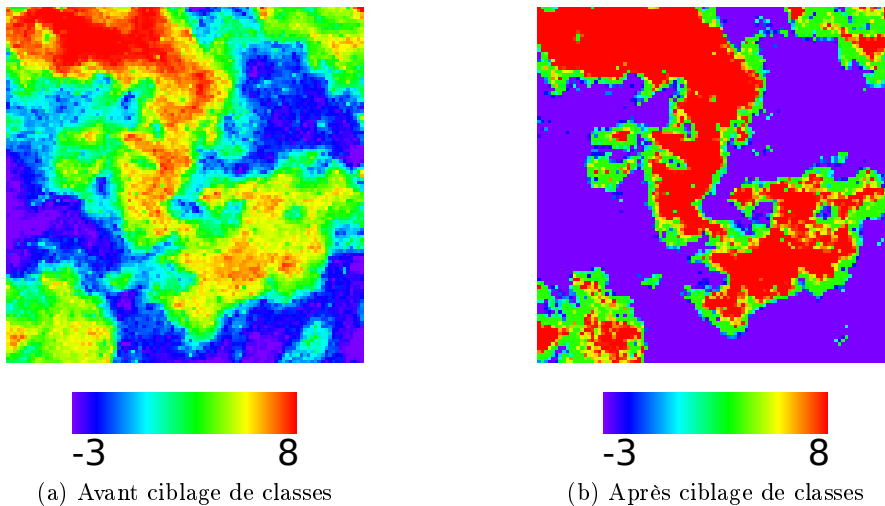


FIG. 3.12: Impact du ciblage de classe sur la donnée *risque de verse*. (a) Donnée initiale. (b) Donnée après ciblage de classe selon le partitionnement expert Figure 3.10.

Contraintes morphologiques

Les contraintes morphologiques sont, d'une manière générale, les contraintes liées à la mise en œuvre technique du zonage (§ 2.1.1). Au-delà de sa simple performance dans la simplification de la variabilité intra-parcellaire, un zonage donné doit également pouvoir être applicable avec l'équipement technique dont dispose l'utilisateur. Pour être facilement mis en œuvre, les zones proposées doivent être :

- de taille suffisamment importante,
- compactes, pour éviter les formes trop fines et/ou longues,
- régulières, pour éviter les contours très invaginés.

La première contrainte, la taille des zones, peut s'appliquer assez facilement. En effet, dans la plupart des applications de zonage, une taille minimale de région peut être déterminée par l'expert. Dans cette configuration, un système de priorité permet à l'algorithme de régularisation de fusionner en priorité les petites régions, afin d'obtenir des zones d'une surface suffisante.

Les autres contraintes sont des paramètres morphologiques au sens strict. On peut estimer ces paramètres sur la région résultant de chaque fusion candidate en utilisant des critères de compacité \mathcal{C} et de régularité \mathcal{R} proposés par Baatz et Schäpe (2000) :

- La compacité (\mathcal{C}) d'un objet r est le rapport entre son périmètre $P(r)$ et sa surface $S(r)$ (Figure 3.13a) :

$$\mathcal{C} = \frac{P(r)}{\sqrt{S(r)}} \quad (3.21)$$

- La régularité (\mathcal{R}) d'un objet r est le rapport entre son périmètre $P(r)$ et le périmètre P_{BBox} du plus petit rectangle circonscrit à cet objet (Figure 3.13b) :

$$\mathcal{R} = \frac{P(r)}{P_{BBox}} \quad (3.22)$$

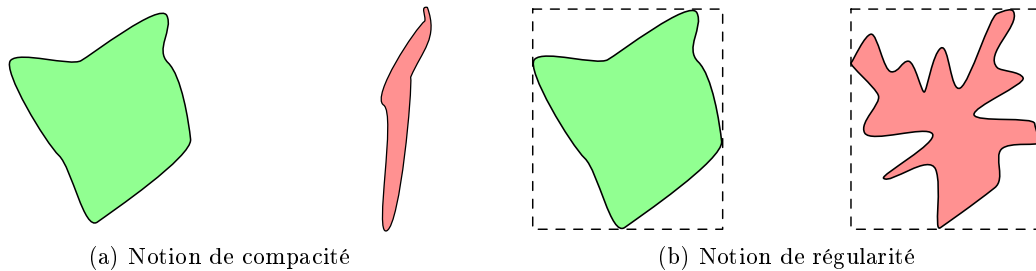


FIG. 3.13: Illustration des notions (a) de compacité et (b) de régularité. (a) Le ratio périmètre/surface d'une zone compacte est faible : pour la région de gauche, $\mathcal{C} = 4,5$, pour la région de droite, $\mathcal{C} = 7,8$. (b) Le périmètre d'une zone régulière tend vers celui du plus petit rectangle circonscrit à cette zone (en tirets) : pour la région de gauche, $\mathcal{R} = 0,8$, pour la région de droite, $\mathcal{R} = 1,6$.

Agrégation des contraintes morphologiques et radiométriques par combinaison linéaire

Le critère de fusion qui contrôle la fusion des régions intègre des contraintes radiométriques (§ 3.2.1) et morphologiques (§ 3.2.1). Une manière simple de combiner ces deux types de contraintes

est le calcul d'un critère morpho-radiométrique (c_{MR}) agréant par combinaison linéaire les paramètres estimant ces contraintes :

$$c_{MR} = (k_1 \times \mathcal{C}) + (k_2 \times \mathcal{R}) + (k_3 \times \mathcal{H}) \quad (3.23)$$

$$\text{avec : } k_{\{1;2;3\}} \in \mathbb{R}$$

$$\sum_{i=1}^3 k_i = 1$$

Le calcul du critère morpho-radiométrique permet d'apprécier la combinaison de ces différentes contraintes pour chaque fusion candidate. Son calcul est simple et rapide : une fois que les caractéristiques des régions élémentaires à fusionner ont été initialisées, chaque paramètre peut être calculé par simple mise à jour des informations de surface, de périmètre et d'inertie. Cependant, ce critère présente trois principaux inconvénients :

- L'agrégation des différents paramètres morphologiques et radiométriques est opérée par combinaison linéaire. Ceci pose tout d'abord la question du choix, arbitraire, du type d'agrégateur utilisé (dans notre cas l'addition).
- Ensuite, cette combinaison linéaire nécessite une pondération empirique de chaque terme par les constantes $k_{\{1;2;3\}}$. Cette pondération pose problème car la détermination de ces constantes est totalement empirique, d'autant plus que les différentes contraintes \mathcal{H} , \mathcal{C} et \mathcal{R} n'ont rien à voir entre elles.
- Enfin, il est très difficile d'obtenir une réelle expertise sur ces paramètres, ce qui renforce la part de l'empirisme dans l'utilisation de ce critère.

Ce type de critère combinant simplement les différentes contraintes radiométriques et morphologiques peut présenter des aspects très intéressants dans notre contexte, comme le temps de calcul. On peut cependant regretter qu'il ne nous permette pas de guider le zonage par la connaissance experte qu'il est, dans certains cas, possible d'avoir sur la donnée ou sur les conditions d'application du zonage.

Agrégation des contraintes morphologiques et radiométriques en utilisant la notion d'opportunité

D'autres manières d'agréer caractéristiques radiométriques et morphologiques peuvent être envisagées pour intégrer ce type de connaissances. Ainsi, la notion d'opportunité de zonage (présentée § 2.2.1), qui a pour objectif d'apprécier les performances d'un traitement par zonage selon les caractéristiques du zonage (performance du modèle) et des conditions de son application (taille de la machine, vitesse de l'application,...), apparaît comme un moyen privilégié d'intégrer le type de connaissances souhaité dans la méthode de zonage. Nous proposons d'en envisager une adaptation pour guider localement l'algorithme de régularisation : à chaque itération de l'algorithme, la fusion optimisant l'opportunité de zonage globale de la partition est opérée, afin d'obtenir une régularisation optimale au regard des connaissances dont on dispose sur l'application.

3.2.2 Critère d'arrêt de fusion

Le second paramètre de l'algorithme de régularisation est un critère décidant de l'arrêt du processus de fusion hiérarchique. Ce paramétrage est directement lié au choix du nombre final de zones de gestion proposées par le zonage, *i.e.* une contrainte opérationnelle du zonage (§ 2.1.1). La détermination du nombre de régions d'une segmentation est une problématique de recherche

importante en analyse d'image (Adamek et O'Connor, 2007). Dans le cadre de l'utilisation d'algorithmes basés sur des fusions de régions, la détermination d'un critère d'arrêt fiable est essentiel. Plusieurs façons de déterminer ce critère d'arrêt sont envisageables.

Le critère d'arrêt le plus simple à mettre en place est l'intervention d'un expert, chargé de déterminer à l'avance le nombre final de régions à distinguer dans l'image, sur la base de son expertise sur les données traitées et/ou sur l'objet de la segmentation. Malheureusement, la quantité d'expertise à mobiliser est incompatible avec le nombre et la variabilité des cas à traiter par notre méthode de zonage.

Un autre manière de déterminer ce critère d'arrêt est basée sur une analyse de la variance résiduelle de la donnée traitée (inspirée de l'approche de Fraisse *et al.*, 1999). La variance résiduelle V_{intra} est calculée comme la somme des variances en chaque zone (Équation 3.24) :

$$V_{intra}(N) = \sum_{r=1}^N \sum_{i=1}^{n_r} (Z(i) - \overline{Z}_r)^2 \quad (3.24)$$

avec :

- Z la donnée traitée
- N le nombre de régions
- n_r le nombre de points dans la région r
- $Z(i)$ la valeur de la donnée Z pour le point i
- \overline{Z}_r la moyenne de Z sur r

La baisse relative de la variance résiduelle (par rapport à la variance parcellaire, *i.e.* cas d'une unique région) par rapport au nombre de régions est alors étudié (Figure 3.14). Pour trouver le nombre de régions optimal, le principe de parcimonie, dont l'application aux données d'agriculture de précision a été décrit par Lark (2001), est appliqué : selon ce principe, le nombre optimal de régions correspond au nombre de régions au-delà duquel la réduction relative de la variance résiduelle devient constante, ou du moins décroît plus lentement. Cette méthode est simple à mettre en place et est guidée par les caractéristiques de la donnée traitée, mais demande cependant toujours une intervention experte, et ne se base que sur des caractéristiques radiométriques.

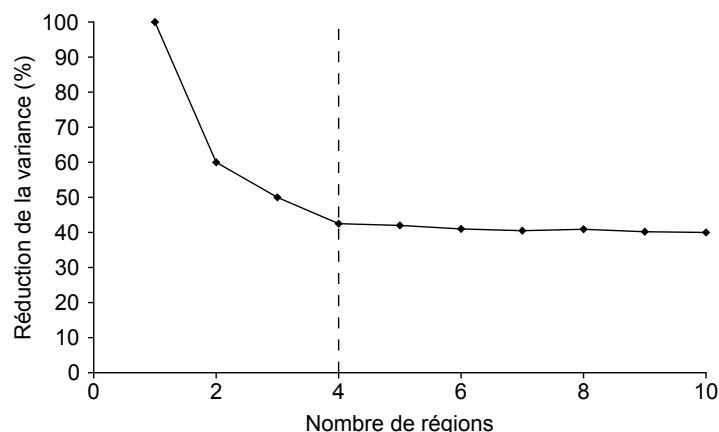


FIG. 3.14: Illustration de l'application du principe de parcimonie au choix du nombre optimal de régions. La réduction relative de la variance résiduelle (%) est tracée pour un nombre de régions croissant (de 1 à 10 zones de gestion). Le principe de parcimonie amène dans ce cas à choisir un nombre de régions égal à 4.

Enfin, des méthodes de détermination systématiques de l'arrêt du processus de fusion ont été proposées. Le rapport signal sur bruit (PSNR, *Peak Signal-to-Noise Ratio*) a par exemple été utilisé par Salerno *et al.* (2004). Le principe d'estimation de critère par minimisation de la complexité stochastique (Rissanen, 1978), dont l'application à la description d'une partition d'image a été proposée par Leclerc (1989), est également une solution envisageable (Delyon *et al.*, 2006). Ce type de méthodes a l'avantage de répondre à la contrainte d'automatisation correspondant à notre contexte applicatif. Cependant, afin de rester dans l'optique d'utiliser à la fois les données dont on dispose sur la parcelle et la connaissance disponible sur ces données et sur les contraintes opérationnelles du zonage, nous proposons d'utiliser la notion d'opportunité pour stopper le processus de fusion. Ceci revient à considérer que le nombre final de régions correspond au nombre de régions pour lequel l'opportunité de zonage est maximale.

3.2.3 Relations entre zonage et opportunité

Comme on peut le constater, zonage et opportunité ne sont pas deux notions indépendantes : dans la mesure où l'opportunité a pour objectif de caractériser la performance du zonage, son utilisation au sein du processus de zonage permet d'intégrer de l'expertise agronomique et technique dans des algorithmes de segmentation d'image.

Ainsi, l'opportunité, d'abord envisagée pour aider la décision d'appliquer ou pas un zonage donné (§ 1.3.2), peut s'adapter à d'autres utilisations :

- En l'état, l'opportunité est un critère d'arrêt de fusion et de détermination du nombre optimal de zones de gestion.
- Au cours du processus de fusion, une estimation différentielle de l'opportunité permet de choisir les fusions optimales.

L'avantage que présente cette notion dans le contexte de notre application est que c'est un moyen de prendre en compte différentes contraintes agronomiques et opérationnelles.

3.3 Construction d'un indice d'opportunité de zonage

Le processus de zonage proposé, basé sur une méthode de segmentation d'image, correspond à une partition de la parcelle en un nombre réduit de régions connexes et distinctes. Pour caractériser ce type de partition, nous proposons d'utiliser la notion d'opportunité de zonage. Formalisée par un indice d'opportunité de zonage global (ZOI) et par un critère de fusion local (e_{ZOI}), cette notion a plusieurs vocations :

- Orienter l'utilisateur vers le mode de traitement le plus efficace,
- Décider de l'arrêt de la fusion en indiquant quel est le nombre de régions optimal,
- Guider l'algorithme de régularisation en estimant l'impact de chaque fusion possible sur l'indice d'opportunité.

Pour déterminer l'intérêt d'un zonage donné, nous proposons de comparer ses performances par rapport au traitement de référence dont il est l'alternative. Dans notre étude, on considère qu'au moment de l'application, deux possibilités s'offrent au décisionnaire :

- (H_0) : Hypothèse nulle. L'application selon un zonage est rejetée, et le traitement de référence est appliqué.
- (H_1) : Hypothèse alternative. L'application selon un zonage est acceptée, en lieu et place du traitement de référence.

3.3.1 Qualifier la performance d'un traitement

La construction du zonage d'une parcelle \mathcal{P} est mené à partir d'une variable pédobiophysique $Z(x, y)$ (zonage descriptif) ou d'une variable de préconisation agronomique $z(x, y)$ (zonage applicatif, Figure 2.1). Pour simplifier les notations, dans cette partie, on considérera que nous sommes dans le cas d'un zonage applicatif²⁴.

Théorie

Dans notre contexte, les deux itinéraires techniques envisageables, (H_0) et (H_1) , sont représentés par leurs lois de commande respectives :

- h_0 est la loi de commande correspondant à l'itinéraire technique de référence (H_0)
- h_1 est la loi de commande correspondant à l'itinéraire technique par zonage (H_1)

h_0 et h_1 sont deux façons différentes d'appliquer le traitement $z(x, y)$ sur \mathcal{P} . L'opportunité de zonage a pour objectif de comparer les performances de ces deux lois de commande h_0 et h_1 sur la parcelle \mathcal{P} . h_0 est une loi de commande si le zonage est rejeté. Le cas le plus courant est un traitement parcellaire unique, par exemple la moyenne parcellaire ($h_0(x, y) = \bar{z}$). h_1 est la fonction décrivant le zonage proposé. Le zonage simplifiant la variabilité intra-parcellaire en un nombre réduit de zones homogènes et distinctes, $h_1(x, y)$ est une fonction constante par morceaux sur \mathcal{P} .

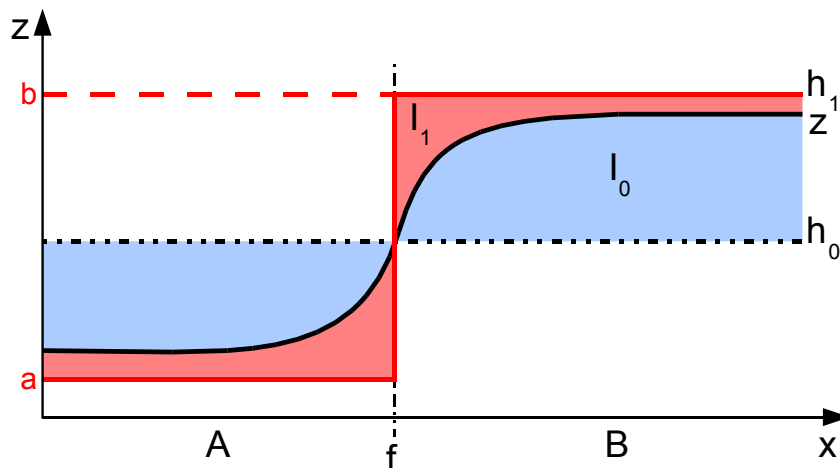


FIG. 3.15: Illustration mono-dimensionnelle de la situation autour d'une frontière f entre deux zones A et B . Deux traitements h_0 et h_1 sont possibles pour appliquer une préconisation z . Dans cet exemple, h_0 est un traitement uniforme moyen, et h_1 un traitement par zonage, de consigne a (resp. b) pour la zone A (resp. B). La performance relative de ces traitements pour la modélisation de z est estimée par comparaison des aires I_0 et I_1 .

La Figure 3.15 illustre sur une portion de \mathcal{P} l'estimation et la comparaison des performances respectives des traitements h_0 et h_1 dans l'application de la préconisation z . Cet exemple mono-dimensionnel se place au voisinage d'une frontière f entre deux zones A et B proposées par le zonage h_1 ($h_1(x \in A) = a$, $h_1(x \in B) = b$). Le traitement alternatif h_0 est un traitement uniforme sur l'espace considéré ($h_0(x) = \bar{z}$). Un traitement h donné est d'autant plus efficace que l'écart entre préconisation ($z(x, y)$) et dose appliquée ($h(x, y)$) est faible. Cet écart correspond à

²⁴Néanmoins, le processus de calcul de l'opportunité que nous proposons est identique quelque soit le type de variable considéré.

l'erreur de modélisation de z par h . Sur la figure 3.15, cet écart est matérialisé par l'aire bleue I_0 pour le traitement h_0 , l'aire rouge I_1 pour le traitement h_1 . En pratique, ces aires peuvent être estimées par la somme des écarts quadratiques (inertie) entre la préconisation $z(x, y)$ et chaque traitement $h(x, y)$:

$$I_0 = \sum_{x,y \in \mathcal{P}} (h_0(x, y) - z(x, y))^2 \quad (3.25)$$

$$I_1 = \sum_{x,y \in \mathcal{P}} (h_1(x, y) - z(x, y))^2 \quad (3.26)$$

Parce que l'objectif de notre travail est une comparaison relative de deux traitements concurrents, il n'est pas nécessaire de normaliser ces inerties.

Ces inerties permettent d'apprécier la performance de modélisation de la préconisation z par chacun des traitements. Plus l'inertie I correspondant à un traitement h est faible, plus l'erreur de modélisation de la préconisation z par le traitement h est faible, et plus le traitement h est efficace. On propose de comparer deux traitements h_0 et h_1 sur la base des inerties I_0 et I_1 correspondant aux erreurs de modélisation de z par h_0 et h_1 respectivement.

Caractérisation d'un zonage à l'échelle parcellaire

Pour caractériser un zonage (dans l'optique de choisir le mode de traitement le plus efficace ou le nombre de régions optimal de la partition), nous proposons de comparer les performances du traitement par zonage proposé (h_1 , correspondant à l'hypothèse alternative H_1) au traitement de référence (h_0 , correspondant à l'hypothèse nulle H_0). Soit $\mathcal{R}(h_1|h_0)$ le ratio des erreurs de modélisation du traitement par zonage et du traitement de référence :

$$\mathcal{R}(h_1|h_0) = \frac{I_1}{I_0} \quad (3.27)$$

L'analyse de $\mathcal{R}(h_1|h_0)$ permet de comparer simplement h_0 et h_1 sur la base de leurs erreurs respectives de modélisation de la préconisation z :

- Si $\mathcal{R}(h_1|h_0) < 1$, $I_1 < I_0$, le traitement utilisant le zonage proposé (hypothèse alternative H_1) est plus efficace que le traitement de référence (hypothèse nulle H_0).
- Si $\mathcal{R}(h_1|h_0) \approx 1$, $I_1 \approx I_0$, le traitement utilisant le zonage proposé (hypothèse alternative H_1) a une efficacité similaire à celle du traitement de référence (hypothèse nulle H_0).
- Si $\mathcal{R}(h_1|h_0) > 1$, $I_1 > I_0$, le traitement utilisant le zonage proposé (hypothèse alternative H_1) est moins efficace que le traitement de référence (hypothèse nulle H_0).

Puisque $I_0 \in \mathbb{R}_+$ et $I_1 \in \mathbb{R}_+$, alors $\mathcal{R}(h_1|h_0) \in \mathbb{R}_+$.

Afin de construire un indice ordonné en fonction de l'intérêt de l'application du traitement alternatif par zonage (H_1), on peut proposer l'indice d'opportunité du zonage h_1 de la préconisation z par rapport au traitement de référence h_0 :

$$ZOI(h_1|h_0) = 1 - \mathcal{R}(h_1|h_0) \quad (3.28)$$

$$= 1 - \frac{I_1}{I_0} \quad (3.29)$$

$$= 1 - \frac{\sum_{x,y \in \mathcal{P}} (h_1(x, y) - z(x, y))^2}{\sum_{x,y \in \mathcal{P}} (h_0(x, y) - z(x, y))^2} \quad (3.30)$$

Cet indice peut alors être utilisé à la fois pour choisir le nombre de régions optimal de la partition et pour choisir quel traitement appliquer. Pour choisir le nombre de régions optimal, il suffit de choisir le nombre de régions maximisant $ZOI(h_1|h_0)$. La décision d'appliquer ou non le zonage peut quant à elle être guidée suivant une règle de décision simple :

- $ZOI \in] - \infty; 1]$.
- Si $ZOI(h_1|h_0) > 0$, $I_1 < I_0$. L'hypothèse alternative H_1 est acceptée.
- Si $ZOI(h_1|h_0) \approx 0$, $I_1 = I_0$. H_1 peut être acceptée, mais dans la plupart des cas elle sera rejetée car elle n'apporte pas d'avantages significatifs justifiant l'abandon du traitement de référence.
- Si $ZOI(h_1|h_0) < 0$, $I_1 > I_0$. L'hypothèse alternative H_1 est rejetée.

Critère de fusion associé

Une formulation similaire peut être utilisée pour caractériser chaque fusion candidate, lors de chaque itération de l'algorithme de régularisation. Une implémentation locale et dégradée du formalisme exposé précédemment est proposée afin de réduire au maximum le temps de calcul. Contrairement à l'indice d'opportunité de zonage (ZOI), qui est calculé à la fin du processus de zonage, le critère de fusion est en effet calculé pour chaque fusion possible, à chaque itération de l'algorithme de régularisation. Ainsi, on considère que la consigne utilise nécessairement la moyenne. Une situation de fusion est schématisée Figure 3.21. Dans cet exemple, on souhaite apprécier l'impact de la fusion de deux régions Z_1 et Z_2 (de surfaces S_1 et S_2 , et de moyennes m_1 et m_2) en une unique région Z_0 (de surface $S = S_1 + S_2$ et de moyenne $m = \frac{S_1 \times m_1 + S_2 \times m_2}{S}$).

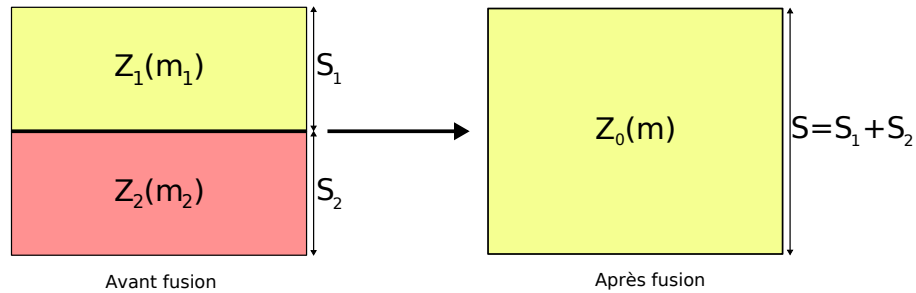


FIG. 3.16: Mise au point d'un critère de fusion basé sur l'opportunité de zonage et limitant la durée du temps de calcul. État avant fusion : deux régions Z_1 et Z_2 , de surfaces respectives S_1 et S_2 , de moyennes respectives m_1 et m_2 . État après fusion : une unique région Z_0 , de surface S et de moyenne m .

L'état avant fusion est caractérisé par les inerties I_1 et I_2 des régions Z_1 et Z_2 :

$$I_1 = \sum_{x \in S_1} (x - m_1)^2 \quad (3.31)$$

$$I_2 = \sum_{x \in S_2} (x - m_2)^2 \quad (3.32)$$

Le résultat de la fusion des régions Z_1 et Z_2 est représenté par l'unique région Z_0 , de surface S et de moyenne m . Cet état après fusion est caractérisé par l'inertie de Z_0 :

$$I_0 = \sum_{x \in S} (x - m)^2 \quad (3.33)$$

L'objectif du critère de fusion basé sur l'opportunité, c_{ZOI} , est de juger, pour chaque fusion candidate, son impact sur le ZOI parcellaire. Nous proposons d'estimer cet impact par le différentiel d'inertie $\delta_I(EI, EF)$ entre l'état avant fusion (état initial EI) et l'état après fusion (état final EF). Cette différence équivaut à la somme des carrés des écarts entre les consignes avant et après fusion :

$$c_{ZOI} = \delta_I(EI, EF) = S_1 \times (m - m_1)^2 + S_2 \times (m - m_2)^2 \quad (3.34)$$

Une fusion entre deux régions est d'autant plus opportune qu'elle minimise c_{ZOI} . Ce critère a l'avantage de proposer une expression simple de l'intérêt de fusionner deux régions données, et ne dépend que de moyennes et de surfaces (qui correspondent à un nombre de pixels lorsque l'on travaille sur des images) : il est ainsi très rapide à calculer pour chaque fusion candidate, à chaque itération de l'algorithme de régularisation.

3.3.2 Intégration du risque d'appliquer un zonage

Dans sa première formulation, l'opportunité technique que nous proposons se base essentiellement sur la performance de la modélisation de la préconisation z par un traitement h . Cependant, des erreurs liées à l'application pratique d'une préconisation donnée par un traitement h existent également, et peuvent impacter cette performance de modélisation. De telles erreurs engendrent une différence entre $h(x, y)$ et la consigne réellement appliquée, et sont liées aux caractéristiques techniques du matériel utilisé pour l'application du traitement $h(x, y)$. Deux sources d'erreurs peuvent être ainsi identifiées :

- Erreurs liées à l'empreinte spatiale de l'applicateur (et incertitudes associées)
- Erreurs liées à la discrétisation des consignes selon la gamme de consignes possibles de l'applicateur (et incertitudes associées)

Risques liés à l'empreinte spatiale de l'applicateur

L'empreinte spatiale \mathcal{E} de la machine (Pringle *et al.*, 2003; Tisseyre et McBratney, 2008) représente la résolution spatiale maximale d'un traitement intra-parcellaire. Elle dépend des caractéristiques de la machine utilisée pour appliquer le traitement : largeur β de l'applicateur, distance nécessaire pour passer d'une consigne à une autre (produit de la vitesse d'avancement ν et du temps nécessaire pour changer de consigne τ , Figure 3.17a) :

$$\mathcal{E} = \beta \times \nu\tau \quad (3.35)$$

L'incertitude de positionnement δ_{geo} , lié au système de géo-localisation utilisé, peut être également associée à l'empreinte spatiale de la machine :

$$\mathcal{E} = (\beta + \delta_{geo}) \times (\nu\tau + \delta_{geo}) \quad (3.36)$$

L'empreinte spatiale de la machine utilisée pour appliquer un traitement par zonage $h_1(x, y)$ définit un risque de se tromper dans l'application de ce traitement. Ce risque s'exprime au voisinage d'une frontière, *i.e.* un changement de consigne. Lorsque cette empreinte n'est pas nulle, il existe un temps de latence τ nécessaire à l'altération de la consigne appliquée. Lors du passage d'une consigne a à une consigne b au voisinage d'une frontière f , l'empreinte spatiale de la machine représente donc la surface en dessous de laquelle il est impossible de savoir quelle est la consigne qui sera réellement appliquée. On suppose juste que la consigne $h_1(\mathcal{E})$ réellement appliquée est telle que $h_1(\mathcal{E}) \in [a, b]$ (*si* $a \leq b$). La convolution de cette empreinte spatiale sur l'ensemble des frontières de $h_1(x, y)$ permet de définir l'ensemble des points de \mathcal{P} pour lesquels

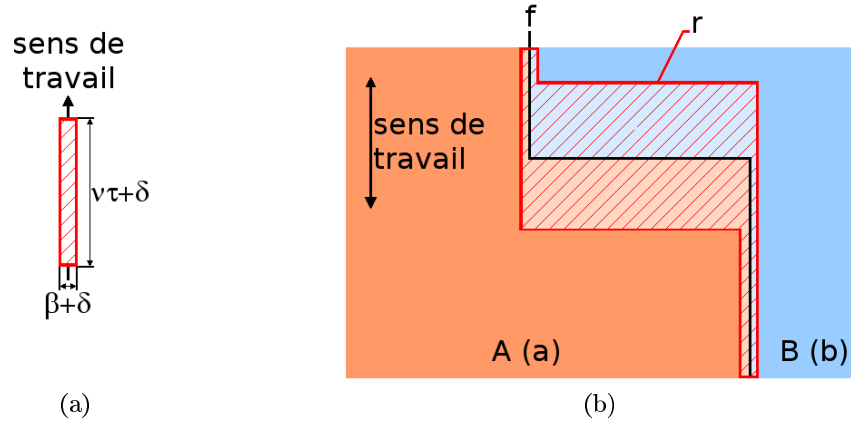


FIG. 3.17: Empreinte spatiale de l'applicateur et surfaces à risque sur une parcelle \mathcal{P} . (a) Empreinte spatiale de la machine. (b) Surface à risque résultant de l'application de l'empreinte spatiale (a) sur la frontière entre les zones A et B selon un sens de travail donné par la double flèche noire.

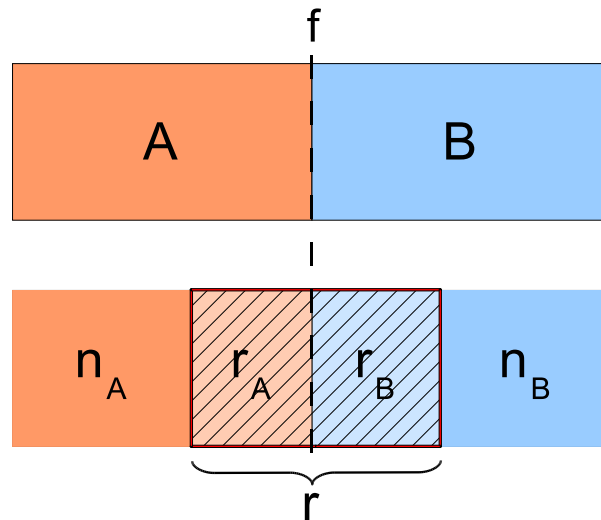


FIG. 3.18: Décomposition de la parcelle selon l'existence d'un risque d'erreur d'application (r_A et r_B) ou pas (n_A et n_B).

la dose appliquée est incertaine. Cet ensemble définit ainsi la surface à risque du traitement h_1 et est notée r (Figure 3.17b).

Ainsi, à chaque frontière entre deux zones A et B de consignes respectives a et b , le risque d'application du zonage h_1 correspond à une erreur de consigne à l'intérieur de la surface à risque r existant entre les deux zones adjacentes (Figure 3.20a). Dans l'exemple proposé, la parcelle \mathcal{P} se décompose en :

$$\mathcal{P} = A + B \quad (3.37)$$

$$A = n_A + r_A \quad (3.38)$$

$$B = n_B + r_B \quad (3.39)$$

$$r = r_A + r_B \quad (3.40)$$

où r_A (resp. r_B) est la surface de la zone A (resp. B) où un risque technique d'application existe, et n_A (resp. n_B) est la surface de la zone A (resp. B) sans risque d'application (Figure 3.18). Le risque d'appliquer le zonage h_1 correspond à :

$$h_1(r_A) \in [a, b] \quad (3.41)$$

$$h_1(r_B) \in [a, b] \quad (3.42)$$

Ce risque dépend de la largeur de l'applicateur du traitement h_1 , de sa vitesse ainsi que du temps nécessaire pour passer d'une consigne a à une consigne b , et résulte en une incertitude sur la consigne effectivement appliquée. Cette source d'erreurs va être utilisée pour prendre en compte l'effet de la machine dans la formulation de l'opportunité. Il existe certainement de nombreuses manières de prendre en compte cette incertitude (par exemple : connaissance de la loi d'établissement de la consigne). Dans notre étude, le choix a été fait de considérer systématiquement le risque maximum. Ainsi, pour la première erreur possible (Équation 3.41), ceci revient à considérer que la totalité de la surface à risque r_A est traitée avec la consigne b alors qu'elle devrait être traitée selon la consigne a . Un raisonnement symétrique sur la relation 3.42 permet d'explicitier les deux risques possibles au voisinage d'une frontière :

$$h_1(r_A) = b, \text{ (Figure 3.20b)} \quad (3.43)$$

$$h_1(r_B) = a, \text{ (Figure 3.20c)} \quad (3.44)$$

Risques liés à la discrétisation des consignes par l'applicateur

Les contraintes d'applications prises en compte ne sont pas limitées à l'empreinte spatiale de la machine et aux erreurs de son système de positionnement. En effet, les erreurs liées à la discrétisation des consignes par l'applicateur peuvent être intégrées à l'indice en utilisant le même formalisme.

La discrétisation des consignes par l'applicateur recouvre la mise en œuvre technique des consignes proposées par un traitement par zonage h_1 . Des erreurs peuvent exister entre la consigne proposée par le traitement théorique h_1 et la consigne réellement appliquée par le contrôleur :

- La plupart du temps, les contrôleurs acceptent une gamme de consignes discrète (par exemple par pas de 10 unités dans le cas d'un épandeur d'azote). Il peut donc être nécessaire d'arrondir la consigne demandée par le traitement théorique h_1 .
- Il existe toujours une incertitude non nulle entre consigne demandée et consigne réellement appliquée.

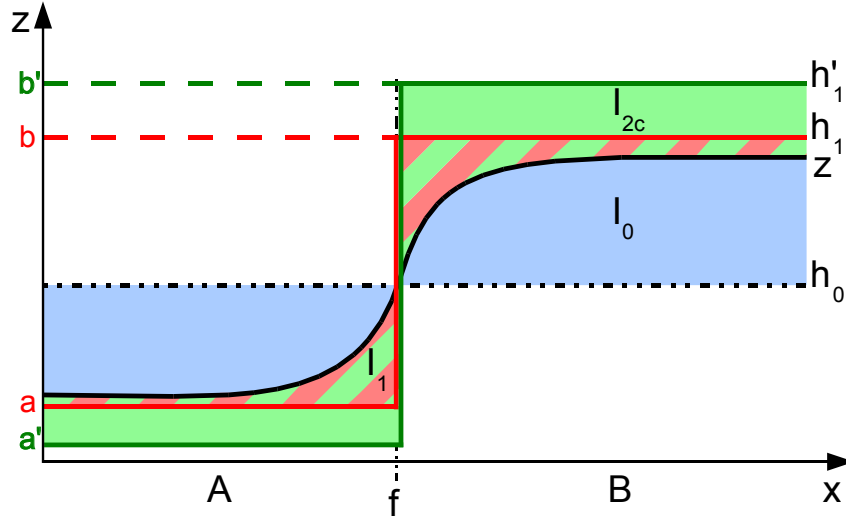


FIG. 3.19: Prise en compte des erreurs liées à la discrétisation des consignes par l'applicateurs dans le calcul du risque technique d'application d'un traitement par zonage au voisinage d'une frontière f . Dans cet exemple, h_1 est le traitement théorique, et h'_1 est le traitement réellement appliqué. Le contrôleur applique ainsi la consigne $a' \neq a$ dans la zone A et la consigne $b' \neq b$ dans la zone B. L'inertie du traitement par zonage (I_1) doit être corrigée par l'inertie I_{2c} prenant en compte l'effet de discrétisation du contrôleur.

La prise en compte de ces risques revient à corriger, en amont du calcul de l'opportunité, le traitement théorique h_1 par un traitement réel h'_1 tel que (i) les valeurs de h'_1 correspondent aux valeurs proposées par le contrôleur utilisé pour appliquer le zonage, et (ii) prenant en compte l'incertitude sur la consigne appliquée (Figure 3.19). Nous avons proposé une méthode de correction adaptée précédemment (§ 3.2.1).

Caractérisation d'un zonage à l'échelle parcellaire

La conséquence de la prise en compte des risques opérationnels d'application du zonage h_1 est qu'il devient nécessaire de corriger le terme I_1 du ratio $\mathcal{R}(h_1|h_0)$ dans le calcul de l'indice d'opportunité de zonage (Équation 3.26). On doit ainsi substituer l'inertie I_1 par une inertie corrigée I_{1c} considérant les deux erreurs d'application possibles au voisinage d'une frontière donnée (Équations 3.43 et 3.44, Figures 3.20b et 3.20c).

Ainsi, en pratique, on considère que seule l'une de ces deux erreurs s'exprime. Si l'erreur d'application se situe au niveau de la surface à risque r_A , l'application est correcte sur n_A et erronée sur r_A . Il n'y a pas d'erreur en r_B car on considère que l'on applique sur r un traitement $h_1(r) = b$ correct en r_B . Comme n_A , l'application en n_B n'est pas risquée donc toujours correcte, et donc le traitement sur B est correct ($h_1(B) = b$).

$$I_{1c}(A) = \sum_{\mathcal{P}} (h_1 - z)^2 \quad (3.45)$$

$$= \sum_{n_A} (h_1 - z)^2 + \sum_{r_A} (h_1 - z)^2 + \sum_B (h_1 - z)^2 \quad (3.46)$$

$$= \sum_{n_A} (a - z)^2 + \sum_{r_A} (b - z)^2 + \sum_B (b - z)^2 \quad (3.47)$$

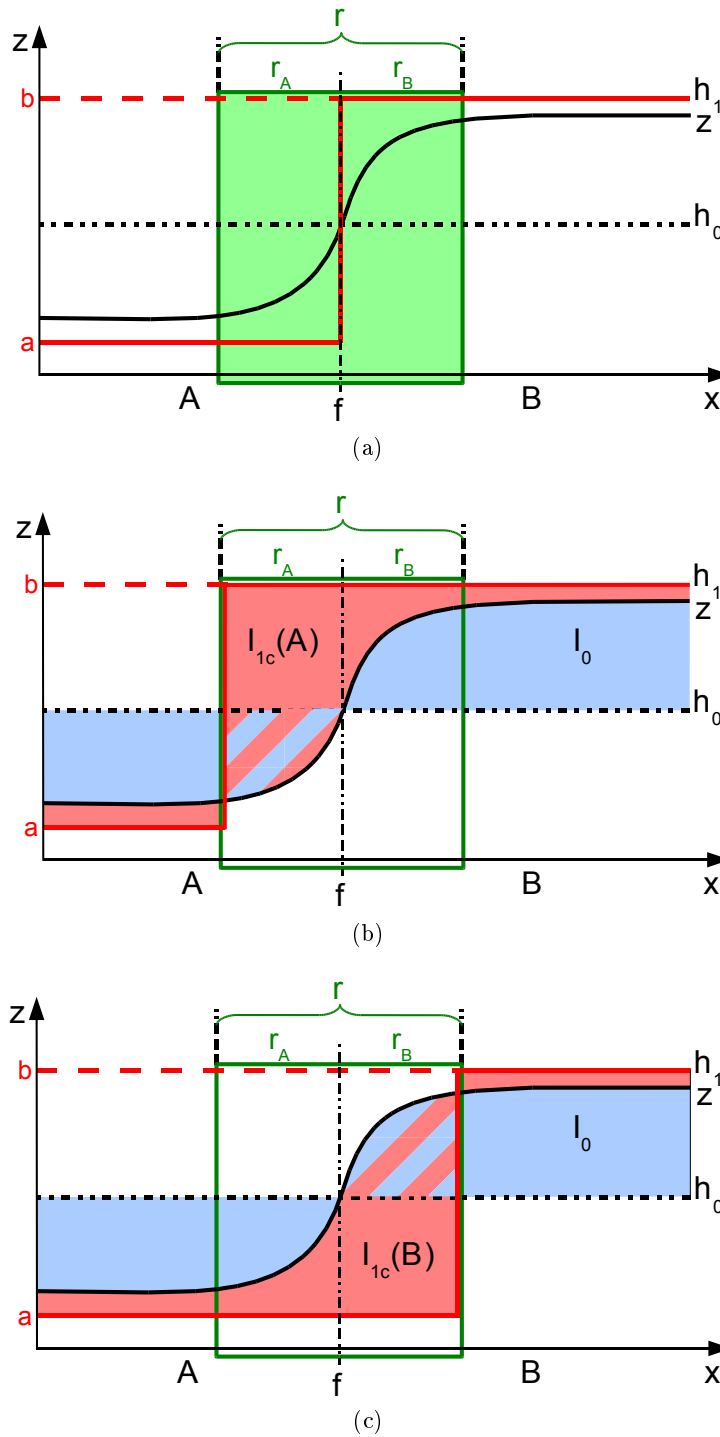


FIG. 3.20: Prise en compte des erreurs liées à l’empreinte de la machine dans le calcul du risque technique d’application d’un traitement par zonage au voisinage d’une frontière f . (a) La surface à risque r correspond à une zone de transition entre deux zones différentes. Deux erreurs sont possibles au sein de cette surface : (b) Le contrôleur applique la consigne b en r_A , ou (c) le contrôleur applique la consigne a en r_B . L’inertie du traitement par zonage (I_1) doit être corrigée par les inerties $I_{1c}(A)$ et $I_{1c}(B)$ prenant en compte chacun de ces risques.

Si l'erreur d'application se situe au niveau de la surface à risque r_B , l'application est correcte sur n_B et erronée sur r_B . Il n'y a pas d'erreur en r_A ni en n_A pour les mêmes raisons que le cas précédent, et $h_1(A) = a$. Un raisonnement similaire au premier cas donne ainsi :

$$I_{1c}(B) = \sum_A (a - z)^2 + \sum_{r_B} (a - z)^2 + \sum_{n_B} (b - z)^2 \quad (3.48)$$

Comme il a été choisi de considérer systématiquement le risque maximum, on choisit pour le calcul de I_{1c} le cas le plus défavorable :

$$I_{1c} = \max(I_{1c}(A), I_{1c}(B)) \quad (3.49)$$

L'indice d'opportunité prend alors en compte les contraintes opérationnelles d'application du zonage tel que dans la relation 3.51 :

$$\mathcal{R}(h_1|h_2)_c = \frac{I_{1c}}{I_0} \quad (3.50)$$

$$ZOI(h_1|h_0) = 1 - \mathcal{R}(h_1|h_0)_c \quad (3.51)$$

Les caractéristiques et l'analyse de cet indice, pour la recherche du nombre optimal de zones ou la caractérisation du zonage proposé, sont identiques au cas sans prise en compte du risque d'application (Équation 3.28) :

- $ZOI \in] - \infty, 1]$.
- Si $ZOI(h_1|h_0) > 0$, $I_1 < I_0$. L'hypothèse alternative H_1 est acceptée.
- Si $ZOI(h_1|h_0) \approx 0$, $I_1 = I_0$. L'hypothèse alternative H_1 est rejetée.
- Si $ZOI(h_1|h_0) < 0$, $I_1 > I_0$. L'hypothèse alternative H_1 est rejetée.

Critère de fusion associé

Une situation de fusion considérant les risques opérationnels du zonage est schématisée Figure 3.21. On souhaite apprécier, comme dans l'exemple sans prise en compte de ces risques, l'impact de la fusion de deux régions Z_1 et Z_2 (de surfaces S_1 et S_2 , et de moyennes m_1 et m_2) en une unique région Z_0 (de surface $S = S_1 + S_2$ et de moyenne $m = \frac{S_1 \times m_1 + S_2 \times m_2}{S}$). La frontière séparant ces deux régions implique l'existence d'une surface à risque $r_{1,2}$.

L'état avant fusion est caractérisé par les inerties I_1 et I_2 des régions Z_1 et Z_2 :

$$I_1 = \sum_{x \in S_1 - \frac{r_{1,2}}{2}} (x - m_1)^2 + \sum_{x \in \frac{r_{1,2}}{2}} (x - m_i)^2 \quad (3.52)$$

$$I_2 = \sum_{x \in S_2 - \frac{r_{1,2}}{2}} (x - m_2)^2 + \sum_{x \in \frac{r_{1,2}}{2}} (x - m_i)^2 \quad (3.53)$$

avec $i = 1$ OU $i = 2$, puisque seule l'une des deux erreurs possibles au niveau de la frontière $r_{1,2}$ s'exprime.

Le résultat de la fusion des régions Z_1 et Z_2 est représenté à droite par l'unique région Z_0 , de surface S et de moyenne m . Cet état après fusion est caractérisé par l'inertie de Z_0 :

$$I(0) = \sum_{x \in S} (x - m)^2 \quad (3.54)$$

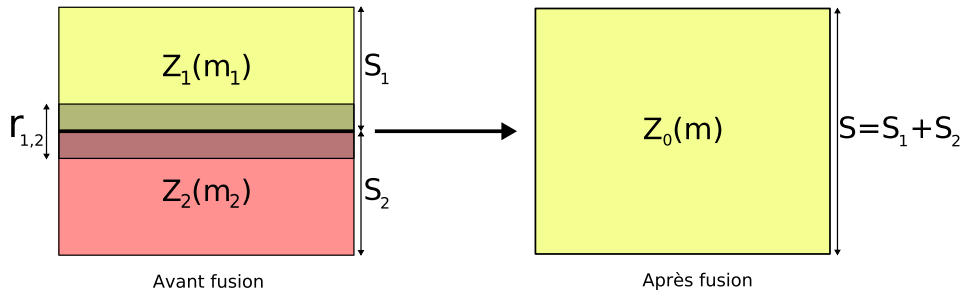


FIG. 3.21: Mise au point d'un critère de fusion basé sur l'opportunité de zonage et limitant la durée du temps de calcul. État avant fusion : deux régions Z_1 et Z_2 , de surfaces respectives S_1 et S_2 , de moyennes respectives m_1 et m_2 , et séparées par une zone à risque de surface $r_{1,2}$ centrée sur la frontière entre Z_1 et Z_2 . État après fusion : une unique région Z_0 , de surface $S = S_1 + S_2$ et de moyenne $m = \frac{S_1 \times m_1 + S_2 \times m_2}{S}$.

L'existence de la surface à risque $r_{1,2} \subset S$, centrée sur la frontière entre Z_1 et Z_2 , et sur laquelle une erreur de consigne existe pour l'une des deux régions, nécessite la correction de la formulation de $\delta_I(EI, EF)$ proposée pour estimer le critère de fusion c_{ZOI} . Un terme correctif $C_{1,2}$ doit ainsi tenir compte de cette erreur possible : il est égal au produit de la surface sur laquelle l'erreur s'exprime par l'amplitude de l'erreur :

$$C_{1,2} = \frac{r_{1,2}}{2} \times (m_2 - m_1)^2 \quad (3.55)$$

Finalement, on obtient le mode de calcul d'un critère de fusion capable de tenir compte des contraintes de zonage à travers les surfaces à risque :

$$c_{ZOI} = \delta_I(EI, EF) = S_1 \times (m - m_1)^2 + S_2 \times (m - m_2)^2 - \frac{r_{1,2}}{2} \times (m_2 - m_1)^2 \quad (3.56)$$

3.3.3 Intérêt du formalisme proposé

Nous avons proposé un formalisme pour estimer la notion d'opportunité technique à deux échelles :

- à l'échelle de la parcelle, pour estimer la performance d'un modèle de zonage par rapport à d'autres modèles (pour le choix du nombre de régions) et par rapport à un traitement de référence (pour décider l'application ou non d'un zonage donné),
- à une échelle plus locale, pour estimer l'impact d'une fusion entre deux régions sur la performance globale du zonage.

La méthode proposée compare deux possibilités, un traitement de référence et un traitement par zonage. L'avantage de cette méthode sur les indices existants est d'analyser simplement et conjointement amplitude et structuration spatiale de la variabilité intra-parcellaire : les calculs se limitent à des inerties. De plus, la formulation proposée est indépendante de la méthode de zonage utilisée, ce qui lui assure une grande polyvalence.

L'estimation de l'opportunité prend en considération non seulement la performance du zonage candidat, mais également le risque technique pris en appliquant ce zonage. Des connaissances sur les conditions d'application sont insérées dans le calcul (empreinte spatiale de la machine, incertitudes de positionnement, sens de travail, gamme de consignes proposées par le contrôleur). ZOI et c_{ZOI} sont adimensionnels, ne dépendent que des caractéristiques de la machine utilisée pour appliquer le zonage. La gamme de variation de ZOI permet une analyse assez intuitive d'un

zonage donné. Ce formalisme est applicable à n'importe quelle donnée représentée sur une grille régulière.

La notion d'opportunité apparaît ainsi non seulement comme un moyen de caractériser un résultat de zonage sur des critères intégrant de nombreuses connaissances sur les données et sur les conditions opérationnelles d'application, mais plus généralement comme un moyen d'intégrer ces connaissances dans une méthode de zonage.

3.4 Synthèse de la démarche de zonage proposée

3.4.1 Enjeux scientifiques traités par les méthodes proposées

Une démarche complète de zonage a été présentée pour répondre aux questions scientifiques soulevées dans le précédent chapitre. Deux outils composent cette démarche :

- Une méthode de zonage orientée objet
- Une méthode de calcul de l'opportunité du zonage proposé

La méthode de zonage proposée est basée sur l'adaptation d'outils de segmentation d'image à notre problématique. La méthode de calcul de l'opportunité de zonage est elle basée sur une agrégation simple et intuitive de la performance du zonage proposé et de l'impact des caractéristiques techniques de la machine utilisée pour l'appliquer.

L'enjeu principal que relève la méthode de zonage choisie est l'application d'outils venus d'un milieu de recherche extérieur, le traitement d'image, à une thématique spécifique, l'agriculture de précision. Nous avons montré, tout au long de ce chapitre, que cette application ne saurait être directe, et que pour obtenir une démarche satisfaisante, il convient de prendre en compte (i) le type de données traitées, et (ii) l'application envisagée. Ceci implique plusieurs points critiques :

- Le choix des outils que l'on souhaite utiliser, qui doit être guidé en fonction des contraintes de production et du type de données traitées
- L'adaptation de ces outils à la thématique applicative, qui est fonction des spécificités du traitement, des spécificités des données, et des contraintes agronomiques et techniques de l'application

L'autre enjeu de la méthode que nous avons mis au point est la possibilité de faire collaborer méthodes de segmentation, dont l'objet est de simplifier et sélectionner l'information *spatiale* pertinente, et méthodes de caractérisation ou de classification, qui ont pour objectif de simplifier et sélectionner l'information *radiométrique* pertinente. Cette collaboration ouvre certainement de nombreuses perspectives.

La méthode de calcul de l'opportunité répond elle à la question du calcul et de l'agrégation des différentes composantes de l'opportunité. Le formalisme proposé permet de calculer facilement ces différentes composantes. Comme tout est exprimé dans la dimension d'une variance, l'agrégation des impacts de chacune de ces composantes sur l'opportunité du zonage est intuitive, et ne demande pas d'opération arbitraire.

Enfin, la notion d'opportunité, comme critère de performance d'une partition, a également été utilisée au sein même de la méthode de zonage pour optimiser l'évolution du processus de fusion, ainsi que le nombre de région optimal. L'utilisation de cette notion dans la méthode de régularisation est intéressante car elle permet d'intégrer un maximum de connaissances sur la donnée, sur les contraintes opérationnelles, etc.

3.4.2 Place de l'expertise agronomique dans une méthode de traitement d'image

Au contraire de nombreuses applications de ces méthodes de traitement d'image, nous travaillons sur des données dimensionnées et pour lesquelles une expertise est le plus souvent disponible. Dès lors, l'adaptation de ce type d'outils au contexte de l'agriculture de précision passe par un effort d'intégration de la connaissance experte tout au long de la chaîne de traitement. Notre approche propose d'intégrer ces informations graduellement, de l'expertise la plus générale (connaissance sur la donnée traitée) vers l'expertise la plus spécifique (connaissance sur les conditions techniques d'application du zonage). La Figure 3.22 illustre notre méthodologie et la connaissance que l'on y intègre progressivement.

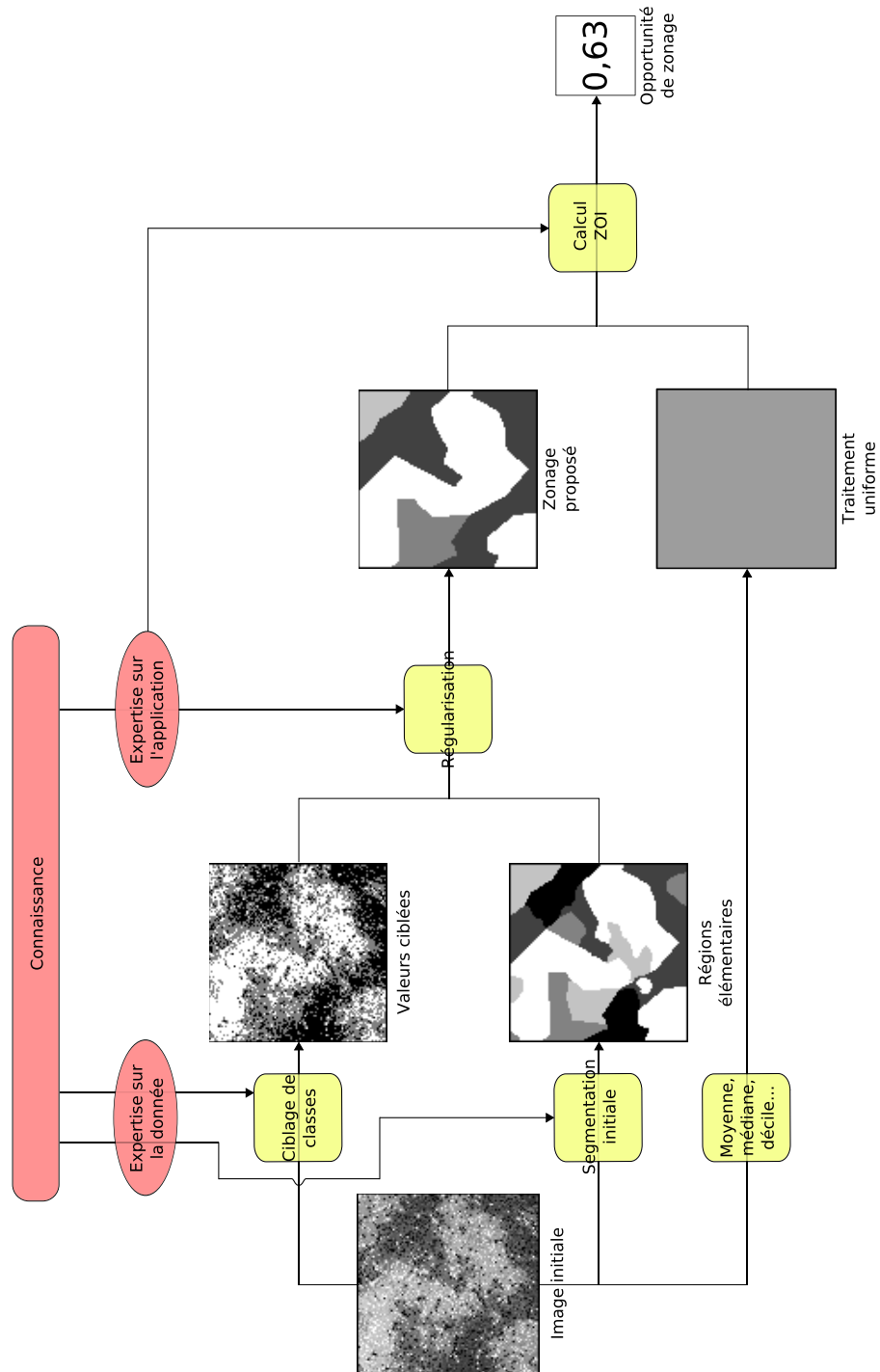


FIG. 3.22: La démarche de zonage exposée dans ce chapitre. Deux sources de données sont considérées : l'image initiale (variable pédobiophysique ou agronomique), et la connaissance experte sur cette donnée ou sur les conditions d'application du traitement. Les deux traitements candidats (uniforme et par zonage) sont générés, et comparés à l'aide de l'indice d'opportunité de zonage.

Chapitre 4

Résultats

Sommaire

4.1	Méthode de zonage orientée objet	81
4.1.1	Segmentation initiale par LPE	81
4.1.2	Régularisation	87
4.1.3	Conclusion	94
4.1.4	Applications	95
4.2	Opportunité de zonage	100
4.2.1	Caractérisation de l'indice	100
4.2.2	Applications	107
4.3	Respect des spécifications techniques	108

Ce chapitre illustre les méthodes que nous avons proposé, et traite successivement de la méthode de zonage, puis de la méthode d'estimation de l'opportunité de zonage. Chacune de ces méthodes est testée sur des données réelles ou simulées, afin de mettre en valeur ses principales caractéristiques.

Différents exemples applicatifs mettent en lumière l'utilisation de ces outils. Sans pour autant être exhaustifs, ces exemples ont été choisis pour couvrir les différentes thématiques (grandes cultures, viticulture) et les différents types de variables (de caractérisation, de préconisation) auxquels les méthodes mises au point s'adressent.

Enfin, une dernière partie discute du respect des spécifications techniques que nous avons posées précédemment, particulièrement dans le contexte de production de masse dans lequel notre étude a été menée.

4.1 Méthode de zonage orientée objet

La méthode de zonage se décompose en une première étape de segmentation initiale, suivie d'une seconde étape de régularisation. Cette partie s'adresse successivement à l'une et l'autre de ces étapes, et propose de mettre en évidence leurs caractéristiques. Deux applications concrètes de cette méthode de zonage sont ensuite exposés à titre d'illustration.

4.1.1 Segmentation initiale par LPE

La première étape de la démarche de zonage proposée est une phase de segmentation, basée sur une version adaptée de l'algorithme de LPE. Le but de cette étape est de partitionner la

parcelle traitée en zones élémentaires, sans prendre en compte de contraintes opérationnelles, mais avec l'objectif de simplifier la représentation spatiale de la parcelle traitée. Cette partie propose d'étudier l'intérêt d'intégrer un décalage d'inondation dans la segmentation par LPE pour limiter l'effet de sur-segmentation propre à cet algorithme.

Limitation de la sur-segmentation de la LPE

Dans l'optique de valider notre adaptation de l'algorithme de LPE, deux types de données de test ont été utilisés :

- Des images faisant référence dans le monde du traitement d'image, afin de confronter notre approche à des données classiques en segmentation d'image. Ces images présentent des objets aux contours explicites, et permettent de ce fait de vérifier l'incidence de l'introduction du décalage d'inondation sur le positionnement des contours.
- Des données d'agriculture de précision permettent ensuite de vérifier que notre méthode de segmentation est adaptée au contexte applicatif. Les données utilisées sont des cartes de biomasse à floraison, qui sont calculées dans le cadre de FARMSTAR.

La Figure 4.1 présente le résultat de segmentation de deux images de référence²⁵ par l'algorithme de LPE standard, d'une part, et par notre algorithme de LPE intégrant un décalage d'inondation, d'autre part. Pour ces deux images, le décalage d'inondation a été obtenu selon la méthode géostatistique.

Le premier résultat observé lorsque l'on compare les résultats des deux méthodes de segmentation est que l'utilisation d'un décalage d'inondation entraîne une forte réduction du phénomène de sur-segmentation affectant l'algorithme de LPE standard. D'autre part, la partition produite par l'algorithme intégrant le décalage d'inondation correspond à un ensemble de régions cohérentes : sur *Peppers*, les contours des poivrons sont convenablement identifiés. Sur *Lena*, les principales parties du personnage et du fond de l'image sont également bien rendues (cadre, épaule, chapeau, visage). Certaines parties, comme les plumes du chapeau, présentent un nombre de régions plus important, car ces structures impliquent une hausse locale des phénomènes à haute fréquence spatiale du gradient : en conséquence, la valeur du décalage d'inondation a été baissée pour éviter une sous-segmentation de ce type de structures. Cela correspond à la prise en compte du risque de sous-segmentation, qui est intégré par le ratio $C_0/(C_0 + C_1)$ dans le calcul de Δ_f (Équation 3.11). Enfin, on peut remarquer que les contours obtenus restent bien localisés.

Après la validation de la limitation de la sur-segmentation et du bon positionnement des contours obtenus sur des images de référence, notre méthode de segmentation a été appliquée sur des images agricoles, afin de tester sa sensibilité aux spécificités des données d'agriculture de précision. Les données testées sont des cartes de biomasse à floraison²⁶. La Figure 4.2 compare les résultats de segmentation de la parcelle 4 selon l'algorithme de LPE utilisé. La valeur de Δ_f a été obtenue par la méthode géostatistique. On retrouve le même type de résultat qu'avec les images de référence : les zones proposées par l'algorithme intégrant le décalage d'inondation sont de plus grande surface, alors que l'algorithme standard est affecté par une forte sur-segmentation. Le positionnement des contours obtenus est pertinent.

Le Tableau 4.1 quantifie les résultats obtenus sur les images testées selon les deux méthodes de segmentation. L'apport de l'introduction d'un décalage d'inondation est estimé sur la base du

²⁵Ce sont les images *Peppers* et *Lena*, détaillées Annexe B.1.1.

²⁶Les parcelles 1, 2, 3 et 4 sur lesquelles ces cartes ont été obtenues sont présentées plus en détail en Annexe B.2.2.

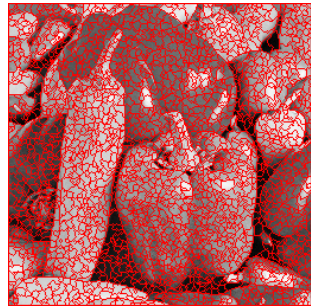
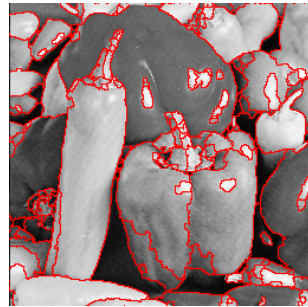
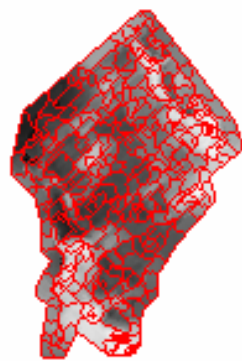
(a) Image *Peppers*, LPE sans Δ_f (b) Image *Peppers*, LPE avec Δ_f (c) Image *Lena*, LPE sans Δ_f (d) Image *Lena*, LPE avec Δ_f

FIG. 4.1: Segmentation par LPE des images de référence. Les contours obtenus sont superposés sur l'image segmentée. (a,c) Segmentation par l'algorithme standard. (b,d) Segmentation par l'algorithme intégrant un décalage d'inondation.



(a) LPE standard

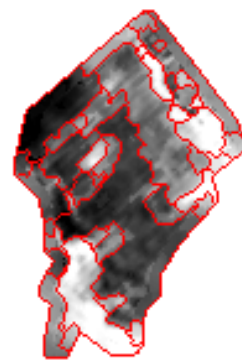
(b) LPE avec Δ_f (estimation par la méthode géostatistique)

FIG. 4.2: Segmentation par LPE de données de biomasse à floraison sur la parcelle 4. Les contours obtenus sont superposés sur la carte de biomasse à floraison de la parcelle segmentée. (a,c) Segmentation par l'algorithme standard. (b,d) Segmentation par l'algorithme intégrant un décalage d'inondation.

nombre de régions proposées, et de la surface moyenne de ces régions. Les résultats montrent que la segmentation avec Δ_f permet une importante réduction du nombre de zones proposées. Par conséquent, la surface moyenne des zones détournées est bien plus importante qu'avec l'algorithme de LPE standard. Ces résultats correspondent à l'objectif de réduction des problèmes de sur-segmentation, et montrent que des zones d'une surface significative sont obtenues. Les zones proposées par notre approche semblent correspondre davantage aux régions élémentaires que l'on souhaite détourner au cours de cette étape. Une légère sur-segmentation est cependant conservée, et correspond à notre stratégie de gestion du risque de sous-segmentation.

Image	Nombre de zones		Surface moyenne	
	Sans Δ_f	Avec Δ_f	Sans Δ_f	Avec Δ_f
<i>Images de référence (surfaces en pixels)</i>				
<i>Peppers</i>	3323	210	19,43	307,22
<i>Lena</i>	3063	311	21,15	206,12
<i>Parcelles expérimentales (surfaces en hectares)</i>				
<i>Parcelle 1</i>	95	8	0,20	2,44
<i>Parcelle 2</i>	105	25	0,24	1,00
<i>Parcelle 3</i>	161	45	0,23	0,81
<i>Parcelle 4</i>	349	41	0,23	1,94

TAB. 4.1: Comparaison des résultats des segmentations LPE standard et avec décalage d'inondation.

La Figure 4.3 étudie l'impact de la performance de la segmentation LPE sur le résultat de la régularisation. Sur la parcelle 4, une même régularisation est appliquée sur les résultats (a) d'une segmentation par l'algorithme LPE standard, et (b) d'une segmentation par l'algorithme de LPE que nous proposons.

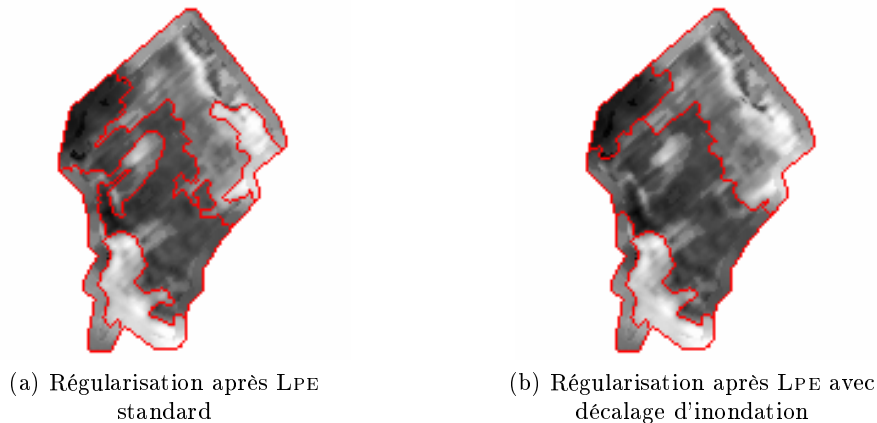


FIG. 4.3: Résultats de zonage de données de biomasse à floraison sur la parcelle 4. Les contours des régions obtenues sont en rouge. (a) Zonage après l'algorithme LPE standard. (b) Zonage après l'algorithme LPE avec décalage d'inondation.

Les zonages obtenus présentent des contours différents selon la segmentation initiale utilisée, et soulignent l'intérêt de limiter les phénomènes de sur-segmentation. L'utilisation de l'algorithme

de LPE standard conduit en effet à des contours tortueux et complexes, qui suivent les moindres variations spatiales de la variable zonée. Avec l'algorithme intégrant le décalage d'inondation, les résultats obtenus proposent une représentation plus globale et plus simple de la variabilité intra-parcellaire : les contours sont moins complexes, et seules les variations spatiales les plus significatives sont prises en compte.

Détermination de Δ_f

Les exemples de segmentation par LPE avec décalage d'inondation qui viennent d'être présentés sont basés sur une détermination de Δ_f par la méthode géostatistique. Si cette méthode a amené à des résultats de segmentation répondant aux objectifs que nous avons donné à l'étape de segmentation initiale, elle présente toutefois des inconvénients de production conséquents. C'est pour pallier ces inconvénients qu'une autre méthode de détermination de la valeur de Δ_f , plus simple, a été exposée. Cette méthode dégradée permet d'alléger la méthode de zonage, en limitant le temps de calcul et en maximisant l'automatisation du zonage. La détermination de Δ_f par cette méthode dégradée est basée sur l'écart entre les déciles 1 et 9 de la distribution statistique de la donnée à zoner (Équation 3.13) :

$$\Delta_f = pct \times (d_9 - d_1) \quad (4.1)$$

Le paramètre pct représente le pourcentage de l'amplitude de la donnée étudiée en dessous duquel une variation n'est plus significative. Cette alternative à la méthode géostatistique a été testée sur les données de biomasse à floraison précédemment traitées. Dans cette étude, il a été choisi de prendre $pct = 10\%$.

Parcelle	Décile 1 (t/ha)	Décile 9 (t/ha)	Mode de détermination de Δ_f (t/ha)	
			Méthode dégradée	Méthode géostatistique
1	6,05	10,12	0,41	0,56
2	4,41	14,78	1,04	1,02
3	7,96	11,44	0,35	0,25
4	5,49	9,66	0,42	0,47

TAB. 4.2: Comparaison des résultats de la détermination de Δ_f par la méthode dégradée et par la méthode géostatistique pour les 4 parcelles testées.

Les résultats de la détermination de Δ_f sur ces quatre parcelles par la méthode dégradée sont satisfaisants : comme on peut le remarquer (Tableau 4.2), les valeurs obtenues sont similaires à celles obtenues par la méthode géostatistique. La Figure 4.4 présente le résultat de la segmentation LPE sur la parcelle 4 avec une valeur de Δ_f déterminée par la méthode dégradée, ainsi que le résultat de régularisation correspondant. La régularisation a été conduite selon la même méthode que précédemment. Les résultats de segmentation LPE, comme les résultats de régularisation, sont similaires aux résultats obtenus après détermination géostatistique de Δ_f .

La méthode de détermination de Δ_f dite dégradée peut par conséquent être envisagée pour alléger le calcul lors de la phase de segmentation initiale. La seule expertise mobilisée est la détermination de la valeur de pct . Il faut cependant garder à l'esprit qu'il s'agit d'une méthode moins optimale que la méthode géostatistique, dans la mesure où aucun paramètre spatial n'est pris en compte.

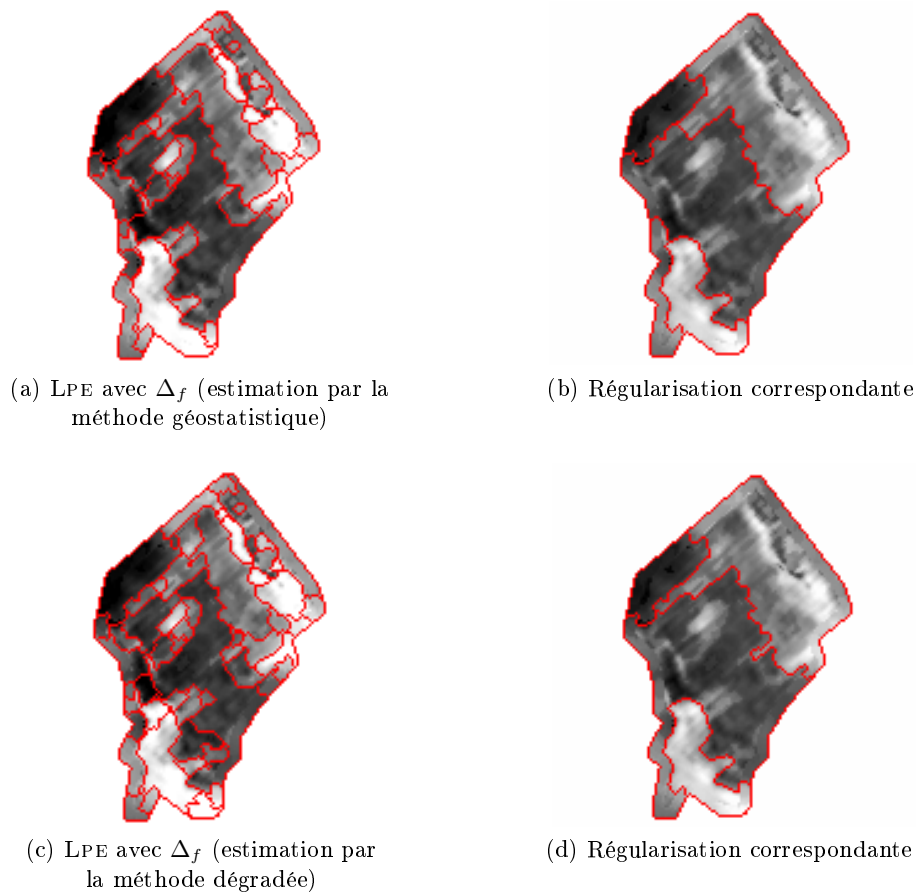


FIG. 4.4: Utilisation de la méthode dégradée pour estimer Δ_f . Exemple sur la parcelle 4. (a) Résultat de la segmentation LPE avec Δ_f estimé par la méthode géostatistique. (b) Régularisation correspondante. (c) Résultat de la segmentation LPE avec Δ_f estimé par la méthode dégradée. (d) Régularisation correspondante.

4.1.2 Régularisation

La seconde étape de la démarche de zonage est une phase de régularisation. Cette étape fait suite à la segmentation par LPE : l'objectif de la régularisation est d'appliquer un certain nombre de contraintes opérationnelles sur les régions élémentaires résultant de cette segmentation initiale. Cette étape doit permettre de produire des zones de gestion cohérentes avec la connaissance disponible sur les conditions techniques d'application du zonage, ou sur les contraintes de représentation du zonage (par exemple une taille minimale de zone). Ces diverses contraintes se divisent en deux catégories : les contraintes radiométriques, liées aux connaissances sur la donnée traitée, et les contraintes morphologiques, liées à la taille et à la forme des zones produites.

Prise en compte de contraintes radiométriques

Dans certaines applications, de l'expertise est disponible sur la donnée à zoner. La représentation de connaissances expertes sur une variable revient généralement à partitionner son espace de définition :

- en classes expertes (par des labels sémantiques : “*fort*”, “*faible*”, etc),
- en niveaux experts (correspondant par exemple à l'ensemble des consignes gérables par une machine).

Un moyen de prendre en compte cette expertise a été proposé par l'utilisation de classes cibles (§ 3.2.1) : il consiste (i) à faire une partition floue de la variable traitée selon l'expertise disponible, puis (ii) à appliquer ce partitionnement en corrigeant la variable traitée.

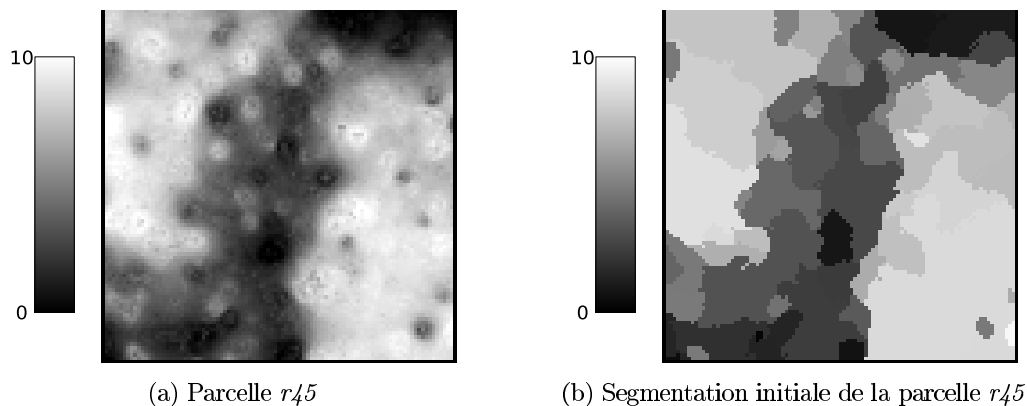


FIG. 4.5: Exemple théorique d'une donnée intra-parcellaire utilisée pour générer une carte d'application par zones. (a) Variable décrivant un risque sanitaire $x \in [0 ; 10]$ sur la parcelle $r45$. (b) Segmentation initiale de x par LPE sur la parcelle $r45$.

La Figure 4.5 illustre une variable sur laquelle on possède une expertise. Dans cet exemple théorique, on considère la parcelle $r45$ (a) d'une surface d'1 ha, sur laquelle une variable de préconisation x a été mesurée²⁷. On peut par exemple considérer que x est un facteur de risque sanitaire sur une parcelle, qui prend ses valeurs entre 0 (aucun risque) et 10 (risque maximal). Cette donnée est un support de décision pour intervenir sur la parcelle, par exemple pour l'application d'un produit phytosanitaire adapté au risque sanitaire en question. Comme la parcelle

²⁷La construction de cette parcelle est expliquée en Annexe B.1.3.

(a) présente une forte hétérogénéité intra-parcellaire, l'application modulée de ce produit est envisagée par un traitement par zones.

La segmentation initiale de la donnée x sur la parcelle $r45$ a été effectuée avec l'algorithme de LPE modifiée : il en résulte la carte de régions élémentaires (b). Une régularisation selon un critère morpho-radiométrique est envisagée, avec une taille minimale de zone égale à $500 m^2$, et un nombre de régions égal à 3. L'enjeu cette phase est de produire une carte d'application à partir de ces régions élémentaires, en intégrant l'expertise que l'on possède sur la donnée x .

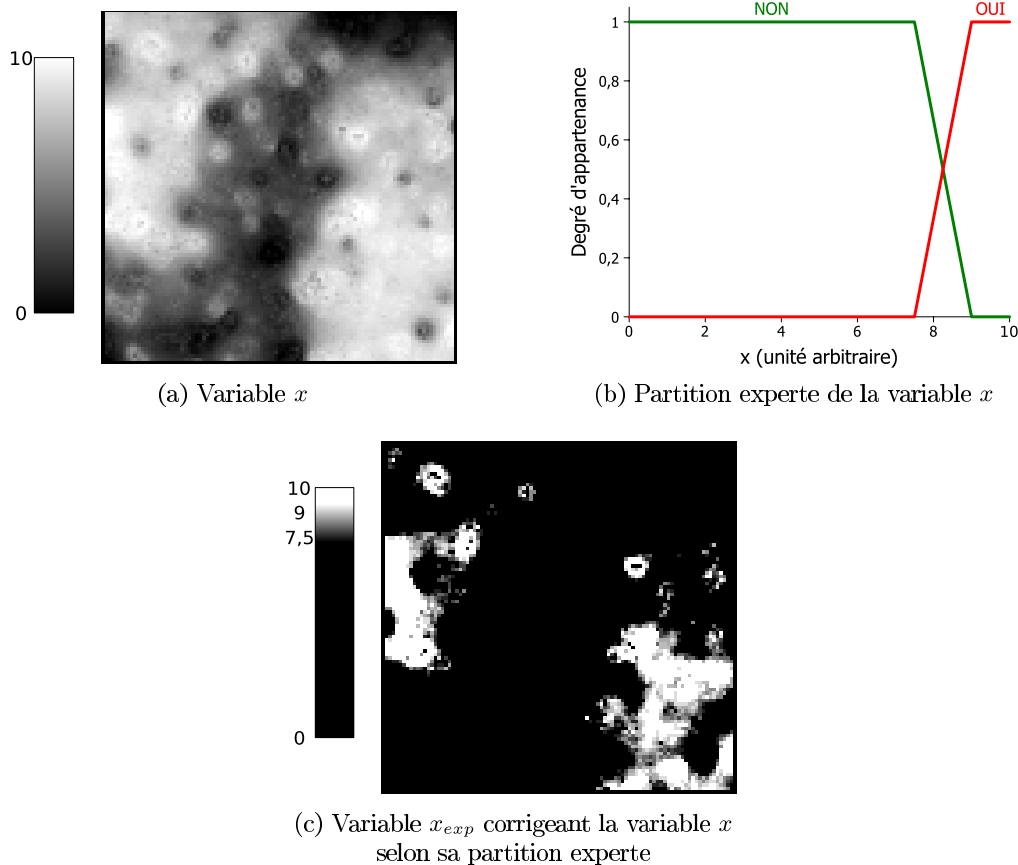


FIG. 4.6: Représentation de l'expertise disponible sur une variable donnée. (a) Variable décrivant un risque sanitaire $x \in [0 ; 10]$ sur la parcelle $r45$. (b) Représentation de l'expertise disponible sur cette variable sous forme de partitionnement flou en deux classes cibles (*i.e.* la décision de traitement phytosanitaire, *OUI* ou *NON*). (c) Correction de la variable x selon cette expertise.

L'expertise disponible sur cette donnée x est une règle de décision sur l'application du produit, et est représentée sous la forme de la partition floue, Figure 4.6b. Deux cas de figure sont envisagés :

- le cas où le risque sanitaire n'est pas suffisant pour légitimer une intervention (classe *NON*, *i.e.* Traitement = 0),
- le cas où au contraire le risque sanitaire est suffisamment important pour légitimer une intervention (classe *OUI*, *i.e.* Traitement = 1).

Selon la partition qu'il propose, l'expert est certain de la nécessité de traiter au-delà d'un risque sanitaire de $x = 9$, et il est certain de l'inutilité de traiter en-dessous d'un risque sanitaire de $x = 7,5$ ²⁸.

Pour prendre en compte cette partition experte de la variable x , une méthode de correction de x a été proposée (§ 3.2.1). La variable x_{exp} corrigeant x est calculée pour tout point $k \in x$ selon la transformation proposée Équation 3.20 :

$$x_{exp}(k) = \mu_{NON}(k) \times 0 + \mu_{OUI}(k) \times 1 \quad (4.2)$$

Une carte de la variable corrigée x_{exp} est présentée Figure 4.6c. Elle correspond à la représentation graphique de x selon l'expert, et va être utilisée au cours du processus de régularisation à la place de la variable x pour calculer le critère de fusion. Dans ce cas d'étude, un critère morpho-radiométrique va être utilisé : les paramètres d'homogénéité, de régularité et de compacité de chaque région vont donc être calculés à partir de la carte x_{exp} .

La Figure 4.7 compare les résultats de régularisation sans ou avec prise en compte des classes cibles identifiées par l'expert, *i.e.* en calculant le critère de fusion selon la variable x ou selon la variable x_{exp} . Les frontières des zones de gestion obtenues par l'une et l'autre méthode sont superposées à chacune de ces variables (Figures (a) et (b)).

On peut constater que la prise en compte de connaissances sur la donnée à zoner peut conduire à des résultats assez différents. Les zonages obtenus sans intégrer l'expertise, *i.e.* selon la variable x , et en intégrant cette expertise, *i.e.* selon la variable x_{exp} , sont tous les deux cohérents avec l'information respectivement traitée. Cependant, les conséquences techniques de la prise en compte ou non de l'expertise sont importantes : la carte d'application sans prise en compte des classes cibles conduit à traiter 50,01% de la surface parcellaire, alors que la carte d'application prenant en compte ces classes cibles conduit à traiter 23,06% de la surface parcellaire.

Prise en compte de contraintes morphologiques

Comme nous l'avons montré (§ 2.1.1), la forme des régions produites est une autre contrainte opérationnelle importante. En effet, dans l'optique d'appliquer un zonage, la surface et les contours des zones proposées doivent être cohérentes avec les caractéristiques morphologiques de la machine utilisée. Pour intégrer ce type de contraintes opérationnelles à l'opération de régularisation, deux méthodes ont été proposées (§ 3.2.1) :

- l'intégration de deux paramètres morphologiques dans un critère de fusion morpho-radiométrique (noté c_{MR}),
- l'estimation de l'opportunité de zonage, qui considère ce type de contrainte par l'empreinte spatiale de la machine, et son utilisation comme critère de fusion (noté c_{ZOI}).

La première de ces méthodes associe des critères morphologiques et radiométriques par combinaison linéaire (Équation 3.23). Les paramètres morphologiques considérés sont la compacité (\mathcal{C}) et la régularité (\mathcal{R}). L'intérêt de prendre en compte ces paramètres lors de la régularisation est mise en évidence en faisant varier la pondération des différents paramètres entrant en compte dans le calcul du critère de fusion morpho-radiométrique (Figure 4.8).

La Figure 4.9 présente différents résultats de zonage de données de fraction de couvert vert sur une parcelle de vigne située aux alentours de Narbonne (parcelle *Syrah Villa*). Cette parcelle a

²⁸Cet exemple est simple et binaire, puisque seuls deux modes de traitements sont envisagés, mais le formalisme présenté est extrapolable à un nombre plus important de traitements différents, comme il sera présenté ultérieurement.

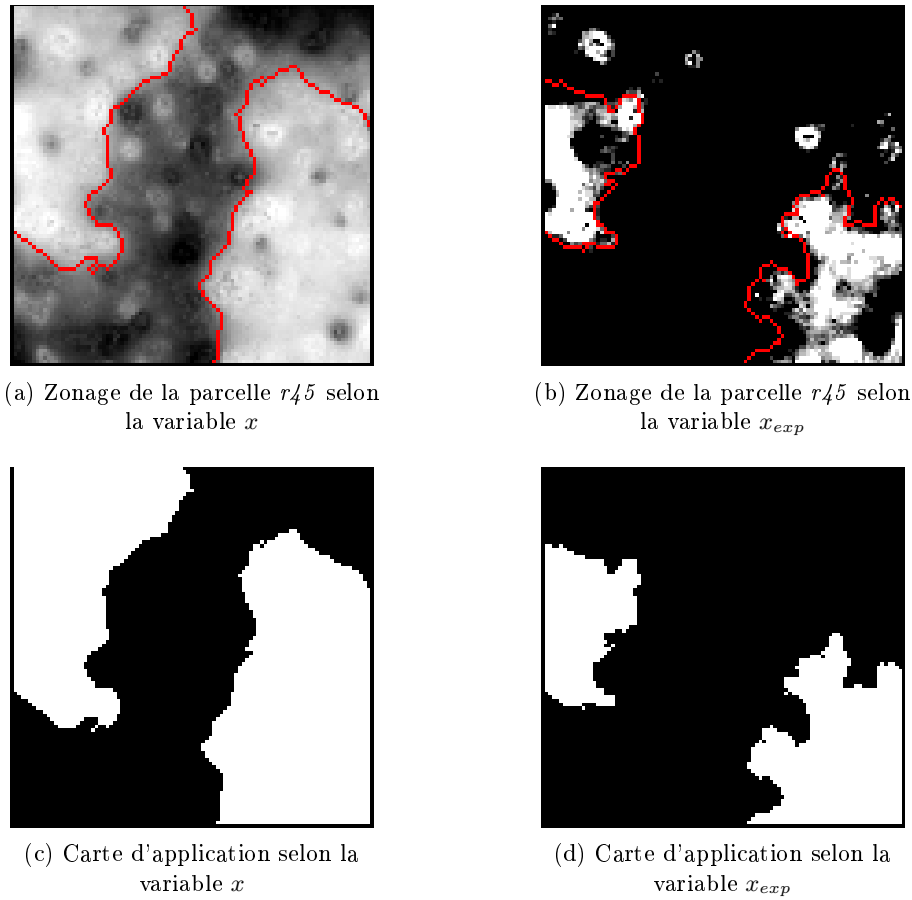


FIG. 4.7: Prise en compte de l'expertise sur la variable x lors de l'étape de régularisation. (a) En rouge, frontières des zones de gestion obtenues par le calcul du critère de fusion selon la variable x . Ces frontières sont superposées à la variable x initiale. (b) En rouge, frontières des zones de gestion obtenues par le calcul du critère de fusion selon la variable x_{exp} . Ces frontières sont superposées à la variable x_{exp} , correspondant à la correction de x selon les classes cibles données par l'expert. (c) Carte d'application résultant du zonage sans prise en compte des classes cibles. (d) Carte d'application résultant du zonage prenant en compte les classes cibles.

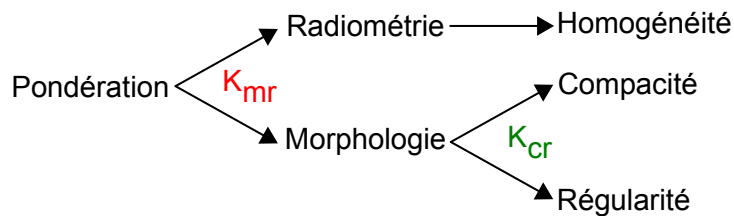


FIG. 4.8: Le critère morpho-radiométrique est composé d'un paramètre radiométrique, l'homogénéité, et de deux paramètres morphologiques, la compacité et la régularité. Le réglage de ce critère revient à déterminer deux pondérations, *i.e.* la pondération K_{mr} entre radiométrie et morphologie, puis la pondération K_{cr} entre les compacité et régularité.

subi une segmentation initiale par LPE avec un décalage d'inondation déterminé selon la méthode dégradée²⁹. Pour obtenir ces différents zonages, on a fait varier la pondération K_{mr} (Figure 4.8), répartissant les poids affectés à la radiométrie d'une part, et à la morphologie d'autre part. Un poids identique a été affecté aux deux paramètres morphologiques (compacité et régularité). La surface minimale des régions a été fixée à 0,05 ha, et le nombre de régions n'a pas été contraint.

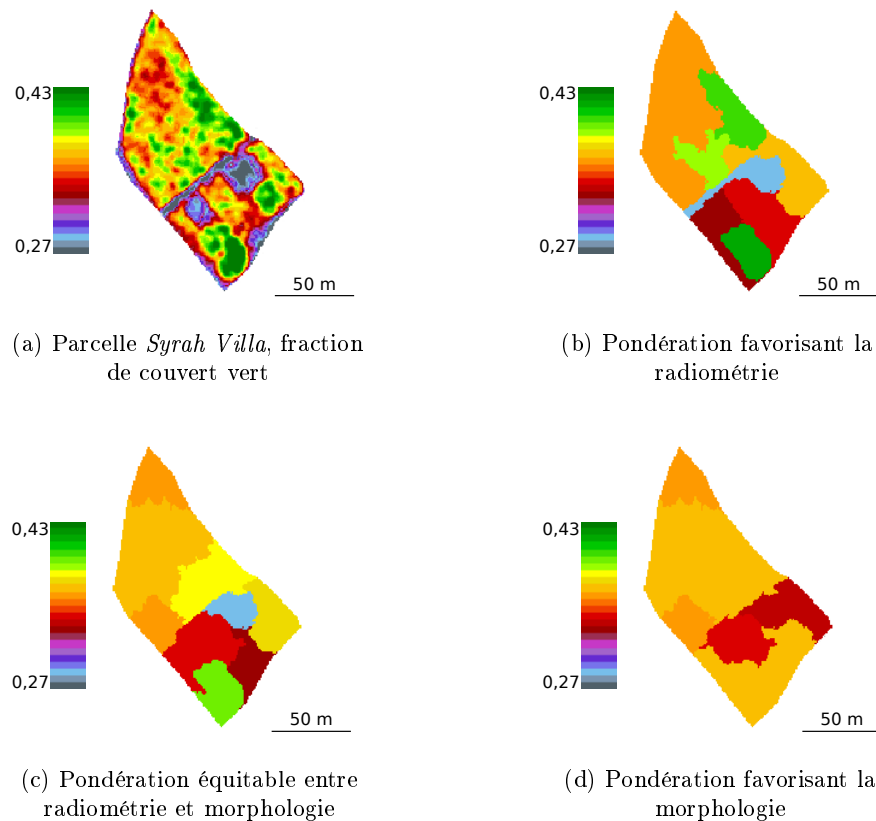


FIG. 4.9: Impact de la prise en compte de paramètres morphologiques dans le critère de fusion c_{MR} . (a) Carte de fraction de couvert vert sur la parcelle *Syrah Villa*. (b-c) Différents zonages de cette parcelle selon une importance croissante de la morphologie dans la pondération K_{mr} du critère de fusion : (b) Les paramètres morphologiques ne sont que très peu pris en compte (radiométrie : 95%, morphologie : 5%). (c) Paramètres morphologiques et radiométriques sont pris en compte selon une pondération identique (radiométrie : 50%, morphologie : 50%). (d) Le paramètre morphologique n'est que très peu pris en compte (radiométrie : 5%, morphologie : 95%).

Les résultats de zonage montrent l'impact d'une augmentation du poids affecté à la morphologie, au détriment de la radiométrie : la forme des régions obtenue varie de manière importante. Lorsque la morphologie n'est pas ou peu prise en compte (b), les contours des régions obtenues suivent précisément les variations de la carte de fraction de couvert vert. Si la variabilité intra-parcellaire est correctement rendue par la partition proposée, on peut constater, notamment sur la partie haute de la parcelle, que ces contours peuvent être complexes. *A contrario*, lorsque la radiométrie n'est pas ou peu prise en compte (d), on obtient des zones très compactes, qui divisent

²⁹Cette parcelle, ainsi que sa segmentation initiale, sont présentée plus en détail Annexe B.2.1, Figure B.6.

la parcelle en zones faciles à mettre en œuvre techniquement, mais qui ne rendent pas compte très fidèlement de la représentation spatiale de la variabilité intra-parcellaire. Entre les deux, (c), une pondération équitable entre radiométrie et morphologie propose une partition intermédiaire entre ces deux extrêmes.

La Figure 4.10 montre l'impact de l'autre pondération (K_{cr}) du critère de fusion, sur la même parcelle *Syrah Villa*, et pour la même segmentation initiale. La démarche de régularisation est identique à la précédente expérience, à la différence qu'une pondération K_{mr} identique entre radiométrie et morphologie est fixée : c'est cette fois la pondération K_{cr} entre les paramètres morphologiques de compacité et de régularité qui varie.

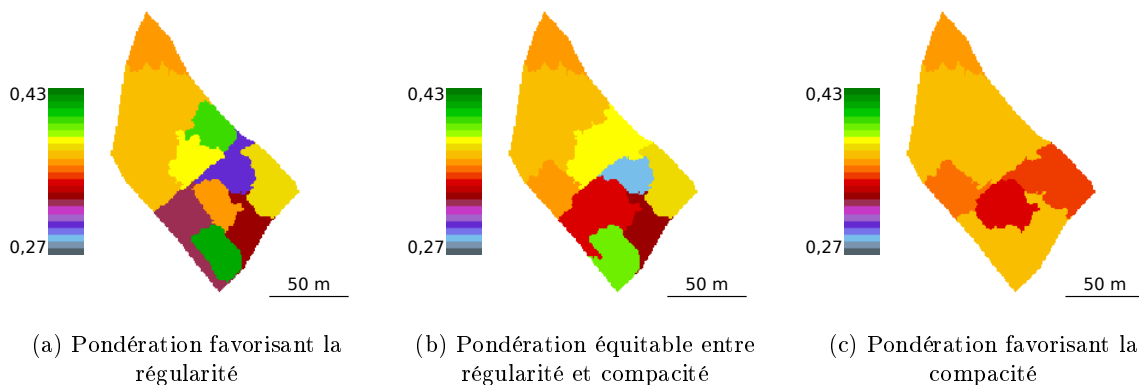


FIG. 4.10: Impact de la pondération des paramètres morphologiques dans le critère de fusion c_{MR} . (a-c) Différents zonages de la parcelle *Syrah Villa* selon une importance croissante de la compacité dans la pondération K_{cr} du critère de fusion : (a) La compacité n'est que très peu prise en compte (régularité : 95%, compacité : 5%). (c) Régularité et compacité sont pris en compte selon une pondération identique (régularité : 50%, compacité : 50%). (d) La régularité n'est que très peu prise en compte (régularité : 5%, compacité : 95%).

Les résultats obtenus illustrent que, de par leur définition (§ 3.2.1), les paramètres de régularité et de compacité n'optimisent pas le processus de fusion de la même manière : l'objet optimisant la régularité est un rectangle, alors que l'objet optimisant la compacité est un disque. Ainsi, lorsque la régularité est favorisée au détriment de la compacité (a), l'algorithme de régularisation a tendance à former des régions rectangulaires, qui peuvent être compactes ou assez allongées. Dans le cas contraire (c), les régions formées sont plus regroupées.

Le constat, à l'issue de cette étude du critère de fusion morpho-radiométrique, est qu'il est difficile de construire une véritable expertise de la pondération de ce critère : on peut comprendre comment chaque paramètre favorise une fusion plutôt qu'une autre, mais leur combinaison linéaire rend l'analyse du critère entier délicate. Cet inconvénient est commun aux méthodes de segmentation utilisant de tels critères de fusion (Baatz et Schäpe, 2000). On peut cependant dégager quelques indications empiriques :

- Même si la pondération de ce critère de fusion dépend des spécificités de chaque application, il est généralement intéressant d'utiliser conjointement morphologie et radiométrie. Le paramètre de radiométrie a pour objet de représenter correctement la répartition spatiale

de la variabilité intra-parcellaire, alors que les paramètres morphologiques sont des termes de contrainte sur la forme des régions produites.

- Le même type de relation peut être envisagé entre régularité et compacité : la régularité est très intéressante, car ce paramètre traduit la nécessité d’obtenir des zones applicables techniquement, donc globalement rectangulaires. Cependant, ce paramètre peut aboutir à des rectangles fins et très allongés, dont l’application technique n’est pas envisageable. La compacité représente un terme correctif pour éviter ce type d’effets.
- Enfin, la performance de la segmentation initiale est importante, car la fusion de régions ne permet pas d’améliorer le positionnement des contours des régions obtenues par LPE.

La seconde méthode permettant de considérer les contraintes morphologiques au cours du processus de fusion de régions est basée sur l’utilisation de la notion d’opportunité : au cours du processus de régularisation, le critère de fusion utilisé est calculé en estimant l’impact de chaque fusion candidate sur l’opportunité de zonage de la parcelle. Le résultat de l’utilisation de ce critère est illustré Figure 4.11. Le zonage d’une carte de fraction de couvert vert a été mené sur une autre parcelle de vigne située sur le même domaine (parcelle *Colombier*)³⁰. À partir d’une même segmentation initiale, deux types de régularisation sont comparées : la première régularisation utilise un critère de fusion morpho-radiométrique, avec une pondération intermédiaire (50% du poids sur le paramètre radiométrique, 50% du poids sur les paramètres morphologiques, réparti à 50% sur la régularité et 50% sur la compacité), alors que la seconde utilise un critère de fusion basé sur l’opportunité, pour une machine d’une largeur d’1 m, d’une longueur de 4 m, et un rang orienté à 40° par rapport au nord géographique. la taille minimale des régions a été fixée à 0,02 ha et le nombre de région n’a pas été contraint.

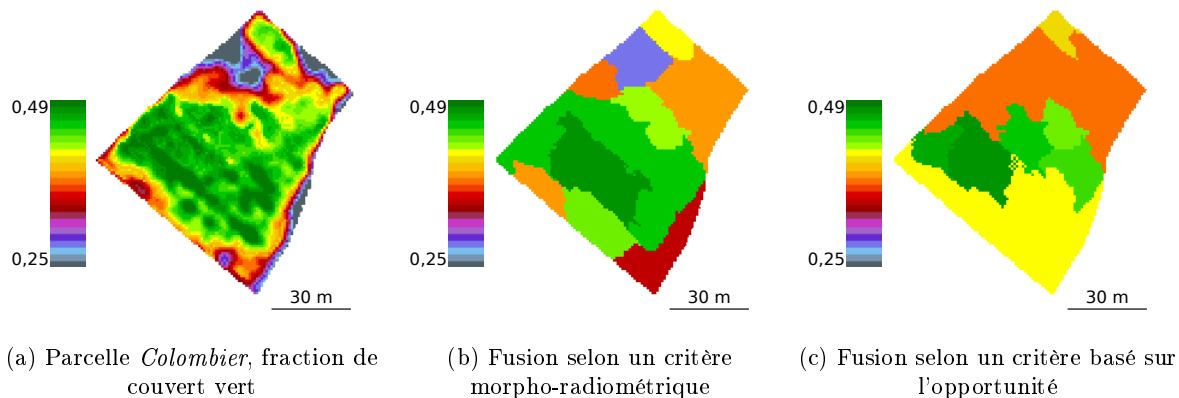


FIG. 4.11: Comparaison des résultats du zonage d’une parcelle en fonction du type de critère de fusion utilisé. (a) Carte de fraction de couvert vert sur la parcelle *Colombier*. (b) Zonage obtenu à l’issue d’une régularisation utilisant un critère de fusion morpho-radiométrique. (c) Zonage obtenu à l’issue d’une régularisation utilisant un critère de fusion basé sur l’opportunité.

Les résultats obtenus diffèrent fortement selon le critère de fusion utilisé. Comme on l’a vu précédemment, l’association par combinaison linéaire de paramètres radiométriques et morphologiques permet d’obtenir des régions cohérentes avec la structure spatiale de la variabilité intra-parcellaire, et de forme généralement rectangulaire. L’utilisation du critère de fusion basé sur l’opportunité débouche sur des zones plus clairement orientées selon le sens du rang, et de

³⁰Cette parcelle, ainsi que sa segmentation initiale, sont présentée plus en détail Annexe B.2.1, Figure B.6.

taille cohérentes avec l’empreinte spatiale de la machine : en utilisant ce critère de fusion, la partition générée est directement fonction des caractéristiques de la machine utilisée pour appliquer le zonage.

La fusion de régions basée sur l’opportunité présente des caractéristiques intéressantes, et permet de prendre plus directement en compte les contraintes opérationnelles de zonage. Alors que le critère morpho-radiométrique fusionne les régions sur un paramètre radiométrique contraint par des paramètres morphologiques, le critère basé sur l’opportunité propose une façon différente d’envisager le problème du choix des couples de régions à fusionner : il permet de simuler directement l’impact de chaque fusion à l’aide de connaissances sur les conditions d’application du zonage, comme l’empreinte spatiale de la machine et le sens de travail de cette machine. Cette méthode a pu être testée sur des données réelles, mais pour des raisons d’optimisation, elle n’a pas encore été entièrement implémentée dans l’interface de zonage utilisée en production.

4.1.3 Conclusion

Les expériences que nous venons de présenter permettent de mettre en évidence certaines caractéristiques importantes de la démarche de zonage que nous avons proposée.

Les résultats de la segmentation initiale par LPE intégrant un décalage d’inondation correspondent aux objectifs donnés à cette étape, *i.e.* proposer une représentation simplifiée de la variabilité intra-parcellaire à l’aide de régions élémentaires. Ces résultats illustrent également la nécessité de traiter le problème de la sur-segmentation : dans le cas de l’algorithme standard, l’importante sur-segmentation obtenue implique que la phase de régularisation se base sur un nombre important de toutes petites régions, d’échelle proche de la résolution spatiale de la donnée traitée. À l’inverse, l’intégration d’une stratégie de limitation de la sur-segmentation permet de baser cette phase de régularisation sur des régions plus importantes : le processus de segmentation est alors plus efficace en temps de calcul, et pour prendre en compte les caractéristiques spatiales de la données traitée.

Plusieurs moyens ont été proposés pour estimer la valeur de Δ_f , qui permet de limiter la sur-segmentation de l’algorithme standard. Une première méthode est basée sur une analyse géostatistique des variations que présente la carte traitée. Elle affiche de très bons résultats, mais son intérêt est affecté par l’expertise que demande la modélisation du variogramme, qui ne convient pas aux contraintes de production que nous nous sommes fixées. Pour pallier cet inconvénient, une méthode dégradée, moins optimale, mais plus simple et automatisable, a été proposée. Les tests de cette méthode montrent que son utilisation peut être envisagée pour remplacer la méthode géostatistique dans un contexte de production.

Le résultat de cette étape de segmentation initiale est une carte de régions élémentaires. Cette carte permet de simplifier la représentation de la variabilité intra-parcellaire, et de former des objets spatiaux sur la base desquels l’intégration des contraintes opérationnelles de zonage va être pouvoir conduite par la méthode de régularisation. La régularisation consiste en une fusion de régions, menée en fonction d’un critère de fusion intégrant les contraintes opérationnelles de zonage par des paramètres morphologiques (comme la compacité et la régularité), ou par la notion d’opportunité (qui estime l’impact de l’empreinte spatiale de la machine).

L’intégration de ces paramètres permet de contraindre la formation des zones de gestion, afin d’adapter leurs contours aux caractéristiques de la machine utilisée pour appliquer le zonage. Le

critère de fusion morpho-radiométrique, associant par combinaison linéaire les paramètres d'homogénéité, de compacité et de régularité, est une façon simple d'intégrer ce type de contraintes morphologiques au processus de fusion de régions. Cependant, la pondération des différents paramètres est largement empirique, ce qui limite la part d'expertise que l'on peut intégrer à ce stade de la méthode de zonage. *A contrario*, le critère de fusion basé sur l'opportunité permet de fusionner les régions en fonction de la connaissance disponible sur les conditions d'application du zonage, et permet d'obtenir des contours adaptés aux caractéristiques de la machine utilisée.

4.1.4 Applications

Deux exemples applicatifs sont proposés pour illustrer les résultats de la méthode de zonage proposée sur des cas d'étude réels :

- la première application est un zonage descriptif généré à partir d'une variable biophysique sur la vigne,
- la seconde application illustrée est un zonage applicatif généré à partir d'une variable de préconisation agronomique sur blé tendre.

Zonage descriptif

Le zonage descriptif a pour objectif de simplifier la représentation spatiale de la variabilité intra-parcellaire. Dans cet exemple, l'application envisagée est de zoner les données de fraction de couvert vert, qui sont corrélées à des paramètres écophysologiques importants de la vigne (comme la vigueur, le statut hydrique, Goutouly *et al.*, 2006; Acevedo-Opazo *et al.*, 2008), pour distinguer des zones de vendange de qualité différentes. La parcelle testée est la parcelle *Narbonne*, plantée en Chardonnay³¹. Sa carte de fraction de couvert vert a été générée sous le logiciel OVERLAND. Le zonage de cette carte a été effectué par une segmentation initiale intégrant un décalage d'inondation estimé selon la méthode dégradée, puis une fusion de régions selon un critère morpho-radiométrique. Le nombre de régions a été déterminé par expertise. La Figure 4.12 présente la carte de fraction de couvert vert traitée, ainsi que le zonage correspondant.

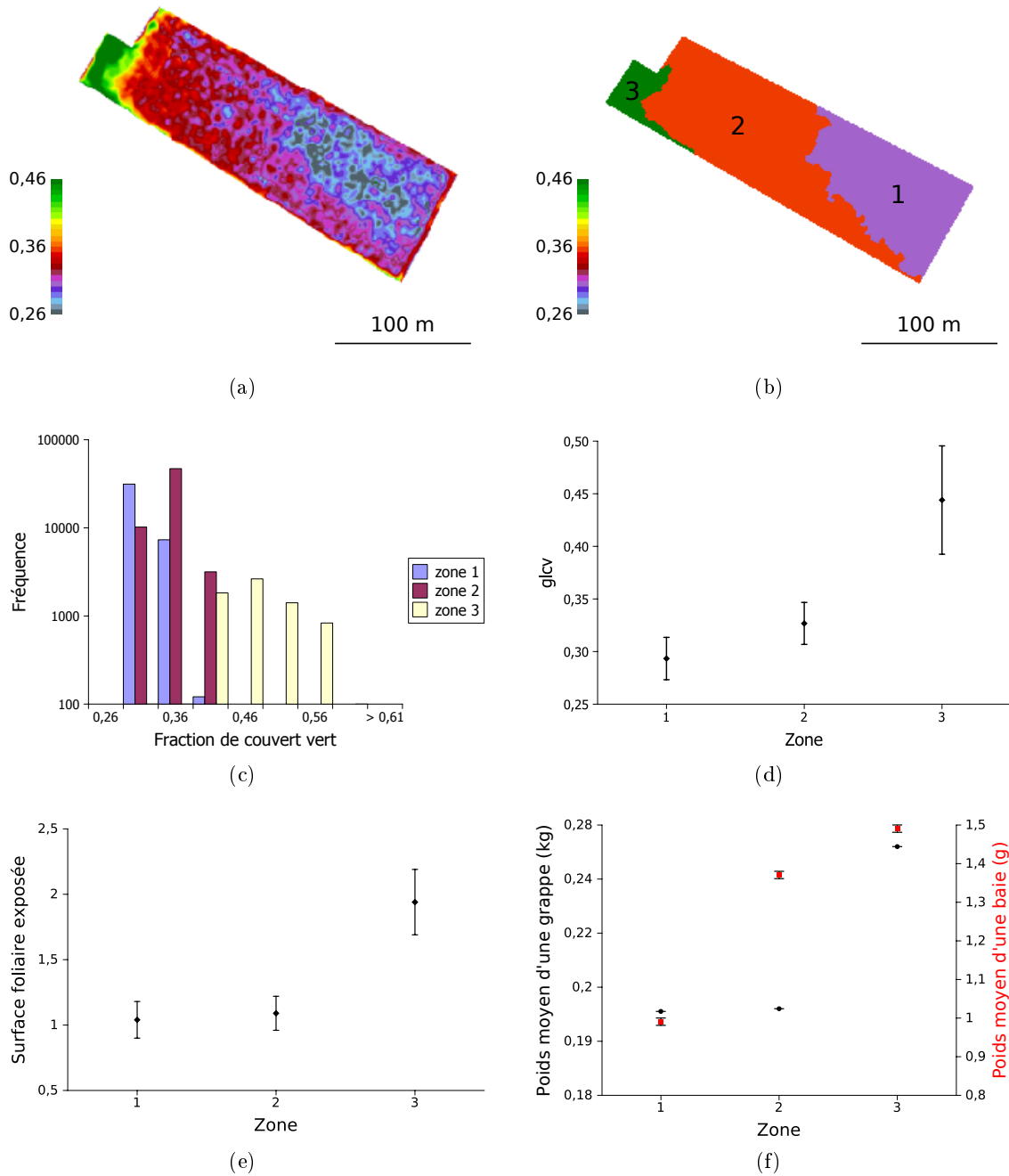
Trois zones ont été distinguées sur cette parcelle. La zone 1 est une zone de faible vigueur ($glcv = 0,29$), la zone 2 est une zone de vigueur moyenne ($glcv = 0,33$) et la zone 3 est une zone de forte vigueur ($glcv = 0,44$). Un graphique présente les moyennes et les écart-types de fraction de couvert vert en chaque zone (d). L'histogramme (c) compare également les distributions des valeurs de fraction de couvert vert au sein de chaque zone proposée. Si les zones 1 et 2 sont assez proches, les valeurs de fraction de couvert vert de la troisième zone sont clairement distinctes. Le Tableau 4.3 résume les caractéristiques des zones générées.

Zone	Min.	Moy.	Médiane	Max.	Écart-type
1	0,26	0,29	0,33	0,40	0,02
2	0,26	0,33	0,29	0,4	0,02
3	0,28	0,44	0,43	0,58	0,05

TAB. 4.3: Caractéristiques statistiques des valeurs de fraction de couvert vert au sein de chaque zone proposée par le zonage.

L'analyse de différences de valeurs en fraction de couvert vert requiert toutefois une certaine expertise sur cette donnée. Pour étudier les différences entre les zones proposées d'un point de

³¹Cette parcelle est présentée plus en détail Annexe B.2.1



vue agronomique, des mesures de caractéristiques écophysiologicals de la vigne ont été effectuées. Ensuite, pour mener la démarche de vendange sélective jusqu'au bout, les vins issus d'une vendange de chaque zone proposée ont été dégustés afin de déterminer si les raisins issus des zones proposées présentent des différences du point de vue œnologique.

La Figure (e) montre les valeurs de Surface Foliaire Exposée (SFE, Carbonneau, 1995) mesurées en chaque zone. La SFE est une variable de pilotage importante en viticulture : c'est une mesure de la surface foliaire photosynthétiquement active par unité de surface. La valeur de la SFE a été obtenue par la moyenne de dix répétitions par placette. Les résultats montrent que, comme pour la fraction de couvert vert, les zones 1 et 2 ne sont pas significativement différentes du point de vue de la SFE. En revanche, la zone 3 est bien distincte des deux autres.

La Figure (f) présente les résultats de mesures de deux composantes du rendement en chaque zone : le poids moyen d'une grappe, et le poids moyen d'une baie. Le poids moyen d'une grappe a été obtenu par la moyenne du poids de vingt grappes prélevées sur chaque placette. Le poids moyen d'une baie a été obtenu par la moyenne du poids de cent baies prélevées sur chaque placette. Les résultats montrent que si les zones 1 et 2 présentent des poids de grappe similaires, le poids moyen d'une baie est significativement plus important en zone 1 qu'en zone 2. Enfin, la zone 3 présente des poids moyens de grappe et de baies significativement plus importantes que les zones 1 et 2.

Les mesures de SFE ont tendance à confirmer que les zones 1 et 2 présentent des caractéristiques de vigueur assez similaires. Cependant, les poids moyens des grappes et des baies présentent des différences significatives dans ces deux zones, ce qui justifie la délimitation d'une zone 2 de valeur intermédiaire. Enfin, la zone 3 est clairement distincte des deux autres zones : c'est une zone de forte vigueur.

Enfin, pour valider les différences entre les trois zones proposées du point de vue œnologique, nous proposons de comparer les profils sensoriels des vins produits par les raisins provenant de chacune de ces zones, afin de simuler l'intérêt d'une vendange sélective. Ainsi, des microvinifications ont été menées par l'INSTITUT COOPÉRATIF DU VIN en prélevant séparément 50 kg de raisin en chaque zone. Un même processus de vinification a été appliqué sur chacun des trois échantillons obtenus. Après une même période d'élevage, les trois vins obtenus, séparés en lots 1, 2, et 3 (correspondant respectivement aux zones 1, 2, et 3), ont été dégustés en aveugle par cinq panélistes selon la méthode ASDQ (*Analyse Sensorielle Descriptive Quantifiée*, SSHA, 1998; Delteil, 2000; Rousseau et Delteil, 2000). Les résultats de la dégustation sont présentés sous forme de profils sensoriels (olfactifs et gustatifs), Figure 4.13.

Les résultats de l'ASDQ mettent en évidence des différences olfactives très significatives : le lot 3 présente ainsi le profil aromatique le plus intense, avec des notes agréables d'agrumes, de fruits exotiques, mais également soufrées. À l'opposé, le lot 1 est très faible sur le plan olfactif, et présente des notes plutôt herbacées. Enfin, le lot 2 est moyennement intense, avec une dominante de fruits confits, quelques notes d'agrumes et de fruits blancs au sirop. De même, en bouche, les différences entre les trois lots sont sensibles. Le lot 1 ressort par son acidité, qui domine légèrement le volume, et lui confère un caractère métallique peu agréable. Le lot 3 est le moins volumineux des trois lots, mais présente une fraîcheur intéressante. Les vins sont peu rugueux et se distinguent essentiellement par leur amertume.

Les différences sont donc significatives sur le plan aromatique. Le lot 3 ressort comme le plus expressif mais également plus soufré. C'est le lot le plus intéressant, et qui présente la meilleure typicité Chardonnay. À l'opposé, le lot 2 est dominé par des notes plus évoluées. Enfin, le lot

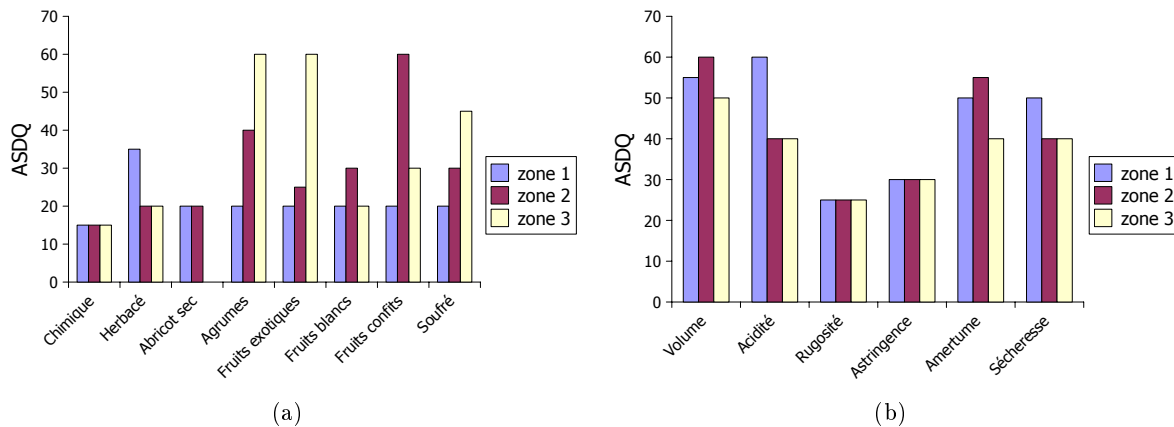


FIG. 4.13: Résultats de l'Analyse Sensorielle Descriptive Quantifiée (ASDQ) menée sur les trois échantillons issus de raisins récoltés dans chacune des trois zones proposées par la méthode de zonage. (a) Profil sensoriel olfactif. (b) Profil sensoriel gustatif.

1 est neutre, acide en bouche, métallique. La dégustation des vins issus de chacune des zones proposées par ASDQ confirme donc la pertinence de la partition proposée.

Zonage applicatif

Le zonage applicatif a pour objet de simplifier la représentation spatiale d'une préconisation agronomique en vue de simplifier les modalités techniques de son application. Pour illustrer une application de ce type de zonage, une carte de préconisation en troisième apport d'azote a été générée sur une parcelle de blé tendre³² (Figure 4.14a). La préconisation en troisième apport d'azote est issue de la chaîne FARMSTAR : c'est un produit important, car il concerne une étape de fertilisation critique pour l'obtention d'un rendement et d'un taux protéique conformes aux objectifs. D'autre part, c'est un paramètre qui peut varier de manière importante dans la parcelle, et sa modulation est une façon privilégiée de limiter la quantité d'azote épandue sur la parcelle.

Une partition de la préconisation en troisième apport d'azote a été générée sur cette parcelle en utilisant notre méthode de zonage. La régularisation a utilisé un critère morpho-radiométrique, et un ciblage de classe a été utilisé. Les classes cibles sont cohérentes avec les connaissances agronomiques sur cette préconisation, et avec les consignes que peuvent accepter la majorité des épandeurs d'engrais centrifuges : $\{0 ; 30 ; 40 ; 50 ; 60 ; 70 ; 80 ; 100\}$. Le zonage obtenu est présenté Figure 4.14b.

Trois zones sont proposées par la méthode de zonage. La Figure 4.14 présente les histogrammes des valeurs de préconisation d'azote en chaque zone (c), ainsi qu'une comparaison des valeurs moyennes en chaque zone (d). On remarque que le zonage proposé distingue deux zones présentant des valeurs assez proches, centrées sur les préconisations $N = 40$ et $N = 50$ unités, séparée par une zone à plus forte préconisation (valeurs centrées sur la préconisation $N = 80$). Le Tableau 4.4 résume les caractéristiques des zones générées.

On notera en particulier la bonne cohérence entre les valeurs moyennes en chaque zone et la consigne à laquelle elle sont affectées. Ceci illustre l'efficacité de la prise en compte des classes cibles, qui permet d'obtenir des moyennes de zones proches des valeurs appartenant à la gamme de consignes gérables par la machine appliquant la préconisation. L'écart entre préconisation et

³²Cette parcelle est présentée plus en détail Annexe B.2.3

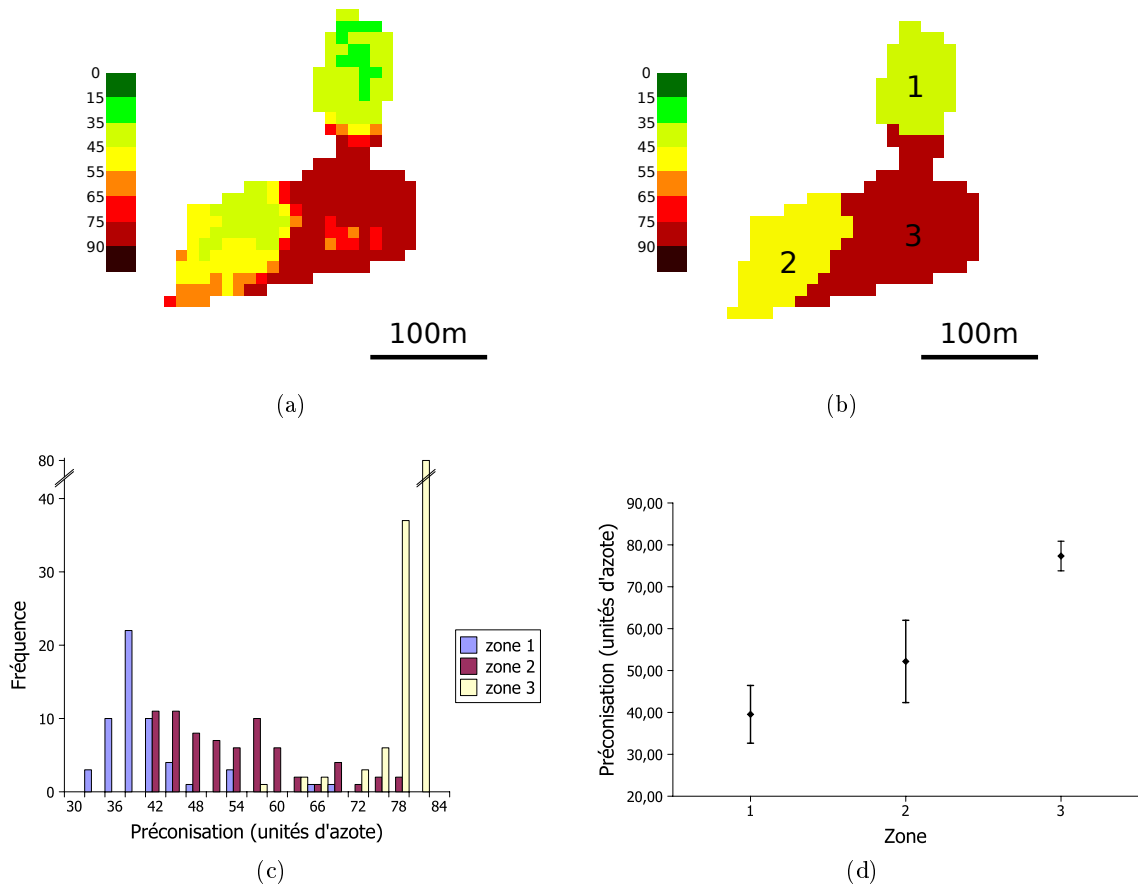


FIG. 4.14: Exemple de zonage applicatif : zonage d'une préconisation de troisième apport d'azote sur blé tendre. (a) Carte de préconisation. (b) Zonage de la carte de préconisation en 3 zones {1 ; 2 ; 3}. (c) Histogramme des valeurs de préconisation en chaque zone proposée. (d) Moyenne et écart-type de la préconisation d'azote au sein de chaque zone.

Zone	Min.	Moy.	Médiane	Max.	Écart-type	Consigne
1	30,96	39,55	38,18	67,21	6,89	40
2	40,70	52,17	50,09	77,29	9,82	50
3	56,51	77,33	78,29	79,00	3,53	80

TAB. 4.4: Caractéristiques statistiques des valeurs de préconisation d'azote au sein de chaque zone proposée par le zonage.

consigne appliquée est ainsi limitée, ce qui améliore la performance de modélisation du zonage proposé.

4.2 Opportunité de zonage

La méthode de calcul de l'opportunité d'un zonage est basée sur le calcul d'écart entre donnée zonée et consignes proposées en chaque zone. Cette partie propose de caractériser l'indice d'opportunité mis au point en fonction de différentes contraintes, comme le nombre de régions, l'empreinte spatiale de la machine, ou le sens de travail. Pour en illustrer l'utilisation, une application concrète de l'indice est ensuite exposée.

4.2.1 Caractérisation de l'indice

Le calcul de l'indice d'opportunité de zonage intègre, pour un zonage donné, le risque d'appliquer ce zonage grâce à l'empreinte spatiale de la machine utilisée. Cette empreinte, spécifique à l'application envisagée, traduit les contraintes opérationnelles et permet la définition de surfaces à risque, où la consigne réellement appliquée est incertaine. Cette partie a pour objectif de caractériser le comportement de l'indice par rapport à certaines caractéristiques que peuvent présenter les parcelles traitées, et par rapport à différentes contraintes opérationnelles. Pour ce faire, plusieurs images de synthèses ont été utilisées, afin d'isoler chaque caractéristique : elles sont présentées en Annexes B.1.2 et B.1.3.

Structure spatiale de la variabilité intra-parcellaire

La première caractéristique sur laquelle l'indice est testé est la structure spatiale de la donnée zonée. La structuration spatiale traduit la façon dont une donnée est organisée dans l'espace : une même population peut ainsi être atomisée ou au contraire organisée en ensembles homogènes dans l'espace. Pour caractériser le comportement de l'indice que nous proposons face à différentes structures spatiales, trois parcelles théoriques ont été utilisées. Elles sont composées d'une population présentant une organisation spatiale croissante de la parcelle *r27* à la parcelle *r45*. Sur chacune des parcelles testées, un zonage manuel a été effectué par un expert agronome de FARMSTAR. Ces parcelles, et les zonages correspondant, sont présentés Figure 4.15.

Pour chaque zonage, l'indice d'opportunité est calculé en considérant une empreinte spatiale circulaire, puisque le sens de travail n'est pas connu. Pour étudier la sensibilité de l'indice à la taille de l'empreinte spatiale, le rayon de l'empreinte spatiale varie de 0 à 10 m. On obtient ainsi l'évolution de l'indice d'opportunité des zonages des différentes parcelles *r27*, *r36* et *r45*, en fonction de la taille de l'empreinte spatiale de la machine. Deux résultats sont proposés Figure 4.16 : l'évolution des surfaces à risque par rapport à l'empreinte spatiale de la machine (a), puis l'évolution de l'indice d'opportunité de zonage par rapport à l'empreinte spatiale de la machine (b), sont successivement présentées.

La Figure 4.16 présente les résultats de cette expérience à l'aide de deux graphiques. Le premier (a) montre l'évolution des surfaces à risque en fonction de l'empreinte spatiale de la machine utilisée pour appliquer le zonage, pour chacune des trois parcelles présentées précédemment. On peut remarquer que fort logiquement, pour chacune des trois parcelles testées, les surfaces à risque augmentent avec la taille de l'empreinte spatiale de la machine, *i.e.* avec la largeur d'application, la vitesse d'application, le temps de latence pour altérer la consigne et l'incertitude de positionnement de la machine. La seconde observation qui peut être dégagée de ce graphique est que quelque soit la taille de l'empreinte spatiale, l'opportunité de zonage augmente avec la

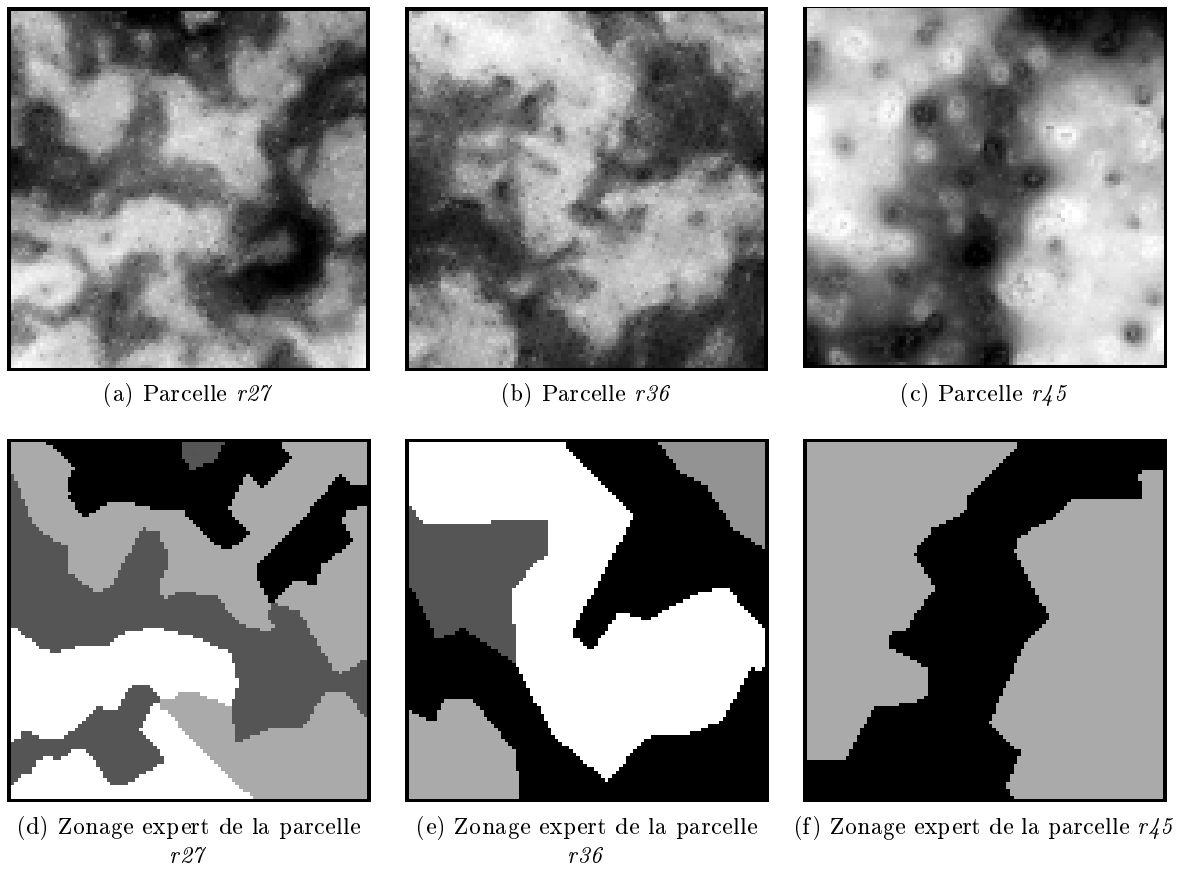


FIG. 4.15: Étude des relations entre l'opportunité de zonage et la structuration spatiale de la variabilité intra-parcellaire. (a-c) Parcelles théoriques d'1 ha de distribution avec une structuration spatiale croissante. (d-f) Zonages correspondants.

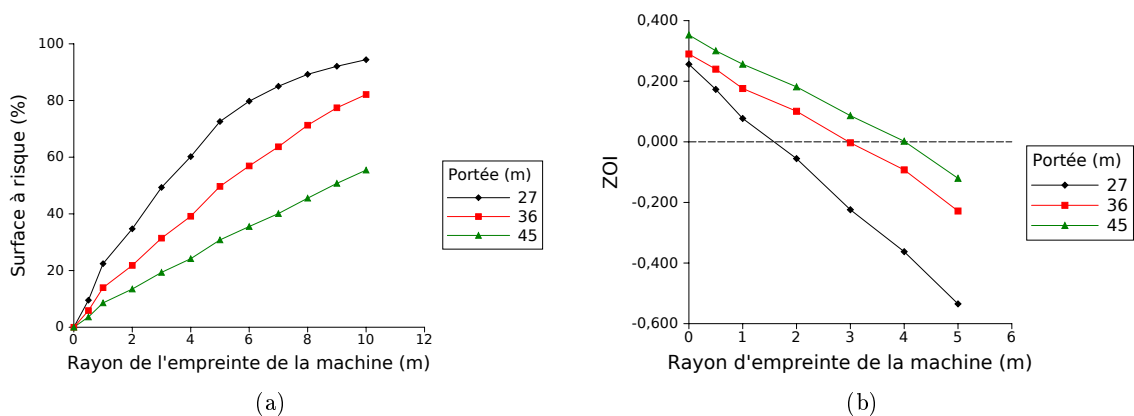


FIG. 4.16: Influence de la structure spatiale de la variabilité intra-parcellaire sur l'opportunité de zonage. (a) Évolution de la surface à risque en fonction de la structuration spatiale de la variabilité intra-parcellaire et de la taille de l'empreinte spatiale de la machine. (b) Évolution de l'indice d'opportunité de zonage en fonction de la structuration spatiale de la variabilité intra-parcellaire et de la taille de l'empreinte spatiale de la machine.

structuration spatiale de la donnée, ce qui est cohérent avec la définition de l'opportunité, énoncée précédemment. De manière similaire, le second graphique (b) montre l'évolution de l'indice d'opportunité de zonage en fonction de l'empreinte spatiale de la machine utilisée pour appliquer le zonage, pour chacune des trois parcelles. L'opportunité de zonage baisse avec l'augmentation de l'empreinte spatiale de la machine, puisqu'une telle augmentation implique une plus grande surface d'incertitude quant à la consigne réellement appliquée. De la même manière, pour un même empreinte spatiale, l'opportunité de zonage augmente avec la structuration spatiale de la donnée zonée.

Comme on peut le remarquer à la lecture de ces deux graphiques, la part de surfaces à risque dans la surface parcellaire totale est un bon indicateur de l'opportunité d'un zonage. Cependant, cette notion n'est pas suffisante, car elle n'intègre pas l'effet que peuvent avoir des différences de consignes plus ou moins importantes sur le risque d'application. En cas d'erreur de positionnement, le risque d'appliquer un zonage est en effet plus important si la différence de consigne entre zones voisines est importante.

Nombre et surface des zones

La seconde expérience permet de tester le comportement de l'indice d'opportunité de zonage lorsque le nombre (et donc la taille) des régions change. Pour ce faire, nous avons considéré la parcelle théorique *r36* (Figure 4.15b). Sur cette parcelle, plusieurs zonages, présentant un nombre croissant de régions, ont été proposés par un expert. Le nombre et la taille des régions dépend à la fois de la structure spatiale de la donnée à traiter, et des contraintes opérationnelles de zonage, qui peuvent imposer une taille minimale et/ou un nombre maximal de régions. Les zonages considérés sont présentés Figure 4.17, et partitionnent la parcelle *r36* en un nombre de zones compris entre 2 et 6. On considère que la consigne de zonage est obtenue en prenant la moyenne des valeurs appartenant à chaque zone.

Pour chaque zonage proposé par l'expert, l'indice d'opportunité de zonage est calculé en considérant une empreinte spatiale circulaire, pour les mêmes raisons que précédemment. On fait varier le rayon de l'empreinte spatiale entre 0 et 5 m. L'évolution de l'indice d'opportunité des différents zonages de la parcelle *r36* en fonction du nombre de régions proposé par chacun de ces zonages, et de la taille de l'empreinte spatiale de la machine, est ainsi obtenue. Une expérience similaire a été effectuée avec la méthode de zonage proposée précédemment sur une carte de fraction de couvert vert d'une parcelle de vigne réelle, *Colombier* (Annexe B.2.1). Les résultats sont présentés sous forme de deux graphiques, Figure 4.18.

Les résultats confirment tout d'abord que, comme observé dans l'expérience précédente, l'opportunité de zonage diminue systématiquement lorsque la taille de l'empreinte spatiale de la machine augmente. Ensuite, on observe que la variation de l'opportunité de zonage est différente selon l'empreinte spatiale de la machine. En effet, d'une manière générale, l'augmentation du nombre de zones de gestion améliore la performance de modélisation du traitement par zones, en baissant l'écart entre préconisation et consignes proposées en chaque zone. Cependant, cet avantage peut être contrebalancé par la présence de surfaces à risque, pour lesquelles un risque d'appliquer un traitement inapproprié existe. Or, comme on l'a vu, la part de surfaces à risque augmente avec le nombre de régions. Ainsi, sur le graphique (a), lorsque l'empreinte spatiale de la machine est faible, l'opportunité de zonage augmente avec le nombre de régions proposées, puisque la part de surfaces à risque est négligeable. Lorsque l'empreinte spatiale devient plus importante, un nombre élevé de zones pénalise au contraire l'indice d'opportunité.

Le graphique (b) permet de faire un constat identique sur des données réelles. Il isole également plus distinctement les trois types de profils d'évolution entre opportunité de zonage et

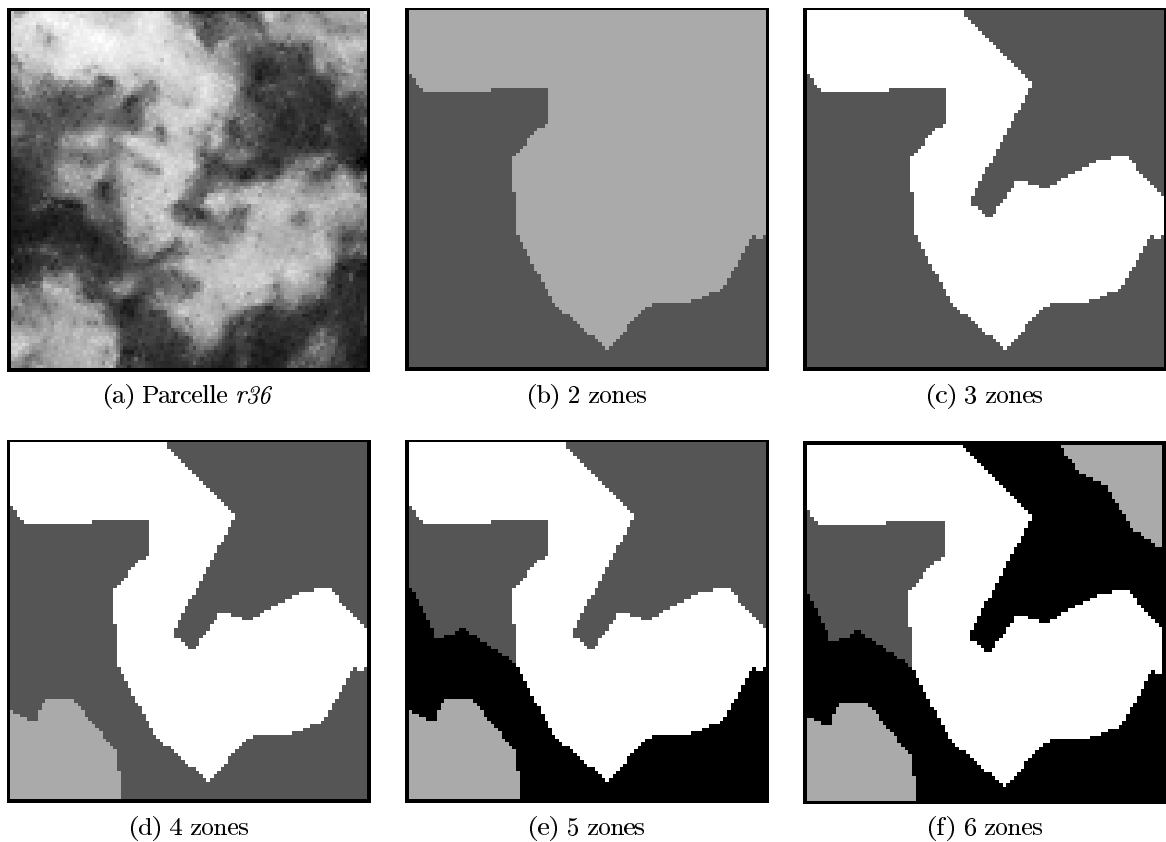


FIG. 4.17: Différents zonages experts de la parcelle *r36*, proposant un nombre croissant de zones.

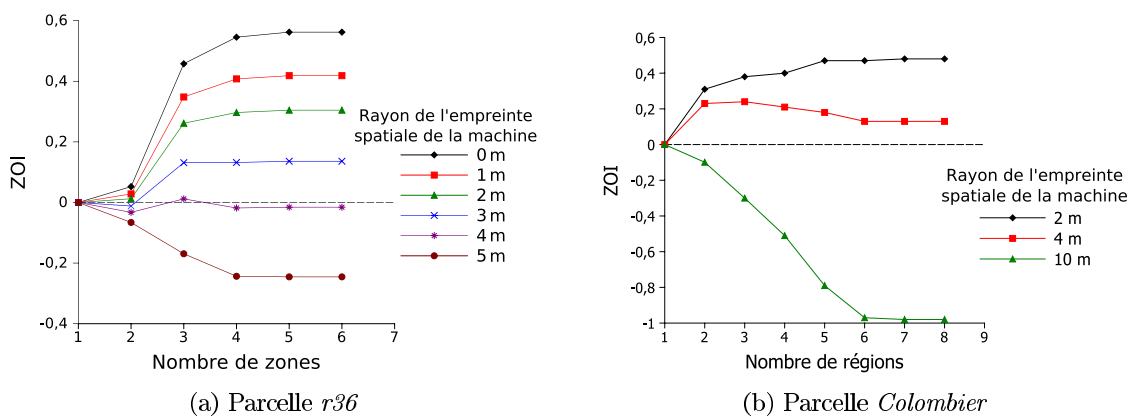


FIG. 4.18: Relations entre l'indice d'opportunité, le nombre de régions proposé par le zonage et l'empreinte spatiale de la machine utilisée pour l'appliquer. (a) Évolution de l'indice d'opportunité de zonage en fonction d'un nombre croissant de zones pour différentes tailles de l'empreinte spatiale de la machine. (b) Exemple de résultat similaire sur une parcelle réelle, *Colombier*.

nombre de régions qu'il est possible d'obtenir :

- Le premier type de profil (en noir) correspond à une empreinte spatiale de la machine faible (2 m, soit une surface de 12,57 m², dans l'exemple proposé) : l'opportunité de zonage augmente de manière monotone avec le nombre de régions proposées.
- Le second type de profil (en rouge) correspond à une empreinte spatiale de la machine moyenne (4 m, soit une surface de 50,27 m², dans l'exemple proposé) : lorsque le nombre de régions augmente, l'opportunité de zonage augmente d'abord jusqu'à un optimum, puis décroît de manière monotone.
- Le dernier type de profil (en vert) correspond à une empreinte spatiale de la machine importante (10 m, soit une surface de 314,16 m², dans l'exemple proposé) : l'opportunité de zonage décroît de manière monotone avec le nombre de régions proposées.

Cette distinction est importante dans le cadre de l'utilisation de l'indice d'opportunité de zonage comme critère d'arrêt de fusion, *i.e.* la détermination du nombre optimal de zones de gestion :

- Dans le premier cas, l'empreinte spatiale de la machine n'est pas limitante pour le nombre de zones : on peut alors augmenter le nombre de régions jusqu'à être limité par une contrainte opérationnelle non intégrée dans l'opportunité de zonage, comme la taille minimale ou le nombre maximal de zones. On peut également chercher le nombre de régions à partir duquel l'opportunité n'augmente plus de manière significative (plateau).
- Dans le cas intermédiaire, le nombre optimal de régions correspond à la valeur optimale de l'opportunité de zonage.
- Enfin, dans le dernier cas, le nombre optimal de régions est 1, *i.e.* le traitement uniforme. Si on désire malgré tout produire un zonage, on peut, comme dans le premier cas, chercher le nombre de régions à partir duquel l'opportunité baisse de plus en plus.

Lorsque l'indice d'opportunité de zonage est utilisé comme critère d'arrêt, on cherche d'une manière générale le nombre de régions optimisant la valeur de l'indice calculé en fonction des contraintes opérationnelles de zonage. Cependant, lorsque ces contraintes sont trop fortes, les risques d'application du zonage sont très importants : l'optimisation de l'indice pour arrêter le processus de fusion peut alors conduire à choisir un traitement uniforme (nombre de régions égal à 1), ce qui est conforme avec la formulation de l'indice d'opportunité.

Profil des frontières

Comme on l'a présenté lors de l'introduction de ce concept (§ 2.2.1), le profil des frontières influe également sur la valeur de l'opportunité de zonage. En effet, l'opportunité de zonage envisage le risque inhérent à l'application d'un zonage, *i.e.* les erreurs de traitement au voisinage des changements de consignes. Lors d'une telle erreur dans le traitement appliqué, l'écart entre consigne appliquée et besoin réel est plus important si ce besoin, au niveau de la frontière, passe brusquement d'une valeur a à une valeur b . Un passage graduel entraîne au contraire un écart moindre.

Pour illustrer la prise en compte de cet effet par l'indice d'opportunité de zonage que nous avons proposé, trois parcelles *fr5*, *fr20* et *fr50* ont été simulées par des images de synthèse³³. Un zonage identique est proposé pour ces trois parcelles, qui ne diffèrent que par le profil de la préconisation qu'elles illustrent au niveau de chaque frontière (Figure 4.19a).

³³Ces images, ainsi que la façon dont elles ont été générées, sont présentées en Annexe B.1.2 (Figure B.2)

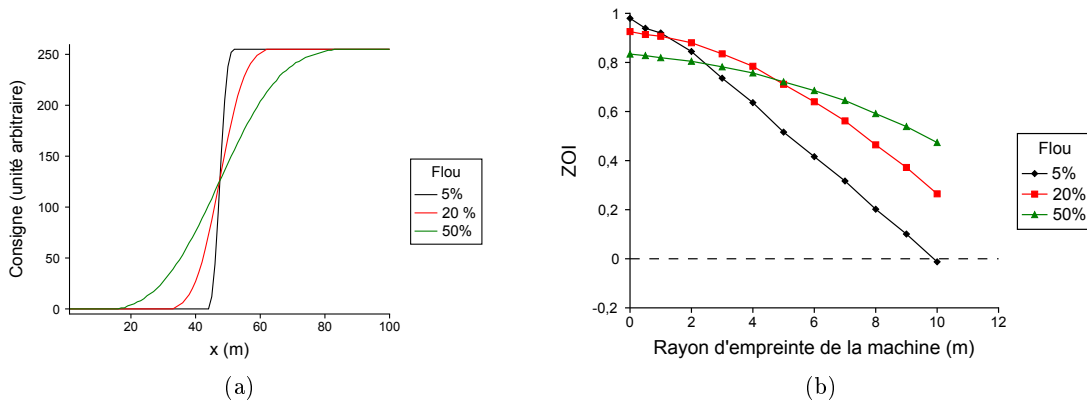


FIG. 4.19: Étude de l'influence du profil des frontières sur l'opportunité de zonage. (a) Illustration du profil des frontières des parcelles $fr5$, $fr20$ et $fr50$ (le long d'un transect indiqué en pointillés sur la Figure B.2a). (b) Évolution de l'indice d'opportunité en fonction de la taille de l'empreinte spatiale de la machine pour des profils de frontière de plus en plus atténués (Figures B.2b, B.2c et B.2d).

Le graphique (b) présente les résultats du calcul de l'opportunité de zonage en fonction de l'empreinte spatiale de la machine pour chacune des trois parcelles considérées. L'évolution de l'opportunité en fonction de la taille de l'empreinte spatiale diffère sur deux points :

- Le premier est la valeur de l'opportunité lorsque l'empreinte spatiale de la machine est nulle. Moins le flou appliqué sur chaque parcelle est important, plus le passage d'une valeur de préconisation à une autre est abrupte (a), et plus la modélisation de la parcelle par zonage est efficace. Ainsi, lorsque l'empreinte spatiale de la machine est nulle, l'opportunité de zonage est d'autant plus importante que la valeur des préconisations varie rapidement au passage d'une frontière entre deux zones.
- La seconde différence entre les trois courbes est la vitesse de décroissance de l'opportunité de zonage en fonction de la taille de l'empreinte spatiale. Lorsque l'empreinte spatiale de la machine augmente, le risque d'appliquer un traitement erroné apparaît au voisinage des frontières. Ce risque est d'autant plus important que la valeur des préconisations varie rapidement au passage d'une frontière entre deux zones.

Sur le graphique (b), la parcelle pour laquelle le zonage proposé est le plus intéressant varie selon la taille de l'empreinte spatiale de la machine et le profil des frontières. En effet, pour un zonage aux contours correctement localisés, une antinomie entre performance de modélisation et limitation du risque d'application peut être observée. En l'absence de risque d'application (*i.e.* empreinte spatiale faible ou nulle), une parcelle aux transitions entre régions tranchées présente une modélisation par zones très performante, alors qu'une parcelle aux transitions graduelles présente une performance de modélisation moindre. En revanche, lorsque la taille de l'empreinte spatiale de la machine augmente, un risque d'erreur apparaît. Alors, les écarts de consigne dus aux erreurs de positionnements sont d'autant plus importants que les transitions entre régions sont franches.

Sens de travail

Enfin, le sens de travail est la dernière contrainte étudiée : ce peut être à la fois une contrainte opérationnelle (sens de travail imposé par la morphologie ou par la topologie de la parcelle), ou

liée à la parcelle à traiter (variabilité intra-parcellaire orientée préférentiellement selon un axe donné). Pour étudier l'impact de cette contrainte sur la valeur de l'opportunité d'un zonage, une image de synthèse, simulant une parcelle orientée clairement à 45° , a été utilisée (parcelle *ang45*). Un zonage de cette parcelle a été proposé. L'opportunité de ce zonage a été calculé pour différents sens de travail (exprimés sous forme d'angles par rapport à la verticale), et pour une empreinte spatiale de la machine croissante. L'empreinte spatiale de la machine a été modélisée par un rectangle de longueur supérieure à la largeur de travail afin de bien mettre en évidence les effets du sens de travail.

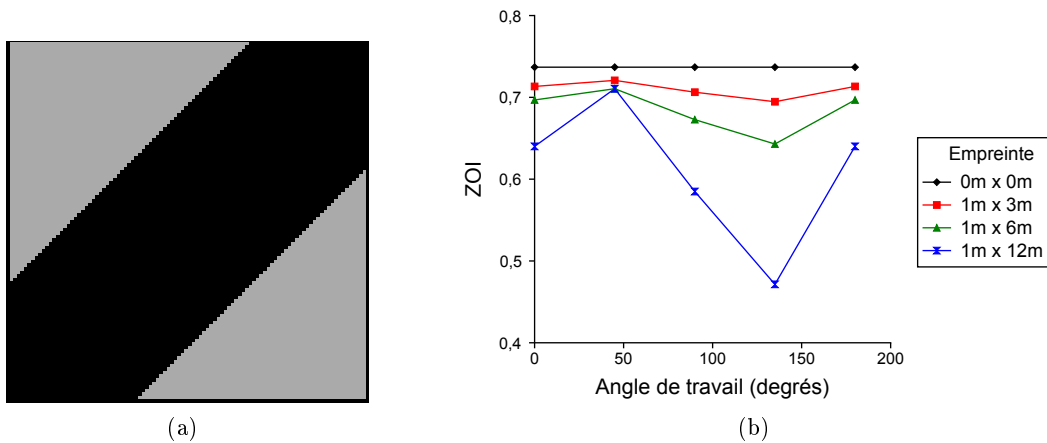


FIG. 4.20: Étude de l'influence du sens de travail sur l'opportunité de zonage. (a) Zonage de la parcelle théorique *ang45*. (b) Évolution de l'indice d'opportunité en fonction du sens de travail et de la taille de l'empreinte spatiale de la machine.

La Figure 4.20 présente le zonage étudié (a), ainsi que les résultats de cette étude (b). Pour les mêmes raisons que dans l'étude précédente, lorsque l'empreinte spatiale de la machine est nulle, le sens de travail n'a aucun impact sur l'opportunité de zonage : seule la performance de modélisation importe alors, et le zonage est identique quelque soit le sens de travail. En revanche, lorsque cette empreinte n'est pas nulle, on peut remarquer que l'opportunité de zonage est d'autant plus élevée que le sens de travail est cohérent avec l'orientation générale de la parcelle. Au contraire, l'opportunité de zonage est minimale lorsque le sens de travail est orthogonal à l'orientation de la variabilité intra-parcellaire.

Conclusion

Les différents tests dont les résultats viennent d'être présentés permettent de dégager les principales caractéristiques de l'indice d'opportunité de zonage proposé dans le cadre de ce travail. Ainsi, l'indice d'opportunité de zonage :

- est calculé indépendamment de la méthode de zonage utilisée,
- intègre les risques techniques d'application du zonage, de par sa formulation pour les risques liés à une incertitude dans la consigne, et par l'empreinte spatiale de la machine pour les risques spatiaux,
- dépend du nombre de zones proposé par le zonage,
- est sensible à l'importance et à l'éventuelle orientation de la structuration spatiale de la variabilité intra-parcellaire.

4.2.2 Applications

L'exemple applicatif envisagé pour illustrer l'utilisation du *ZOI* concerne deux parcelles de blé tendre, pour lesquelles une carte de préconisation en troisième apport d'azote a été générée³⁴ (Figure 4.21, (a) et (b)). Pour chaque parcelle, un zonage de la préconisation en troisième apport d'azote a été généré en utilisant la méthode présentée précédemment : une segmentation initiale intégrant un décalage d'inondation estimé selon la méthode dégradée est d'abord appliquée, suivie d'une fusion de régions selon un critère morpho-radiométrique. Le nombre de régions a été déterminé par expertise. Les zonages obtenus sont illustrés Figure 4.21 (c) et (d). Ainsi, dans chacun de ces deux cas d'étude, le décideur doit choisir entre une application selon la carte de zonage proposée, ou une application selon un traitement uniforme classique. L'indice d'opportunité de zonage propose de prendre en compte les contraintes opérationnelles pour guider l'utilisateur face à cette alternative.

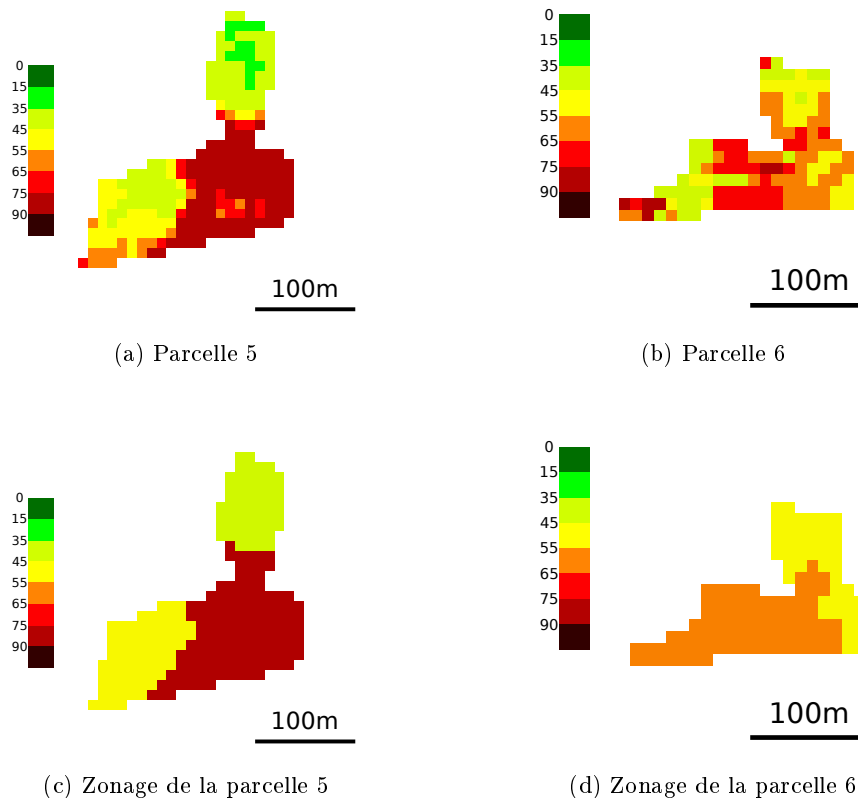


FIG. 4.21: Utilisation de l'indice d'opportunité de zonage pour décider de l'application d'un zonage donné. (a, b) Préconisation de troisième apport d'azote sur blé tendre pour les parcelles 5 et 6. (c,d) Zonages correspondants.

Pour le calcul de l'opportunité, l'empreinte spatiale de la machine a été modélisée par un disque d'un diamètre de 24 m correspondant à la largeur de travail classique d'un épandeur dans les bassins de production dans lesquels ces parcelles sont situées. On a également considéré que la machine n'acceptait que des consignes appartenant à l'ensemble des consignes possibles³⁵. Cette

³⁴Ces deux parcelles sont présentées plus en détail Annexe B.2.3

³⁵Choisi par l'expert comme : {0 ; 30 ; 40 ; 50 ; 60 ; 70 ; 80 ; 100 }.

connaissance était intégrée dans la méthode de zonage par le biais de classes cibles.

Parcelle	ZOI	Décision	
		Traitement uniforme	Traitement par zones
5	0,935	-	✓
6	0,099	✓	-

TAB. 4.5: Récapitulatif de la démarche de décision du type de traitement à mettre en place pour l'application des préconisations de troisième apport d'azote sur les parcelles 5 et 6.

Le Tableau 4.5 résume les résultats du calcul de l'opportunité de chaque zonage proposé, ainsi que la décision prise pour traiter chaque parcelle. Ainsi, pour le zonage (a) proposé sur la parcelle 5 et pour l'empreinte spatiale considérée, $ZOI = 0,935 \gg 0$: selon la règle de décision proposée précédemment (§ 3.3), le troisième apport d'azote sera effectué selon un traitement par zonage sur la parcelle 5. *A contrario*, pour le zonage (b) proposé sur la parcelle 6 et pour l'empreinte spatiale considérée, $ZOI = 0,099 \approx 0$: Selon la même règle de décision, le troisième apport d'azote sera effectué selon un traitement uniforme sur la parcelle 6.

4.3 Respect des spécifications techniques

L'étude dont les résultats viennent d'être présentés a été menée dans un contexte industriel, qui implique de prendre en compte certaines contraintes spécifiques (§ 2.1.1). Trois types de contraintes ont été définis lors de la spécification des outils de zonage et de calcul de l'opportunité de zonage :

- Performance des algorithmes
- Automatisation des méthodes
- Intégration de connaissances sur les conditions de mise en œuvre opérationnelle du zonage

Les contraintes de performance des méthodes de zonage et de calcul de l'opportunité concernent essentiellement le temps de calcul de chaque algorithme, ainsi que la capacité de traiter des variables très diverses. La méthode de zonage répond à ce type d'exigence, puisque pour une parcelle standard, l'opération de zonage mobilise un temps de calcul de l'ordre de la seconde sur une machine de bureau classique (les calculs ont été effectués sur une machine munie d'un processeur *Intel Pentium 4*® cadencé à 2,8 GHz, et d'1 Go de mémoire vive). D'autre part, comme cela a été illustré tout au long de cette partie, différentes variables peuvent être traitées : il suffit simplement qu'elles soient organisées sur une grille régulière. La méthode de calcul de l'opportunité de zonage répond également à ces exigences, car elle est basée sur des opérations qui sont très simples du point de vue calculatoire (somme de carrés, dilatation morphologique).

Dans le cadre de l'industrialisation de ces outils, une contrainte supplémentaire s'appliquant aux outils de zonage et de calcul de l'opportunité est l'automatisation. Cette contrainte a été, on l'a vu, un élément de décision dans certains choix méthodologiques. Le résultat est que la phase de segmentation apparaît assez aisément automatisable, à l'aide d'une méthode de détermination du décalage d'inondation dégradée, pour laquelle le seul paramètre (*pct*) peut être spécifique à un bassin de production, voire à une variable. La phase de régularisation basée sur un critère de fusion utilisant l'opportunité peut être automatisée en définissant une empreinte spatiale de la machine standard, *i.e.* un disque défini par un rayon d'influence de la machine, afin de ne pas

prendre en compte une orientation du rang (qui la plupart du temps est inconnu). Néanmoins, si celui-ci est renseigné, on peut définir une empreinte spatiale rectangulaire de la machine. L'automatisation est également envisageable dans le cadre d'une régularisation utilisant le critère de fusion morpho-radiométrique. Il est alors nécessaire de définir une pondération standard des différents critères, de manière souvent empirique.

Lorsque l'empreinte spatiale de la machine est indiquée, le calcul de l'opportunité d'un zonage donné est totalement automatisé. La méthode de zonage l'est également, mais semble plus sensible au paramétrage, qu'il convient de choisir correctement. Le critère le plus délicat semble être la détermination du nombre de régions optimal. Nous avons proposé quelques pistes dans cette partie, lors de l'étude de la relation entre nombre de zones et opportunité du zonage.

Enfin, un objectif majeur de ce travail était de proposer des méthodes capables de tenir compte des conditions techniques d'application du zonage. Plusieurs méthodes permettant d'intégrer de l'expertise ont donc été développées :

Expertise sur les données : Par l'intermédiaire d'un partitionnement flou, l'expert peut traduire ses connaissances thématiques en définissant des classes cibles sur la donnée à zoner. Ces classes cibles sont utilisées pour corriger la donnée au cours de l'étape de fusion.

Expertise sur les contraintes opérationnelles : Se baser sur une méthode de segmentation permet la définition d'objets spatiaux, dont les caractéristiques radiométriques et morphologiques peuvent être appréciées. Un exemple est la contrainte de régularité intégrée dans le critère de fusion radiométrique. D'autre part, la définition et l'utilisation de la notion d'empreinte spatiale de la machine utilisée pour appliquer le zonage permet de considérer les risques d'application réels d'un zonage donné.

Expertise et automatisation : Enfin, il est intéressant de remarquer que ces méthodes offrent la possibilité d'intégrer certaines connaissances très détaillées sur les contraintes opérationnelles de zonage, sans pour autant en sacrifier l'automatisation.

Chapitre 5

Conclusions et Perspectives

Le contexte agricole actuel est tel que l'optimisation de la production agricole est devenue, dans les pays développés, un enjeu majeur :

- du point de vue technique (plafonnement des rendements),
- du point de vue économique (tension croissante des prix des intrants et des matières premières),
- du point de vue environnemental (besoin d'outils d'évaluation et de réduction des impacts environnementaux des pratiques agricoles).

Dans ce contexte, les outils d'aide à la décision, basés sur des mesures objectives et exhaustives des différents facteurs de production (techniques, économiques et environnementaux), suscitent un intérêt important auprès du monde agricole.

Les méthodes de gestion modulée, développées dans le cadre de l'agriculture de précision, sont appelées à se développer au sein de ces outils d'aide à la décision. Une de ces méthodes est le zonage intra-parcellaire, qui propose de gérer la variabilité intra-parcellaire en partitionnant la parcelle en un nombre réduit de régions homogènes et distinctes. L'objectif de ce travail de thèse a été de proposer une démarche de zonage dans le cadre de solutions commerciales d'aide à la décision en grandes cultures (FARMSTAR) et en viticulture (ENOVIEW).

Proposer une démarche de zonage *complète* dans le cadre de ces supports d'aide à la décision implique la mise au point de deux outils complémentaires :

- une méthode de création des zones de gestion à partir d'une carte de préconisation ou de caractérisation de la variabilité intra-parcellaire,
- un moyen de décider si ce zonage doit être appliqué en lieu et place du traitement parcellaire uniforme, qui est considéré comme le traitement de référence en agriculture.

Plusieurs spécifications particulières s'appliquent aux méthodes à mettre au point pour répondre à ce besoin. Certaines contraintes concernent les fonctionnalités de ces méthodes. Pour appliquer techniquement un zonage donné, il apparaît par exemple essentiel de prendre en considération des paramètres morphologiques des zones de gestion à délimiter, afin que ces zones soient adéquates avec le matériel utilisé. D'autre part, les contraintes de production liées aux exigences de solutions industrielles sont fortes : les méthodes à mettre au point doivent être performantes en termes de temps de calcul, suffisamment flexibles pour traiter des données très variées, et être aussi automatisables que possible.

À la lumière de ces spécifications techniques particulières, une analyse de la littérature scientifique sur le sujet a conclu que ces deux types de contraintes ne sont pas pris en compte par les

méthodes existantes : la majorité de ces méthodes est basée sur une démarche de classification, qui ne permet pas de considérer des caractéristiques morphologiques dans la délimitation des zones de gestion. L'utilisation de méthodes de classification demande en outre un certain nombre d'étapes manuelles et/ou expertes, incompatibles avec les contraintes de production que nous nous sommes fixées.

Nous avons donc privilégié une piste de recherche différente, et proposé d'adapter un outil issu du domaine du traitement d'image : la segmentation. Cette opération a pour objectif de délimiter les contours d'objets présents dans une scène donnée. Son utilisation permet de considérer la façon dont les pixels d'une image sont organisés dans l'espace pour délimiter des régions, et génère un ensemble d'objets spatiaux, dont les caractéristiques morphologiques (surface, nombre, forme) sont accessibles.

La méthode de zonage que nous avons proposé se base ainsi sur la segmentation d'une carte de préconisation ou de caractérisation. Cette segmentation se déroule en deux étapes : la première étape, basée sur une segmentation par Ligne de Partage des Eaux (LPE), est destinée à délimiter les contours des principales régions qui s'expriment sur la carte traitée. Une seconde étape génère la carte finale de zonage, avec l'objectif de proposer des zones aux caractéristiques morphologiques compatibles avec les conditions opérationnelles de leur mise en œuvre (nombre, surface, forme). L'estimation de l'intérêt d'appliquer une préconisation selon un traitement par zones tire également profit de l'orientation *objet* de notre démarche de recherche. L'opportunité d'un zonage prend ainsi en compte les caractéristiques techniques de la machine utilisée pour appliquer le zonage, et estime l'intérêt de son application en simulant différents risques (erreurs de positionnement, erreurs de consigne).

Les méthodes proposées ont été testées sur des images de synthèse, puis sur des données réelles, sur grandes cultures comme sur vigne. Les résultats ont permis de mettre en évidence leurs caractéristiques. Ainsi, la démarche de zonage orientée objet que nous avons présentée :

- introduit une façon de délimiter de véritables *zones* de gestion, c'est-à-dire des objets spatiaux répondant aux propriétés d'exclusivité, d'exhaustivité et de connexité,
- permet de partitionner une parcelle à partir de données très variées, à partir du moment où elles sont organisées sur une grille régulière,
- est capable d'intégrer de l'expertise de différentes natures : sur la donnée, sur la machine utilisée, sur la parcelle, etc.,
- est en grande partie automatisable, car les paramètres qu'elle utilise peuvent être définis pour une variable donnée, ou pour un région agricole,
- est efficace en temps de calcul.

Un atout majeur de cette démarche est de disposer d'une façon de caractériser, de manière rapide et automatique, la performance d'un zonage donné par rapport à la carte dont il est issu. Au-delà de décider de l'application ou non d'un traitement par zones au lieu d'un traitement de référence, l'indice d'opportunité représente également un moyen prometteur de guider un algorithme de zonage.

D'un point de vue opérationnel, nos algorithmes ont été utilisés pour la génération de produits de zonage pour les services FARMSTAR et CENOVUEW. En 2008, le zonage de 100 parcelles, représentant environ 1 000 *ha*, a ainsi été mené avec succès sur des données de risque de verse et de préconisations de troisième apport d'azote, pour des cultures de blé tendre, d'orge, et de colza. Pour la prochaine campagne FARMSTAR, Il est prévu de produire le zonage sur toutes les parcelles de blé, orge et colza (soit environ 35 000 parcelles pour 350 000 *ha*) pour les produits de risque

de verse et de préconisations de troisième apport d'azote. Sur vigne, 90 parcelles, représentant 45 ha en 2007, puis plus de 1 000 parcelles, représentant 520 ha en 2008, ont été zonées à partir de leur carte de fraction de couvert vert. Il est de même prévu de continuer avec la méthodologie proposée.

Perspectives

L'approche de zonage que nous avons proposée, basée sur l'utilisation de la segmentation, s'avère très intéressante car elle permet de prendre en compte conjointement la structure spatiale des données intra-parcellaires, ainsi que l'expertise disponible sur ces données. Différents travaux peuvent cependant être envisagés pour compléter cette approche, la rendre plus performante, ou l'adapter à de nouvelles problématiques.

Premièrement, certains inconvénients affectent notre méthode de zonage, principalement l'étape de fusion de régions, qui est critique pour l'obtention d'un résultat de zonage applicable techniquement. Comme on l'a fait remarquer, l'utilisation d'un critère morpho-radiométrique est une démarche classique en segmentation : les paramètres radiométriques et morphologiques peuvent être décrits et combinés de manière relativement aisée. Cependant, la question de la pondération des différents paramètres du critère de fusion est cruciale, et semble difficile à régler de manière déterministe. Une voie d'amélioration de ce critère peut être l'utilisation d'un agrégateur alternatif à la combinaison linéaire. Un autre problème est la stabilité de l'algorithme de fusion face au paramétrage du critère de fusion : pour optimiser le résultat de zonage, une procédure de type *forward-backward* (Baum *et al.*, 1970) permettrait une segmentation probablement plus juste, bien que moins efficace en temps de calcul.

Une autre limitation des méthodes que nous avons proposées est de traiter des données issues de la télédétection, organisées sur une grille régulière. Cependant, un nombre important de données utilisées en agriculture de précision n'est pas organisé selon une grille régulière. Plusieurs choses peuvent être envisagées pour appliquer un zonage orienté objet à ce type de données : on peut tout d'abord proposer de générer des cartes par interpolation spatiale d'un semis de points irrégulier sur une grille régulière. On peut également envisager des processus de segmentation initiale par une partition de Voronoï (Dirichlet, 1850; Voronoï, 1907). Cette méthode permet de partitionner de manière intuitive un espace donné. Arbeláez et Cohen (2004) proposent quelques pistes de segmentation basées sur les partitions de Voronoï.

Enfin, la méthode de zonage que nous avons présentée ne propose qu'un formalisme mono-dimensionnel. L'extension de la segmentation à des données multi-dimensionnelles est cependant bien documentée (Cheng *et al.*, 2001), y compris concernant la segmentation LPE (Angulo et Serra, 2003; Noyel *et al.*, 2007). Elle pose cependant inévitablement deux questions : l'agrégation de données spatialisées de résolutions spatiales et/ou de grandeurs différentes, et la pondération entre ces différentes couches de données.

Parallèlement, plusieurs évolutions méthodologiques peuvent être envisagées. Un moyen d'optimiser la segmentation initiale par LPE serait par exemple de déterminer un décalage d'inondation $\Delta_f(x, y)$ variable spatialement, capable de s'adapter plus finement aux variations spatiales de l'image à segmenter. La description de l'empreinte spatiale de la machine gagnerait d'autre part à utiliser un formalisme flou (Paoli, 2005). Il serait également très intéressant de considérer l'opportunité de zonage au-delà de sa seule composante technique, en intégrant par des fonctions de

coût les risques économiques et environnementaux pris lors de l'application d'un traitement par zones.

Enfin, plusieurs évolutions thématiques peuvent être dégagées sur la base des travaux que nous avons présentés. On citera par exemple les travaux de [Vaissade \(2008\)](#), qui propose de décrire l'hétérogénéité intra-parcellaire sur la base de la segmentation en régions élémentaires de cartes de fraction de couvert vert sur vigne. L'indice d'opportunité de zonage est dans ce cas adapté pour estimer l'hétérogénéité des parcelles, qui intervient dans le pilotage de l'allotement des parcelles dans des cuves de qualités différentes. D'une manière générale, la description de la variabilité intra-parcellaire par des objets spatiaux issus d'une segmentation semble être une méthode prometteuse dans plusieurs domaines applicatifs de l'agriculture.

Finalement, la description des zones de gestion par des objets spatiaux, et l'utilisation de la segmentation pour les délimiter, constitue un apport méthodologique important de cette thèse. L'autre contribution théorique de ces travaux est la mise en évidence de la nécessité d'intégrer et de prendre en compte les contraintes opérationnelles de mise en œuvre du zonage dans le processus de délimitation des zones de gestion : un zonage est d'autant plus intéressant pour un utilisateur qu'il est capable de l'appliquer avec le matériel dont il dispose. En ce sens, zonage et opportunité sont tout à fait liés.

Annexes

Annexe A

Variables pédophysiques et biophysiques accessibles par le logiciel OVERLAND

Variable	Acronyme	Description	Domaine de variation	Dimension
<i>Variables Biophysiques</i>				
Indice Foliaire <i>Leaf Area Index</i>	LAI	Surface totale de feuilles par unité de surface	0-10	-
Indice Foliaire Vert <i>Green Leaf Area Index</i>	GLAI	Surface de feuilles photosynthétiquement actives par unité de surface	0-10	-
Fraction de Couvert Vert <i>Green Cover Fraction</i>	GLCV	Part du rayonnement intercepté par la végétation photosynthétiquement active	0-1	-
Fraction de Couvert Brun <i>Brown Cover Fraction</i>	BLCV	Part du rayonnement intercepté par la végétation sénescente	0-1	-
Facteur d'Ombre du Couvert <i>Canopy Shadow Factor</i>	CSH	Estimation des effets d'ombrage par la rugosité de surface du couvert observé	0-1	-
Taux de Chlorophylle Foliaire <i>Leaf Chlorophyll Content</i>	CHL	Concentration moyenne des feuilles en chlorophylle par unité de surface	0-120	$\mu\text{g}/\text{cm}^2$
Ratio de Végétation Brune <i>Vegetation Brown Ratio</i>	XSF	Part de la végétation sénescente dans la surface totale de végétation	0-1	-
<i>Variables Pédophysiques</i>				
Brillance du Sol <i>Soil Brightness</i>	SB	Brillance moyenne du sol	0-1 ^a	-
Couverture du Sol <i>Soil Cover Fraction</i>	SCV	Part du rayonnement non intercepté par la végétation	0-1	-

^aGamme de variation pratique : 0,05-0,35

TAB. A.1: Caractéristiques des principales variables pédo- et biophysiques accessibles avec le logiciel OVERLAND (Infoterra France, SAS, 2006), par le principe d'inversion biophysique (§ 1.2.1).

Annexe B

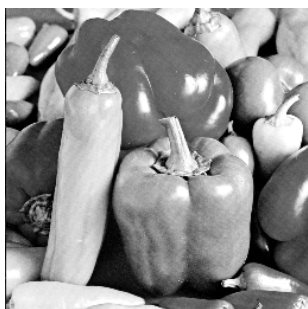
Descriptif des données expérimentales

Dans le cadre de la caractérisation ou de l'illustration des méthodes que nous avons proposé, plusieurs types de données ont été utilisées : des données théoriques, et des données réelles. Cet annexe propose de les présenter plus en détail.

B.1 Données de synthèse

B.1.1 Images de référence

Deux images, faisant référence dans le monde du traitement d'image, ont été utilisées : *Peppers* et *Lena*³⁶. Les deux images sont des photographies, et présentent plusieurs avantages : les contours des objets contenus dans chacune de ces scènes sont explicites pour l'expert, ce qui permet de juger de la pertinence de la localisation des contours d'une segmentation donnée. D'autre part, ces images sont très utilisées pour le test d'algorithmes car elles présentent une variété intéressante de formes et de textures. Ces deux images sont présentées Figure B.1.



(a) Image *Peppers*



(b) Image *Lena*

FIG. B.1: Images de référence utilisées dans le test de la méthode de segmentation par LPE intégrant le décalage d'inondation : (a) *Peppers* et (b) *Lena*.

Dans le cadre de leur segmentation par LPE, la détermination de la valeur du décalage d'inondation par la méthode géostatistique a nécessité une modélisation variographique du gradient de ces images. Les résultats de ces modélisations sont présentées Tableau B.1. Les modèles

³⁶*Lena* est probablement l'image la plus fréquemment utilisée pour le test de méthodes en analyse d'images. L'histoire de cette image est assez surprenante, le lecteur intéressé pourra se reporter à la page <http://www.cs.cmu.edu/~chuck/lennap/>.

exponentiels et sphériques (Webster et Oliver, 1990) ont été utilisés pour la modélisation des variogrammes expérimentaux. Les calculs variographiques ont été effectués sous le logiciel VESPER (Minasny *et al.*, 2005). La performance de chaque modèle a été déterminé par son erreur quadratique moyenne (RMSE).

Image	Modèle	h_{max} (m)	C_0	C_1	RMSE	Δ_f
<i>Lena</i>	Exponentiel	25,39	720,1	781,7	24,31	12
<i>Peppers</i>	Exponentiel	5,748	780,5	696,3	45,53	14

TAB. B.1: Résultats de l'étude variographique sur les images de référence. L'écart quadratique (RMSE) permet d'apprécier la qualité de la modélisation du variogramme.

B.1.2 Images de synthèse

Le second type d'images utilisées pour tester les méthodes proposées au cours de ce travail sont des images de synthèse, mises au point afin de contrôler certains paramètres importants des données traitées. Ces images sont présentées Figure B.2 et B.3.

La première série d'image est destinée à tester l'influence du profil des frontières sur le zonage et sur l'opportunité de zonage. Pour ce faire, une démarche inverse a été utilisée. À partir de la partition triviale d'un carré de 100×100 pixels en 3 zones, trois parcelles de synthèse ont été générées en appliquant sur cette partition initiale un flou gaussien croissant ((b) 5 %, (c) 20 %, et (d) 50 %). Ces opérations ont été effectuées sous le logiciel THE GIMP (Kimball *et al.*, 2007). En conséquence, on obtient trois parcelles, correspondant à une surface d'1 ha pour une résolution spatiale d'1 m, et pour lesquelles un même zonage (a) est proposé.

Le second type d'image de synthèse utilisé est destiné à tester l'influence du sens de travail sur l'opportunité de zonage. Une parcelle de 100×100 pixels (a), correspondant à une surface d'1 ha pour une résolution spatiale d'1 m, a été générée avec THE GIMP (Kimball *et al.*, 2007) en appliquant un gradient linéaire orienté selon un angle de 45° . Cette parcelle a été nommée *ang45*. Le zonage (b), correspondant à la partition de *ang45* (a) en 3 zones, a été obtenu en appliquant une classification *k-means* à la parcelle *ang45*, en prenant un nombre de classes égal à 2. Le logiciel utilisé pour l'application de l'algorithme *k-means* est ENVI (Research Systems, Inc., 2005).

B.1.3 Parcelles théoriques

Les parcelles théoriques sont le dernier type de données de synthèse utilisées dans notre étude. Une même population gaussienne, en unités arbitraires, d'une moyenne de 100 et d'un écart-type de 16, a été utilisée par Tisseyre et McBratney (2008) pour générer trois parcelles présentant une structuration spatiale croissante (Figure B.4), selon une méthode de recuit simulé (Goovaerts, 1997). Ces trois parcelles obéissent ainsi à un modèle de variogramme exponentiel, d'un effet-pépite de 5 et d'un seuil de 16 (toujours en unités arbitraires), et ne diffèrent que par la portée du modèle utilisé pour générer chacune des parcelles : 27, 36 et 45 m respectivement pour les parcelles *r27*, *r36* et *r45*. Les données obtenues ont ensuite été normalisées entre 0 et 255 pour simplifier les calculs.

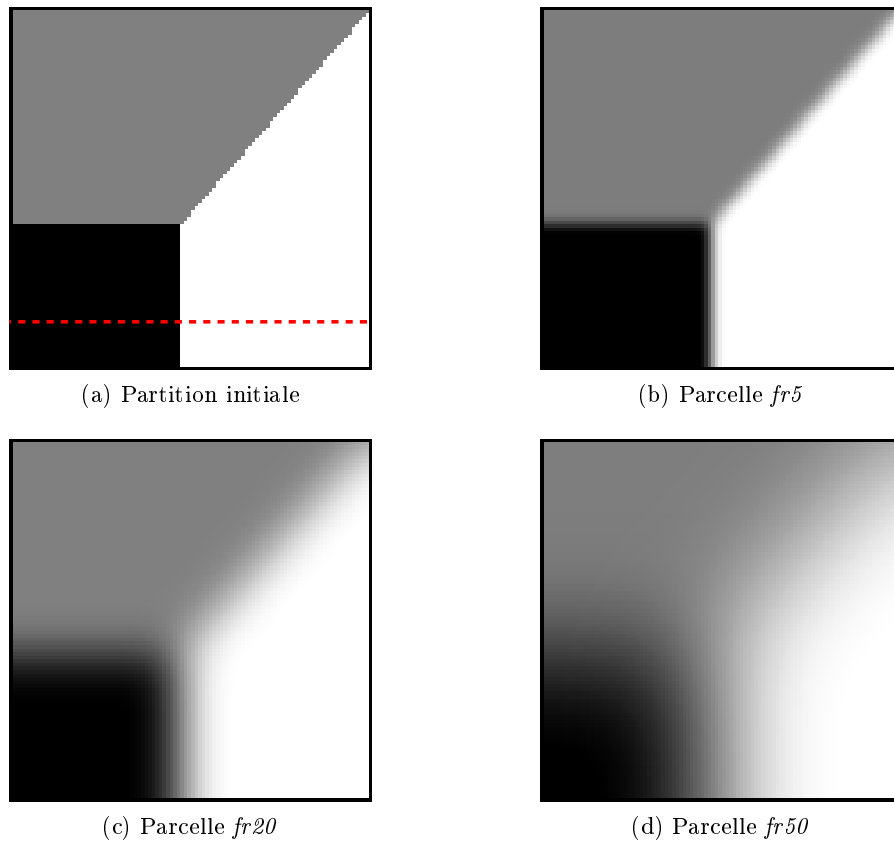


FIG. B.2: Parcelles théoriques d'1 *ha* avec un profil de frontière de plus en plus atténué. (a) Partition initiale, avec en pointillés rouges le transect utilisé pour générer les profils de frontière illustrés Figure 4.19a. Un niveau de flou gaussien croissant a été appliqué sur la partition initiale (a) : (b) *fr5*, 5 %, (c) *fr20*, 20 %, (d) *fr50*, 50 %.

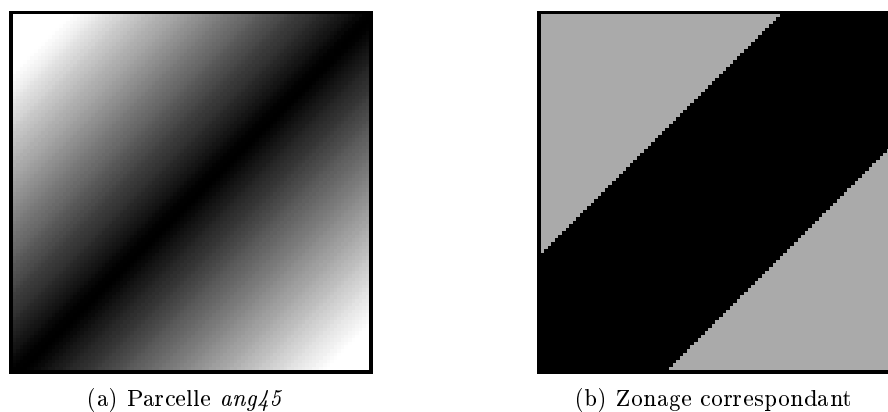


FIG. B.3: Influence du sens de travail sur l'opportunité de zonage. (a) Parcelle théorique *ang45*, d'une surface d'1 *ha*. (b) Zonage proposé. Les frontières sont orientées à 45°.

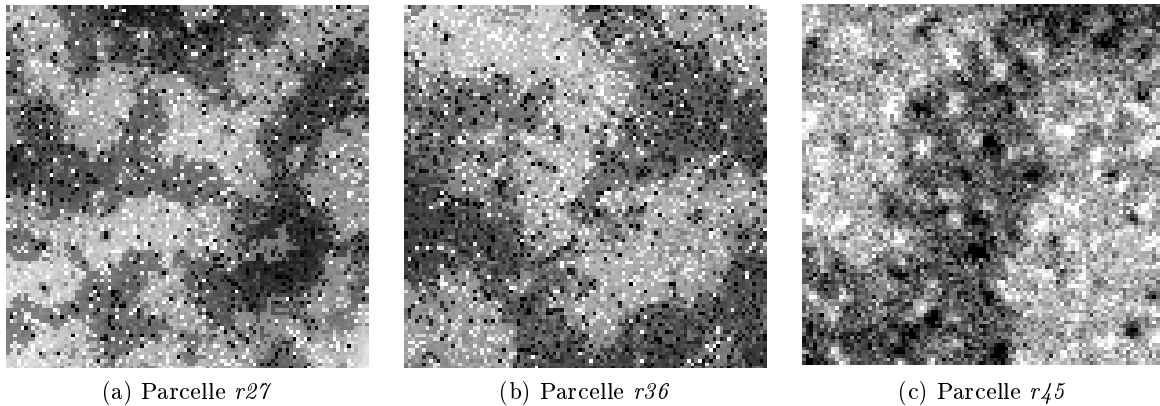


FIG. B.4: Parcelles théoriques, d'1 ha de surface et d'une résolution d'1 m², suivant une distribution normale identique et une structure spatiale croissante (Tisseyre et McBratney, 2008). La portée de leur variogramme exponentiel est respectivement de (a) 27 m, (b) 36 m et (c) 45 m.

Les versions finales des parcelles *r27*, *r36* et *r45* ont été obtenues en éliminant le bruit blanc, dû à un important effet pépite, à l'aide de l'algorithme GREYCstoration (Tschumperlé, 2006) sous le logiciel THE GIMP (Kimball *et al.*, 2007) : l'intérêt d'une telle opération est de faciliter le fonctionnement de la méthode de zonage en éliminant le bruit important présent sur chaque parcelle, tout en gardant sa structuration spatiale proche de ce que l'on peut observer sur des données réelles. Enfin, ce traitement permet de faire apparaître certaines structures à plus haute fréquence, proches des effets "œil de boeuf" que l'on peut également observer lors de l'interpolation spatiale de données réelles.

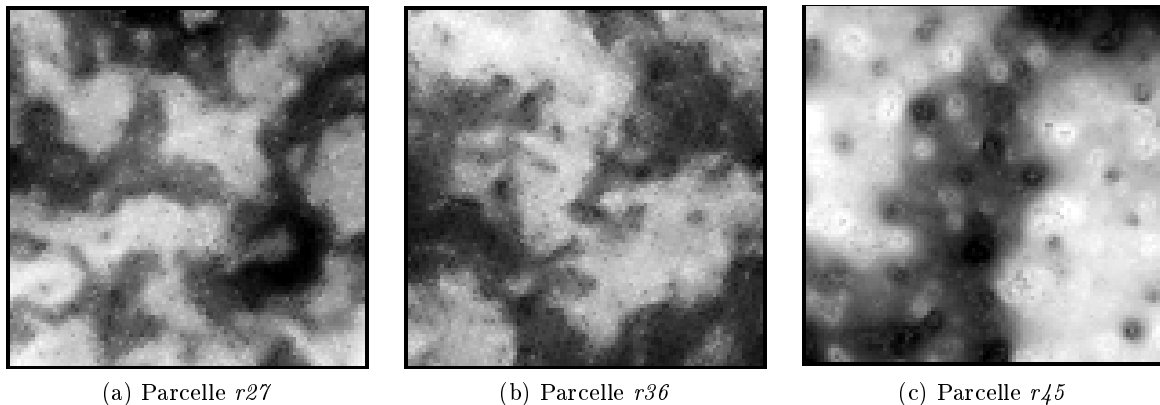


FIG. B.5: Parcelles *r27*, *r36* et *r45*. Le bruit blanc est éliminé à l'aide de l'algorithme GREYCstoration (Tschumperlé, 2006).

B.2 Données réelles

Deux types de données réelles ont été utilisées : des données de caractérisation, et des données de préconisation.

B.2.1 Données de fraction de couvert vert

La Figure B.6 illustre des cartes de fraction de couvert vert obtenues pour trois parcelles de vigne, situées dans le secteur du massif de la Clape, près de Narbonne, dans l'Aude. *Syrah Villa* (a) est plantée en cépage *Syrah*, *Colombier* (c) est plantée en cépage *Grenache*, et *Narbonne* (e) est plantée en cépage *Chardonnay*. *Syrah Villa* et *Colombier* sont situées en coteaux, sur le massif de la Clape, alors que *Narbonne* est une vigne de plaine, au pied de ce massif. Ces parcelles sont palissées en *Guyot*. Une acquisition d'image *Avion Jaune* (Tableau 1.1) a eu lieu sur ce domaine le 12 juillet 2007. Les données de fraction de couvert vert (*glcv*, Annexe A) sont des données de caractérisation de la variabilité intra-parcellaire, corrélées à la vigueur du couvert végétal. Ces données ont été produites par le logiciel OVERLAND (Infoterra France, SAS, 2006), par inversion de modèles de réflectance imbriqués (§ 1.2.1).

Pour limiter les effets de moirage dûs aux effets fréquentiels entre résolution spatiale de l'image (1 m) et taille de l'inter-rangs (environ 2 m), la résolution a été dégradée à 5 m par un filtre de convolution. Une segmentation initiale, utilisant l'algorithme de LPE avec un décalage d'inondation calculé par la méthode dégradée, a été appliquée sur ces trois parcelles : les résultats de segmentation sont illustrés Figure B.6, (b), (d) et (f). Enfin, le Tableau B.2 résume les différentes caractéristiques de chaque parcelle testée.

<i>N °</i>	Parcelles		Fraction de couvert vert			
	<i>Taille (ha)</i>	<i>Cépage</i>	<i>Min.</i>	<i>Max.</i>	<i>Moy.</i>	<i>Écart-Type</i>
<i>Syrah Villa</i>	1,14	Syrah	0,20	0,54	0,36	0,04
<i>Colombier</i>	0,70	Grenache	0,15	0,54	0,41	0,06
<i>Narbonne</i>	0,26	Chardonnay	0,24	0,59	0,32	0,05

TAB. B.2: Détails des parcelles sur lesquelles les cartes de fraction de couvert vert ont été testées.

B.2.2 Données de biomasse

La biomasse est une variable écophysiological. Elle permet, comme la fraction de couvert vert, de caractériser la variabilité intra-parcellaire, mais possède une dimension agronomique : c'est la quantité de matière produite par le couvert végétal par unité de surface. Pour la production de cette variable, quatre parcelles de blé tendre, situées sur des exploitations agricoles commerciales en Bourgogne, près de Dijon, ont été considérées. Les parcelles étudiées présentent des surfaces moyennes (Parcelles 1 et 2, entre 15 et 20 ha) à importantes (Parcelles 3 et 4, plus de 30 ha) pour ce bassin de production. Le Tableau B.3 résume les différentes caractéristiques de chaque parcelle expérimentale.

Des données de télédétection ont été collectées sur ces parcelles au cours de la saison culturale 2003 : les données utilisées sont issues d'un capteur CASI monté sur un avion. 11 bandes spectrales, centrées respectivement sur 444, 487, 555, 623, 668, 693, 716, 738, 783, 852, et 900 nm, ont été utilisées. La résolution spatiale des images obtenues est de 5 m. L'acquisition a été effectuée par l'Institut Cartographique de Catalunya (ICC), le 30 mai 2003, de sorte que le blé soit en période de floraison. Les données de biomasse à floraison (Figure B.7) ont été générées selon le modèle d'inversion biophysique présenté § 1.2.1.

Pour chaque parcelle, un variogramme expérimental du gradient morphologique de la carte de biomasse a été calculé. Les modèles exponentiels et sphériques (Webster et Oliver, 1990) ont été utilisés pour la modélisation des variogrammes expérimentaux. Les calculs variographiques ont été effectués sous le logiciel VESPER (Minasny et al., 2005). La performance de chaque modèle a

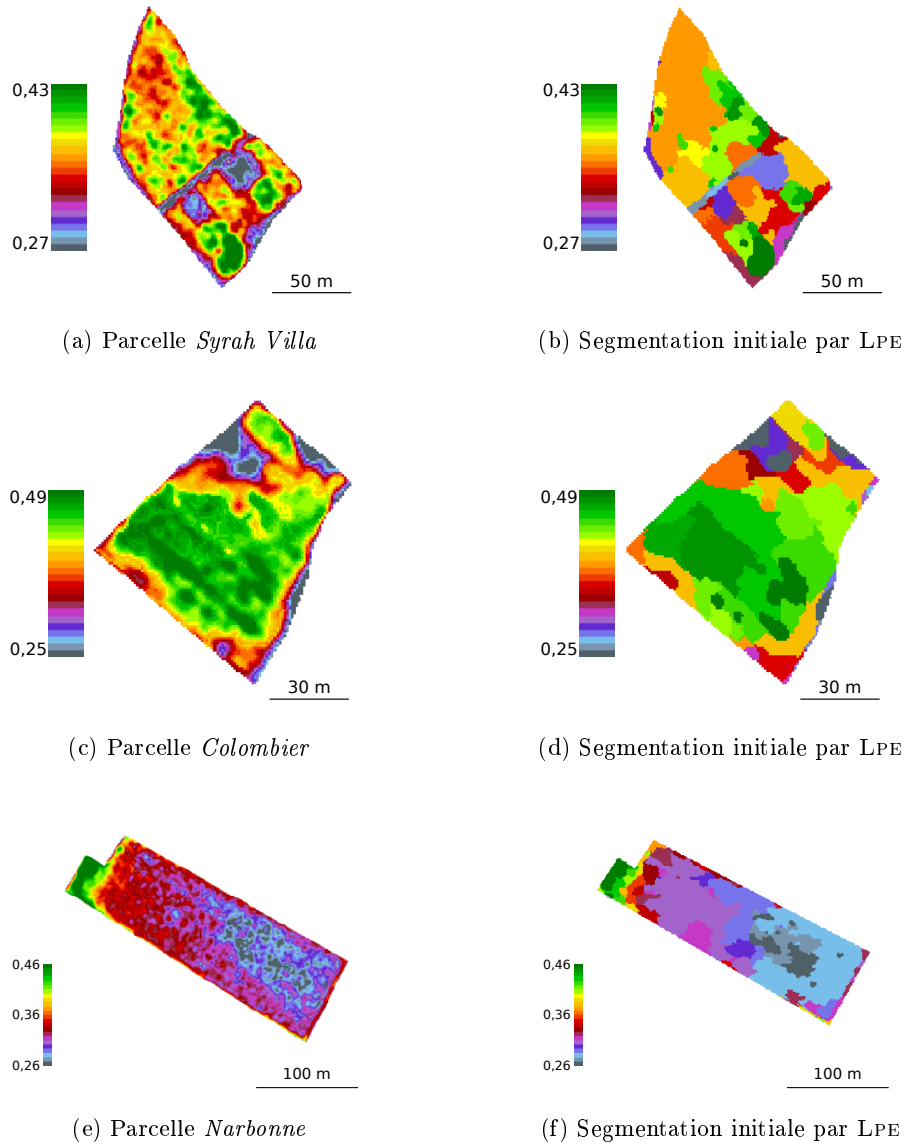


FIG. B.6: Les données de fraction de couvert vert sur trois parcelles de vigne. (a) Carte de fraction de couvert vert sur la parcelle *Syrah Villa*. (b) Segmentation initiale par LPE de *Syrah Villa*. (c) Carte de fraction de couvert vert sur la parcelle *Colombier*. (d) Segmentation initiale par LPE de *Colombier*. (e) Carte de fraction de couvert vert sur la parcelle *Narbonne*. (f) Segmentation initiale par LPE de *Narbonne*.

N °	Parcelles		Biomasse à floraison (t/ha)			
	Taille (ha)	Variété	Min.	Max.	Moy.	Écart-Type
1	15,3	Apache	3,67	11,25	8,45	1,54
2	17,5	Charger	4	16,21	10,25	3,39
3	30,3	Apache	1,65	13,15	9,67	1,38
4	69,5	Soissons	3,62	11,86	7,27	1,54

TAB. B.3: Détails des quatre parcelles d'expérimentation.

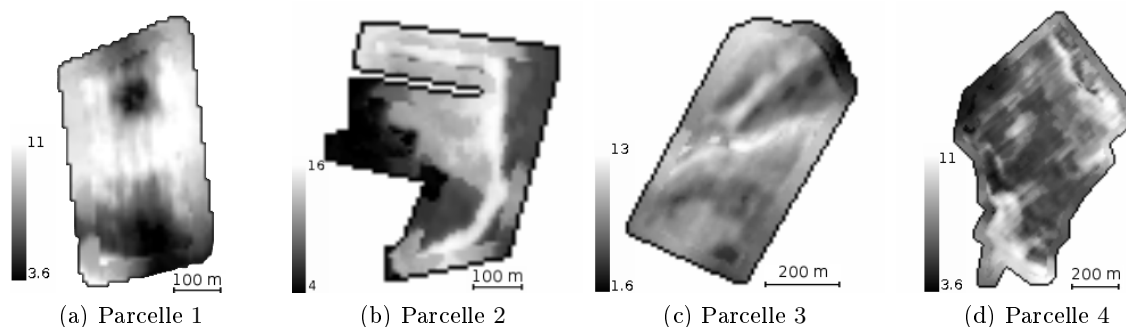


FIG. B.7: Cartes de biomasse à floraison (t/ha) pour les parcelles 1, 2, 3 et 4.

été déterminé par son erreur quadratique moyenne (RMSE). Les paramètres des modèles utilisés sont consignés dans le Tableau B.4. Pour chaque parcelle, les conditions de stationnarité ont été atteintes.

Parcelle	Modèle	h_{max} (m)	C_0	C_1	RMSE	Δ_f (t/ha)
1	Sphérique	550	1364,5	1243,9	121,0	0,56
2	Exponentiel	650	1769,9	1665,5	121,3	1,02
3	Exponentiel	800	577,2	1878,2	65,71	0,25
4	Exponentiel	1000	861,3	705,4	24,64	0,47

TAB. B.4: Résultats de la détermination de Δ_f par la méthode géostatistique pour les 4 parcelles testées.

B.2.3 Données de préconisation en troisième apport d'azote

La dernière variable produite pour tester les différentes méthodes proposées dans ce travail est un variable de préconisation agronomique : le troisième apport en azote, sur les cultures de blé tendre. Dans notre étude, deux parcelles, situées respectivement sur des exploitations agricoles commerciales du Nord et du Centre de la France, ont considérées. La préconisation de troisième apport d'azote est produite selon la chaîne de production présentée en Introduction (§ 1.2.1). Dans ces deux exemples, la production des cartes est basée sur l'exploitation de données issus du satellite SPOT-2, d'une résolution spatiale de 20 m. la Figure B.8 présente les deux cartes produites. Le Tableau B.5 résume les différentes caractéristiques de chaque parcelle testée.

N°	Parcelles		Dose d'azote (unités/ha)			
	Taille (ha)	Variété	Min.	Max.	Moy.	Écart-Type
5	10,19	Hysun	26,18	79	60,60	17,44
6	5,29	Sankara	38,35	79	56,48	12,70

TAB. B.5: Détails des parcelles sur lesquelles les cartes de préconisation en troisième apport d'azote ont été testées.

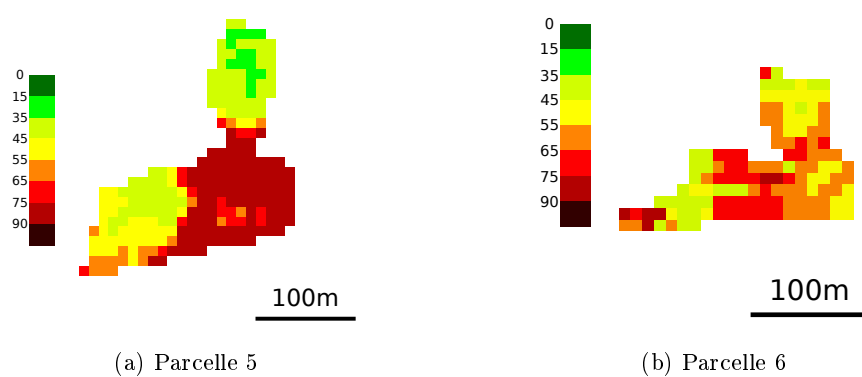


FIG. B.8: Cartes de préconisation de troisième apport d'azote sur blé tendre pour (a) la parcelle 5 et (b) la parcelle 6.

Annexe C

Intégration d'une interface de zonage dans le logiciel OVERLAND

Les algorithmes proposés pour le zonage et la calcul de l'opportunité de zonage ont été intégrés dans un module dédié du logiciel OVERLAND. La Figure C.1 propose une impression d'écran de ce module. Pour maximiser l'automatisation des calculs, la plupart des paramètres peuvent être définis pour une variable, un bassin de production agricole ou une exploitation à travers un profil (c).

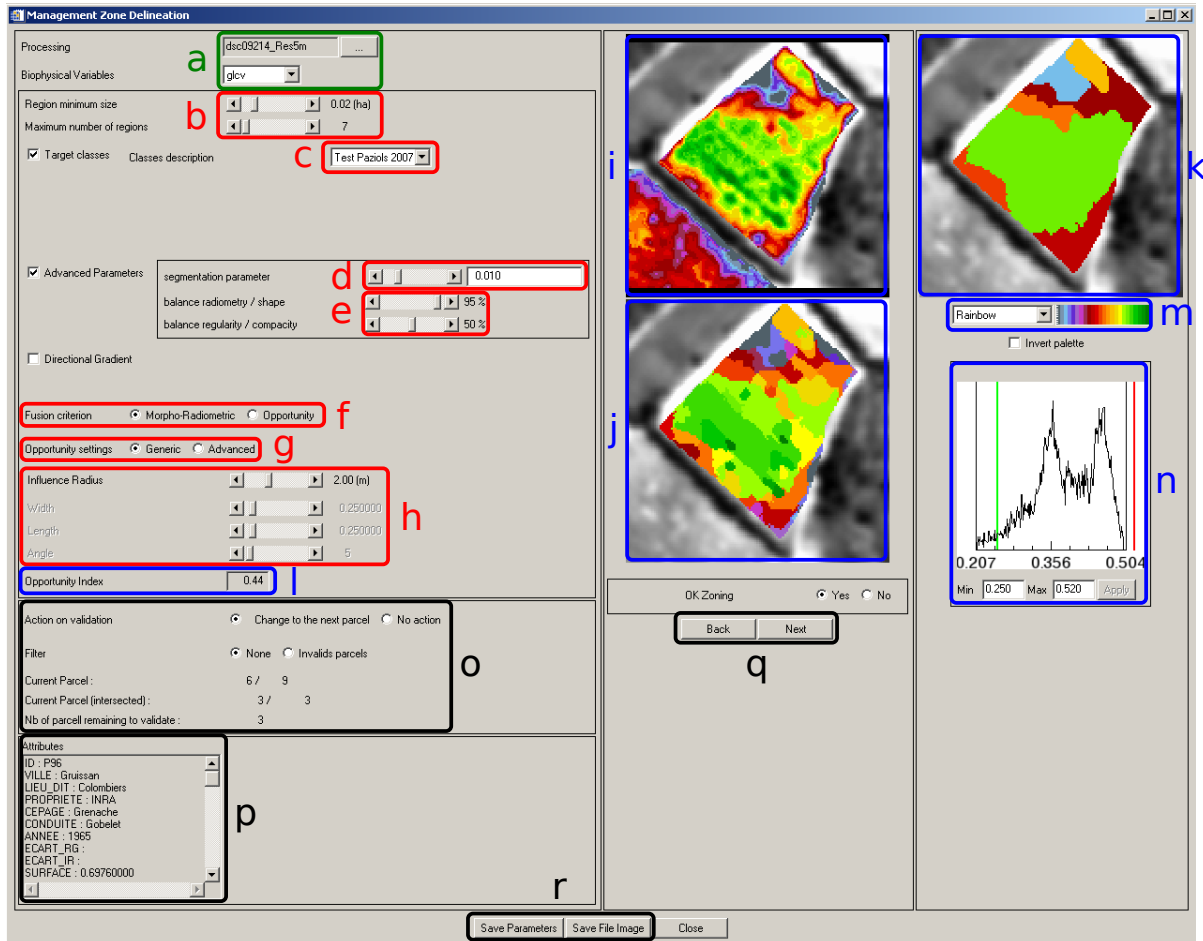


FIG. C.1: Impression d'écran de l'interface de segmentation intégrée au logiciel OVERLAND. *Chargement des données* : (a) Choix de la scène et de la variable biophysique. *Choix des contraintes* : (b) Définition de la taille minimale et du nombre maximal de zones. (c) Chargement des classes cibles (intégré dans un profil). *Paramétrage en mode avancé (optionnel)* : (d) Choix de la valeur de Δ_f . (e) Pondération du critère morpho-radiométrique. (f) Choix du critère de fusion. *Paramètres pour le calcul de l'opportunité* : (g) Choix du type d'empreinte spatiale (selon connaissance du sens du rang). (h) Définition de l'empreinte spatiale de la machine. *Visualisation* : (i) Image source. (j) Résultat de la LPE. (k) Résultat de zonage. (l) Indice d'opportunité de zonage. (m) Choix de l'échelle de couleur. (n) Histogramme de l'image source et choix de la normalisation. *Navigation* : (o) Compteurs des parcelles sur la scène traitée. (p) Attributs de la parcelle en cours de traitement. (q) Navigation entre les parcelles. (r) Export des résultats.

Annexe D

Liste des travaux

Article publié dans une revue internationale à comité de lecture

- [AI.1] Roudier, P., Tisseyre, B., Poilvé, H., and Roger, J. (2008). *Management zone delineation using a modified watershed algorithm*. Precision Agriculture 9 :233-250.

Articles publiés dans des conférences internationales à comité de lecture

- [CI.1] Roudier, P., Tisseyre, B., Poilvé, H., et Roger, J. (2007). *Management zone delineation based on remotely-sensed data*. In Stafford, J.V., éditeur, Precision agriculture '07 : Proceedings of the 6th European Conference on Precision Agriculture, pages 625–632, Skiathos, Grèce. Wageningen Academic Publishers, Pays-Bas.
- [CI.2] Douche, H., Roudier, P., Houdry, P., et Blondlot, A. (2008). *Farmstar : an operational remote sensing service for precision agriculture*. In 9th International Conference on Precision Agriculture, CD-ROM, Denver, USA.

Séminaire

- [S.1] Roudier, P. (2008). *Application of image segmentation techniques to precision agriculture*. Conférencier invité, Séminaire ARIANA, INRIA, Sophia-Antipolis, France.

Bibliographie

- Acevedo-Opazo, C., Tisseyre, B., and Guillaume, S. and Ojeda, H. (2008). The potential of high spatial resolution information to define within-vineyard zones related to vine water status. *Precision Agriculture*, 9(5) :285–302.
- Adamek, T. and O'Connor, N. (2007). Stopping region-based image segmentation at meaningful partitions. *Lecture Notes in Computer Science*, 4816 :15–27.
- Akkal, N., Jeuffroy, M., Meynard, J.-M., Boissard, P., Helbert, J., Valéry, P., and Lewis, P. (1997). Assessment of a method for estimating the nitrogen requirements of a wheat crop based on early estimate of cover fraction. In Stafford, J., editor, *Precision Agriculture'97*, volume 1, pages 405–412. SCI Agriculture and Environment Group.
- Angulo, J. and Serra, J. (2003). Color segmentation by ordered mergings. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 2, pages 125–128.
- Arbeláez, P. and Cohen, L. (2004). Segmentation d'images couleur par partitions de Voronoï. *Traitement du Signal*, 21(5) :407–421.
- Baatz, M. and Schäpe, A. (2000). Multiresolution segmentation : an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation. In Strobl, J., Blaschke, T., and Greisebener, G., editors, *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII, Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg*, volume 200, pages 12–23, Herbert Wichmann Verlag, Karlsruhe.
- Bachmaier, M. and Gandorfer, M. (2008). A conceptual framework for judging the precision agriculture hypothesis with regard to site-specific nitrogen application. *Precision Agriculture*.
- Baret, F. (1999). Potentiel de la télédétection pour l'agriculture de précision. In *L'enjeu français de l'agriculture de précision. Hétérogénéité parcellaire et gestion des intrants.*, pages 8–11, Salon International du Machinisme Agricole, Villepinte, France.
- Baum, L., Petrie, T., Soules, G., and Weiss, N. (1970). A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains. *Annals of Mathematical Statistics*, 41(1) :164–171.
- Berberoglu, S. and Curran, P. (2006). *Remote sensing image analysis : including the spatial domain*, chapitre Merging spectral and textural information for classifying remotely sensed images, pages 113–136. Springer.
- Beucher, B. and Lantuejoul, C. (1979). Use of watersheds in contour detection. In *Proceedings of the international workshop on image processing : real-time and motion detection/estimation*, Rennes, France.

- Beucher, S. and Meyer, F. (1992). *Mathematical Morphology in Image Processing*, chapitre The morphological approach of segmentation : the watershed transformation, pages 433–482. Marcel Dekker, New York.
- Blaschke, T. and Strobl, J. (2001). What’s wrong with pixels ? some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GeoBIT/GIS*, 6 :34–39.
- Bleau, A. and Joshua Leon, L. (2000). Watershed-based segmentation and region merging. *Computer Vision and Image Understanding*, 77 :317–370.
- Bloch, I. (2005). *Le traitement des images*, volume 1, chapitre Morphologie mathématique, pages 95–126. Département TSI — Télécom Paris. Disponible sur <http://www.tsi.enst.fr/~bloch/ANIM/poly-anim-t1.pdf> (Vérifié le 12/09/2008).
- Blondlot, A., Gate, P., and Poilvé, H. (2005). Providing operational nitrogen recommendations to farmers using satellite imagery. In Stafford, J., editor, *Precision agriculture '05 : Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*, pages 345–352, Uppsala, Sweden. Wageningen Academic Publishers.
- Bongiovanni, B. and Lowenberg-Deboer, J. (2004). Precision agriculture and sustainability. *Precision Agriculture*, 5 :359–387.
- Brisco, B., Brown, R., Hirose, T., McNairn, H., and Staenz, K. (1998). Precision agriculture and the role of remote sensing : a review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 24(3) :315–327.
- Carbonneau, A. (1995). La surface foliaire exposée potentielle. Guide pour sa mesure. *Le Progrès Agricole et Viticole*, 112(9) :204–212.
- Chang, J., Clay, D., Carlson, C., Clay, S., Malo, D., Bers, R., Kleinjan, J., and Wiebold, W. (2003). Different techniques to identify management zones impact nitrogen and phosphorus sampling variability. *Agronomy Journal*, 95 :1550–1559.
- Cheng, H., Jiang, X., Sun, Y., and Wang, J. (2001). Color image segmentation : Advances and prospects. *Pattern Recognition*, 34(12) :2259–2281.
- Cocquerez, J.-P., Philipp, S., Montenvert, A., Graffigne, C., Chassery, J.-M., and Bolon, P. (1995). *Analyse d’images : filtrage et segmentation*. Masson.
- Commission des comptes de l’agriculture de la nation, . (2008). Les comptes nationaux provisoires de l’agriculture en 2007. Disponible sur <http://agreste.agriculture.gouv.fr/>.
- Coquil, B. and Bordes, J. (2005). Farmstar : an efficient decision support tool for near real time crop management from satellite images. In Stafford, J., editor, *Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*, pages 873–880. Wageningen Academic Publishers, Netherlands.
- Coquil, B. and Poilvé, H. (2001). Value added remote sensing information products for precision farming. In Blackmore, S. and Grenier, G., editors, *Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture*, pages 181–186, Montpellier, France. École Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.
- Cox, S. (2002). Information technology : the global key to precision agriculture and sustainability. *Computers and Electronics in Agriculture*, 36(93) :93–111.

- Cross, A. and Mason, D. (1988). Segmentation of remotely-sensed images by a split-and-merge process. *International Journal of Remote Sensing*, 9(8) :1329–1345.
- Dale, M., Allison, L., and Dale, P. (2007). Segmentation and clustering as complementary sources of information. *Acta Oecologica*, 31 :193–202.
- De Jong, S., Van der Meer, F., and Clevers, J. (2006). *Remote sensing image analysis : including the spatial domain*, chapitre Basics of remote sensing, pages 1–15. Springer.
- de Oliveira, R., Whelan, B., McBratney, A., and Taylor, J. (2007). Yield variability as an index supporting management decisions : YIELD_{EX}. In Stafford, J., editor, *Precision agriculture '07 : Proceedings of the 6th European Conference on Precision Agriculture*, pages 281–288, Skiathos, Greece. Wageningen Academic Publishers, The Netherlands.
- Delgado, J., Shaffer, M., Hu, C., Lavado, R., Cueto-Wong, J., Joosse, P., Sotomayor, D., Colon, W., Folett, R., DelGrosso, S., Li, X., and Rimski-Korsakov, H. (2008). An index approach to assess nitrogen losses to the environment. *Ecological Engineering*, 32 :108–120.
- Delteil, D. (2000). évaluation sensorielle du profil gustatif des vins. *Revue des Œnologues*, 94 :21–23.
- Delyon, G., Galland, F., and Réfrégier, P. (2006). Minimal stochastic complexity image partitioning with unknown noise model. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(10) :3207–3212.
- Deriche, R. (1990). Fast algorithms for low-level vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(1) :78–87.
- Devereux, B., Amable, G., and Costa Posada, C. (2004). An efficient segmentation algorithm for landscape analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 6 :47–61.
- Diker, K., Heermann, D., and Brodahl, M. (2004). Frequency analysis of yield for delineating yield response zones. *Precision Agriculture*, 5 :435–444.
- Dirichlet, G. (1850). Über die reduktion der positiven quadratischen formen mit drei unbestimmten ganzen zahlen. *Journal für die Reine und Angewandte Mathematik*, 40 :209–227.
- Dobermann, A., Ping, J., Adamchuk, V., Simbahan, G., and Ferguson, R. (2003). Classification of crop yield variability in irrigated production fields. *Agronomy Journal*, 95 :1105–1120.
- Douche, H., Roudier, P., Houdry, P., and Blondlot, A. (2008). Farmstar : an operational remote sensing service for precision agriculture. In 9th *International Conference on Precision Agriculture*, Denver, USA.
- Dubois, D. and Prade, H. (1985). *Théorie des possibilités. Applications à la représentation des connaissances en informatique*. Paris, France.
- Fairfield Smith, H. (1938). An empirical law describing heterogeneity in the fields of agricultural crops. *Journal of Agricultural Science*, 28 :1–23.
- Feret, J.-B., François, C., Asner, G., Gitelson, A., Martin, R., Bidel, L., Ustin, S., le Maire, G., and Jacquemoud, S. (2008). Prospect-4 and 5 : Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sensing of Environment*, 112(6) :3030–3043.

- Fleming, K., Westfall, D. G., Wiens, D., and Brodahl, M. (2000). Evaluating farmer defined management zone maps for variable rate fertilizer application. *Precision Agriculture*, 2 :201–215.
- Fraisse, C., Sudduth, K., Kitchen, N., and Fridgen, J. (1999). Use of unsupervised clustering algorithms for delineating within-field management zones. In *ASAE International Meeting*, Toronto, Canada. Paper 993043.
- Franklin, S. E. and Wilson, B. A. (1992). A three-stage classifier for remote sensing of mountain environments. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 58 :449–454.
- Fridgen, J., Fraisse, C., Kitchen, N., and Sudduth, K. (2000). Delineation and analysis of site-specific management zones. In Petoskey, B. J., editor, *Proceedings of the 2nd International Conference on Geospatial Information in Agriculture and Forestry*, pages 402–411, Lake Buena Vista, Florida, USA. ERIM International, Inc.
- Fridgen, J., Kitchen, N., Sudduth, K., Drummond, S., Wiebold, W., and Fraisse, C. (2004). Management Zone Analyst (MZA), software for subfield management zone delineation. *Agronomy Journal*, 96 :100–108.
- Frogbrook, Z. L. and Oliver, M. A. (2007). Identifying management zones in agricultural fields using spatially constrained classification of soil and ancillary data. *Soil Use and Management*, 23 :40–51.
- Frohn, R. (2006). The use of landscape pattern metrics in remote sensing image classification. *International Journal of Remote Sensing*, 27(9-10) :2025–2032.
- Godwin, R. and Miller, P. (2003). A review of the technologies for mapping within-field variability. *Biosystems Engineering*, 84(4) :393–407.
- Godwin, R., Wood, G., Taylor, J., Knight, S., and Welsh, J. (2003). Precision farming of cereal crops : a review of a six year experiment to develop management guidelines. *Biosystems Engineering*, 84(4) :375–391.
- Goovaerts, P. (1997). *Geostatistics for natural resources evaluation*. Applied geostatistics. Oxford University Press, New York, USA.
- Goutouly, J., Drissi, R., Forget, D., and Gaudillère, J. (2006). Caractérisation de la vigueur de la vigne par l'indice ndvi mesuré au sol. In *Actes du VI^e Congrès International des Terroirs Viticoles*, pages 292–297, Bordeaux, France.
- Grimaud, M. (1992). A new measure of contrast : Dynamics. In *Proceedings of Image Algebra and Morphological Processing*, volume Proc. SPIE 1769, pages 292–305, San Diego, California, USA.
- Hall, A., Lamb, D., Holzapfel, B., and Louis, J. (2002). Optical remote sensing applications in viticulture - a review. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 8(1) :36–47.
- Haris, K., Efstratiadis, S. N., and Maglaveras, N. (1998). Watershed-based image segmentation with fast region merging. In *ICIP (3)*, pages 338–342.
- Hatfield, J. L., Gitelson, A., Schepers, J., and Walthall, C. L. (2008). Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. *Agronomy Journal*, 100 :117–131.

- Hornung, A., Khosla, R., Reich, R., Inman, D., and Westfall, D. G. (2006). Comparison of site-specific management zones : Soil-color-based and yield-based. *Agronomy Journal*, 98 :407–415.
- Infoterra France, SAS (2005). Overland Thematic Processor. Version 1.0.1. Toulouse, France.
- Infoterra France, SAS (2006). Overland user’s manual. Toulouse, France.
- Jacquemoud, S. and Baret, F. (1990). Prospect : A model of leaf optical properties spectra. *Remote Sensing of Environment*, 34(2) :75–91.
- Jain, A., Murty, M., and Flynn, P. (1999). Data clustering : A review. *ACM Computing Surveys*, 31(3) :316–323.
- Jalba, A., Wilkinson, M., and Roerdink, J. B. T. M. (2004). Automatic segmentation of diatom images for classification. *Microscopy Research and Technique*, 62 :72–85.
- Jaynes, D., Colvin, T., and Kaspar, T. (2005). Identifying potential soybean management zones from multi-year yield data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 46 :309–327.
- Journel, A. and Huijbregts, C. (1978). *Mining geostatistics*. Academic Press, New York, USA.
- Ketting, R. and Landgrebe, D. (1976). Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects. *IEEE Transactions on Geoscience and Electronics*, GE-14(1) :19–26.
- Khosla, R., Fleming, K. L., Delgado, J. A., Shaver, T. M., and Westfall, D. G. (2002). Use of site-specific management zones to improve nitrogen management for precision agriculture. *Journal of Soil Water Conservation*, 57 :513–518.
- Khosla, R., Inman, D., Westfall, D. G., Reich, R. M., Frasier, M., Mzuku, M., Koch, B., and Hornung, A. (2008). A synthesis of multi-disciplinary research in precision agriculture : site-specific management zones in the semi-arid western Great Plains of the USA. *Precision Agriculture*, 9(1-2) :85–100.
- Kimball, S., Mattis, P., and contributors (2007). The Gimp : GNU Image Manipulation Program.
- King, J., Dampney, P., Lark, R., Wheeler, H., Bradley, R., and Mayr, T. (2005). Mapping potential crop management zone within fields : use of a yield-map series and patterns of soil physical properties identified by electromagnetic induction sensing. *Precision Agriculture*, 6 :167–181.
- Kitchen, N., Sudduth, K., Myers, D., Drummond, S., and Hong, S. (2005). Delineating productivity zones on claypan soil fields using apparent soil electrical conductivity. *Computers and Electronics in Agriculture*, 46 :285–308.
- Kneizys, F. X., Shettle, E. P., Abreu, L. W., Chetwynd, J. H., Anderson, G. P., Gallery, W. O., Selby, J. E. A., and Clough, S. A. (1988). Users guide to LOWTRAN7. Environmental Research Papers 1010, Air Force Geophysics Laboratory, Hanscom AFB, Massachusetts, USA. AFGL-TR-88-0177.
- Lark, R. (1998). Forming spatially coherent regions by classification of multi-variate data : an example from the analysis of maps of crop yield. *International Journal of Geographical Information Science*, 12 :83–98.

- Lark, R. (2001). Some tools for parsimonious modelling and interpretation of within-field variation of soil and crop systems. *Soil and Tillage Research*, 58 :99–111.
- Lark, R. and Stafford, J. (1997). Classification as a first step in the interpretation of temporal and spatial variation of crop yield. *Annals of Applied Biology*, 130(1) :111–121.
- Leclerc, Y. (1989). Constructing simple stable descriptions for image partitioning. *International Journal of Computer Vision*, 3(1) :73–102.
- Li, X., Pan, Y., Zhang, C., Liu, L., and Wang, J. (2005). A new algorithm on delineation of management zone. In *Proceedings of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 1, pages 4–8, Seoul, South Korea. IEEE International.
- Li, Y., Shi, Z., Li, F., and Li, H. (2007). Delineation of site-specific management zones using fuzzy clustering analysis in a coastal saline land. *Computers and Electronics in Agriculture*, 56(2) :174–186.
- Lobo, A. (1997). Image segmentation and discriminant analysis for the identification of land cover units in ecology. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5) :1–11.
- Lobo, A., Chic, O., and Casterad, A. (1996). Classification of Mediterranean crops with multisensor data : per-pixel *versus* per-object statistics and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 17(12) :2385–2400.
- Lu, D. and Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5) :823–870.
- Malpica, N., Ortuño, J. E., and Santos, A. (2003). A multichannel watershed-based algorithm for supervised texture segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 24(9-10) :1545–1554.
- Marthon, P., Baci, B., and Cubero-Castan, E. (1994). Finding the structure of a satellite image. In *Proceedings of European Symposium on Satellite Remote Sensing, Image and Signal Processing for Remote Sensing*, volume Proc. SPIE 2315, pages 669–679, Rome, Italy.
- Martin, A., Laanaya, H., and Arnold-Bos, A. (2006). Evaluation for uncertain image classification and segmentation. *Pattern Recognition*, 39 :1987–1995.
- Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic Geology*, 58 :1246–1266.
- McBratney, A. and Taylor, J. (2000). PV or not PV? In *Proceedings of the 5th International Symposium on Cool Climate Viticulture and Oenology.*, Melbourne, Australia.
- McBratney, A., Whelan, B., Ancev, T., and Bouma, J. (2005). Future directions of precision agriculture. *Precision Agriculture*, 6 :7–23.
- McBratney, A. B. and de Gruijter, J. J. (1992). A continuum approach to soil classification by modified fuzzy k-means with extragrades. *European Journal of Soil Science*, 43(1) :159–175.
- McCann, B., Pennick, D., van Kessel, C., and Walley, F. (1996). The development of management units for site-specific farming. In Robert, P., editor, *Proceedings of the 3rd International Conference on Site-Specific Management for Agricultural Systems*, pages 295–302, Madison, USA.

- Meyer, F. (1996). The dynamics of minima and contours. In Maragos, P., Schafer, R., and Butt, M., editors, *ISMM'96, Mathematical Morphology and its Applications to Signal Processing*, pages 329–336, Atlanta, USA. Kluwer Academic Publishers.
- Meyer, F. and Beucher, S. (1990). Morphological segmentation. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 1(1) :21–46.
- Miao, Y., D.J., M., and Robert, P. (2005). Combining soil-landscape and spatial-temporal variability of yield information to delineate site-specific management zones. In Stafford, J., editor, *Precision Agriculture'05, Proceedings of the Fifth European Conference on Precision Agriculture*, pages 811–818, Uppsalla, Sweden. Wageningen Academic Publishers.
- Minasny, B. and McBratney, A. (2002). FuzME version 3.0. Australian Centre for Precision Agriculture, The University of Sydney. Available for download at <http://www.usyd.edu.au/su/agric/acpa/>.
- Minasny, B., McBratney, A., and Whelan, B. (2005). Vesper version 1.62. Australian Centre for Precision Agriculture, McMillan Building A05, The University of Sydney, NSW 2006.
- Mitchell, D., Palmer, A., Duncan, D., McGowen, I., and Jenkins, J. (2004). Predicting plant available water by remote and proximal sensing. In *SuperSoil 2004 : 3rd Australian New Zealand Soils Conference*, University of Sydney, Australia.
- Moran, M., Inoue, Y., and Barnes, E. (1997). Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. *Remote Sensing of Environment*, 61 :319–346.
- Najman, L. and Schmitt, M. (1996). Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(12) :1163–1173.
- Nehmdahl, H. and Greve, M. (2001). Using soil electrical conductivity measurements for delineating management zones on highly variable soils in Denmark. In Blackmore, S. and Grenier, G., editors, *Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture*, pages 461–466, Montpellier, France. École Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.
- Noyel, G., Angulo, J., and Jeulin, D. (2007). Morphological segmentation of hyperspectral images. *Image Anal Stereol*, 26 :101–109.
- Odeh, I. O. A., Chittleborough, D. J., and McBratney, A. B. (1992). Soil pattern recognition with fuzzy-c-means : Application to classification and soil-landform interrelationships. *Soil Science Society of America Journal*, 56(2) :505–516.
- Oliver, M. and Webster, R. (1989). A geostatistical basis for spatial weighting in multivariate classification. *Mathematical Geology*, 21 :15–35.
- Ortega, R. and Santibañez, O. (2007). Determination of management zone in corn (*Zea mays* l.) based on fertility. *Computers and Electronics in Agriculture*, 58 :49–59.
- Pal, R. and Pal, K. (1993). A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 26(9) :1277–1294.
- Paoli, J.-N. (2005). *Fusion de données spatialisées. Application à la viticulture de précision*. Thèse de Doctorat, École Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.

- Paoli, J.-N., Strauss, O., Tisseyre, B., Roger, J., and Guillaume, S. (2007). Spatial data fusion for qualitative estimation of fuzzy request zones : application on precision viticulture. *Fuzzy Sets and Systems*, 158 :535–554.
- Patino, L. (2005). Fuzzy relations applied to minimize over segmentation in watershed algorithms. *Pattern Recognition Letters*, 26(6) :819–828.
- Pichel, J., Singh, D., and Rivera, F. (2006). Image segmentation based on merging of sub-optimal segmentations. *Pattern Recognition Letters*, 27(10) :1105–1116.
- Ping, J. and Dobermann, A. (2003). Creating spatially contiguous yield classes for site-specific management. *Agronomy Journal*, 95 :1121–1131.
- Poilvé, H. and Saint-Aubert, P. (1998). Remote sensing for precision soil and crop management. In *Proceedings of the International Fertilizer Society*, number 420.
- Pringle, M., McBratney, A., and Taylor, J. (2003). A preliminary approach to assessing the opportunity for site-specific crop management in a field, using yield sensor data. *Agricultural Systems*, 76 :273–292.
- Reeves, R., Estes, J., Bertke, S., and Sailer, C. (1983). *Manual of remote sensing*, volume 1, chapitre The development and principles of remote sensing, pages 1–35. American Society of Photogrammetry, 2 edition.
- Research Systems, Inc. (2005). ENVI version 4.2, the environment for visualizing images.
- Rider, T., Vogel, J., Dille, A., Dhuyvetter, K., and Kastens, T. (2006). An economic evaluation of site-specific herbicide application. *Precision Agriculture*, 7 :379–392.
- Rissanen, J. (1978). Modeling by shortest data description. *Automatica*, 14 :465–471.
- Rivest, J.-F., Soille, P., and Beucher, S. (1993). Morphological gradients. *Journal of Electronic Imaging*, 2(4) :326–336.
- Robert, P. (2000). L'agriculture de précision : les verrous liés à la technologie et à la gestion agromique. In *Agriculture de précision : Avancées de la recherche technologique et industrielle*, pages 11–29, Dijon, France. Educagri éditions.
- Robert, P. (2002). Precision agriculture : a challenge for crop nutrition management. *Plant and Soil*, 247(1) :143–149(7).
- Roberts, L. (1965). *Optical and electro-optical information processing*, chapitre Machine perception of three-dimensional solids, pages 159–197. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA.
- Roman-Roldanm, R., Gomez-Lopera, J., Atae-Allah, C., Martinez-Aroza, J., and Luque-Escamilla, P. (2001). A measure of quality for evaluating methods of segmentation and edge detection. *Pattern Recognition*, 34 :969–980.
- Roudier, P., Tisseyre, B., Poilvé, H., and Roger, J. (2007). Management zone delineation based on remotely-sensed data. In Stafford, J., editor, *Precision agriculture '07 : Proceedings of the 6th European Conference on Precision Agriculture*, pages 625–632, Skiathos, Greece. Wageningen Academic Publishers, The Netherlands.

- Rousseau, J. and Delteil, D. (2000). Présentation d'une méthode d'analyse sensorielle des raisins. principe, méthode et grille d'interprétation. *Revue Française d'Œnologie*, 183 :10–13.
- Salerno, O., Pargas, M., Vilaplana, V., and Marquès, F. (2004). Object recognition based on binary partition trees. In *ICIP'04 : Proceedings of the International Conference on Image Processing*, volume 2, pages 929–932.
- Schepers, A., Shanahan, J., Liebig, M., Schepers, J., Johnson, S., and Luchiari Jr., A. (2004). Appropriateness of management zone for characterizing spatial variability of soil properties and irrigated corn yields across years. *Agronomy Journal*, 96 :195–204.
- Schiewe, J., Tufte, L., and Ehlers, M. (2001). Potential and problems of multi-scale segmentation methods in remote sensing. *GeoBIT/GIS*, 6 :34–39.
- Searcy, S. (1994). Engineering systems for site-specific management : opportunities and limitations. In *Proceedings of Site-Specific Management for Agricultural Systems - 2nd International Conference*, pages 603–612, Madison, WI, USA, American Society of Agronomy.
- Seelan, S., Laguette, S., Casady, G., and Seielstad, G. (2002). Remote sensing applications for precision agriculture : a learning community approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 36 :113–132.
- Serra, J. (1982). *Image analysis and mathematical morphology*. Academic Press, New York, USA.
- Shatar, T. and McBratney, A. (2001). Subdividing a field into contiguous management zones using a k-zone algorithm. In Blackmore, S. and Grenier, G., editors, *Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture*, pages 115–120, Montpellier, France. École Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.
- Silva, T. and Bigg, G. (2005). Computer-based identification and tracking of antarctic icebergs in SAR images. *Remote Sensing of Environment*, 94 :287–297.
- Simbahan, G. and Dobermann, A. (2006). An algorithm for spatially constrained classification of categorical and continuous soil properties. *Geoderma*, 136 :504–523.
- Sobel, I. (1978). Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. *Computer Graphics and Image Processing*, 8 :127–135.
- Song, M., Civco, D., and Hurd, J. (2005). A competitive pixel-object approach for land cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(22) :4981–4997.
- SSHA (1998). *Évaluation sensorielle : manuel méthodologique*. Lavoisier, Paris, France.
- Stafford, J., Lark, R., and Bolam, H. (1998). Using yield maps to regionalize fields into management units. In *Proceedings of the 4th International Conference on Site-Specific Management for Agricultural Systems*, pages 225–237, Madison, USA.
- Stewart, C. and McBratney, A. (2001). Using bare soil imagery to determine management zones for the variable-rate application of inputs for cotton. In Blackmore, S. and Grenier, G., editors, *Proceedings of the 3rd European Conference on Precision Agriculture*, pages 319–324, Montpellier, France. École Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.

- Stoorvogel, J. and Bouma, J. (2005). Precision agriculture : the solution to control nutrient emissions? In Stafford, J., editor, *Precision agriculture '05 : Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*, pages 47–55, Uppsala, Sweden. Wageningen Academic Publishers.
- Taylor, J. (2004). *Digital terroirs and precision viticulture*. Thèse de Doctorat, University of Sydney.
- Taylor, J., McBratney, A., and Whelan, B. (2007). Establishing management classes for broadacre agricultural production. *Agronomy Journal*, 99 :1366–1376.
- Taylor, J., Tisseyre, B., Bramley, R., and Reid, A. (2005). A comparison of the spatial variability of vineyard yield in european and australian production systems. In Stafford, J., editor, *Precision agriculture '05 : Proceedings of the 5th European Conference on Precision Agriculture*, pages 907–914, Uppsala, Sweden. Wageningen Academic Publishers.
- Taylor, J. and Whelan, B. (2005). A general introduction to precision agriculture. Part of GRDC Strategic Initiative on PA (SIP09). Disponible sur <http://www.usyd.edu.au/su/agric/acpa/au02/03/2006>.
- Taylor, J., Wood, G., Earl, R., and Godwin, R. (2003). Soil factors and their influence on within-crop variability. part ii : Spatial analysis and determination of management zones. *Biosystems Engineering*, 84(4) :441–453.
- Tisseyre, B. and McBratney, A. (2008). A technical opportunity index based on mathematical morphology for site-specific management : an application to viticulture. *Precision Agriculture*, 9(1-2) :101–113.
- Tozer, P. and Isbister, I. (2007). Is it economically feasible to harvest by management zone? *Precision Agriculture*, 8 :151–159.
- Tschumperlé, D. (2006). Fast anisotropic smoothing of multi-valued images using curvature-preserving PDE's. *International Journal of Computer Vision*, 68(1) :65–82.
- Tso, B. and Mather, P. (2001). *Classification Methods for Remotely Sensed Data*. Taylor and Francis Inc, New York.
- Tso, B. and Olsen, R. (2005). Combining spectral and spatial information into hidden Markov models for unsupervised image classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(10) :2113–2133.
- Vaissade, C. (2008). Mise en place d'un service de télédétection en viticulture. Mémoire de fin d'études, Montpellier SupAgro.
- Vanden Heuvel, R. (1996). The promise of precision agriculture. *Journal of Soil and Water Conservation*, 51(1) :38.
- Verhoef, W. (1984). Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling : the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16(2) :125–141.
- Vidal, I., Longeri, L., and Hetier, J. (1999). Nitrogen uptake and chlorophyll meter measurements in spring wheat. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 55 :1–6.

- Vincent, L. and Soille, P. (1991). Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(6) :583–598.
- Voronoi, G. (1907). Nouvelles applications des paramètres continus à la théorie des formes quadratiques. *Journal für die Reine und Angewandte Mathematik*, 133 :97–178.
- Vrindts, E., Mouazen, A., Reyniers, M., Maertens, K., Maleki, M., Ramon, H., and de Baerde-maeker, J. (2005). Management zones based on correlation between soil compaction, yield and crop data. *Biosystems Engineering*, 92(4) :419–428.
- Walter, V. (2004). Object-based classification of remote sensing data for change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58 :225–238.
- Wang, L., Sousa, W., and Gong, P. (2004). Integration of object-based and pixel-based classifica-tion for mapping mangroves with IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(24) :5655–5668.
- Webster, R. and Oliver, M. (1990). *Statistical methods in soil and land resource survey*. Oxford University Press, New York, USA.
- Weiss, M. and Baret, F. (1999). Evaluation of canopy biophysical variable retrieval perfor-mances from the accumulation of large swath satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 70(3) :293–306.
- Welsh, J., Wood, G., Godwin, R., Taylor, J., Earl, R., Blackmore, S., and Knight, S. (2003). Developing strategies for spatially variable nitrogen application in cereals, Part II : Wheat. *Biosystems Engineering*, 84(4) :495–511.
- Whelan, B. (2001). Moving to PA management in the grains industry. In *Proceedings of the Geospatial Information and Agriculture Conference.*, pages 406–416, Sydney, Australia. NSW Agriculture.
- Whelan, B. and McBratney, A. (2000). The “null hypothesis” of precision agriculture manage-ment. *Precision Agriculture*, 2(3) :265–279.
- Whelan, B. and McBratney, A. (2003). Definition and interpretation of potential management zones in australia. In *Proceedings of the 11th Australian Agronomy Conference*, Geelong, Victoria. Australian Society of Agronomy.
- Wolf, S. and Wood, S. (1997). Precision farming : Environmental legitimation, commodification of information, and industrial coordination. *Rural Sociology*, 62(2) :180–206.
- Wu, L., Letey, J., French, C., Wood, Y., and Birkle, D. (2005). Nitrate leaching hazard index developed for irrigated agriculture. *Journal of Soil and Water Conservation*, 4 :90A–95A.
- Yang, C. and Anderson, L. (1996). Determining within-field management zones for grain sorghum using aerial videography. In *Proceedings of the 26th International Symposium on Remote Sensing of Environment*, pages 606–611, Tucson, USA.
- Yang, C., Everitt, J., and Bradford, J. (2001). Comparison of uniform and variable rate nitrogen and phosphorus fertilizer application for grain sorghum. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, 44(2) :201–209.

Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8 :338–353.

Zhang, N. and Taylor, R. (2000). Applications of a field-level geographic information system (FIS) in precision agriculture. In *Proceedings of the 5th International Conference on Precision Agriculture*.