



HAL
open science

Développements en Automatique pour les Equipements Agricoles

Gilles Rabatel

► **To cite this version:**

Gilles Rabatel. Développements en Automatique pour les Equipements Agricoles. Sciences de l'environnement. Habilitation à diriger des recherches, Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal Université Montpellier II, 2003. tel-02581377

HAL Id: tel-02581377

<https://hal.inrae.fr/tel-02581377>

Submitted on 14 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.

ACADEMIE DE MONTPELLIER

Université Montpellier II

Sciences et Techniques du Languedoc

Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches

Section 61

(Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal)

présenté par

Gilles RABATEL

Le 28 janvier 2003

**Développements en Automatique
pour les Equipements Agricoles**

JURY

Michel DHOME	Directeur de Recherche CNRS, LASMEA	Rapporteur
Bruno JOUVENCEL	Professeur, Université Montpellier II	Rapporteur
Dominique MEIZEL	Professeur, Université de Technologie de Compiègne	Rapporteur
Patrick RIVES	Directeur de Recherche, INRIA	Rapporteur
Marie-José ALDON	Chargée de Recherche CNRS, LIRMM	Examineur
Véronique BELLON-MAUREL	Ingénieur du GREF	Examineur

Résumé

Les disciplines de l'Automatique ont depuis de nombreuses années un rôle important à jouer dans la conception des nouveaux équipements agricoles. Les travaux de recherche présentés ici en donnent l'illustration dans deux domaines : vision numérique d'une part (collecte d'informations de terrain, conduite de tâches automatisées), mise en oeuvre de capteurs de positionnement pour le guidage et la localisation sur la parcelle d'autre part.

En vision numérique, les difficultés propres à l'environnement agricole (conditions d'éclairage, complexité des scènes) nous ont amené à développer plusieurs approches successives: recherche d'une différenciation spectrale maximale, procédures d'acquisition spécifiques, introduction de connaissances a priori sur la forme des objets recherchés pour guider la segmentation. Ce dernier point constitue le cœur de nos recherches actuelles, notamment à travers la mise en œuvre de modèles déformables paramétriques, et l'analyse symbolique des contours afin de générer des hypothèses d'appariement.

En guidage et localisation, la principale problématique abordée concerne la fusion de données multicapteurs. Plusieurs exemples de combinaisons de capteurs extéroceptifs et proprioceptifs sont présentés. En particulier, une méthode originale de couplage serré de données GPS et estime a été développée.

Remerciements

Solliciter une Habilitation à Diriger des Recherches est une étape importante dans la vie d'un chercheur. Dans le cas présent, cette démarche s'appuie sur une quinzaine d'années d'activités, et remercier tous ceux qui, à un moment ou un autre, ont contribué à son aboutissement, est un exercice hélas perdu d'avance !...

Je le tenterai quand même, en commençant par ceux des premières heures, Pierre Baylou, directeur de thèse avisé et combien chaleureux, et Francis Sevilla, mon responsable d'Unité jusqu'en 95, qui le premier m'a mis le pied à l'étrier en me confiant l'encadrement de doctorants. Je lui en suis aujourd'hui particulièrement reconnaissant.

Plus récemment, d'autres m'ont conseillé et soutenu activement dans la préparation de cette étape. Je citerai en particulier Claudine Schmidt-Lainé, Directrice Scientifique du Cemagref, dont les conseils et les encouragements m'ont été précieux, et Alain Fournier, professeur à l'Université Montpellier II, premier relecteur et correcteur du présent document. Qu'ils en soient ici remerciés chaleureusement.

Je remercie également très vivement Michel Dhome, Bruno Jouvencel, Dominique Meizel et Patrick Rives de l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux en acceptant d'en être rapporteurs, et du temps et du soin qu'ils ont consacré à cette tâche.

Un grand merci à Marie-José Aldon et Véronique Bellon, collaboratrices de longue date, pour l'amitié qu'elles m'ont fait en participant à ce jury, et pour tant d'autres choses au cours de ces années.

Quinze années d'activités de recherche, c'est aussi tout un environnement de travail et des collaborations quotidiennes, particulièrement lorsque ces activités s'appuient sur du développement de prototypes et des expérimentations de terrain. Je ne saurais citer ici tous mes collègues informaticiens, électroniciens, mécaniciens : ils se reconnaîtront. Il en est de même pour mes collègues du LIRMM, qu'il s'agisse de leurs apports scientifiques dans ces travaux, ou de leur accueil toujours chaleureux dans les activités d'enseignement où nous nous sommes côtoyés.

Enfin, je ne terminerai pas sans évoquer mes « thésards » : Aart, Nathalie, Frédéric, Pierre, Jean-Michel, Anne-Gaëlle, aujourd'hui Benoît... C'est sans doute avec eux que j'ai passé les heures les plus riches de ma vie scientifique : celles des discussions passionnées, celles où la solution cherchée se dérobe, celles où elle apparaît... Ce document leur est dédié.

TABLE DES MATIERES

AVANT-PROPOS	3
CURRICULUM VITAE.....	4
CHAPITRE 1 - SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS DE RECHERCHE	6
INTRODUCTION	6
<i>Aspects chronologiques et thématiques retenues</i>	6
<i>Perception de l'environnement et localisation : deux enjeux majeurs pour l'agriculture d'aujourd'hui</i>	6
THÉMATIQUE I : VISION NUMÉRIQUE EN ENVIRONNEMENT AGRICOLE.....	8
I.1 <i>Optimiser la pertinence des données photométriques acquises</i>	8
I.2 <i>Introduire des connaissances a priori dans la phase de segmentation</i>	13
THÉMATIQUE II : FUSION MULTI-CAPTEURS POUR LA LOCALISATION D'ENGINS MOBILES	25
II.1 <i>Fusion de données ultrasons-estime</i>	26
II.2 <i>Utilisation combinée de capteurs inertiels et vision</i>	27
II.3 <i>Fusion de données GPS-estime</i>	28
II. 4 <i>Fusion multi-capteurs : synthèse</i>	31
DISCUSSION ET PERSPECTIVES SCIENTIFIQUES	32
III-1 <i>Remarques générales</i>	32
III-2 <i>Vers une démarche globale de reconnaissance des formes végétales</i>	32
III.3 <i>Conclusion</i>	36
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES	38
ANNEXE A	40
CHAPITRE 2 - ENCADREMENT ET ANIMATION SCIENTIFIQUE	41
<i>Participation à la formation DEA du LIRMM</i>	41
<i>Co-encadrement de thèses</i>	41
<i>Fonctions d'animation scientifique au Cemagref</i>	43
CHAPITRE 3 - PUBLICATIONS ET TRAVAUX.....	44
<i>Mémoire de thèse</i>	44
<i>Publications dans des revues scientifiques</i>	44
<i>Contributions à des ouvrages</i>	45
<i>Articles de conférences à comité de lecture</i>	45
<i>Autres conférences et articles</i>	45
<i>Autres documents</i>	47
<i>Thèses co-encadrées</i>	47
<i>DEA encadrés (Université Montpellier II)</i>	48
<i>Participation à des jurys de thèses</i>	48
<i>Relectures d'articles</i>	49
<i>Expertise de projets</i>	49
<i>Brevets (co-inventeur)</i>	49
<i>Principaux projets</i>	49
<i>Autres</i>	50

Avant-propos

Ce mémoire présente la synthèse d'environ quinze années d'activités de recherche, consacrées au développement de nouveaux équipements pour l'agriculture. Ces recherches ont été menées au Cemagref, centre de recherche et d'ingénierie pour l'agriculture et l'environnement, et il nous semble important, à ce titre, d'introduire quelques éléments généraux quant au cadre dans lequel elles s'insèrent.

En tant qu'EPST (Etablissement Public à Caractère Scientifique et Technique) dédié à un domaine d'application particulier, le Cemagref se distingue entre autres par les modalités selon lesquelles émergent les sujets de recherche auxquels il se consacre. Tandis que d'autres établissements scientifiques ont vocation à investir a priori les domaines de recherche dans lesquels des développements de connaissances sont encore nécessaires (guidage par l'amont), celui-ci fonde avant tout sa stratégie sur l'écoute des demandes du monde agricole et de ses acteurs (équipementiers, instituts techniques, pouvoirs publics) et sur une réflexion prospective, dont il dégage a posteriori ses sujets de recherche prioritaires (guidage par l'aval).

Ce mode de fonctionnement a une incidence forte sur le type de recherches abordées. Tout d'abord, celles-ci se caractérisent par une pérennité relativement courte (de l'ordre de trois à cinq ans), du fait de l'évolution des demandes. Par ailleurs, le positionnement scientifique lui-même est de degré variable. Le développement de connaissances n'étant pas une fin en soi, une adaptation pertinente d'outils théoriques existants sera parfois suffisante. Dans d'autres cas, le domaine applicatif particulier que constitue l'environnement agricole (et notamment son aspect aléatoire et variable), génèrera des problématiques scientifiques spécifiques, peu abordées par les autres acteurs de la communauté scientifique. Enfin, dans tous les cas, la notion d'expertise vis-à-vis du domaine d'application reste essentielle.

Les activités de recherche évoquées ici sont pleinement inscrites dans ce contexte. D'un point de vue disciplinaire, elles relèvent à la fois de l'informatique, de l'automatique et du traitement du signal, à des degrés divers selon les thématiques particulières abordées. Il peut s'en dégager, pour le lecteur, une certaine perplexité quant à l'unité des travaux présentés. Une des tentatives de ce mémoire est de montrer qu'au-delà d'un cadre disciplinaire particulier, c'est dans le contexte applicatif de l'environnement agricole et surtout dans le type d'approche qu'il induit que se trouve en définitive leur cohérence.

CURRICULUM VITAE

Gilles RABATEL

né le 19/02/57 (45 ans) à La Tronche (38)
Situation actuelle : DR2 Cemagref
Formation initiale : ENSERG
Marié, 3 enfants

Cemagref – Groupement de Montpellier
Domaine de Lavalette
361, rue J-F Breton
BP 5095
34033 Montpellier Cedex 1
gilles.rabatel@cemagref.fr

Etudes supérieures et diplômes (1974/1979 + thèse 1985/1988)

1974 : Baccalauréat C - Lycée d'Etat Mixte de Gonesse (Val d'Oise)
1974 -1976 : Classes préparatoires (P') - Lycée Chaptal - Paris
1976 - 1979 Ecole Nationale Supérieure d'Electronique et de Radio-Electricité de Grenoble
Troisième année : Option « Traitement de l'Information » et préparation simultanée d'un DEA
1985-1998 : Préparation doctorat en tant que salarié du Cemagref. Dr de thèse : P. Baylou

Juillet 79 : Diplôme Ingénieur ENSERG, mention Bien
Septembre 79 : D.E.A. INPG Electronique, option Traitement de l'Information, mention Bien
Octobre 1988 : Thèse de doctorat de l'Université de Bordeaux I, mention Très honorable
<i>Prix AFCET 1989 de la meilleure thèse catégorie Applications</i>

Service National en Coopération (1979/1981)

Poste de Professeur Technique Auxiliaire au Lycée Technique de Dellys (Algérie)
Cours de physique, cours et travaux pratiques d'Electronique

Expérience professionnelle privée (1982/1983)

1982 : Ingénieur d'Etudes - Société APITEL Grasse (06)
Etude et développement sur matériel téléphonique (sous-traitances CNET)

1983 : Ingénieur d'Etudes - Société AUTOMATION-SERVICES Aix-Les Milles (13)
Etudes d'automatisation industrielle : Ugine-Kulmann, Cointreau, Bertin (sous-traitance)

Licenciement économique en décembre 1983

Déroulement de carrière au Cemagref (1984-2002)

- Mars 1984 : Recrutement Cemagref Montpellier sur poste d'Ingénieur Catégorie Exceptionnelle (CDD) - *Préparation doctorat (85-88) - Recherche et développement*
- Janvier 1992 : titularisation Ingénieur d'Etude 2^{ème} classe
Recherche et développement – Gestion de projets
- Janvier 1994 : Chargé de Recherche 1^{ère} classe (concours interne)
Recherche et développement – Gestion de projets – Encadrement et animation scientifique
- Janvier 1999 : Directeur de Recherche 2^{ème} classe (concours externe)
Recherche et développement – Encadrement et animation scientifique

Fonctions d'intérêt collectif au Cemagref

- 1997-1998 : Animateur du programme scientifique MECAFUTUR
20 agents permanents sur Clermont-Ferrand et Montpellier
- 1999- : Animateur du Thème de Recherche PICOLO
21 agents permanents sur Clermont-Ferrand et Montpellier, dont 5 externes (deux UMR)
- 1999- : Animateur de l'équipe Perception et Décision de l'UMR ITAP¹ à Montpellier
12 ingénieurs et chercheurs en 2002 (hors thésards)
- 2002- : Responsable de l'équipe IODE de l'Unité de Recherche TEMO du Cemagref
13 agents permanents (IODE : Image, Optique et Decision)

Publications

Publications dans des revues scientifiques	8
Contributions à des ouvrages	2
Conférences avec comité de lecture	9
Autres conférences et articles	21
Brevets	2

Activités d'encadrement

Thèses co-encadrées	7		
<i>Doctorant</i>	<i>Directeur</i>	<i>Date soutenance</i>	<i>Taux encadrement</i>
Brons A.	E. Giambasi	1992	80 %
Sinfort N.	A. Fournier	1993	60 %
Ros F.	D. Bertrand	1995	80 %
Thompson P.	A. Liégeois	1997	30 %
Gaudin J-M	F. Sevilla	2000	90 %
Manh A-G	M-J Aldon	2001	90 %
De Mezzo B.	J. Quinqueton	-----	80 %
DEA encadrés	9		
Participation à des jurys de thèses	7		

Activités d'enseignement (formation doctorale SYAM)

- 1989-1994 : Cours de vision numérique (12 heures)
« Acquisition et prétraitement des images »
- 1995-2002 : TP d'approfondissement (12 à 16 heures)
localisation d'engins mobiles, vision numérique.

¹ ITAP : Information et Technologie pour les Agro-Procédés
Organismes membres de l'UMR: Cemagref – Agro Montpellier – CIRAD (2003)

Chapitre 1 - Synthèse des activités de recherche

Introduction

Aspects chronologiques et thématiques retenues

Comme indiqué en avant-propos, mes activités de recherche ont généralement eu pour cadre des projets guidés par une demande aval, et donc largement tributaires des fluctuations économiques et sociales du monde agricole et des orientations de la politique publique dans le domaine. C'est ainsi que mes premiers travaux, qui ont donné lieu à la préparation d'un doctorat, concernaient un projet de récolte robotisée des fruits, pour lequel j'ai eu à développer le système de vision (1985 à 1990). Par la suite (1990-1995), l'expérience acquise en vision numérique m'a conduit à encadrer des travaux dans le domaine de l'évaluation qualitative de produits agro-alimentaires, travaux dans lesquels les méthodes de classification mises en œuvre sont rapidement devenues la problématique principale. Mais parallèlement, les travaux en robotique de récolte se sont progressivement orientés vers les aspects guidage et localisation, et m'ont conduit à développer cette nouvelle thématique à partir de 1994. Enfin, à partir de 1996, l'émergence de nouveaux projets liés cette fois à une meilleure préservation de l'environnement agricole, m'ont amené à me concentrer de manière plus exclusive sur les aspects traitement d'image et localisation.

Parmi les trois thématiques principales ainsi abordées (vision numérique, méthodes de classification et localisation d'engins mobiles), seule la première et la dernière seront retenues dans la présente synthèse. Ce sont en effet celles où je me suis le plus impliqué personnellement, tant au niveau de mes propres travaux qu'au niveau de l'encadrement et de la définition des objectifs de recherche. Toutes deux se caractérisent par ailleurs par un même environnement de mise en œuvre au niveau des applications qu'elles visent (opérations culturales). Elles font donc appel au même type d'expertise et s'inscrivent dans un même contexte, que nous rappelons ci-dessous en introduction.

Perception de l'environnement et localisation : deux enjeux majeurs pour l'agriculture d'aujourd'hui

Deux tendances successives, depuis les quinze dernières années, ont marqué les efforts de recherche et les innovations technologiques dans le domaine des équipements agricoles.

Dans les années 85-95, l'explosion de l'offre technologique en traitement de l'information et en robotique, alliée à la politique agricole productiviste en vigueur, s'est traduite par des recherches tous azimuts visant à accroître l'automatisation des tâches agricoles : robotique de récolte fruitière, de traite, guidage d'engins, etc.

A partir de 1995, la prise de conscience de l'impact néfaste d'une agriculture trop industrialisée sur l'environnement, voire sur la qualité des produits, a conduit la politique publique à infléchir les efforts de recherche dans le sens d'une réduction de cet impact². C'est ainsi qu'est né le concept d'agriculture raisonnée, dont le principe général est de mieux adapter les opérations culturales aux données de terrain pour prendre en compte un ensemble de critères désormais élargi : rendement, mais aussi objectifs de qualité et contraintes environnementales. Un exemple typique est celui de la modulation intra-parcellaire des intrants, dans lequel une connaissance fine des besoins locaux (état de la culture et caractéristiques pédologiques) va permettre d'adapter les apports chimiques et organiques en chaque point d'une parcelle, minimisant ainsi la quantité totale utilisée.

Sur le plan technologique, ces deux tendances successives fort différentes dans leurs objectifs, font cependant appel à des besoins communs, voire même encore accentués dans le cadre de l'agriculture raisonnée. L'un des plus importants concerne la perception de l'environnement. S'il était nécessaire, dans le cadre de

² D'autant que les objectifs initiaux d'auto-suffisance alimentaire qui avaient motivé la politique précédente étaient largement dépassés.

l'automatisation des tâches agricoles, de percevoir l'environnement pour y agir, il est tout aussi important aujourd'hui de le percevoir pour le caractériser et y adapter les traitements.

La localisation des équipements mobiles est également une thématique commune, qu'il s'agisse de guidage de véhicules, d'action modulée au sein d'une parcelle, ou encore de cartographie de données de terrains pour une utilisation en différé.

Les travaux de recherche résumés ici relèvent de l'un ou l'autre de ces deux enjeux technologiques de l'agriculture d'aujourd'hui : vision numérique pour la perception de l'environnement d'une part, fusion multi-capteurs pour la localisation des engins agricoles d'autre part. Ces deux thématiques sont présentées successivement dans la synthèse qui suit.

Thématique I : Vision numérique en environnement agricole

La vision numérique est un capteur privilégié par la richesse des informations qu'il peut fournir. Dans le cadre de l'agriculture raisonnée, par exemple, il pourra être utilisé pour la caractérisation de l'état d'une culture : évaluation de la vigueur d'une vigne, détection et comptage de plantules à la levée, reconnaissance variétale d'adventices, etc.

Son utilisation en extérieur pose cependant des problèmes liés à la dynamique et à la variabilité de l'éclairage ambiant. A cela s'ajoutent des difficultés spécifiques de l'environnement agricole: complexité des scènes, variabilité biologique des objets en présence. Qu'il s'agisse de localiser, caractériser ou simplement détecter la présence de divers éléments dans l'environnement, on se trouve donc confronté d'emblée à la problématique de la reconnaissance de formes dans ses aspects les plus génériques.

D'un point de vue général, reconnaître une forme revient à identifier, à travers les données fournies par un capteur, la nature de l'objet à l'origine de ces données. Il s'agit d'un problème inverse qui soulève des difficultés de deux ordres :

- i) Une même classe d'objets, dont la définition est souvent abstraite, peut se traduire par des instanciations réelles très diverses. Il faut alors déterminer des invariants pertinents pour caractériser cette classe.
- ii) Le capteur, par nature, fournit une représentation réduite de l'univers qu'il perçoit. Il est donc susceptible, dans certains cas, de donner une même représentation de phénomènes d'origines différentes.

La démarche adoptée en vision numérique consiste, sauf exception, à traiter séparément ces deux difficultés. Dans une première étape, on cherche à obtenir une représentation du contenu de la scène dans laquelle la variabilité due aux conditions d'éclairage a été évacuée (l'information restante est alors comparable à celle d'un dessin « au trait » pour la vision humaine). C'est l'étape de segmentation, qui effectue une partition de l'image d'origine en un nombre réduit de régions distinctes (étiquetage des pixels). C'est ensuite l'analyse de cette information réduite qui permettra d'interpréter la scène, en prenant en compte cette fois la variabilité morphologique éventuelle d'une même classe d'objets.

Dans ce contexte, la qualité de la segmentation initiale est déterminante. Précisément, dans le cadre d'une application agricole, les conditions spécifiques évoquées plus haut (éclairage et contenu des scènes) en font une opération extrêmement difficile. Le développement des outils théoriques et technologiques permettant d'effectuer cette segmentation de manière satisfaisante constitue donc un enjeu de recherche essentiel, qui a guidé nos travaux suivant deux axes :

- Analyse fine du processus de prise d'image et recherche des conditions (filtrages, apports d'éclairage) permettant d'optimiser la pertinence des données photométriques acquises
- Introduction de connaissances a priori sur les objets recherchés, afin de lever les ambiguïtés de segmentation.

I.1 Optimiser la pertinence des données photométriques acquises

Cette phase s'est déroulée entre 85 et 92. Elle a été menée essentiellement dans le cadre du développement de robots de récolte de fruits en verger (cf. chapitre 3 : projets MAGALI et CITRUS). Quelques autres laboratoires d'ingénierie agricole étaient alors impliqués dans des projets similaires (Université de Davis en Floride, Université de Kyoto au Japon).

Dans tous ces travaux, la détection des fruits par vision numérique était considérée comme un verrou essentiel à lever. Les méthodes de segmentation mises en œuvre reposaient généralement sur une différenciation spectrale entre les fruits et leur environnement, obtenue soit par acquisition monochrome à travers un filtre optique choisi à cet effet [1], soit par acquisition couleur [2, 3].

L'intérêt de l'approche spectrale tient à la nature biologique des objets constituant l'environnement agricole. Celle-ci leur confère en effet une certaine invariance dans leur composition physico-chimique, qui se retrouve dans leurs propriétés de réflectance à diverses longueurs d'onde. S'agissant de distinguer entre elles des classes

d'objets telles que feuillage, terre, bois, fruits, etc., les différences entre courbes de réflectance d'une classe à l'autre constituent donc un moyen de segmentation privilégié.

Le problème est alors de rechercher les domaines de longueurs d'onde et/ou les procédures d'acquisition qui permettront de mettre en évidence des différences suffisamment significatives quelles que soient les conditions d'éclairage. Les divers travaux évoqués ci-dessous illustrent notre propre démarche dans ce domaine.

1.1.1 Analyse des conditions naturelles d'éclairage de scènes fruitières

Ces travaux ont été développés dans le cadre de mon travail de doctorat (cf. Chapitre 3). Leur objectif était d'analyser les phénomènes photométriques entrant dans la constitution d'une scène visuelle en conditions extérieures, afin de guider le choix d'une procédure d'acquisition. Les éléments à considérer étaient les propriétés de réflexion des surfaces organiques, les caractéristiques de l'éclairage selon les conditions météorologiques, les phénomènes de réflexion secondaire, etc. Nous nous sommes appuyés, en ce qui concerne la modélisation des réflexions spéculaires et diffuses des surfaces matérielles, sur le modèle proposé par Horn [4]. La figure I.1 ci-dessous illustre un exemple de modélisation.

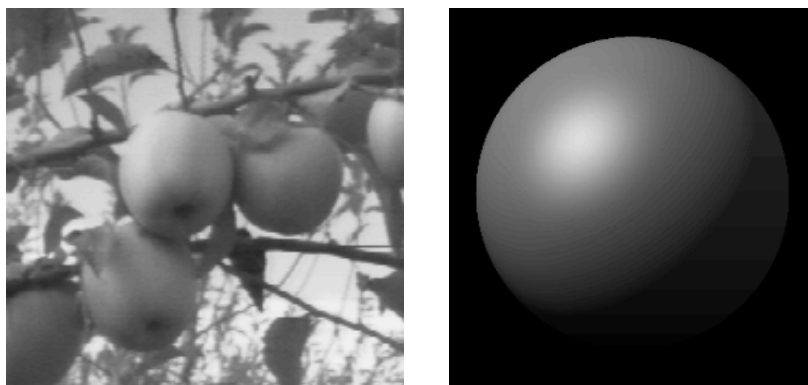


Figure I.1. Scène fruitière naturelle et modélisation photométrique d'un fruit

Un des éléments étudiés a été notamment le comportement non linéaire, pour un objet de nature donnée, de la composition spectrale de la lumière réémise par ses différents éléments de surface. En effet, une hypothèse classique en imagerie polychrome consiste à considérer que les différentes composantes spectrales observées pour un même type d'objet restent en proportions constantes quelque soit leur luminance apparente. Cette hypothèse est notamment à la base des transformations colorimétriques Lab ou HIS (Hue-Intensity-Saturation) couramment utilisées en segmentation couleur, qui visent à supprimer l'information de luminance. Elle suppose cependant que l'ensemble de la scène soit soumise à un éclairage de composition spectrale rigoureusement constante. Or ce n'est pas le cas dans une scène fruitière arboricole, car l'éclairage secondaire réémis par le feuillage environnant les fruits y joue un rôle très important.

Les figures I.2 et I.3 ci-dessous illustrent la situation telle qu'elle peut être modélisée dans le cas d'un objet sphérique soumis à une source d'éclairage principale d'une part (directe ou répartie selon les conditions météorologiques), et à une source secondaire répartie d'autre part (feuillage ou sol). On y voit le caractère non proportionnel de la relation entre les intensités de deux composantes spectrales quelconques V_i et V_j (relevées au travers de filtres optiques adéquats), particulièrement en cas d'éclairage diffus.

Notons qu'une approche de même type a été initiée récemment au Silsoe Research Institute (GB)³. Elle repose sur la formalisation théorique de la variation de la signature spectrale observée en fonction de la température de couleur de la source, et permet d'obtenir des résultats spectaculaires dans le cas d'un contraste ombre/soleil [5]. Toutefois, ces travaux concernent la segmentation de végétation au sol. Le cas des scènes arboricoles, et des phénomènes d'éclairage secondaire associés, notamment à l'ombre, demanderait à être évalué spécifiquement.

³ Le SRI est un institut de recherche en ingénierie agricole comparable au Cemagref.

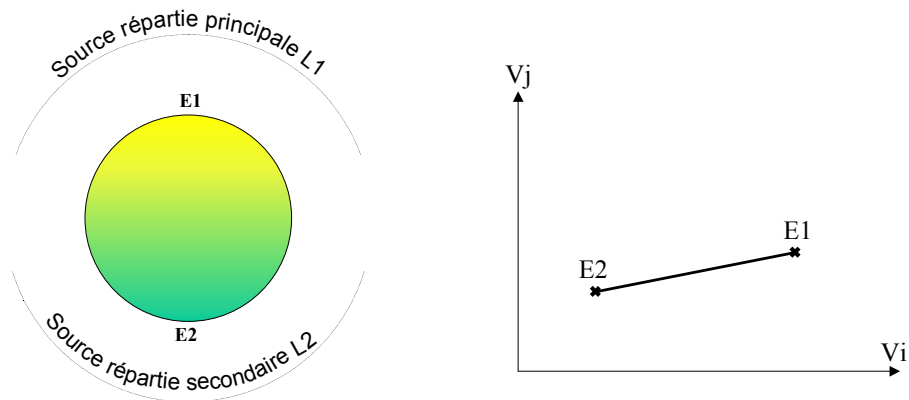


Figure I.2. Relation entre composantes spectrales pour un objet sphérique en conditions d'éclairage extérieur réparti (temps couvert)

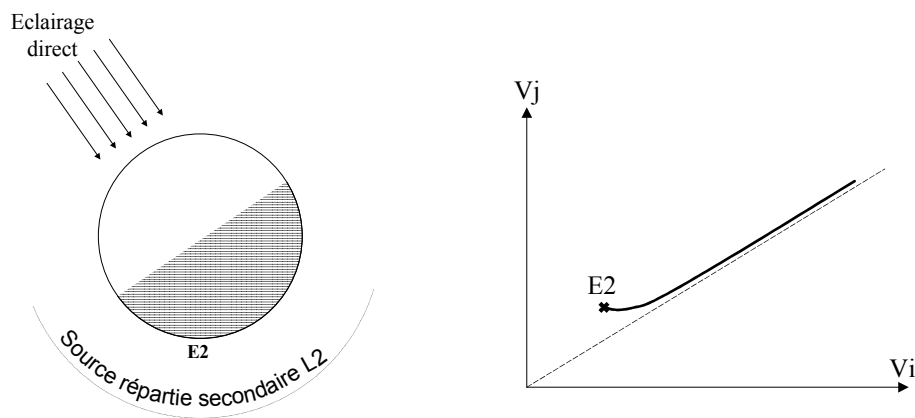


Figure I.3. Relation entre composantes spectrales pour un objet sphérique en conditions d'éclairage extérieur direct (temps ensoleillé)

NB : la réflexion spéculaire n'est pas prise en compte dans la modélisation ci-dessus.

1.1.2 Recherche d'une différenciation spectrale maximale

Les difficultés évoquées ci-dessus, liées aux conditions naturelles d'éclairage en extérieur, nous ont conduit dans un premier temps à rechercher dans l'ensemble du spectre accessible aux capteurs CCD (visible et proche infrarouge), les composantes spectrales les mieux adaptées à un problème de segmentation donné. En effet, certaines données physiques stables (absorption chlorophyllienne à 680 nm, absorption par les molécules d'eau à 960 nm, etc.) sont susceptibles de favoriser la distinction entre divers types d'objets biologiques (fruits et feuillage, par exemple). Dans ce but, une méthodologie de recherche des combinaisons de filtres optiques les plus pertinentes a été proposée.

Cette méthodologie repose sur une formalisation vectorielle du processus d'acquisition d'image par des récepteurs photosensibles de réponse spectrale donnée. En effet, considérons l'ensemble des formes spectrales $F(\lambda)$ en tant qu'espace vectoriel de dimension infinie. La réponse V_s d'un récepteur photosensible de sensibilité $S(\lambda)$ à une lumière incidente de puissance spectrale $P(\lambda)$ peut alors s'écrire comme un produit scalaire:

$$V_s = \int P(\lambda).S(\lambda).d\lambda = \langle P.S \rangle$$

Selon ce formalisme, acquérir une image au moyen d'un capteur polychrome constitué de canaux de sensibilités spectrales respectives $S1(\lambda)$, ..., $S_n(\lambda)$ revient à effectuer, pour chaque pixel, une *projection* de l'information spectrale disponible sur le sous-espace engendré par les vecteurs $S1, \dots, S_n$ ⁴.

On peut alors, pour un problème de segmentation donné, rechercher le sous-espace de projection qui maximisera la différenciation entre les signatures spectrales que l'on veut distinguer. Considérons par exemple, pour deux spectres $V1(\lambda)$ et $V2(\lambda)$ à différencier, le vecteur $D(\lambda)$ défini par:

$$D = \frac{V2}{\langle V1, V2 \rangle} - \frac{V1}{\langle V1, V1 \rangle}$$

$D(\lambda)$ est situé dans le plan $(V1, V2)$ et est normal à $V1(\lambda)$. Il définit un sous-espace monodimensionnel sur lequel la projection de $V2(\lambda)$ est maximale pour une projection de $V1(\lambda)$ nulle.

Une telle approche est comparable à celles mises en œuvre aujourd'hui dans le domaine de la chimiométrie, et qui visent, par des traitements linéaires, à extraire de données spectrométriques la concentration d'un composant donné dans une solution chimique ou organique. Dans le cas présent, toutefois, l'objectif est de déterminer un filtrage optique. En pratique, le vecteur $D(\lambda)$, qui comporte des parties négatives, n'est pas directement utilisable en tant que filtre pour moduler la sensibilité spectrale d'un capteur d'image. En revanche, ses extrema permettent de définir des domaines spectraux pertinents successifs, exploitables via un capteur polychrome.

La figure I.4 ci-dessous donne un exemple de cette approche pour la différenciation fruits-feuilles : le vecteur $D(\lambda)$, calculé à partir de la réflectance des fruits d'une part, de la moyenne des réflectances pour différents types de feuilles d'autre part, met en évidence l'intérêt d'une segmentation bichrome combinant un filtre vert et un filtre proche infrarouge centré sur 950 nm⁵.

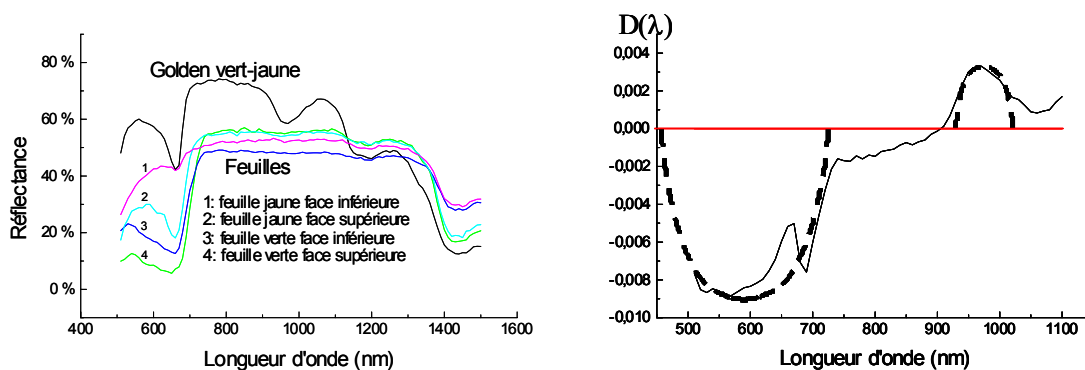


Figure I.4. Différenciation spectrale entre fruit et feuilles

I.1.3 Développement d'une procédure d'acquisition à éclairage contrôlé

Divers développements technologiques ont été menés, au fur et à mesure des travaux évoqués ci-dessus, de manière à tirer parti des résultats théoriques obtenus. Comme indiqué plus haut, un capteur bichrome combinant le visible et le proche infrarouge a tout d'abord été réalisé. Par la suite, l'apparition sur le marché d'une nouvelle

⁴ A ce titre, la notion de couleur correspond à une projection de l'information spectrale sur un sous-espace tridimensionnel particulier. Ce sous-espace constitue une donnée colorimétrique fondamentale, établie de façon unique à partir de mesures psychosensorielles. En revanche, les bases de filtres permettant de l'engendrer sont définies à une combinaison linéaire près (système RVB, système XYZ).

⁵ Un capteur bichrome basé sur ce choix de filtres a été réalisé et testé dans le cadre de mon travail de thèse. Parallèlement, un dispositif de segmentation polychrome analogique exploitant ce même capteur a été développé et breveté [BREVET 1].

carte d'acquisition d'image⁶ nous a permis d'associer à ce capteur un mode de segmentation bichrome non linéaire, permettant de prendre en compte les phénomènes de non-linéarité spectrale constatés (voir plus haut figures I.2 et I.3). Ces diverses tentatives, si elles ont amélioré sensiblement la faisabilité d'une segmentation d'image en conditions extérieures, n'ont toutefois pas permis d'obtenir encore une robustesse suffisante pour une utilisation dans un cadre robotique. En particulier, la dynamique de signal ombre-soleil restait un obstacle majeur.

En définitive, c'est encore une avancée technologique, à savoir l'apparition sur le marché des caméras à obturation électronique, qui nous a permis d'aboutir à une solution satisfaisante, par leur utilisation en synchronisation avec un flash photographique. Des tentatives avaient déjà été effectuées dans ce sens, dans le but de diminuer la dynamique d'éclairage des scènes. Elles avaient montré que dans des conditions d'acquisition standard (intégration sur 40 ms), et pour une scène visualisée de l'ordre du mètre carré, un flash photographique apporte une énergie lumineuse comparable à celle de l'éclairage naturel. Cette énergie est délivrée sur une durée très brève, de l'ordre du milliseconde. Si donc l'on peut restreindre la fenêtre temporelle d'acquisition du capteur d'image à cette même durée, on modifie le rapport des deux types d'éclairage d'un facteur proche de 40.

Ce principe d'acquisition d'image a pu être mis en œuvre dès 1989, par l'association d'une caméra à obturateur électronique et d'un dispositif de synchronisation de flash développé à cet effet. Il a donné lieu à un dépôt de brevet [BREVET 2]. La figure I.5 ci-dessous en donne l'illustration, ainsi qu'un exemple d'utilisation en verger agrume.

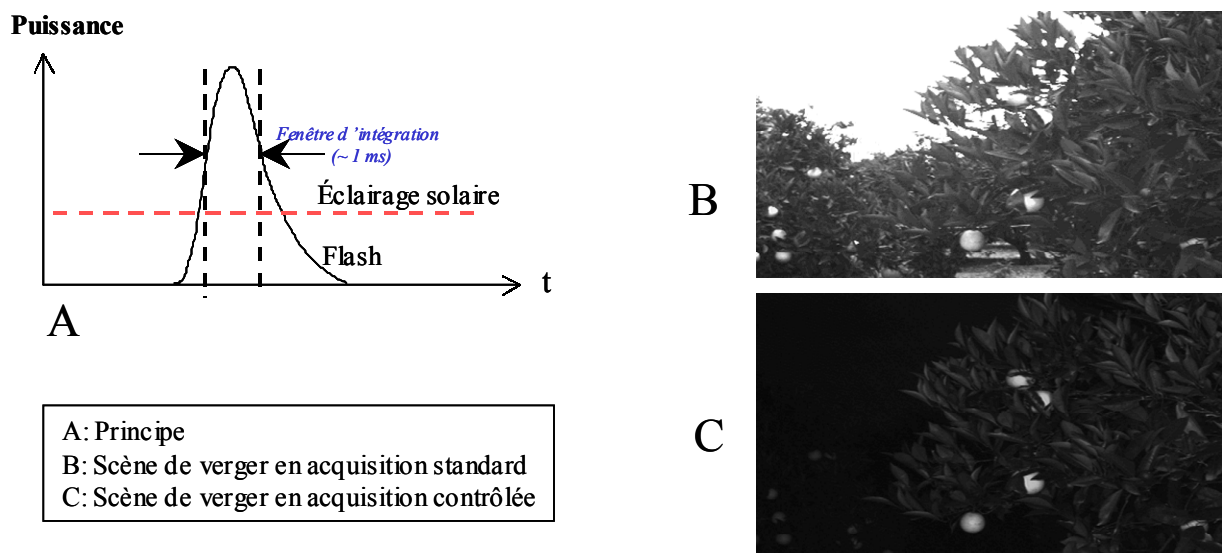


Figure I.5. Procédure d'acquisition à éclairage contrôlé

Ce mode d'amélioration de l'acquisition, bien que de nature technologique, a été inspiré pour une large part par les études théoriques précédentes. Il a permis par la suite de simplifier considérablement le problème de la segmentation polychrome, et de revenir à une projection colorimétrique standard dans de nombreuses applications, voire à une segmentation monochrome. Il a également ouvert la voie à d'autres approches concernant le problème précis de la détection de fruits (analyse de la direction des gradients de niveaux de gris, notamment), grâce à une meilleure reproductibilité des images acquises [CCL-9].

⁶ Il s'agit de la carte FG100-AT de Imaging Technology. La présence en entrée d'une LUT (Look Up Table) de 4 Koctets permettait d'y combiner deux entrées vidéo sur 6 bits.

1.1.4 Conclusion

Les travaux évoqués dans cette partie I.1 ont permis, dans leur ensemble, de réelles avancées dans la recherche de conditions optimales de segmentation d'images en environnement agricole. Ils ont notamment abouti, dans les années 90, à un dispositif opérationnel de détection de fruits pour machines de récolte, ce qui en constituait l'objectif applicatif initial. Ils ont également largement contribué au développement d'autres applications dans le domaine agro-alimentaire [RS-8][ACA-14].

Toutefois cette démarche, fondée sur la mise en valeur des seules propriétés de réflectance des surfaces, contient en soi ses propres limites. Dans les applications évoquées ci-dessus, elle a permis la mise en œuvre de classifications ponctuelles au niveau des pixels, parce que la nature des objets recherchés et la configuration des scènes l'autorisait. Mais dans de nombreux cas, l'introduction d'autres critères, en particulier de forme, est nécessaire à l'interprétation des scènes. La partie suivante sera notamment consacrée à cet aspect. Ceci étant, s'agissant de vision numérique en environnement agricole, la bonne connaissance et l'optimisation des conditions d'acquisition d'image en milieu extérieur restent essentiels, quel que soit le type de traitement mis en œuvre. En ce sens, les travaux ci-dessus gardent toute leur pertinence.

1.2 Introduire des connaissances a priori dans la phase de segmentation

Les travaux présentés dans cette partie ont été initiés en 98, et abordent une problématique nouvelle par rapport à celles que nous avons évoquées précédemment. Il s'agit de la prise en compte, dans l'analyse de scènes végétales, de la *forme* des objets végétaux qui la composent.

Deux éléments d'ordre général ont contribué à cette inflexion. D'une part, les nouveaux enjeux de l'agriculture en termes de protection de l'environnement ont suscité des besoins nouveaux relatifs à la caractérisation des cultures. D'autre part, l'évolution technologique spectaculaire au cours de la dernière décennie a considérablement augmenté les capacités de calcul disponibles dans le cadre d'applications agricoles, rendant ainsi envisageables des problèmes d'une nature plus complexe.

Cette évolution se retrouve dans l'ensemble de la communauté scientifique concernée. Ainsi, de nombreux travaux peuvent être cités concernant le problème de la détection de mauvaises herbes (ou « adventices ») au sein des cultures, problème dans lequel une simple différenciation spectrale est généralement impossible. Tian et al [6] (Université de Davis, Floride) utilisent des opérations morphologiques simples, dans le cas spécifique d'un robot de désherbage de tomates. Soille [7], en collaboration avec le Silsoe Research Institute (GB) a proposé une approche morphologique plus complexe tirant parti des nervures présentes sur les feuilles de choux.

En France, l'ENSEA (Cergy Pontoise) a également travaillé sur la séparation adventices/maïs dans le cadre d'une collaboration avec l'INRA. Dans sa thèse, L. Martin-Chefson [8] propose différentes approches, allant de la segmentation spectrale associée à un algorithme de croissance de régions à la décomposition en ondelettes, en tirant parti de la différence de taille entre culture et adventices. Une autre approche de la même équipe exploite la hauteur plus élevée de la culture par stéréovision [9].

C'est également dans le cadre d'un projet avec l'INRA que nous avons nous-même abordé cette thématique, en se focalisant sur le problème de la distinction des adventices entre elles. Cet élément est en effet très important pour alimenter les modèles de croissance et de nuisibilité développés par nos partenaires. La prise en compte de la forme des feuilles est dans ce cas indispensable. Compte-tenu de la complexité naturelle des scènes à analyser, c'est une approche par modèles déformables paramétriques qui a été retenue.

Nous reprendrons, dans les pages qui suivent, les quelques réflexions générales qui nous ont conduit à ce choix, avant d'aborder une description plus précise des travaux développés.

1.2.1 Segmentation locale et connaissance a priori

L'approche décrite précédemment en matière de segmentation d'image consistait à rechercher les données photométriques mesurables les plus pertinentes vis-à-vis d'un type d'objet à détecter, ainsi que les solutions technologiques permettant d'en améliorer encore la sélectivité. Son objectif implicite était, dans le meilleur des cas, d'obtenir une image dans laquelle la valeur photométrique (scalaire ou vectorielle) associée à chaque pixel

suffit à déterminer son appartenance aux objets recherchés. Selon ce schéma, la segmentation revient à une classification individuelle de chaque pixel. On parlera de segmentation ponctuelle.

La segmentation ponctuelle est rarement utilisable seule. Dans de nombreux cas, les objets à distinguer dans une scène auront effectivement des propriétés photométriques statistiquement différentes, mais pas suffisamment pour permettre une classification sans taux d'erreur. Il s'en suit un bruit aléatoire sur l'image segmentée, voire des zones entières mal labellisées si des variations locales d'éclairage (réflexions secondaires, orientations différentes des surfaces) s'ajoutent au phénomène. Plusieurs techniques peuvent éventuellement répondre à ce type de problème. Citons par exemple les filtrages morphologiques binaires, qui visent à corriger l'image segmentée, ou encore la segmentation par fusion de régions [10], qui permet d'introduire des critères d'homogénéité locale lors de la classification des pixels. Ces diverses techniques introduisent une prise en compte du *voisinage* du pixel : sa classification dépend non seulement de sa propre valeur, mais également de celle des pixels qui l'entourent.

Dans d'autres cas, l'analyse de voisinages de pixels est indispensable par principe. C'est le cas notamment lorsque les objets à distinguer ont des propriétés photométriques identiques (même nature physico-chimique) ou non spécifiées. On fait alors généralement appel aux techniques de segmentation reposant sur des critères d'homogénéité (fusion de régions, diffusion anisotropique[11]), ou à la segmentation par les contours, qui en est l'approche duale. Ces approches supposent toutefois que la scène soit d'une complexité limitée, et que les conditions d'éclairage soient adaptées, d'où une utilisation privilégiée en milieu manufacturier. L'analyse de texture peut également être vue comme un cas particulier d'analyse de voisinage.

Ces diverses approches, qui associent des prises de décision à l'examen ponctuel ou de voisinages très localisés de pixels, constituent ce que nous appellerons des techniques de segmentation locale. De fait, elles sont encore mises en œuvre aujourd'hui dans la plupart des applications de traitement d'image, en tant que première étape irréversible du traitement. L'image segmentée sert ensuite d'entrée à des processus ultérieurs d'analyse de forme ou de position propres à l'application concernée. Dans un tel schéma, l'adaptation de la procédure de segmentation aux spécificités du problème posé est extrêmement limitée : elle concerne essentiellement, outre des données photométriques ou texturales éventuelles, le choix de quelques constantes spatiales (taille des voisinages d'analyse, lissage, etc.). Ce n'est qu'à l'étape suivante (analyse de l'image segmentée) qu'interviennent réellement les données du problème à résoudre.

Cette dernière remarque soulève cependant un problème de principe. Elle suppose en effet implicitement que le monde réel est « observable » (ou « segmentable »), sans hypothèses supplémentaires sur son contenu, à partir des données brutes d'un capteur d'image. On sait évidemment qu'il n'en est rien. D'une part, la projection en 2D d'un monde 3D constitue en soi une perte d'observabilité. D'autre part, un capteur d'image ne fait que mesurer la portion d'énergie lumineuse réémise localement en tout point de la scène observée; cette mesure dépend conjointement du niveau d'éclairage de chaque élément de surface et de ses caractéristiques intrinsèques de réflectance, sans qu'il soit possible a priori d'isoler ces deux facteurs.

Concrètement, cette non-observabilité se traduit par des ambiguïtés d'interprétation des données locales dans l'image, d'autant plus prononcées que la scène visualisée est complexe, c'est à dire peuplée d'objets nombreux et distribués dans les trois dimensions de l'espace : recouvrements partiels des objets, variations d'éclairage dues à l'orientation des surfaces, détections erronées de contours liées aux ombres portées, etc.

Précisément, les scènes issues de l'environnement agricole sont généralement des scènes éminemment « complexes », au sens évoqué ci-dessus. Par conséquent, hormis les situations particulières où des différenciations spectrales ou texturales très prononcées peuvent être exploitées⁷, les tentatives d'analyse de formes à partir d'outils de segmentation locale semblent vouées à l'échec.

Quels sont les moyens de pallier cette non-observabilité fondamentale? Du point de vue de l'automatique, on ne saurait parler de l'observabilité d'un système indépendamment de son modèle d'évolution. En d'autres termes, pour un même jeu de mesures, l'observabilité dépendra des degrés de liberté du système, ou encore de la connaissance a priori que l'on a sur ses états possibles. De la même façon, en traitement d'image, les connaissances a priori sur le contenu d'une scène observée, si complexe soit-elle, peuvent contribuer à lever les ambiguïtés d'interprétation du processus de mesure. C'est très probablement dans ce mécanisme que réside pour

⁷ Situations qui correspondent justement à l'essentiel des travaux trouvés dans la littérature, et à nos propres travaux précédents sur la détection de fruits.

partie la performance du processus de vision humaine, qui intègre des notions contextuelles de très haut niveau sur la composition attendue ou probable, de la scène.

S'agissant de vision numérique, de tels niveaux conceptuels ne sont guère envisageables. La connaissance descriptive des formes visuelles susceptibles d'être présentes dans la scène peut cependant déjà constituer un apport important, et plus accessible, pour lever les ambiguïtés de la segmentation locale. C'est donc vers une telle approche, reposant sur une description a priori des formes en présence, que nous avons choisi de nous orienter. Dans le cadre de l'environnement agricole, ceci permet en outre d'envisager des champs nouveaux d'applications, précisément parce qu'on s'intéresse à la forme des objets en présence, domaine jusque là éludé pour les raisons de trop grande complexité que l'on a évoquées. Le développement de cette démarche constitue donc bien un enjeu essentiel dans le cadre de nos activités de recherche.

1.2.2 Choix d'une approche par modèles de contours

Comme indiqué plus haut, la connaissance préalable des formes recherchées peut constituer une aide précieuse à la segmentation d'image. Concrètement, cela signifie que le statut accordé à un voisinage de pixels lors de la segmentation doit, pour prendre en compte ces notions de forme, être corrélé à celui d'autres pixels qui peuvent être relativement éloignés dans l'image. Il s'ensuit un problème de principe : plus la zone d'influence à considérer dans chaque décision locale est étendue, plus l'on s'expose à une explosion combinatoire des configurations possibles.

D'un point de vue général, ce processus peut s'exprimer sous une forme probabiliste bayésienne. Pour une image I donnée, la probabilité d'être en présence d'une forme visuelle T s'écrit :

$$Pr(T/I) = \frac{Pr(I/T) \cdot Pr(T)}{Pr(I)}$$

où :

- Pr(I) est la probabilité a priori d'avoir l'image I.
- Pr(I/T) représente l'adéquation des données image actuelles à la forme T.
- Pr(T) représente la probabilité a priori d'avoir la forme T dans l'image. Elle correspond à la connaissance a priori introduite dans le processus de segmentation.

Le problème est alors de déterminer la forme T pour laquelle la probabilité Pr(T/I), et donc le produit Pr(I/T).Pr(T), sont maximaux. C'est le critère du « maximum a posteriori » ou MAP, de portée très générale.

Dans nombre d'applications en segmentation d'image, la mise en œuvre du critère MAP soulève des difficultés pratiques considérables, pour les raisons d'explosion combinatoire évoquées plus haut. On lui préfère alors une approche « énergétique », dans laquelle le problème revient à minimiser une fonction de coût additive, par des techniques variationnelles. Deux termes d'énergie sont généralement considérés, dont les rôles correspondent respectivement aux termes probabilistes Pr(T) et Pr(I/T) : l'énergie interne, liée aux contraintes internes du modèle de forme, et l'énergie externe, liée aux données d'images (énergie externe). Parmi ces approches énergétiques variationnelles, l'une des plus anciennes et des moins exigeantes en termes de capacité de traitement est l'approche par contours actifs (ou « snakes »), introduite en 1988 par Kass et al. [12].

L'approche énergétique trouve une première justification dans son analogie avec la mécanique, et dans son efficacité démontrée à résoudre divers problèmes de segmentation. Mais sa relation avec la formalisation probabiliste peut également être établie. Pour certaines formes de lois de probabilité (distributions de Gibbs), cette relation est immédiate [13]. Dans le cas plus général, le critère de « longueur minimale de description » (MDL) proposé par Leclerc [14], fournit également une passerelle entre les deux approches, en associant à toute réalisation de la loi de probabilité Pr(I/T) ou Pr(T) la quantité d'information correspondante, ou « coût de codage ». Une correspondance plus précise entre le critère MDL et les techniques variationnelles les plus courantes a d'ailleurs été établie par la suite par [15].

Pour toutes ces raisons, il nous est paru opportun d'envisager une approche énergétique dans le cadre de notre problématique spécifique. Reprenons à ce titre l'exemple des contours actifs de Kass. Ceux-ci ne contiennent pas en soi une connaissance a priori sur les formes recherchées. Leur continuité et éventuellement leur fermeture sont imposées par construction (ce qui répond déjà à un problème essentiel de la segmentation par détection des contours), et seules des contraintes limitant leur courbure et leur longueur sont introduites sous forme d'un terme

d'énergie interne. Ils posent cependant les bases d'un principe simple et généralisable de mise en œuvre de l'approche énergétique que l'on peut résumer ainsi :

- formalisation des connaissances a priori sur les formes recherchées par un modèle flexible de contour, muni éventuellement d'une énergie interne
- définition d'une énergie externe du modèle liée à son adéquation avec les données image (par exemple, proximité des régions de fort gradient)
- positionnement initial du modèle dans l'image et ajustement par un processus itératif de minimisation de son énergie totale⁸.

Ce schéma ouvre la voie à de nombreuses possibilités d'adaptations, au niveau de la définition des modèles mis en œuvre et des énergies associées, et il a été très largement repris ([16], [17]). Nous verrons qu'il est également bien adapté au cas des scènes végétales, pour autant que des modèles déformables adéquats soient définis. Les travaux que nous présentons dans les pages qui suivent ont été développés dans ce sens.

NB : On sait que les contours actifs ont depuis fait l'objet d'une nouvelle formalisation dans le cadre d'une approche EDP (Equation aux Dérivées Partielles). On a en effet pu montrer qu'ils étaient strictement équivalents à des courbes de niveau dans un espace de dimension supérieure dont la métrique est définie par les données images, d'où le nom de contours actifs géodésiques [18]. Cette formalisation a l'avantage de permettre une recherche globale des contours dans l'image et donc de supprimer totalement le problème de l'initialisation des modèles, qui est un des inconvénients majeurs de l'approche précédente ; mais elle n'est applicable sous sa forme actuelle qu'aux snakes selon leur définition initiale, et ne permet pas l'introduction de contraintes de forme plus spécifiques. Nous verrons cependant que le problème de l'initialisation, inhérent au mode itératif de minimisation d'énergie, peut être partiellement résolu par le choix des modèles de contours mis en œuvre. C'est un élément important dans la démarche que nous présentons ci-après.

1.2.3 Modèles de contours pour la reconnaissance d'objets biologiques

Un premier exemple d'adaptation des contours actifs de Kass à la reconnaissance d'objets biologiques correspond à des travaux menés en 93 dans le cadre d'un DEA [DEA-4]. Le but était ici d'affiner la localisation des centres des fruits en robotique de récolte, ceux-ci pouvant être partiellement cachés par des feuilles ou d'autres fruits. Pour ce faire, le modèle choisi était celui du contour actif d'origine, à savoir une suite discrète de points munie de contraintes de régularité. S'agissant de fruits quasi-sphériques, la seule adaptation a consisté à introduire une contrainte supplémentaire de circularité du contour. Cette contrainte consistait en une attraction du contour actif courant par le cercle le plus proche au sens des moindres carrés. Par ailleurs, l'initialisation était assurée par la détection préalable et approximative des centres des fruits.

Toutefois, c'est en 98 que nous avons initié, dans le cadre d'un travail de doctorat, une démarche complète visant à la segmentation et l'interprétation de scènes complexes de végétation à partir de modèles déformables [TH-6]. L'objectif en était la caractérisation de populations d'adventices (mauvaises herbes) dans les cultures : reconnaissance des espèces présentes, détermination de leur densité et de leur stade de croissance, etc. Pour cela, une première étape a été définie comme étant la segmentation des feuilles à titre isolé, afin d'analyser par la suite leur propriétés morphologiques et leur disposition spatiale.

Dans cette approche, la définition de modèles déformables adaptés était essentielle. D'une part, la forme de ces modèles doit être suffisamment contrainte pour permettre leur ajustement à partir d'une position initiale relativement arbitraire, et pour faire face aux situations de recouvrement partiel des feuilles. Mais d'autre part, elle doit rester suffisamment flexible pour intégrer la variabilité naturelle des objets concernés. Nous nous sommes donc orientés vers la définition de modèles paramétriques, prenant en compte diverses données issues de la nature biologique des formes cherchées, et notamment leurs propriétés de symétrie.

Un premier modèle adapté aux feuilles allongées a ainsi été proposé [CCL-1]. Il est constitué d'un axe de symétrie, ou squelette, défini analytiquement (par exemple par une équation du second degré), et d'une fonction d'enveloppe à valeur scalaire. Cette dernière, analytique elle aussi, définit symétriquement la position des points

⁸ La minimisation itérative des énergies peut également s'interpréter comme l'action de forces locales d'évolution du contour, dérivées de ces énergies; cette représentation facilite parfois l'introduction de contraintes spécifiques sous forme de forces supplémentaires, et nous l'utiliserons largement par la suite.

de contour de part et d'autre du squelette. Plusieurs variantes ont été implémentées (figure I.6.a). Par la suite, un modèle moins contraint, mais mieux adapté aux formes arrondies, basé sur des B-Splines a également été introduit (figure I.6.b).

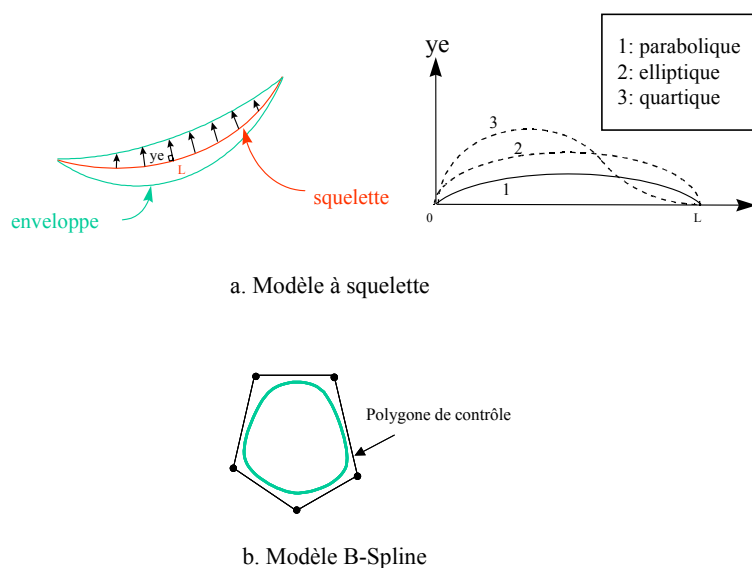


Figure I.6. Modèles déformables pour la segmentation des feuilles

I.2.4 Evolution des modèles dans l'image

Notion de forces de pression

Un des objectifs que nous nous sommes fixés est de pouvoir effectuer l'ajustement des modèles décrits ci-dessus à partir d'un positionnement initial sur une portion très réduite de feuille, du fait des recouvrements partiels éventuels. En conséquence, la position initiale peut être très éloignée de la position finale souhaitée. Or dans leur forme classique, les contours actifs sont généralement associés à une énergie externe présentant des « puits » de potentiel très localisés dans l'image (zones de fort gradient de luminance, par exemple). La position initiale du modèle doit donc être suffisamment proche pour bénéficier de leur pouvoir attracteur.

Une solution à ce problème a été proposée par L. Cohen [19], dans le cadre d'une application des contours actifs à la segmentation de cavités en imagerie médicale. Il a en effet introduit des forces de pression d'intensité constante et normales au contour actif, de manière à forcer l'expansion de ce dernier à partir d'une position initiale interne à la cavité à délimiter. Cette expansion se poursuit tant que le contour ne rencontre pas de puits de potentiel image susceptible de la stopper. Formellement, ces forces correspondent au gradient d'un terme d'énergie interne :

$$E_{\text{aire}} = k \int dA$$

où A est l'aire délimitée par le contour actif (fermé), et k est une constante d'ajustement.

On remarquera que cette énergie, strictement interne, ne tire pas parti des données image. Elle doit donc être utilisée avec modération pour ne pas générer une expansion incontrôlée. Ceci tient au fait qu'il s'agit d'un contexte où les seuls critères locaux disponibles pour la segmentation sont des critères d'homogénéité. Dans notre cas, en revanche, des critères ponctuels de type photométrique sont souvent disponibles, de par la nature biologique des objets analysés (cf. I.1). Leur prise en compte dans la définition des forces de pression doit alors permettre d'accroître la robustesse du processus d'ajustement de manière significative [20].

Considérons à titre d'illustration une forme définie dans une image binaire. L'application sur le modèle de forces de pression normales à son contour, dont le signe est positif si le point appartient à l'objet, et négatif dans le cas contraire (figure I.7), garantit sa stabilité autour de la position finale, ainsi que sa faculté d'ajustement à partir d'une position initiale éloignée.

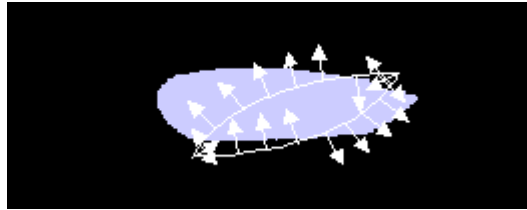


Figure I.7. Forces de pression signées

Cas des images d'adventices

Nos travaux sur les feuilles d'adventices ont été menés à partir d'images couleur, dans lesquelles la végétation se distingue par une couleur verte relativement homogène, sur un fond de nature plus aléatoire (terre, cailloux, etc.). L'information de couleur a donc été directement prise en compte dans la définition des forces d'évolution des modèles, sous une forme relativement simple. Soit en effet :

- μ et C respectivement la moyenne et la matrice de covariance des valeurs RVB pour les feuilles, relevées par échantillonnage préalable
- d la distance de Mahalanobis associée, définie par : $d^2 = (x-\mu)^T C^{-1} (x-\mu)$ pour tout pixel de couleur $x=(R,V,B)$
- s un seuil de segmentation couleur ponctuelle associé à d

L'intensité des forces de pression couleur est alors définie en chaque point de contour du modèle par :

$$F = s-d \quad \text{en introduisant toutefois une limitation d'intensité pour les valeurs } d \text{ élevées.}$$

Cette formulation, qui tend à annuler les forces de pression au voisinage des bords de feuille, permet d'obtenir un comportement plus satisfaisant qu'un simple changement de signe. La figure I.8 ci-dessous donne un exemple d'évolution d'un modèle à partir d'une position initiale en pointe de feuille (le mode de mise en œuvre de ces forces d'évolution sera évoqué plus loin).

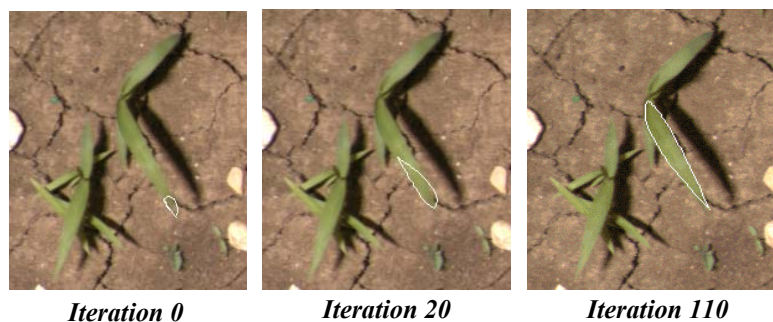


Figure I.8. Exemple d'évolution d'un modèle à squelette

Interprétation énergétique et généralisation

De même que les forces de pressions introduites par L. Cohen, les forces de pression de couleur définies ci-dessus peuvent s'interpréter d'un point de vue énergétique. Pour cela, on remarquera tout d'abord que le fait de

définir une distance de Mahalanobis et un seuil de segmentation ponctuelle selon cette distance relève de deux hypothèses implicites :

- la loi de probabilité de couleur des pixels de feuilles est assimilable à une loi normale de moyenne μ et de covariance C , et donc de la forme :

$$Pr(x / Feuille) = k1.e^{-d^2} \quad \text{avec :} \quad k1 = \frac{1}{(2\pi)^{3/2}|C|^{1/2}}$$

- la loi de probabilité de couleur des pixels de fond est assimilable à une loi uniforme : $Pr(x / Fond) = k2$

Dans ces conditions, la loi de probabilité a posteriori qu'un pixel de valeur $x=(R,V,B)$ appartienne à une feuille peut s'écrire :

$$Pr(Feuille / x) = \frac{Pr(Feuille).Pr(x / Feuille)}{Pr(Feuille).Pr(x / Feuille) + Pr(Fond).Pr(x / Fond)} = \frac{e^{-d^2}}{e^{-d^2} + e^{-s^2}}$$

où s est la valeur de la distance de Mahalanobis pour laquelle cette probabilité est de $1/2$ (en ce sens, s est le seuil optimal de segmentation ponctuelle). $Pr(Feuille)$ représente la probabilité qu'un pixel pris au hasard dans l'image appartienne à une feuille. C est un paramètre d'entrée dépendant de la densité de feuilles dans la scène.

Considérons maintenant une région quelconque R de l'image. L'espérance mathématique du nombre de pixels de feuille contenus dans R , et celle du nombre de pixels de fond seront respectivement :

$$\langle N_{feuille} \rangle_R = \int_{x \in R} Pr(x / Feuille).dA = \int_R \left(\frac{e^{-d^2}}{e^{-d^2} + e^{-s^2}} \right).dA$$

$$\langle N_{fond} \rangle_R = \int_{x \in R} Pr(x / Fond).dA = \int_R \left(\frac{e^{-s^2}}{e^{-d^2} + e^{-s^2}} \right).dA$$

Si donc l'on considère la grandeur :

$$E_R = \langle N_{feuille} \rangle_R - \langle N_{fond} \rangle_R = \int_R \left(\frac{e^{-d^2} - e^{-s^2}}{e^{-d^2} + e^{-s^2}} \right).dA = \int_R th \left(\frac{s^2 - d^2}{2} \right).dA$$

cette grandeur aura pour gradient un champ de vecteurs normaux au contour de R et d'intensité :

$$I = th \left(\frac{s^2 - d^2}{2} \right), \quad \text{où } d \text{ est la distance de Mahalanobis au point considéré.}$$

Cette intensité reprend les caractéristiques principales de celle que nous avons défini empiriquement⁹ : changement de signe et comportement en $s.(d-s)$ au voisinage de la valeur de seuil s , et limitation pour les valeurs de d élevées. En ce sens, elle nous montre que les forces de pression couleur peuvent être interprétées comme dérivant d'une énergie *externe*, en l'occurrence $-E_R$ ¹⁰, définie sur la *région d'image* délimitée par le modèle. C'est précisément cette définition régionale de l'énergie externe qui lui confère la possibilité de faire évoluer le modèle à partir d'une position éloignée de l'optimum.

Un autre aspect intéressant de cette interprétation est qu'elle nous montre que le processus de définition des forces de pression peut être étendu à n'importe quel problème de segmentation dans lequel on dispose d'une loi de probabilité a posteriori de classification ponctuelle des pixels, la démarche étant alors de maximiser la grandeur scalaire $E = \langle Nb \text{ pixels objet} \rangle - \langle Nb \text{ pixels fond} \rangle$ à l'intérieur du modèle. Cette loi de probabilité peut

⁹ La différence de comportement des modèles demanderait cependant à être évaluée précisément

¹⁰ L'usage veut que par analogie mécanique, les positions stables du modèle correspondent à des *minima* d'énergie.

concerner des données photométriques monochromes ou multispectrales, voire des attributs texturaux. L'application à des objets de couleur non homogène est également envisageable. Ceci est d'autant plus important que, rappelons-le, de bonnes performances de classification ponctuelle ne sont pas requises a priori : un des objectifs de l'approche par modèles est précisément de remédier à ce type d'insuffisance par des contraintes complémentaires de forme.

NB : Une interprétation dans le cadre de l'approche par compétition de régions proposée par Zhu et Yuille [15] a également été évaluée. Rappelons que cette approche consiste à définir, pour toute région d'une image obtenue par segmentation, une énergie basée sur son coût de codage pour un langage de description supposé optimal, conformément au critère MDL (Minimum Description Length) de Leclerc [14].

On obtient là encore une expression des forces de pression comparable, à savoir :

$$\vec{F} = (s_0^2 - d^2) \vec{n}$$

\vec{n} étant la normale associée au modèle. Toutefois, le seuil s_0 est ici le seuil de segmentation optimal obtenu en supposant que les probabilités a priori $Pr(\text{Feuille})$ et $Pr(\text{Fond})$ sont identiques. Ceci tient au fait que ces probabilités ne sont pas prises en compte dans le formalisme de Zhu et Yuille.

Le détail du calcul est donné en annexe A.

Mise en œuvre des forces d'évolution

Comme indiqué plus haut, la notion de force d'évolution (force de pression couleur dans notre cas) correspond à la minimisation itérative d'un terme d'énergie. Plus précisément, E étant l'énergie à minimiser, la minimisation par descente de gradient peut s'interpréter comme l'application de forces mécaniques $\vec{F} = -\text{grad} E$ sur le modèle. Dans le cas d'un contour actif, modélisé par un ensemble de points, le gradient correspond effectivement à une dérivation dans l'espace image, et sa traduction en forces exercées sur ces points est immédiate. Dans le cas d'un modèle paramétrique, en revanche, le gradient au sens strict définit des forces généralisées dans l'espace des paramètres, et non dans l'espace image. S'agissant de forces de pression \vec{F}_I définies sur les points de contour du modèle, elles se traduisent dans l'espace des paramètres en forces généralisées :

$$\vec{F}_P = H^T \vec{F}_I$$

où H est le Jacobien du modèle (dérivées des points de contour par rapport aux paramètres).

La descente de gradient consiste alors à appliquer itérativement sur les paramètres des corrections numériques proportionnelles aux forces. Ceci pose toutefois un problème pratique, car l'évolution du modèle dans l'image consécutive à ces modifications de paramètres n'est pas maîtrisée. Elle peut notamment entraîner des déplacements trop élevés par rapport à la résolution des données image qui sont à l'origine des forces, d'où des phénomènes d'instabilité. Nous avons donc privilégié une méthode itérative dans laquelle les forces de pression sont directement associées à des déplacements élémentaires dans l'image, puis à une mise à jour du modèle par identification. Cette dernière, décrite dans [CCL-1] et [RS-2], est basée sur la méthode de Gauss-Newton. Elle aboutit à l'application sur les paramètres de corrections proportionnelles à $H^I \vec{F}_I$ (au lieu de $H^T \vec{F}_I$), H^I étant la pseudo inverse du Jacobien.

Notons qu'il s'ensuit un chemin de progression vers le minimum d'énergie sensiblement différent. En revanche, si la convergence est atteinte ($H^I \vec{F}_I = 0$), elle correspond bien à une solution de la descente de gradient canonique ($[H^I \vec{F}_I = 0] \Rightarrow [H^T \vec{F}_I = 0]$).

1.2.5 Principaux résultats

Les concepts développés ci-dessus ont été appliqués à la segmentation et à la reconnaissance de feuilles d'adventices sur des images de terrain, pour lesquelles le problème essentiel est le recouvrement mutuel des

feuilles, plutôt que leur séparation par rapport au fond. La procédure mise en œuvre est détaillée dans [RS-2]. Nous en rappelons ci-dessous les éléments principaux :

- La recherche des positions d'initialisation des modèles est effectuée sur une version binaire de l'image couleur d'origine, après segmentation ponctuelle. Les positions d'initialisation y sont caractérisées par un voisinage de pixels de type feuille entouré majoritairement par des pixels de type fond (pour les feuilles allongées, ces positions d'initialisation correspondent aux pointes). La détermination de l'axe principal du modèle est également établie à ce stade.
- Un ajustement de modèle est ensuite effectué à partir de chacune de ces positions initiales. Il met principalement en œuvre les forces de pression couleur définies plus haut. Des forces classiques d'attraction par les zones de fort gradient de niveau de gris (dans le plan vert) ont cependant été ajoutées, afin d'assurer un meilleur « verrouillage » des modèles sur les contours, notamment dans les zones de recouvrement partiel. De plus, une énergie interne destinée à limiter la courbure des modèles à squelette a été introduite. Le critère d'arrêt est basé sur la vitesse d'évolution du modèle.

La figure I.9 ci-dessous illustre quelques cas typiques de positionnement final des modèles obtenus selon cette procédure. Globalement, l'aptitude de nos modèles paramétriques à s'ajuster à partir d'une position initiale lointaine est confirmée, ainsi que leur comportement favorable dans des situations de recouvrement partiel des feuilles (figure I.9.a). Ceci étant, il reste de nombreuses situations dans lesquelles l'ajustement des modèles paramétriques ne s'effectue pas correctement. Le cas I.9.b, par exemple, est lié à la présence de feuilles en prolongement l'une de l'autre, et se rencontre essentiellement pour l'une des variétés étudiées (Sétaire). Dans le cas I.9.c, qui concerne une petite feuille largement occultée, les contraintes de forme s'avèrent insuffisantes.

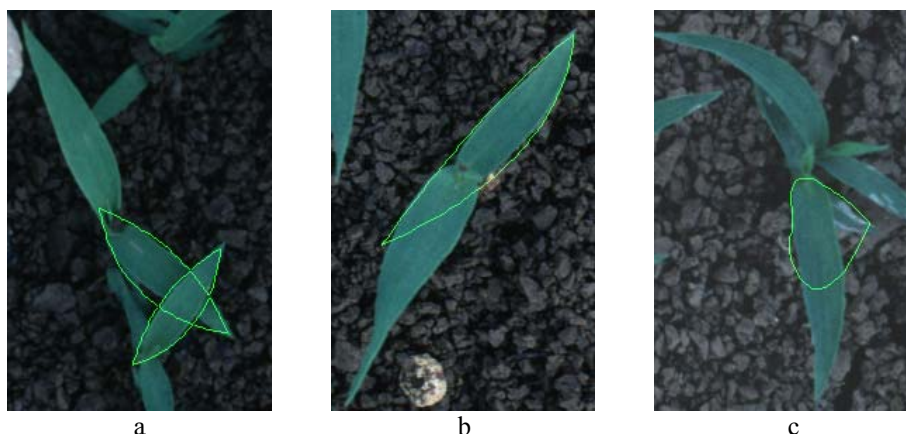


Figure I.9. Exemples d'ajustements de modèles (variété sétaire)

Plusieurs raisons peuvent être invoquées concernant ces situations d'ajustements erronés : adéquation insuffisante du modèle par rapport à la forme réelle des feuilles, ou encore mauvaise pondération des diverses énergies mises en jeu. Toutefois, une approche qui viserait à ajuster plus finement ces paramètres serait inévitablement limitée par des problèmes de robustesse. Nous nous sommes donc plutôt orientés vers la recherche de critères *a posteriori* permettant d'évaluer la qualité d'un ajustement donné, et d'éliminer ainsi les modèles mal positionnés¹¹.

Deux critères de qualité d'ajustement ont ainsi été élaborés, permettant une réduction substantielle du nombre de modèles erronés (taux résiduel de l'ordre de 20 %). Le premier d'entre eux évalue la colinéarité entre le contour du modèle et les éléments de contour environnants, par comparaison des directions des normales au modèle d'une part, et des gradients de distance couleur aux mêmes points d'autre part (figure I.10).

¹¹ Cette élimination *a posteriori* est d'ailleurs rendue nécessaire par la mise en œuvre simultanée de nos deux modèles (squelette et B-Spline) sur une même image, censée contenir divers types de feuilles.

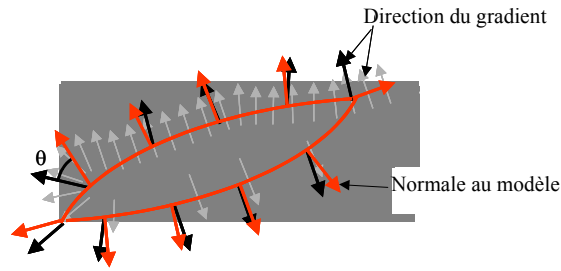


Figure I.10. Evaluation de l'ajustement par critère local de colinéarité des contours

Le second critère d'ajustement développé est intéressant dans le sens où il met en œuvre une analyse plus « sémantique » du positionnement du modèle par rapport à son environnement. Il distingue en effet trois types de contours environnants : les contours « cohérents », qui coïncident avec le modèle sur tout leur parcours, les contours « incohérents » qui coïncident sur une partie puis divergent, et les contours « indifférents », qui n'ont aucune partie commune (figure I.11). La présence de contours incohérents est un critère de rejet.

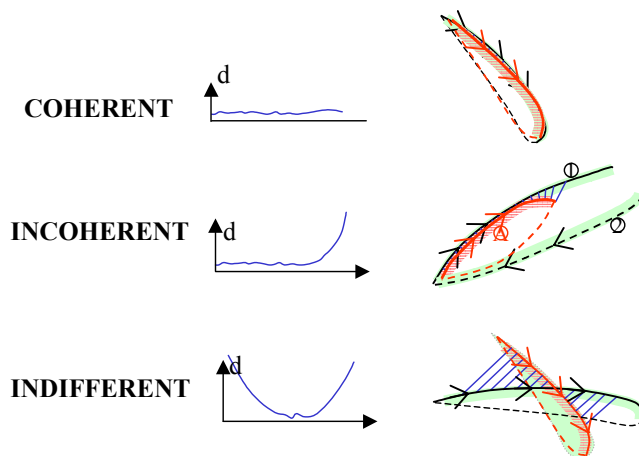


Figure I.11. Evaluation de l'ajustement par critère de cohérence des contours
(d : distance entre contour du modèle et contour dans l'image)

Ce second critère n'a pas permis en l'état actuel d'obtenir de meilleures performances, et nécessiterait notamment une détection des éléments de contours plus élaborée (elle est actuellement réalisée par un simple suivi des crêtes de gradient). Il illustre cependant un nouveau type d'approche vers lequel nous souhaitons orienter nos recherches, et sur lequel nous reviendrons plus bas.

Une fois réalisée la segmentation par ajustement et sélection des modèles, l'étape suivante, qui constitue l'analyse d'image proprement dite, est la caractérisation de la forme et de la disposition spatiale des objets détectés. Ceci appelle toutefois une remarque de principe. En effet, les fortes contraintes de forme des modèles utilisés, introduites pour favoriser leur ajustement et gérer les situations de recouvrement partiel, ont une contrepartie : les contours des modèles après ajustement ne coïncideront généralement pas exactement avec les contours réels des objets dans l'image. En ce sens, les modèles paramétriques doivent être considérés comme une *approximation* des formes cherchées. Ils en facilitent la localisation dans l'image, mais ne permettent pas directement une analyse de détail, par exemple à des fins de classification variétale.

Pour répondre à ce problème, une étape supplémentaire d'ajustement a été introduite, dans laquelle un modèle de type contour actif libre (snake) est substitué au modèle paramétrique, et soumis aux seules forces d'attraction par les gradients. Un exemple en est donné figure I.12.

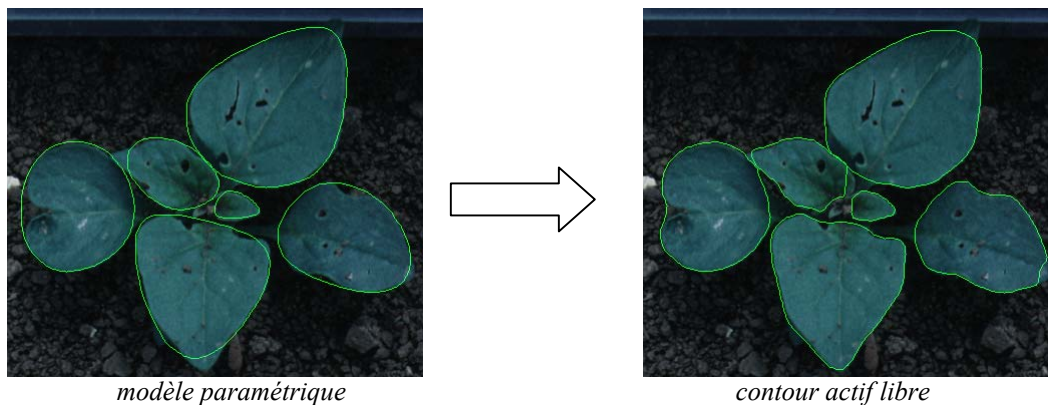


Figure I.12. Ajustement supplémentaire par contour actif libre (variété morelle)

Notons que cette ajustement supplémentaire suggère une autre voie d'évaluation de la qualité de positionnement du modèle, non encore explorée, qui consisterait à vérifier la « proximité » du modèle paramétrique et du modèle libre obtenus.

1.2.6 Limites de l'approche énergétique

Les travaux évoqués ci-dessus constituent, pour la segmentation de scènes végétales en conditions naturelles, une première tentative d'introduction de connaissances a priori sur les formes visuelles recherchées. Les résultats obtenus nous ont largement confirmé l'intérêt de cette approche, dans des situations où des techniques plus classiques de segmentation ne sont plus adaptées. Toutefois, force est de constater que le mode d'ajustement des modèles déformables, dans sa version actuelle, ne présente pas encore une robustesse suffisante pour une utilisation opérationnelle.

Ce manque de robustesse tient selon nous à une mise en oeuvre strictement énergétique, dans laquelle l'évolution et la stabilisation des modèles dépend en définitive uniquement de la *sommation algébrique* de variables locales. Il s'ensuit que la capacité de « verrouillage » du modèle sur un objet réel est sensiblement proportionnelle à sa longueur de contour coïncidant avec des contours réels dans l'image ; dans le cas d'un objet dont la forme exacte diffère légèrement de celle du modèle, ou d'un objet occulté de façon importante, *la position souhaitable du modèle ne correspond pas toujours à un minimum local de l'énergie*. Par ailleurs, répondre à ce problème en augmentant inconsidérément le pouvoir attracteur des contours de l'image réintroduirait des problèmes dans l'évolution des modèles.

Ce constat met en évidence la nécessité d'associer à l'ajustement du modèle un critère qui ne soit pas exclusivement énergétique. Il a motivé les développements d'indices d'ajustement a posteriori que nous avons présentés, et qui visent à analyser de façon plus fine le positionnement du modèle par rapport aux données images. Parmi ceux-ci, l'indice basé sur l'analyse de la cohérence entre modèle et contours environnants a un statut particulier, car il rompt avec toute notion de sommation algébrique le long des contours, au profit d'un raisonnement de nature symbolique. En ce sens, il fournit une première réponse à l'objection de fond de l'approche précédente, et suggère une direction générale d'amélioration.

En effet, et plus globalement, ce qui limite l'approche énergétique est son inaptitude à prendre en compte des éléments d'image significatifs indépendamment de leur importance « quantitative ». La figure I.13 ci-dessous illustre par un cas d'école l'importance que peuvent prendre des éléments de contour de dimensions très réduites dans l'interprétation d'une scène. Dans une telle situation, seule une approche discrète prenant en compte la « présence » des éléments de contour permet éventuellement d'accéder à une interprétation correcte.

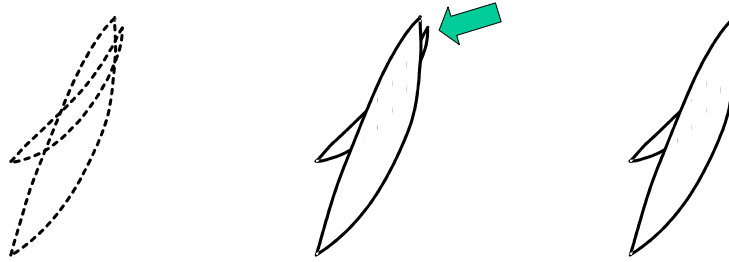


Figure I.13. Influence d'un élément de contour réduit sur l'interprétation d'une scène

Ce constat ne remet pas en cause les travaux développés, bien au contraire. En effet, une interprétation de scène basée sur des raisonnements discrets, mettant en œuvre une représentation symbolique des éléments d'image en présence, soulève quant à elle d'autres difficultés de principe : détection préalable des éléments pertinents, nombre limité de configurations analysables sous peine d'explosion combinatoire, difficulté à prendre en compte les contraintes fines de régularité propres aux objets biologiques, etc. Autant d'éléments qui précisément, ont motivé notre approche variationnelle par modèles déformables.

Ce que nous nous proposons de faire, en revanche, est d'en reprendre certains concepts en *coopération* avec l'utilisation de modèles déformables. Une des démarches possibles déjà évoquée est d'associer à l'ajustement des modèles, une analyse structurelle restreinte à leur voisinage immédiat (indice de qualité d'ajustement). Mais une avancée significative ne pourra vraisemblablement être obtenue que si ce type d'analyse est utilisé *dès la phase d'initialisation* des modèles déformables.

La mise en oeuvre d'une telle collaboration continu/discret dans le cadre de l'interprétation de scènes végétales constitue le cœur de nos perspectives de recherches actuelles. Nous y reviendrons donc d'une manière plus détaillée dans la partie III : Discussion et perspectives scientifiques.

Thématique II : Fusion multi-capteurs pour la localisation d'engins mobiles

La possibilité de « localiser » un équipement mobile, c'est-à-dire d'en déterminer la position par rapport à un référentiel donné, a des intérêts multiples dans le cadre des opérations culturales : guidage automatique de véhicules agricoles, aide au parcours séquentiel sur une parcelle lorsque la tâche réalisée ne se traduit pas d'une manière directement perceptible (épandage, semis, pulvérisation), ou encore référencement de mesures pour une utilisation différée (agriculture raisonnée). De fait, on assiste depuis le milieu des années 90, au sein de la communauté de l'ingénierie agricole, à de nombreux travaux dans ce domaine.

Concernant le guidage en ligne s'appuyant sur des structures végétales, on peut citer les travaux du SRI (GB), en coopération avec l'Université de Castellon (Espagne), qui concernent le guidage par vision numérique dans des cultures maraîchères [21]. Des travaux ont été également menés en France (Cemagref Clermont-Ferrand / LASMEA) relatifs au guidage sur une ligne de fauche [22, 23].

Les travaux les plus nombreux actuellement s'appuient sur la technologie GPS. En mode différentiel standard, il est généralement utilisé en combinaison avec la navigation à l'estime [24] [25]. Des travaux plus récents concernent également le guidage d'engins agricoles par GPS cinématique : [26] (Université d'Ohenheim), [27] (Cemagref/LASMEA).

D'un point de vue général, deux principes de base sont mis en œuvre pour la localisation :

L'utilisation de capteurs extéroceptifs. Le principe est de se positionner dans l'environnement par la perception d'éléments caractéristiques qui en font partie, ou qui ont été disposés à cet effet (balises). Cette approche permet un positionnement fiable, mais qui peut être limité par une disponibilité aléatoire des éléments de repérage. C'est le cas pour nombre d'applications agricoles, où l'environnement est généralement peu structuré, hormis dans les exemples de guidage en ligne cités plus haut.

Le système de positionnement GPS peut être considéré comme un cas particulier de positionnement extéroceptif, s'appuyant sur des balises satellitaires. Il pose cependant lui aussi des problèmes de disponibilité des données dans certaines configurations de relief ou d'environnement.

L'utilisation de capteurs proprioceptifs. Le principe est ici de collecter des données sur le déplacement du mobile lui-même : vitesse, accélération, variations de cap, etc., afin d'en déduire sa position relativement à une position de départ (navigation à l'estime). La fiabilité de ce type de positionnement dépend directement des performances des capteurs mis en jeu, en termes de précision et de dérive. Dans le cas des applications agricoles, ces performances seront limitées essentiellement par des critères de coût.

Ces deux principes de positionnement présentent des caractéristiques complémentaires: disponibilité aléatoire mais absence de dérive pour l'un, disponibilité continue et précision limitée dans le temps pour l'autre. On aura donc souvent intérêt à utiliser les deux approches de manière combinée. Si l'on ajoute à cela que chacune de ces approches prise individuellement nécessite elle-même généralement plusieurs capteurs (ou plusieurs balises dans le cas extéroceptif), on comprend que le développement de méthodes de fusion de données adaptées est un élément essentiel de toute problématique de localisation.

Les outils de base de ce type de fusion de données existent, et sont pour certains largement éprouvés. Citons en particulier le filtre linéaire de Kalman-Bucy [28] et sa version étendue (EFK : Extended Kalman Filter). D'autres techniques plus récentes ont également été proposées. Citons par exemple le filtrage particulaire, adapté aux problèmes fortement non-linéaires, et décrit dans [29], ou encore l'algorithme d'estimation à erreur bornée, décrit dans [30].

Ceci étant, pour une application donnée, et notamment dans le domaine agricole, la mise en œuvre de ces outils nécessitera des développements ou des adaptations spécifiques, liés à la nature des capteurs, de l'environnement ou encore des objectifs à atteindre. En ce qui nous concerne, c'est dans le cadre de projets de robotique agricole, puis plus récemment pour répondre au problème de la localisation par GPS en environnement masqué, que nous avons été amenés à développer une activité de recherche dans ce domaine. Nous présentons ci-dessous trois exemples de développements, à partir desquels nous dégagerons ensuite quelques éléments de synthèse.

II.1 Fusion de données ultrasons-estime

Ces travaux, réalisés en 95, concernent le guidage automatique d'une machine de récolte en verger agrume (projet Eurêka CITRUS, 1987-1997). Il s'agissait ici d'assurer le guidage d'un véhicule en allée fruitière à partir de mesures télémétriques ultrasoniques des profils de végétation latéraux.

Une application de même type en verger de pommiers (projet MAGALI, 1985-1991), nous avait montré que dans le cas d'un palissage régulier, un simple lissage des données télémétriques suffit à déterminer les frontières latérales de l'allée et donc à assurer le guidage d'un véhicule. En effet, les profils de végétation sont alors assimilables à des « murs » continus de part et d'autre de l'axe d'avancement.

Dans le cas des vergers agrumes, en revanche, les arbres constituent des entités isolées et de volume souvent variable, rendant une telle approche inexploitable. Un module de navigation à l'estime, combinant odométrie et gyromètre, a donc été adjoint au véhicule, afin de lui permettre de maintenir une trajectoire rectiligne malgré le caractère irrégulier des profils perçus par les télémètres latéraux.

L'utilisation combinée d'un module de navigation à l'estime et de capteurs télémétriques est un problème fréquemment abordé dans la littérature [31]. Classiquement, les données télémétriques sont utilisées en recalage de la navigation à l'estime, via un filtre de Kalman. Pour cela, les valeurs mesurées sont comparées aux valeurs prédites d'après l'état courant du système, l'écart constaté permettant de déterminer la correction d'état à appliquer (recalage).

Un tel schéma de comparaison entre prédiction et données réelles suppose toutefois que l'on puisse effectivement, à partir d'un état donné du système, prédire les observations télémétriques correspondantes. Or dans le cas de notre application, le caractère aléatoire des profils de végétation interdit une telle prédiction, et donc la mise en œuvre directe de ce type d'approche.

En revanche, on peut faire l'hypothèse qu'une cartographie de la végétation sur une distance suffisante devrait permettre de dégager la direction d'avancement. La démarche choisie a donc été de cartographier chaque mesure télémétrique par positionnement à l'estime, de façon à disposer d'une image globale des profils de végétation.

Cette démarche cartographique, en établissant une représentation spatiale des données ultrasoniques, ouvre alors l'accès à diverses techniques d'analyse de forme issues du traitement d'image. Notamment, des procédures d'ajustement de modèle peuvent être envisagées¹². Dans le cas présent, c'est cependant une simple régression linéaire qui a été mise en œuvre sur l'image cartographiée des données, avec l'introduction d'une « distance d'oubli » atténuant la contribution des mesures les plus anciennes. Le principe général de la démarche est illustré figure II.1.

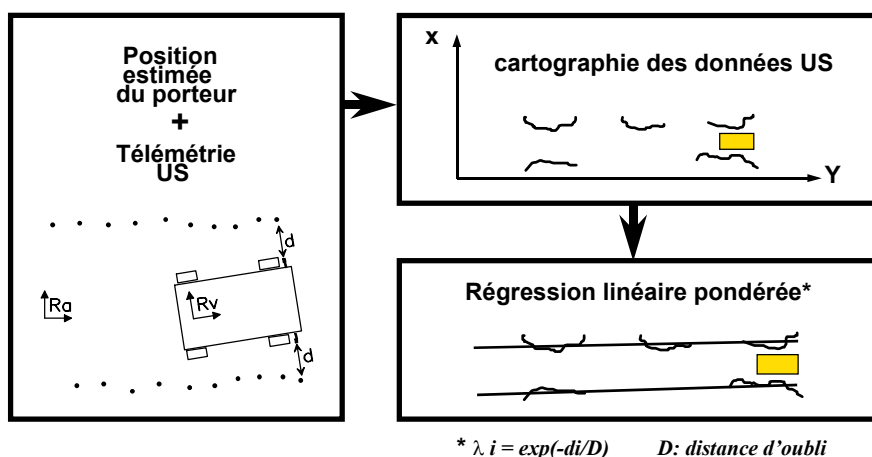


Figure II.1. Principe de la fusion ultrasons-estime

¹² Le modèle représenterait alors une structure typique de verger, par exemple une suite d'arbres sphériques disposés selon un maillage régulier.

Notons que la dérive du positionnement à l'estime n'a pas ici d'incidence néfaste, dans la mesure où la précision reste suffisante sur la distance nécessaire à l'analyse des profils végétaux latéraux.

Ces travaux ont été publiés dans [RS-5].

II.2 Utilisation combinée de capteurs inertiels et vision

Ces travaux ont été menés dans le cadre du projet européen Patchwork, pour lequel un outil automatique de désherbage électrique pour culture maraîchère a été développé. Son principe de fonctionnement consiste à détecter et localiser les mauvaises herbes par vision numérique, puis à les traiter individuellement à l'aide d'un bras robotisé [CO-2]. L'ensemble se présente sous la forme d'une plateforme mobile tirée par un tracteur, comme le serait un outil agricole ordinaire. La tâche de désherbage doit donc s'effectuer « au vol » pendant le déplacement dans la culture.

Cette nécessité de travailler au vol pendant le déplacement non contrôlé du véhicule constituait une difficulté essentielle du projet. Elle impose en effet de compenser les variations de position et d'assiette de la plateforme qui interviennent durant le déroulement de la tâche, et notamment dans l'intervalle de temps séparant la détection des cibles et leur traitement par l'outil. Or la mise en oeuvre d'une telle compensation à un coût compatible avec une application agricole est apparue très tôt comme un élément clé de faisabilité, justifiant la recherche de solutions spécifiques.

Dans un premier temps, une analyse générale du problème et des solutions envisageables a été menée dans le cadre d'un doctorat [TH-4], en s'appuyant sur un lourd travail de simulation de diverses configurations de capteurs. Cette étude a montré que des résultats comparables à ceux d'une commande référencée vision ou d'une centrale inertielle de bonne qualité pouvaient être obtenus par l'utilisation combinée d'un système de vision et d'un système inertiel de performances respectives modestes [CCL-4].

Ce principe a ensuite été directement exploité dans le cadre du projet Patchwork, par le développement d'une centrale inertielle bas-coût d'une part, et d'un système de vision secondaire de recalage d'autre part, dont le rôle était de compenser l'erreur résiduelle de la centrale inertielle en fin de cycle [ACA-6]. Nous évoquons ces deux éléments ci-après.

II.2.1 Centrale inertielle

Un élément clé de la solution hybride proposée est de limiter fortement le cahier des charges de la centrale inertielle, la dérive maximale admissible étant de l'ordre d'une dizaine de centimètres par seconde. L'architecture développée est celle d'une centrale de type « strap-down », constituée de 3 gyromètres piézoélectriques et de 3 accéléromètres disposés solidairement selon trois axes orthogonaux.

Dans une centrale strap-down, la difficulté principale est que l'accélération effective du mobile ne peut être déterminée à partir des accéléromètres que si l'on connaît avec précision leur inclinaison, afin de soustraire des mesures l'accélération de la pesanteur. Cette inclinaison (assiette du mobile) peut-être obtenue par intégration des signaux gyrométriques, mais on est alors très vite limité par des problèmes de dérive, notamment avec des gyromètres piézoélectriques.

La solution classique consiste à effectuer un recalage du système par filtrage de Kalman en introduisant d'autres mesures sur le long terme, telles que l'odométrie [32], ou la détection de balises externes. Dans notre cas, l'approche choisie pour le recalage a été l'introduction non pas d'autres mesures, mais d'une hypothèse globale de fonctionnement, compatible avec nos conditions d'application, à savoir que la moyenne à long terme des accélérations doit être nulle. Les données accélérométriques et gyrométriques étant introduites en tant que loi de commande du système, la seule observable du filtre est alors l'accélération elle-même (dont la constante de temps de filtrage passe-bas est liée directement au gain de correction).

L'intérêt de cette approche est de permettre l'obtention des données d'assiette et d'accélération indépendamment de tout capteur externe, assurant ainsi un découplage des modules. En revanche, une mesure odométrique reste indispensable à la détermination de la vitesse, l'intégration des accélérations se faisant à une constante près. Cette mesure est combinée à l'intégration de manière à imposer la vitesse moyenne.

Le schéma de principe de l'ensemble est illustré ci-dessous (figure II.2).

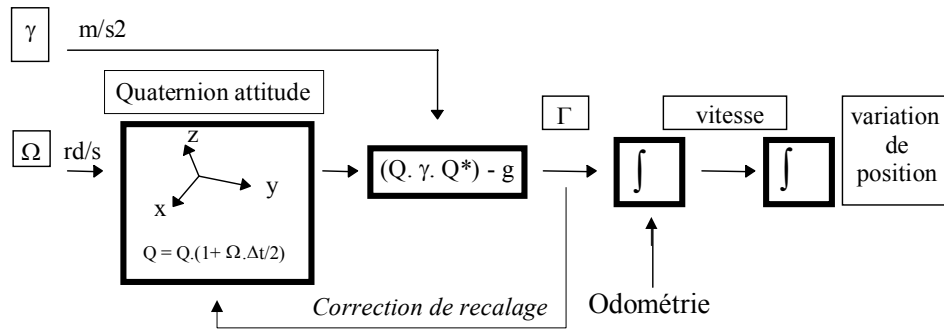


Figure II.2. Principe de la centrale inertielle

II.2.2 Vision de recalage

Son rôle est de permettre le recalage du bras manipulateur juste avant la plongée finale sur la cible (adventice à détruire), et ainsi de compenser l'erreur de positionnement accumulée par la centrale inertielle depuis la première prise d'image. Pour cela, une caméra de petit format est disposée en bout de bras, solidaire de l'outil de désherbage. Son champ de vision correspond à l'erreur maximale de positionnement admissible.

Le traitement d'image consiste ici à retrouver, sur une image noir et blanc, une cible détectée une première fois à une échelle différente sur une image couleur. Le principe, développé dans le cadre d'un stage de DEA [DEA-5], repose sur la reconnaissance d'une signature issue de la distribution des niveaux de luminance sur la cible (figure II.3).

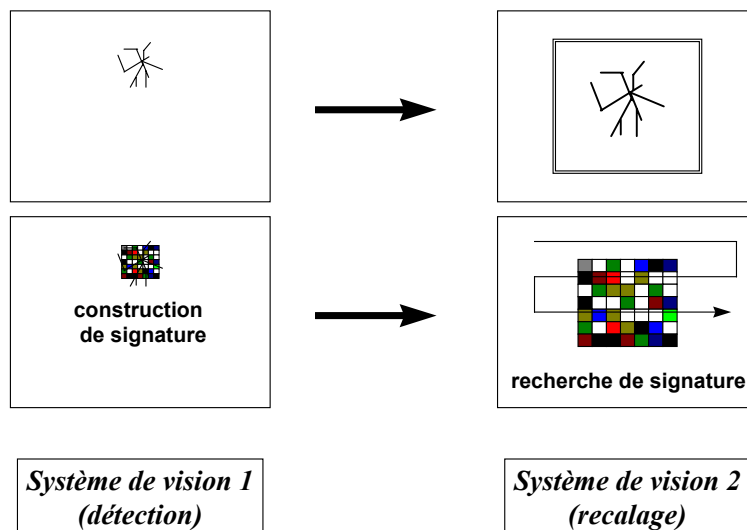


Figure II.3. Principe de recherche des cibles en vision de recalage

II.3 Fusion de données GPS-estime

La localisation par GPS tend à être universellement adoptée aujourd'hui pour la localisation des véhicules agricoles. Basée sur un principe de trilatération à partir de balises satellitaires, elle nécessite un minimum de quatre satellites visibles pour être opérationnelle, ce qui pose des problèmes dans des conditions de visibilité réduite (milieux arborés, reliefs, etc.). De nombreuses études ont donc été menées visant à combiner cette technique de localisation avec des techniques de navigation à l'estime, basées sur des capteurs proprioceptifs, et elles-mêmes réputées pour leurs problèmes de dérive. Toutefois, ces études reposent généralement sur un couplage faible : c'est au niveau des données de positionnement issues des deux systèmes que s'effectue leur combinaison, soit par filtrage de Kalman [33-35], soit par une simple commutation selon des critères de qualité [24].

L'inconvénient majeur du couplage faible est qu'il interdit toute prise en compte des données satellitaires dès lors que le nombre de satellites visibles est inférieur à quatre, puisqu'il n'y a plus de position GPS disponible. Il s'ensuit une perte importante d'information potentielle. Nous nous sommes donc attachés, dans le cadre d'un travail de doctorat [TH-5], à développer une approche de fusion basée sur l'exploitation directe des données satellitaires (couplage serré), indépendamment du calcul de position effectué par le récepteur GPS.

Ces données satellitaires sont essentiellement les mesures de temps de vol des signaux entre satellites et récepteurs, et nécessitent d'ordinaire des calculs complexes relatifs aux orbites satellitaires et à la modélisation de la propagation des signaux dans l'atmosphère pour pouvoir être exploitées. Dans un premier temps, un principe de traitement différentiel linéaire de ces données satellitaires a donc été mis au point, afin d'en faciliter l'exploitation. Dans notre cas, en effet, il était possible de tirer parti d'une spécificité du domaine applicatif, à savoir que le besoin de localisation est limité à l'espace de travail d'une exploitation agricole ou forestière (soit une étendue de quelques kilomètres carrés tout au plus). Dans ces conditions, la relation entre les temps de vol satellitaires et la position du récepteur peut être linéarisée, comme illustré figure II.4.

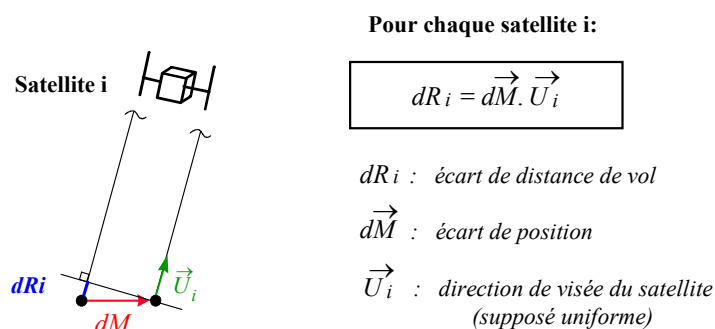


Figure II.4. Linéarisation de la relation distances de vol – position pour de faibles variations de position d'un récepteur GPS

Si donc l'on dispose d'un récepteur supplémentaire de référence situé dans l'espace de travail, cette même relation linéaire reste valide, à l'écart d'horloge près entre les deux récepteurs, et devient pour chaque satellite visible:

$$\Delta PR_i = \Delta \vec{M} \cdot \vec{U}_i + \Delta C \quad (1)$$

où ΔPR_i , $\Delta \vec{M}$ et ΔC sont respectivement la différence entre les distances de vol mesurées (ou pseudodistances) par chaque récepteur, l'écart de position et l'écart entre horloges (exprimé en distance).

Notons que la relation (1) permet d'obtenir par moindres carrés la position $\Delta \vec{M}$ du récepteur mobile dans un repère lié au récepteur de référence (et accessoirement la variable ΔC), dès lors que l'on dispose d'au moins quatre satellites (et donc de quatre équations). On retrouve dans ce cas les caractéristiques d'un GPS différentiel classique, à ceci près qu'il ne fournit pas un positionnement absolu dans un référentiel terrestre.

Mais la relation (1) peut également être vue comme une équation de prédiction des pseudodistances en fonction de la position du mobile. En ce sens, les différences de pseudodistances peuvent être introduites en tant qu'observables dans un filtrage de Kalman, permettant ainsi un couplage serré avec d'autres types de mesures.

Cette démarche a été mise en œuvre et évaluée sur un véhicule équipé d'un module de navigation à l'estime, conformément au synoptique suivant (figure II.5).

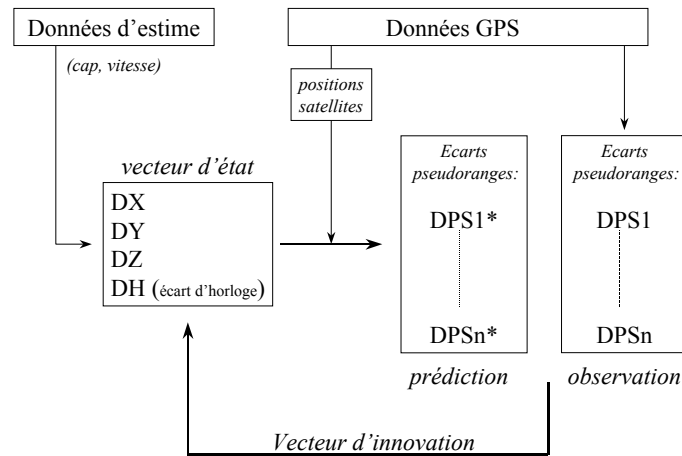


Figure II.5. Principe du couplage serré GPS-estime

Une caractéristique importante de ce schéma de filtrage est qu'il permet par principe d'intégrer une action correctrice des données GPS quel que soit le nombre de satellites effectivement disponibles, pourvu qu'il y en ait au moins un. La question est alors de savoir quelle contribution effective on peut attendre de cette correction.

Une partie essentielle de la thèse a donc porté sur l'étude de l'observabilité d'un tel système, au sens de Hermann et Krenner¹³ [36]. Il en ressort comme résultat principal que le système est théoriquement observable (indépendamment de la reconstruction effectuée par la navigation à l'estime) à partir de deux satellites visibles. Toutefois, pour un nombre de satellites inférieur à quatre, cette observabilité est liée au mouvement des satellites : des termes de dérivation des vecteurs \vec{U}_i interviennent dans les conditions de rang.

Dans la pratique, la portée de ces résultats théoriques est limitée par la précision des données (en particulier la variation temporelle relativement lente des vecteurs \vec{U}_i rend difficile l'exploitation de leurs termes dérivés). En contrepartie, la navigation à l'estime joue son rôle complémentaire. Les expérimentations en vraie grandeur qui ont été menées à l'aide de notre véhicule ont en tout état de cause confirmé l'intérêt de cette approche : elles montrent clairement qu'à partir de deux satellites visibles, la dérive due à la navigation à l'estime est corrigée par le filtre. Ces résultats ont été publiés dans [RS-3].

En définitive, on peut donc considérer que les observables satellitaires introduites ci-dessus, même si elles ne permettent pas toujours en soi une reconstruction totale de l'état du système pour des questions de précision, contribuent à diminuer le rang de l'espace des solutions possibles. En ce sens, elles peuvent être associées efficacement, et de façon complémentaire, à toute modélisation du déplacement du véhicule réduisant elle-même le nombre d'inconnues. Dans le cas présent, ce rôle est joué par le modèle cinématique associé à la navigation à l'estime. Mais d'autres types de modélisation peuvent être envisagées, et notamment celles liées à une connaissance a priori sur les trajectoires effectuées. Citons par exemple le cas d'un modèle numérique de terrain, qui introduit une contrainte $z = f(x,y)$, ou encore celui des cultures pérennes obligeant le véhicule à se déplacer dans des rangs préétablis (vignes, vergers). Nous menons actuellement des travaux dans ce sens dans le cadre d'une application agricole, mais ceux-ci sont à ce jour strictement confidentiels.

¹³ Schématiquement, l'observabilité d'un système est assimilable à la possibilité de reconstruire son état courant à partir de ses entrées et sorties passées et présentes. Son étude revient alors à l'étude de conditions de rang sur le système d'équations (ou matrice d'observabilité) associé à une telle reconstruction.

II. 4 Fusion multi-capteurs : synthèse

Bien que les trois exemples décrits ci-dessus procèdent tous d'une mise en œuvre particulière liée à une application donnée, quelques principes généraux récapitulatifs peuvent en être dégagés.

La fusion de données issues de capteurs multiples consiste à combiner des données indépendantes souvent redondantes, et donc susceptibles d'être en contradiction. Pour des raisons évidentes de continuité des données de sortie et des incertitudes associées, une pondération continue de ces différentes sources d'informations, prenant en compte leurs incertitudes respectives, est préférable à un fonctionnement par commutation. Le filtrage de Kalman constitue alors un outil privilégié, puisque son principe est précisément d'effectuer une pondération des entrées, de façon à minimiser la variance stochastique de l'état estimé du système considéré. Sur le plan théorique, l'obtention par filtrage de Kalman d'une solution optimale nécessite cependant une condition importante, à savoir que les incertitudes de mesure doivent être gaussiennes. Cette seule condition va entraîner un certain nombre de principes méthodologiques.

Dans le cas général, l'incertitude associée à une donnée capteur présentera un caractère gaussien si l'on remonte suffisamment en amont dans la chaîne des traitements de la mesure, c'est-à-dire jusqu'à l'origine physique de cette erreur. Concrètement, cela signifie par exemple qu'il sera préférable d'introduire l'offset d'un gyromètre piézo-électrique en tant que variable d'état, étant donné que c'est la variation de cet offset qui est gaussienne et non l'offset lui-même. Pour des raisons analogues, les données GPS brutes sont plus adaptées, pour une combinaison multi-capteurs, que les données de position calculées en interne par le récepteur¹⁴.

Un autre avantage du couplage fort entre capteurs obtenu par combinaison de leurs données brutes, est qu'il permet d'exploiter encore l'information résiduelle d'un capteur, dans les situations où celle-ci est insuffisante en soi pour assurer l'observabilité du système (cas d'un GPS recevant moins de quatre satellites). Par extension, une telle propriété peut être reprise pour introduire toutes sortes de connaissances a priori contraignant partiellement l'évolution du système (modèle numérique de terrain, trajectoire imposée, hypothèse sur l'accélération long terme dans le cas de la centrale inertielle).

L'exemple de la fusion ultrasons-estime appelle également quelques commentaires. Ici, nous l'avons dit, les données extéroceptives prises individuellement ne peuvent être exploitées directement dans un filtrage de Kalman, car elles ne correspondent pas à une observable prédictible. En revanche, leur analyse globale permet d'en extraire un modèle de représentation (ici une droite de régression), associé à une erreur quadratique d'ajustement, qui lui devient une observable utilisable (on aurait pu par exemple, en tirer parti pour recalculer la dérive de l'estime).

En définitive, il s'agit là encore, mais cette fois pour des données extéroceptives reflétant une certaine organisation spatiale, de trouver le bon niveau de modélisation qui permettra d'en extraire des observables de comportement stochastique satisfaisant. Le fait de gérer cette modélisation en dehors du filtre, plutôt que de l'intégrer dans les équations d'évolution d'état du système global, est un choix méthodologique autorisant une plus grande liberté au niveau des algorithmes à mettre en œuvre (techniques de traitement d'image, par exemple).

¹⁴ Bien que, en toute rigueur, l'analyse expérimentale montre que les données brutes n'ont pas non plus un comportement gaussien, du fait notamment des phénomènes de multitrajets.

Discussion et perspectives scientifiques

III-1 Remarques générales

Les activités de recherche décrites plus haut, et plus précisément les deux thèses les plus récentes dont j'ai assuré l'encadrement (J-M Gaudin, 2000 et A-G. Manh, 2001) concernent des thématiques a priori déconnectées : fusion multi-capteurs d'une part, modèles déformables pour l'analyse d'images d'autre part. Elles présentent cependant dans leur démarche un certain nombre d'éléments communs que nous voudrions souligner ici.

Au niveau des outils, tout d'abord, on remarquera que ces deux thématiques relèvent d'une même problématique de combinaison d'informations de sources indépendantes, qu'il s'agisse de données mesurées ou de connaissances établies a priori. Dans ce cadre, elles procèdent par un même mécanisme de minimisation itérative d'une erreur résiduelle (liée à la combinaison d'informations éventuellement contradictoires) par des méthodes linéaires (filtre de Kalman, méthode de Newton). Il s'ensuit un formalisme mathématique relativement proche (calcul linéaire multivariable).

Plus fondamentalement, une idée directrice commune est que les spécificités d'un problème donné doivent être abordées de manière volontariste. Classiquement, ces spécificités se traduisent souvent par l'ajustement plus ou moins empirique (et peu lisible) de divers paramètres au sein des algorithmes de traitement. L'approche revendiquée ici est au contraire de les identifier et les formaliser le plus clairement possible en tant que connaissances a priori favorisant la résolution du problème.

Enfin, dans la segmentation par modèles déformables comme dans le couplage fort de capteurs, on notera que la démarche retenue revient à retarder autant que possible les étapes de traitement, classification ou prise de décision revêtant un caractère irréversible, afin de combiner au mieux les connaissances disponibles.

Ceci étant, les perspectives actuelles de recherche marquent la fin de cette dualité entre deux thématiques, au profit d'un recentrage autour du traitement d'image. Nos activités relatives à la localisation s'orientent en effet aujourd'hui vers la mise en œuvre d'applications très finalisées, après la première phase de recherche plus générique qui s'est écoulée. Les travaux confidentiels évoqués plus haut, relatifs à la localisation en milieu structuré (vignes), illustrent cette évolution.

Ce recentrage de nos recherches autour du traitement d'image s'accompagne en outre d'une certaine évolution au niveau des approches et des techniques envisagées. Si la reconnaissance et l'interprétation de scènes végétales en restent l'enjeu majeur, le besoin a été évoqué plus haut (cf. I.2.6) d'y introduire des éléments de raisonnement discret, d'un formalisme sensible différent de celui de nos travaux précédents. C'est dans ce cadre qu'une nouvelle thèse (B. De Mezzo) a été initiée fin 2001 en collaboration avec le département Informatique du LIRMM. Les concepts de base, et notamment l'introduction explicite des connaissances a priori, y resteront cependant des éléments moteurs. Par ailleurs, insistons sur le fait qu'il ne s'agit pas d'une rupture, mais bien d'un complément à notre approche initiale issue des écoles du traitement du signal et de l'automatique continue, qui reste tout aussi essentielle. Nous précisons dans la partie suivante comme ces deux aspects complémentaires seront articulés.

III-2 Vers une démarche globale de reconnaissance des formes végétales

Les travaux que nous avons développés et présentés jusqu'ici dans le domaine de la vision numérique pour les objets agricoles, reflètent en définitive deux approches distinctes qui sont apparues successivement en analyse d'image depuis l'origine de cette discipline. La première approche, explicitée par Marr [37], est de type « bottom-up ». Elle consiste, à partir des données brutes initiales de l'image, à aboutir par des opérations successives de filtrage et de segmentation à la délimitation des objets en présence (objets sur lesquels on va appliquer ensuite des méthodes de reconnaissance à un niveau plus haut). Nos travaux sur la segmentation polychrome (cf. I.1) s'inscrivaient initialement dans cette approche. Nous en avons évoqué les limites, liées essentiellement à la complexité des scènes qui nous concernent.

A l'opposé, l'approche modèle, de type « top-down », est apparue plus récemment dans de nombreux travaux, sans toutefois faire l'objet d'une formalisation générale [38]. Elle consiste à émettre des hypothèses de départ, ou modèles, puis à vérifier l'adéquation de ces modèles avec les données. Cependant, s'agissant d'images, la multiplicité des configurations à vérifier oblige en pratique à combiner cette approche avec l'approche bottom-up, de façon à limiter et affiner les hypothèses générées. Un des problèmes est alors de réaliser cette combinaison au bon niveau.

Nos travaux précédents sur les modèles déformables illustrent bien cette problématique. Une analyse préalable des données image était indispensable pour pré-positionner les modèles. Toutefois, la technique très sommaire qui a été mise en œuvre a montré ses limites, et des investigations supplémentaires sont nécessaires pour l'affiner. Dans le cas présent, comme nous avons déjà eu l'occasion de l'indiquer, c'est par l'introduction d'un formalisme discret que nous souhaitons améliorer cette phase d'initialisation des modèles.

A ce stade, il convient de souligner deux éléments importants qui conditionnent l'organisation de nos recherches à venir :

- la mise en œuvre de raisonnements discrets sur le contenu de l'image pour générer des hypothèses de positionnement des modèles, suppose une détection robuste des traits pertinents sur lesquels vont s'appuyer ces raisonnements (contours, régions, intersections...). Autant la qualité de la segmentation initiale était un aspect relativement annexe (et revendiqué comme tel) dans notre approche initiale, autant elle devient ici un élément déterminant.
- Les objets biologiques sur lesquels nous travaillons se caractérisent par leur forme variable, mais également, au delà de cette variabilité, par des contraintes de régularité extrêmement fortes (continuité des courbures, notamment). C'est même précisément ces contraintes de régularité qui permettent d'envisager l'interprétation des scènes malgré les phénomènes de recouvrements partiels. De telles contraintes ne peuvent être vérifiées (ou infirmées) sur la base de données symboliques, aussi affinées soient-elles. A ce stade, la mise en œuvre de modèles paramétriques de définition analogique reste donc indispensable. Encore faut-il que les formes recherchées soient compatibles avec ce type de modélisation. Dans le cas de formes biologiques complexes, celles-ci doivent être décomposables en formes plus élémentaires qui feront l'objet d'une phase intermédiaire de traitement¹⁵.

Il s'ensuit trois phases bien distinctes nécessitant des recherches complémentaires, et sur lesquelles nous souhaitons concentrer nos futurs investigations:

- i) La détection robuste des régions d'intérêt (segmentation végétation/fond) et des contours associés
- ii) La détection/reconnaissance de formes élémentaires (modélisables analogiquement) dans l'image
- iii) La reconstruction éventuelle des formes complexes

Ces trois phases peuvent être considérées comme le fondement d'une approche générale de reconnaissance de formes végétales en situation naturelle, dont les figures III.1, III.2, III.3 en fin de ce chapitre donnent une illustration symbolique. Nous décrivons ci-après les démarches que nous envisageons pour chacune d'elles.

III.2.1 Perspectives en segmentation

Jusqu'à présent, en ce qui concerne la segmentation plante / non plante, nous avons limité nos investigations à des approches strictement ponctuelles, chaque pixel étant classé uniquement selon sa composition spectrale propre. En particulier, dans nos développements sur les modèles déformables, seule la distance du pixel dans l'espace RVB à une statistique colorimétrique de référence était considérée. Cette démarche se justifiait par le fait que seule une segmentation très sommaire était nécessaire pour l'initialisation des modèles (recherche des pointes de feuilles). Comme indiqué ci-dessus, nous souhaitons à présent développer une méthode de segmentation initiale plus exigeante, notamment au niveau de la définition des contours de végétation.

La démarche envisagée repose sur deux étapes :

¹⁵ Cette hypothèse était implicite dans nos travaux précédents, l'objet d'étude étant la feuille et non la plante.

- une première étape classique de fusion de régions, en partant du niveau pixel, selon des critères de proximité colorimétrique. Cette étape permet d'obtenir une sursegmentation initiale constituée de régions homogènes. Déjà mise en place, elle reprend l'algorithme de segmentation rapide Union-Find proposé par [39], en association avec un seuil de distance euclidienne dans l'espace RVB. La figure III.1.b en donne une illustration.

- une seconde étape dont le rôle est de sélectionner, parmi les régions homogènes ainsi déterminées, celles que l'on retiendra comme appartenant aux objets végétaux qui nous intéressent, en se référant par exemple à une référence colorimétrique prédéfinie. Une illustration simulée est donnée figure III.1.c.

Cette étape de sélection des régions présente des difficultés si la différenciation colorimétrique par rapport au fond est insuffisante (zones sombres, notamment). L'idée est alors de tirer parti au mieux des spécificités des objets biologiques que l'on cherche à segmenter, telles que la régularité de leurs contours ou la continuité de leurs propriétés colorimétriques.

Parmi les critères de fusion susceptibles d'être explorés, signalons par exemple:

- l'introduction d'un hystérésis sur le seuil de sélection des régions
- la régularité des contours résultants lors de la fusion de régions contiguës.
- la continuité colorimétrique, etc.

Ces critères supposent l'analyse des adjacences entre régions et des contours associés. Là encore, les travaux développés par Bertrand et al [40] relatifs à la création de cartes topologiques constitueront la base de travail, préparant ainsi la structuration des données pour la phase suivante (recherche des formes élémentaires dans l'image).

NB : Liu et al propose, dans [41] une approche particulièrement intéressante de fusion de régions, dans laquelle une fonction de coût intégrant la cohérence de la région résultante avec un modèle de forme a priori est utilisée. Cette étape permettrait ainsi de regrouper les phases 1 et 2 de notre problématique générale (segmentation initiale et recherche des formes élémentaires). Dans notre cas, cependant, l'utilisation d'un modèle de forme dès le stade de la fusion de région nous semble difficilement envisageable, compte-tenu des problèmes de recouvrement partiel.

III.2.2 Recherche des formes élémentaires dans l'image

Sur la base d'une segmentation efficace des régions végétales (cf. ci-dessus), notre schéma de recherche prévoit comme étape suivante la décomposition en entités végétales élémentaires, éventuellement superposées, des régions d'image sélectionnées. Ces entités élémentaires peuvent être des feuilles, ou d'autres types d'objets biologiques dans certaines applications (fruits, tubercules, etc.). L'essentiel est ici que leurs formes, bien que variables, restent suffisamment simples et caractéristiques pour se prêter à une modélisation paramétrique.

Nos travaux précédents sur les modèles déformables entraînent déjà dans ce cadre. Toutefois, ils se basaient sur une initialisation très sommaire de la position des modèles, compensée uniquement par l'action conjointe des forces de pression couleur et des contraintes de forme, d'où une certaine limitation de leurs performances d'ajustement. Comme indiqué plus haut, nous souhaitons aujourd'hui investir dans des méthodes de positionnement initial plus élaborées.

Les travaux de G. Médioni [42] proposent une démarche générale d'analyse d'image très proche, dans ses objectifs, de la décomposition en formes élémentaires qui nous intéresse. Cette démarche se propose de reproduire les mécanismes élémentaires de la vision humaine (groupements perceptuels), de façon précisément à effectuer une décomposition d'une scène donnée en formes élémentaires superposées. Elle s'appuie uniquement sur des traitements bas niveau : analyse des jonctions, et appariement des contours dans le prolongement l'un de l'autre. L'appariement s'effectue par un mécanisme de vote (« tensor voting ») comparable dans son principe à une transformée de Hough.

Dans notre cas, cependant, nous souhaitons nous appuyer en plus sur la connaissance a priori des formes élémentaires recherchées, afin de permettre des appariements plus globaux. Pour cela, la démarche envisagée est la génération d'hypothèses d'appariement à partir d'une analyse *discrète* des principaux brins de contours en présence.

Pour cela, une première étape classique de chaînage, de sélection et de vectorisation des contours « forts » doit être mise en œuvre¹⁶, suivie d'une phase de codage symbolique intégrant leur direction approximative, leur polarité, et toutes autres informations utiles à leur caractérisation. Ce codage servira de point d'entrée à la génération d'hypothèses d'appariement.

La deuxième étape, à savoir la génération et la vérification d'hypothèses d'appariement des contours forts de l'image, constituera le cœur du travail de thèse de B. de Mezzo [TH-7], initié fin 2001. Parmi les approches actuellement envisagées, citons :

- l'ordonnement des contours selon des critères de direction et de polarité, et la création de graphes de représentation structurelle à partir de ces ordonnancements. Cette approche permettrait ensuite la mise en œuvre d'outils de reconnaissance structurelle [43] tels que la recherche de sous-graphes.
- Une approche par vote selon laquelle à chaque contour fort serait associé un ensemble d'hypothèses plausibles, sur la base d'un modèle discret simplifié des formes recherchées. Les hypothèses les plus représentées étant ensuite sélectionnées.

La vérification des hypothèses, quant à elle, reposera sur la modélisation paramétrique des formes recherchées, telle qu'elle a déjà été étudiée et décrite dans la partie I.2¹⁷. En effet, répétons-le ici, seule une approche *continue* nous paraît à même de vérifier de façon suffisamment fine les contraintes fortes de régularité des contours des formes biologiques qui nous intéressent.

La procédure de vérification d'une hypothèse donnée consistera alors à ajuster le modèle déformable paramétrique sur les contours forts associés à cette hypothèse. Il devrait s'en suivre une réduction significative (comparativement à la situation actuelle) du nombre d'itérations nécessaires, et une mesure plus fiable de la qualité d'ajustement finale. Cette qualité d'ajustement sera ensuite prise en compte dans l'indice de confiance global accordé à l'hypothèse.

Le couplage entre ces deux étapes, génération discrète d'hypothèses d'appariement puis vérification par relaxation de modèles continus, constituera un point délicat à gérer. Il faut en effet établir des règles discrètes d'appariement assez flexibles pour détecter les regroupements possibles, tout en évitant une explosion combinatoire des hypothèses générées. Une étude algorithmique sera donc nécessaire à ce stade.

La démarche globale de recherche des formes élémentaires est symbolisée Figure III.2

III.2.3 Reconstruction de formes composites

Un exemple typique de reconstruction est la détermination, à partir des formes élémentaires de feuilles détectées selon l'étape ci-dessus, des individus plantes auxquelles elles appartiennent (cf. figure III.3). Ceci est nécessaire par exemple si l'on veut déterminer le point d'attache au sol de ces plantes, ou encore leur stade de croissance (nombre de feuilles).

Ce problème spécifique a déjà été abordé dans le cadre d'un DEA [DEA-9]. D'autres problèmes sont également envisageables, dans lesquels les formes à recomposer sont constituées d'éléments hétérogènes : collet et tubercule d'une betterave, tige et rameaux d'une plante en vue horizontale, etc.

Formellement, la reconstruction peut être abordée comme un problème d'étiquetage d'objets, dans lequel les objets en présence (formes élémentaires détectées) doivent se voir attribuer un label (forme composite à laquelle ils appartiennent) en fonction de leurs propriétés propres et de leurs relations de voisinage. Elle nécessite une approche probabiliste pour au moins deux raisons :

- le traitement préalable par génération/vérification d'hypothèses peut aboutir éventuellement à plusieurs solutions plausibles contradictoires au niveau des formes élémentaires proposées, assorties d'indices de confiance.
- s'agissant d'identifier des variétés de plantes, la classification au niveau de la feuille est parfois impossible, et c'est l'agencement des feuilles entre elles qui permet de statuer.

¹⁶ Cette étape a déjà été abordée en 2001 dans le cadre d'un DEA [DEA-8].

¹⁷ Une modélisation par distribution de points, ou PDM [44] pourra également être évaluée en tant qu'alternative à nos modèles actuels.

La solution au problème de reconstruction doit donc être recherchée en termes de probabilité maximale a posteriori (MAP). Pour cette raison, les techniques de relaxation probabiliste proposées par Rosenfeld et al [45] apparaissent particulièrement pertinentes, et seront évaluées en priorité.

Ceci étant, on remarquera que d'un point de vue général, la problématique est comparable à celle de l'appariement de contours forts dans la phase précédente. Dans les deux cas, il s'agit de générer des hypothèses par sélection de sous-ensembles de données dont les propriétés se renforcent mutuellement, puis de vérifier ces hypothèses. La différence est dans le processus de vérification : probabiliste dans un cas, analogique dans l'autre.

Dans le cas présent, l'enjeu est surtout l'élaboration des modèles probabilistes associés aux formes composites recherchées. Ceux-ci devront s'appuyer sur des contraintes de positionnement relativement simples, mais présentant sur certains aspects une tolérance spatiale très faible (convergence d'axes de feuilles, par exemple). En contrepartie, cette spécificité permet de réduire efficacement le domaine des solutions, et donc le nombre d'hypothèses générées. Dans ce cadre, les mêmes approches que celles de la phase précédente peuvent être envisagées, en particulier la procédure par accumulation et vote.

III.3 Conclusion

Les perspectives de recherche telles qu'elles ont été présentées dans ce chapitre marquent un recentrage notable des problématiques abordées à titre personnel, par rapport à la situation des années précédentes. Centrées sur la reconnaissance de formes végétales par vision numérique, et structurées selon des étapes clairement définies, elles vont permettre d'assurer une meilleure continuité au niveau des thèses que je serai amené à proposer et encadrer directement.

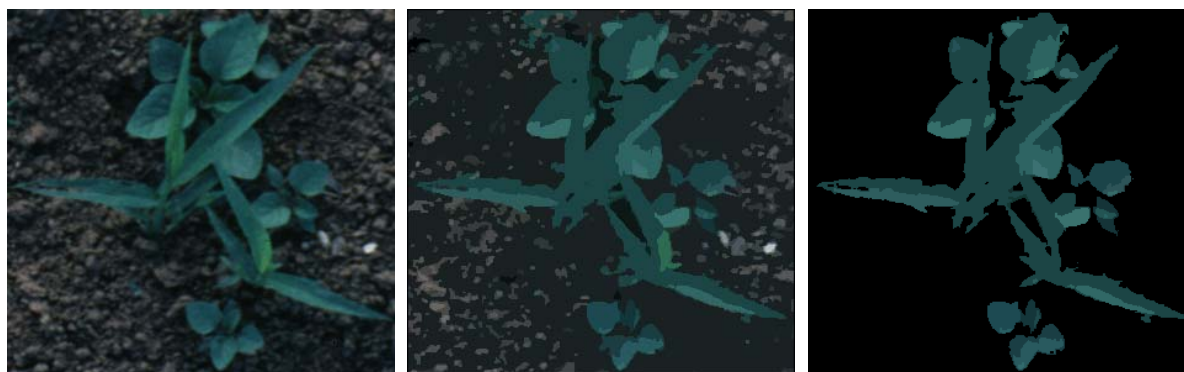
Ceci étant, la diversité de mes activités de recherche précédentes restera, à mon sens, un atout majeur pour les fonctions plus collectives d'animation de recherche qui me sont de plus en plus demandées au sein du Cemagref. Au niveau de mes propres recherches à venir, elle devrait aussi contribuer à introduire un point de vue original sur certaines problématiques, dont l'expérience montre qu'il peut être parfois bénéfique.

Ce recentrage thématique n'est pas gratuit : s'il a été rendu possible, c'est parce qu'il constitue un enjeu considérable pour l'agriculture à moyen terme. L'INRA restera à ce titre un partenaire privilégié. Les premiers travaux sur les modèles déformables présentés ici ont été menés dans le cadre d'une collaboration pluri-annuelle avec l'équipe de Malherbologie de Dijon (1999-2002). Une deuxième collaboration de ce type est en préparation pour 2003.

Par ailleurs, les demandes aval de la part d'équipementiers ou d'Instituts Techniques agricoles concernant des problématiques du même type se font de plus en plus pressantes : automatisation d'opérations de comptage ou d'éclaircissage de plantules, évaluation de l'état des cultures, contrôle de produits en vrac planaire... Autant de problèmes nécessitant la reconnaissance de formes végétales dans des situations difficiles de recouvrement partiel.

Sur le plan européen, la construction de réseaux d'excellence dans le domaine de l'ingénierie agricole dédiée à la collecte d'informations de terrain a également été initiée¹⁸. Elle devrait permettre d'aboutir, dans le cadre du 6^{ème} PCRD, à des projets intégrés d'envergure dans lesquels les activités de recherche que nous menons devraient encore être amenées à se développer.

¹⁸ Principaux partenaires : SRI (GB), K.U. Leuven (B), IMAG (NL), IVIA (E), Techn..Univ. München (D)



a) image initiale b) sur-segmentation couleur c) sélection des régions plantes

Figure III.1 Segmentation des zones végétales par sur-segmentation et sélection
(la sélection en c correspond ici à un traitement manuel)



Figure III.2 Recherche des formes élémentaires par génération et vérification d'hypothèses

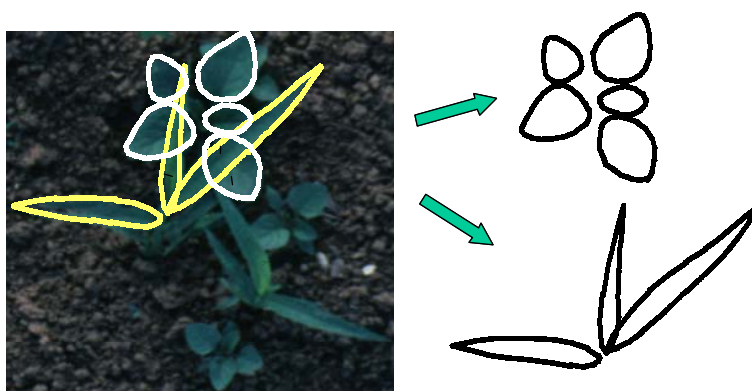


Figure III.3 Reconstruction de formes composites

Références bibliographiques

On trouvera ci-dessous la liste des références externes citées dans le texte précédent. Pour une bibliographie plus détaillée sur un thème donné, le lecteur pourra se reporter aux copies de publications jointes en annexe. Pour les références dont je suis cosignataire, ou les thèses et DEA encadrés, on se reportera à la liste des publications et travaux au chapitre 3.

1. Parrish, E.A.J. and A.K. Goksel, *Pictorial pattern recognition applied to fruit harvesting*. Transactions of the ASAE, 1977. **20**(5): p. 822-827.
2. Kawamura, N. and N. Kondo, *Study on visual sensor attached to manipulator for harvesting fruit*. 1983, Research Report on Agricultural Machinery - University of Kyoto.
3. Slaughter, D.C. and R.C. Harrel, *Discriminating fruit for robotic harvest using color in natural outdoor scenes*. Transactions of the ASAE, 1989. **32**(2): p. 757-763.
4. Horn, B.K.P., *Robot Vision*. 1986, Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
5. Marchant, J.A. and C.M. Onyango, *Shadow-invariant classification for scenes illuminated by daylight*. Journal of Optical Society of America, 2000. **17**(11): p. 1952-1961.
6. Tian, L., D.C. Slaughter, and R.F. Norris, *Outdoor field machine vision identification of tomato seedlings for automated weed control*. Transactions of the ASAE, 1997. **40**(6): p. 1761-1768.
7. Soille, P., *Morphological image analysis applied to crop field mapping*. Image and Vision Computing, 2000. **18**(2000): p. 1025-1032.
8. Martin-Chefson, L., *Détection et reconnaissance des adventices dans les cultures céréalières par traitement de l'image multispectrale*. 2000, Thèse de l'Université de Cergy-Pontoise, 113 pages.
9. Chapron, M. *Weed and corn recognition using 2D and 3D data fusion*. in *Third European Conference on Precision Agriculture*. 2001. Montpellier, France: Agro Montpellier.
10. Horowitz, S.L. and T. Pavlidis. *Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure*. in *2nd International Joint Conference on Pattern Recognition*. 1974. Copenhagen, DK.
11. Perona, P. and J. Malik, *Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990. **12**(7): p. 629-639.
12. Kass, M., A. Witkin, and D. Terzopoulos, *Snakes : Active contour models*. International Journal of Computer Vision, 1988: p. 321-331.
13. Geman, S. and D. Geman, *Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984. **6**(6): p. 721-741.
14. Leclerc, Y.G., *Constructing Simple Stable Descriptions for Image Partitioning*. International Journal of Computer Vision, 1989. **3**(1): p. 73-102.
15. Zhu, S.C. and A. Yuille, *Region Competition: Unifying Snakes, Region Growing, and Bayes/{MDL} for Multiband Image Segmentation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996. **18**(9): p. 884-900.
16. Radeva, P., J. Serrat, and E. Marti. *A snake for model-based segmentation*. in *{ICCV}'95 International Conference on Computer Vision*. 1995.
17. Jain, A.K., Y. Zhong, and M.-P. Dubuisson-Jolly, *Deformable template models: A review*. Signal Processing, 1998. **71**(1998): p. 109-129.
18. Caselles, V., R. Kimmel, and G. Sapiro, *Geodesic active contours*. International Journal of Computer Vision, 1997. **22**(1): p. 61-79.
19. Cohen, L., *Note on active contour models and balloons*. CVGIP: Image Understanding, 1991. **53**(2): p. 211-218.
20. Ronfard, R., *Region-Based Strategies for Active Contour Models*. International Journal of Computer Vision, 1994. **13**(2): p. 229-251.
21. Sanchiz, J.M., et al. *Plant tracking-based motion analysis in a crop field*. in *Computer Analysis of Images and Patterns, 6th International Conference, CAIP 1995*. 1995. Prague, Czech Republic: Springer.
22. Derras, M., *Segmentation non supervisée d'images texturées par champs de Markov: application à l'automatisation de l'entretien des espaces naturels*. 1993, Thèse de doctorat de l'Université Blaise Pascal: Clermont-Ferrand, 174 pages.
23. Khadraoui, D., et al., *Vision-based control in driving assistance of agricultural vehicles*. International journal of Robotics Research, 1998. **17**(10): p. 1040-1054.
24. Stafford, J.V. and H.C. Bolam. *Improving the Reliability of Position Resolution Using GPS for Precision Agriculture*. in *Ageng' 96 International Conference*. 1996. Madrid.
25. Garcia-Alegre, M.C., et al. *Autonomous robot in agricultural tasks*. in *Third European Conference on Precision Agriculture*. 2001. Montpellier, France: Agro Montpellier.

26. Stoll, A. and H.D. Kutzbach. *Concept of a guidance system for agricultural vehicles*. in *2nd European Conference on Precision Agriculture, ECPA 1999*. 1999. Odense, DK: Sheffield, Academic Press.
27. Cordesses, L., C. Cariou, and M. Berducat, *Combine harvester control using real time kinematic GPS*. *Precision agriculture*, 2000. **2**(2): p. 147-161.
28. Labarrère, M., J.P. Krief, and B. Gimonet, *Le filtrage et ses applications*. SUP'AERO (Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace). 1993: CEPADUES EDITIONS. 416 p.
29. Carvalho, H., *Filtrage optimal non-linéaire du signal GPS Navstar en recalage de centrales de navigation*. 1995, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace.
30. Walter, E. and H. Piet-Lahanier, *Estimation of parameters bounds from bounded error data: a survey*. *Mathematics and Computer in Simulation*, 1990. **32**: p. 449-468.
31. Durieu, C., M.-J. Aldon, and D. Meizel, *La fusion de données multisensorielles pour la localisation en robotique mobile*. *Traitement du Signal*, 1996. **13**(n°2): p. 144-166.
32. Vaganay, J., *Conception d'un système multisensoriel de localisation dynamique 3D pour robot mobile*. 1993, Thèse de doctorat de l'Université Montpellier II.
33. Bouvet, D., M. Froumentin, and G. Garcia, *A real-time localization system for compactors*. *Automation in Construction*, 2001. **10**(4): p. 417-428.
34. Schönberg, T., et al. *Positioning an Autonomous Off-Road Vehicle by Using Fused DGPS and Inertial Navigation*. in *2nd IFAC Conference on Intelligent Autonomous Vehicles*. 1995. Helsinki.
35. Van Bergeijk, J., et al., *Digital Filters to Integrate Global Positioning System and Dead Reckoning*. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1998. **70**(2): p. 135-143.
36. Hermann, R. and A.J. Krener, *Nonlinear Controllability and Observability*. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1977. **22**(5): p. 728-740.
37. Marr, D., *A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. 1982, San Francisco, CA: Freeman.
38. Sonka, M., V. Hlavac, and R. Boyle, *Image processing, analysis, and machine vision*. 2nd ed. ed. 1998, Pacific Grove, CA: International Thomson Publishing Inc. (ITP). 770 pages.
39. Fiorio, C. and J. Gustedt, *Two linear time Union-Find strategies for image processing*. *Theoretical Computer Science*, 1996. **154**(1996): p. 165-181.
40. Bertrand, Y., C. Fiorio, and Y. Pennaneach, *Border map: A topological representation for nD image analysis*. *Discrete Geometry for Computer Imagery*, 1999. **1568**: p. 242-257.
41. Liu, L. and S. Sclaroff. *Shape-Guided Split and Merge of Image Regions*. in *4th International Workshop on Visual Form, IWVF4*. 2001. Capri, Italy: Springer-Verlag.
42. Medioni, G., C.-K. Tang, and M.-S. Lee. *Tensor Voting: Theory and Applications*. in *12eme Congres Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, RFIA 2000*. 2000. Paris, France.
43. Bunke, H. *Recent Advances in Structural Pattern Recognition with Applications to Visual Form Analysis*. in *4th International Workshop on Visual Form, IWVF4*. 2001. Capri, Italy: Springer-Verlag.
44. Cootes, T.F., et al. *Training models of shape from sets of examples*. in *3rd British Machine Vision Conference*. 1992. Leeds, UK: Springer Verlag.
45. Rosenfeld, A., R.A. Hummel, and S.W. Zucker, *Scene labelling by relaxation operations*. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1976. **6**(1976): p. 420-433.

Annexe A

Approche par compétition de régions dans le cas de la segmentation feuilles/fond

L'approche par compétition de régions a été proposée par Zhu et Yuille [15]. Elle consiste à définir, pour toute région d'une image obtenue par segmentation, une énergie basée sur son coût de codage pour un langage de description supposé optimal, conformément au critère MDL (Minimum Description Length) de Leclerc [14]. Des forces d'évolution des frontières de segmentation sont ensuite déduites par dérivation des énergies ainsi définies.

Pour une région donnée R, le coût de codage suggéré par Zhu et Yuille est constitué de deux termes. Le premier est lié au codage du contour. Il est constant dans notre cas, et correspond au nombre de paramètres du modèle paramétrique (pour un snake, il dépendrait de la longueur du contour). L'autre terme correspond à la quantité totale d'information associée au codage des valeurs x des pixels contenus dans la région, compte-tenu de leur loi de probabilité. Il s'exprime :

$$E_{aire} = \int_{région} -\ln(\Pr(x/x \in région)) \cdot dA$$

où dA représente l'élément de surface. Le gradient correspondant en un point donné du contour est alors :

$$\text{grad}(E_{aire}) = -\ln(\Pr(x/x \in région)) \vec{n}$$

où \vec{n} est la normale au contour au point considéré.

Il s'ensuit, en tout point du contour séparant deux régions R1 et R2, une force de pression :

$$\vec{F} = [\ln(\Pr(x/x \in R1)) - \ln(\Pr(x/x \in R2))] \vec{n} \quad (\vec{n} \text{ étant dirigé de R1 vers R2}) \quad (A-1)$$

On se propose ici de calculer l'expression $\ln(\Pr(x/x \in R1)) - \ln(\Pr(x/x \in R2))$, dans le cas où les labels R1 et R2 correspondent respectivement aux classes feuilles et fond dans notre problème de segmentation d'images végétales. Posons, en reprenant le formalisme établi en 1.2.4 (cf. § Interprétation énergétique et généralisation) :

$$\Pr(x / Feuille) = k1 \cdot e^{-d^2} \quad ; \quad \Pr(x / Fond) = k2$$

$$\text{On a alors :} \quad \ln(\Pr(x / Feuille)) - \ln(\Pr(x / Fond)) = \ln(k1/k2) - d^2 \quad (A-2)$$

D'autre part :

$$\Pr(Feuille/x) = \frac{\Pr(Feuille) \cdot \Pr(x/Feuille)}{\Pr(Feuille) \cdot \Pr(x/Feuille) + \Pr(Fond) \cdot \Pr(x/Fond)} = \frac{\Pr(Feuille) \cdot k1 \cdot e^{-d^2}}{\Pr(Feuille) \cdot k1 \cdot e^{-d^2} + \Pr(Fond) \cdot k2}$$

Le seuil s optimal correspond, par définition, à la valeur de d pour laquelle $\Pr(Feuille/x) = \Pr(Fond)/x = 1/2$.

$$\text{D'où :} \quad \Pr(Feuille) \cdot k1 \cdot e^{-s^2} = \Pr(Fond) \cdot k2 \quad \text{ou encore :} \quad s^2 = \ln \left[\frac{\Pr(Feuille)}{\Pr(Fond)} \right] + \ln(k1/k2)$$

On voit donc que le terme $\ln(k1/k2)$ ne correspond au carré du seuil optimal que dans le cas où les probabilités a priori des deux classes sont identiques. En notant s_0 ce seuil, et en reprenant (A-1) et (A-2), on a finalement :

$$\vec{F} = [\ln(\Pr(x / Feuille)) - \ln(\Pr(x / Fond))] \vec{n} = (s_0^2 - d^2) \vec{n}$$

\vec{n} étant la normale au modèle déformable.

Chapitre 2 - Encadrement et animation scientifique

Participation à la formation DEA du LIRMM

L'Unité de Recherche du Cemagref à laquelle j'appartiens est Equipe d'Accueil (EAD) du DEA d'Automatique de l'Université Montpellier II (dénomination actuelle : DEA SYAM - Systèmes Automatiques et Microélectronique) depuis une dizaine d'années. Dans ce contexte, j'ai été amené à participer aux activités d'enseignement de ce DEA :

- de 89 à 94, par la prise en charge d'une partie du cours de vision numérique (12 heures), intitulée « acquisition et prétraitement d'image »
- à partir de 95, par la mise en place de TP d'approfondissement, d'abord dans le domaine de la localisation d'engins mobiles, puis de la vision numérique (depuis 99).
- Par la participation en tant qu'enseignant aux jurys de soutenance.

J'ai par ailleurs assuré la définition et l'encadrement de nombreux stages du DEA SYAM dans les locaux du Cemagref depuis 1990, essentiellement en vision numérique. Plus récemment, des stagiaires du DEA Informatique de la même Ecole Doctorale ont également été accueillis. On trouvera la liste de ces divers stages dans le chapitre 3 du présent mémoire (Publications et Travaux).

Co-encadrement de thèses

En tant que EPST, le Cemagref est amené à accueillir un flux régulier de doctorants. Pour les sujets menés dans notre Unité et relevant de l'Automatique, j'ai été amené assez rapidement après ma propre thèse à en assurer le tutorat. Cette tâche consistait essentiellement à assurer un appui théorique, à vérifier la cohérence scientifique et méthodologique du travail effectué et à impulser au besoin de nouvelles voies de recherche. Il s'agissait donc d'un suivi très proche, qui a largement contribué à développer mes propres connaissances. Le recadrage à long terme et le choix des grands axes de travail restaient quant à eux du ressort du Directeur de Thèse.

A partir de 96, des restructurations internes importantes m'ont amené à accroître mon niveau de responsabilité, notamment dans ce domaine. A la tâche de suivi continu des doctorants s'est alors ajoutée celle de définir, proposer et défendre mes propres sujets de thèse, puis d'assurer le recrutement des candidats et la recherche éventuelle de financements. Trois thèses ont été ainsi initiées sur cette période: J-M Gaudin (96-2000), A-G Manh (98-2001) et B. de Mezzo (2001-). On notera également que ces trois dernières thèses sont liées à l'Ecole Doctorale I2S de l'Université Montpellier II, tandis que les précédentes étaient généralement inscrites à l'ENGREF (Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et Forêts).

Ces différentes thèses sont listées en chapitre 3. Nous en donnons cependant une description plus détaillée ci-dessous, dans la mesure où elles constituent une partie intégrante de mon cursus scientifique.

- BRONS Aart, 1992. Contribution des techniques connexionnistes à l'évaluation qualitative des produits agro-alimentaires par leurs aspects visuels. Thèse de l'ENGREF.
Directeur de thèse : E. Giambiasi. Taux personnel d'encadrement : 80 %

Ces travaux concernent l'analyse qualitative de plantes en pot (critères physiologiques et esthétiques), à partir de données acquises par vision numérique (dimensions, position et répartition des fleurs). Les principaux apports portent sur l'utilisation de réseaux de neurones multicouches en situation limite d'apprentissage (nombre insuffisant d'échantillons). Une méthodologie d'évaluation de la représentativité du jeu d'exemples y est proposée. Les problèmes de la définition de la notion de qualité elle-même, et de la construction des protocoles d'évaluation sensorielle par un panel d'expert (plans d'expérience) y sont aussi largement abordés.

- SINFORT Nathalie, 1993. Caractérisation de produits granulaires par vision artificielle. Thèse Montpellier II. Directeur de thèse : A. Fournier. Taux personnel d'encadrement : 60 %

Cette thèse a initié un travail difficile sur la granulométrie en vol par vision artificielle, appliqué dans un premier temps aux semoules. Elle a porté principalement sur la recherche et l'adaptation des paramètres texturaux les plus pertinents pour ce type d'image (insensibilité à la densité de grains et aux recouvrements). L'évaluation de la qualité, identifiée ici à la proportion relative de divers constituants, repose sur la régression multilinéaire d'histogrammes texturaux (décomposition vectorielle selon la base des produits constituants).

- ROS Frédéric, 1995. Méthodes pour la caractérisation de produits granulaires à partir de l'analyse d'image. Thèse ENGREF. Directeur de thèse : D. Bertrand. Taux personnel d'encadrement : 80 %

Ce travail reprend et étend le travail précédent à l'analyse multicritère des produits granulaires. Il s'agit en fait d'une étude très complète sur les diverses méthodes de classification (méthodes bayésiennes, à noyaux, réseaux neuronaux, arbres, etc.). Ces méthodes sont discutées, évaluées, adaptées et implantées à différents stades de la chaîne de mesure (segmentation, séparation des agglomérats, décision).

- THOMPSON Pierre, 97. Méthodologie de commande pour un manipulateur avec mobilité perturbée travaillant « au vol » sur l'environnement. Thèse ENGREF. Directeur de thèse : A. Liégeois. Taux personnel d'encadrement : 30 %

Ce travail s'intéresse à la possibilité d'effectuer une tâche au vol à l'aide d'une machine autonome ou tractée. Pour ce type de problème, les approches classiques basées sur l'utilisation d'une centrale inertielle ou sur la commande référencée vision ne sont pas envisageables dans un contexte agricole, compte tenu du niveau de performance requis par ces matériels (précision, temps de traitement). C'est pourquoi une commande combinée intégrant à la fois une centrale et un système de vision bas-coût est proposée. Les diverses configurations ont été simulées et évaluées sous Matlab-Simulink, via une plateforme virtuelle détaillée à l'échelle du composant.

- GAUDIN Jean-Michel, 2000 : Conception d'un système hybride GPS-Estime pour la localisation en condition de visibilité satellitaire réduite. Thèse Montpellier II. Directeur de thèse : F. Sevilla. Taux personnel d'encadrement : 90 %

Cette thèse concerne le couplage serré d'un système de localisation par GPS et d'un système de localisation à l'estime, destiné à la localisation de mobiles en situation de visibilité satellitaire réduite. Les principales contributions concernent la définition d'un mode original de traitement différentiel des données satellitaires brutes, ainsi que l'étude de l'observabilité du système complet dans diverses configurations satellitaires. On trouvera une description plus détaillée de ces travaux au chapitre 1 (II.3 : Fusion de données GPS-Estime).

- MANH Anne-Gaëlle, 2001 : Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices. Thèse Montpellier II. Directeur de thèse : M-J Aldon. Taux personnel d'encadrement : 90 %

Ces travaux portent sur la mise en œuvre de modèles déformables pour la segmentation de feuilles végétales en situation naturelle, pour faire face notamment aux problèmes de recouvrements partiels. Ils ont permis de proposer des modèles paramétriques adaptés aux formes recherchées, ainsi que des forces d'ajustement associées basées sur l'information colorimétrique dans l'image. Ces travaux sont largement décrits dans la partie I.2 du chapitre 1.

- DE MEZZO Benoît, 2002-2004. Techniques symboliques et combinatoires pour l'aide à la mise en œuvre de modèles déformables sur des images complexes. Thèse Montpellier II. Directeur de thèse : J. Quinqueton. Taux personnel d'encadrement : 80 %

Cette thèse, débutée en décembre 2001, a pour objectif d'introduire des éléments de raisonnement symbolique en complément de l'approche par modèles déformables, lors de la segmentation de formes végétales en situation naturelle. Elle s'appuiera sur une représentation par carte topologique des contours et des régions d'image en présence (cf. Chapitre 1 - I.3 : Discussion et perspectives scientifiques).

Fonctions d'animation scientifique au Cemagref

Au niveau local :

J'ai été nommé à partir de 96 responsable du groupe de compétence « Recherche » de l'Unité, qui comprenait l'ensemble des doctorants et les agents permanents ayant une activité dominante de recherche, qu'il s'agisse de mon domaine de compétence ou non. Ce groupe constituait à la fois un centre de ressources scientifiques à la disposition des autres groupes de compétence (« électronique », « conception mécanique », « essais ») et un instrument de cohérence et de planification à long terme des activités scientifiques de l'unité.

Depuis janvier 2002, suite à une nouvelle restructuration (fusion de deux unités), je suis responsable de l'équipe thématique IODE (« Image, Optique et Décision »), regroupant 13 chercheurs, ingénieurs et techniciens. Cette équipe assure des activités de recherche et transfert dans le domaine de la vision numérique et de la spectrométrie d'une part, du diagnostic et de la supervision d'autre part, pour les équipements et procédés agricoles et agro-alimentaires.

J'assure par ailleurs depuis 99 l'animation de l'équipe « Perception-décision sur produits biologiques et procédés géo-référencés » de l'UMR ITAP (Information et Technologie pour les Agro-Procédés), regroupant le Cemagref et l'Ecole Nationale Supérieure d'Agronomie de Montpellier.

Au niveau national :

Au delà d'une organisation fonctionnelle en Unités de Recherche localisées, le Cemagref est organisé sur le plan scientifique en un ensemble de « Thèmes de Recherche » (eux-mêmes regroupés en quatre Départements). Dans ce cadre, j'assure depuis 97 l'animation scientifique d'un thème de recherche dénommé successivement Mécafutur (95-98), puis Picolo (Perception, Image, Commande et Localisation). Ce dernier comprend actuellement une vingtaine de permanents, et regroupe des activités de recherche dédiées aux équipements agricoles selon les deux principaux axes suivants :

- Perception/caractérisation de l'environnement par vision numérique et capteurs hyperfréquences
- Commande, localisation et supervision d'engins agricoles

Il est réparti sur deux sites (Clermont-Ferrand et Montpellier).

La notion de « Thème de Recherche » (TR) est essentielle dans l'organisation scientifique du Cemagref. C'est en effet au niveau de cette entité qu'est assurée la cohérence et la coordination des développements scientifiques entre sites, au travers d'une activité de programmation annuelle, de proposition de sujets de thèse et d'équipements scientifiques. C'est également à ce niveau qu'est effectuée l'évaluation quadriennale du Cemagref et de ses agents par la communauté scientifique.

Un moment fort de la fonction d'animation de TR est précisément celui de la préparation de l'évaluation (rédaction/coordination du rapport d'activités, présentation des activités de recherche et de leurs évolutions, etc.). De cette évaluation dépend en effet dans une large mesure la pérennité des axes scientifiques concernés. Au delà des critères de qualité scientifique des travaux présentés, la mise en perspective de ces travaux dans le cadre de l'évolution du monde agricole y joue un rôle essentiel.

J'ai assuré cette tâche à deux reprises : une première fois en 98 pour l'évaluation du TR Mécafutur [RP-1], puis très récemment (premier semestre 2002) pour le TR Picolo [RP-2]. Dans ce dernier cas étaient également intégrées les activités scientifiques des deux Unités Mixtes de Recherche associées au TR (respectivement à Montpellier et Clermont-Ferrand).

Chapitre 3 - Publications et travaux

Mémoire de thèse

« Localisation de fruits en environnement naturel par segmentation d'images polychromes . Application à la réalisation d'un dispositif de localisation en temps réel pour la récolte robotisée des fruits fragiles »

Directeur de thèse : P. Baylou

Doctorat Nouveau Régime de l'Université de Bordeaux I, soutenu le 5 octobre 1988. 246 p.

Résumé :

L'analyse des propriétés de réflexion des objets constituant les scènes fruitières et de leurs conditions d'éclairage, montre que la segmentation d'images polychromes est une approche pertinente pour y localiser les fruits.

Un dispositif de localisation en temps réel a été conçu selon ce principe, et implanté sur un prototype de robot de récolte de pommes. Le choix du capteur d'images, et notamment de la sensibilité spectrale de ses différentes voies, a été déterminant quant aux résultats obtenus.

Jury :

A. Mora, Professeur, Directeur de l'ENSERB	Président
J. Bajon, Professeur à l'ENSEEIH, Toulouse	Rapporteur
G. Bousseau, Professeur à l'Université de Bordeaux I	Rapporteur
P. Baylou, Maître de conférences à l'ENSERB	Examineur
P. Cornillon, Ingénieur, chef de division à SAGEM	Examineur
J. Lucas, Ingénieur en chef du GREF, chef de département Cemagref	Examineur
J-P Sagaspe, Professeur, Directeur de l'ENSAM	Examineur
F. Sevilla, Docteur-Ingénieur du GREF, chef de division Cemagref	Examineur

Ce travail a obtenu en 1989 le prix AFCET de la Meilleure Thèse catégorie Applications.

Publications dans des revues scientifiques

[RS-1] Bellon-Maurel V., G. Rabatel, 2002. Agriculture et Agro-alimentaire: Technologies de l'information pour garantir la qualité des produits et le respect de l'environnement. Natures Sciences Sociétés, vol 10, numéro spécial « Sciences pour l'ingénierie de l'environnement », pp 62-74.

[RS-2] A.-G. Manh, G. Rabatel, L. Assemat and M.-J. Aldon, 2001. Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates, Journal of Agricultural Engineering Research, Vol 80, N°2, October 2001, pp 139-146.

[RS-3] Gaudin J-M, Rabatel G., Tisseyre B, 2001. Traitement différentiel linéaire de données GPS brutes pour la localisation autonome ou multicapteur. Journal Européen des Systèmes Automatisés. Volume 35, N°6/2001, pp 727-746. Ed. Hermès, Paris.

[RS-4] Ros F., S. Guillaume, G. Rabatel, F. Sevilla and D. Bertrand, 1997. Combining global and individual image features to characterize granular product populations. Journal of Chemometrics, Vol. 11. p. 483-500

[RS-5] Rabatel G., D. Canas, 1996. Guidage en milieu semi-structuré par combinaison ultrasons-estime. Journal Européen des Systèmes Automatisés. Volume 30, N°6/1996, pp 859-876. Ed. Hermès, Paris.

[RS-6] Ros F., S. Guillaume, G. Rabatel and F. Sevilla, 1995. Recognition of overlapping particles in granular products images using statistics and neural networks. Food Control. Vol. 6. No. 1, pp. 37-43.

[RS-7] Brons A., G. Rabatel, F. Ros, F. Sevilla and C. Thouzet, 1993. Plant grading by vision using neural networks and statistics. Computers and Electronics in Agriculture, Vol 9- N°1, August 1993, pp 25-39. Elsevier Science Publishers - B.V., Amsterdam.

[RS-8] Bellon V., G. Rabatel and C. Guizard, 1992. Automatic sorting of fruits: sensors for the future. Food Control - January 1992, pp 49-54.

Contributions à des ouvrages

[CO-1] Rabatel G., A. Bourelly, 2000. Récolte automatisée des pommes et des agrumes. In : Applications non manufacturières de la robotique, DAUCHEZ P., 2000, p. 47-55. Hermès, Paris.

[CO-2] De Rudnicki V., G. Rabatel, B. Bonicelli, M. Rombaut, 2000. Robot de désherbage non chimique en cultures maraîchères. In : Applications non manufacturières de la robotique, DAUCHEZ P., 2000, p. 75-86. Hermès, Paris.

Articles de conférences à comité de lecture

[CCL-1] Rabatel G., A.-G. Manh, M.-J. Aldon and B. Bonicelli, 2001. Skeleton-Based Shape Models with Pressure Forces : Application to Segmentation of Overlapping Leaves, in C. Arcelli, L. P. Cordella and G. Sanniti di Baja, eds., 4th International Workshop on Visual Form, IWVF4, Springer-Verlag, Capri, Italy, 2001, pp. 249-259.

[CCL-2] Manh A-G, Rabatel G, Assemat L, Aldon M-J, 2001. In-Field Classification of Weed Leaves by Machine Vision Using Deformable Templates. ECPA 2001, 3rd European Conference Precision Agriculture, Montpellier, France, 18-28 June 2001, pp 599-604.

[CCL-3] Roger J-M, E. Molto, G. Rabatel, J. Blasco, 1997. Design of a robotized, non chemical weed controller. BIO ROBOTICS 97. International Workshop on Robotics and Automated Machinery for Bio-Productions, Gandia, Valencia, Spain, 21-24 September 1997, pp 229-235

[CCL-4] Thompson P., G. Rabatel, F. Pierrot, A. Liégeois, F. Sevilla, 1995. Performance Comparison of Various Control Strategies for a Mobile Manipulator. Proceedings of the IROS'95 Conference on Human Robot Interaction and Cooperative Robots. Vol 3, pp 473-479 ; Pittsburgh, USA, 5-9 August 1995.

[CCL-5] Thompson P., Rombaut M., Rabatel G., Pierrot F., Liégeois A., Sevilla F., 1995. Design and Control of A Mobile Manipulator for Weed Control. Proc. of the International Conference on Advanced Robotics, Barcelona, Spain, 1995.

[CCL-6] Thompson P., G. Rabatel, F. Pierrot, A. Liégeois, F. Sevilla, 1995. Simulation of Various Control Strategies for a Mobile Manipulator. Proceedings of the 14th IASTED International Conference on Modelling, Identification and Control. Innsbruck, Austria, 20-22 February 1995. IASTED ACTA Press, Zurich, CHE, pp 327-330.

[CCL-7] Ros F., A. Brons, G. Rabatel, F. Sevilla, 1993. Combination of neural network and statistical methods for sensory evaluation of biological products: on-line beauty selection of flowers. Proceedings IWANN 93 (International Workshop on Artificial Neural Networks), pp 726-731. June 1993, Sitges, Barcelona, SPAIN.

[CCL-8] Brons, A., G. Rabatel, 1991. Evaluation de la qualité des plantes en pot par un réseau multicouche, assisté par des méthodes statistiques. Actes NEURO-NIMES 91, pp 589-593.

[CCL-9] Rabatel G., A. Bourelly, F. Sevilla, 1991. Object detection with machine vision in outdoor complex scenes: the case of robotic harvest of apples. Proceedings EURISCON 91 (European Robotics and Intelligent Systems Conference), Corfu, June 1991, pp 395-403. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, NLD

Autres conférences et articles

[ACA-1] Manh A-G, G. Rabatel, L. Assemat, 2000. Caractérisation morphologique de populations d'adventices par vision numérique de terrain. In : Agriculture de précision : avancées de la recherche technologique et industrielle – Actes du colloque UMR Cemagref-ENESAD – Dijon, 29-30 mai 2000. – pp 183-195, 13 pages.

[ACA-2] Manh A-G, G. Rabatel, L. Assemat, M-J Aldon, 2000. Segmentation of weed leaves by deformable templates. AGENG 2000 "Agricultural Engineering in the 3rd Millenium". University of Warwick (UK), 2-7 July 2000. Organized by EurAgEng. Paper n° 00-AE-004

- [ACA-3] Manh A-G, G. Rabatel, 1999. Modèles déformables en traitement d'image : notions et exemple d'application. Journée scientifique télédétection et analyse d'image. Maison de la télédétection. Montpellier, 14 décembre 1999, pp 85-96. Cemagref-Editions.
- [ACA-4] Gaudin J-M, G. Rabatel, B. Bonicelli, F. Sevila, 1998. A Low-cost DGPS Post-processing Technique for In-field Location by Data Fusion. Bio-Decision 98, International Conference, Engineering of Decision Support Systems in Bio-Industries. Montpellier-Narbonne, France, February 23-27 1998, 7 p.
- [ACA-5] Gaudin J-M, G. Rabatel, P. Siret, B. Bonicelli, F. Sevila, 1998. Including reduced satellite information in a DGPS location system : application to partially obstructed environments. Ageng' 98 International Conference. Oslo, 23-26 août 1998. Paper N° 98A-042.
- [ACA-6] Rabatel G., J-M Roger, F. Pierrot, 1997. Utilisation combinée de capteurs inertiels et vision pour le contrôle d'un bras hexa de désherbage automatique. Journées Automatique Agriculture et Agro-alimentaire. Clermont-Ferrand, 28-29 octobre 1997. pp 196-203.
- [ACA-7] Rabatel G., D. Canas, A. Bourely, 1996. Automatic Guidance of Orchard Crop Harvesting Machines: the Case of Citrus Orchards. Ageng' 96 International Conference. Madrid, 23-26 sept 1996. Paper N° 96A-095.
- [ACA-8] Rabatel G., A. Bourely, F. Sevila and F. Juste, 1995. Robotic Harvesting of Citrus: State of Art and Development of the French Spanish EUREKA Project. Proc, Harvest and PostHarvest Technologies for Fresh Fruits and Vegetables, February 20-24, 1995, Guanajuato, Mexico, pp 232-239: ASAE.
- [ACA-9] Tisseyre B., C. Sinfort, G. Rabatel., F. Sevila, 1995. Grape Inspection by Machine Vision. Proc. Harvest and PostHarvest Technologies for Fresh Fruits and Vegetables, February 20-24, 1995, Guanajuato, Mexico, pp 232-239: ASAE .
- [ACA-10] Steinmetz V., G. Rabatel, M. Crochon, T. Talou, B. Bourrounet, 1995. Sensor Fusion for Quality Grading of Melons. CAPPT 95 - IFAC-CIGR-EURAGENG-ISHS Workshop on Control Applications in Post-Harvesting Processing Technology. Ostend, Belgium, 1-2 june 1995, pp 169-175.
- [ACA-11] Ros F., S. Guillaume, G. Rabatel, D. Bertrand, F. Sevila, 1994. Strategies to classify granular products populations. SPIE's Optics in Agriculture, Forestry, and Biological Processing . Volume 2345, pp 120-127.
- [ACA-12] Moll Th., A. Degoute, C. Guizard, G. Rabatel, 1994. Off-line color machine vision for analysing the biscuit baking process. AGENG 94 International Conference on Agricultural Engineering, Milano, ITA, 29 Aug-15 Sept 1994, 8 p.
- [ACA-13] Rabatel G., 1994. Harvesting the Fruits of Vision. Image Processing, Vol 6, N°3, 1994, pp 24-26, London.
- [ACA-14] Sinfort N., G. Rabatel, F. Sevila, V. Bellon, 1992. Interest of Global Analysis Methods for the Study of Granular Product Images Grabbed On Flight. International Conference on Agricultural Engineering AGENG 92, Uppsala (Suède), paper N°920315.
- [ACA-15] Rabatel G., 1992. Systèmes de transport en milieu semi-structuré: les projets Magali & Citrus. Journée AFRI "Robotique mobile" - TEC 92 – Grenoble, octobre 92.
- [ACA-16] Rabatel G., P. Baylou, 1991. Le robot aux champs. Le courrier du CNRS - Dossiers scientifiques. N°77 - Juin 91 - pp 103-104 - Presses du CNRS, PARIS
- [ACA-17] Rabatel G., A. Bourely, F. Sevila, 1991. Evaluation of various image segmentation procedures in the case of the robotic harvesting of apples. Proceedings of CIGR-CEMAGREF Seminar "On-machine vision systems for the agricultural and bio-industries" September 91, Montpellier. pp 21-28. CEMAGREF-DICOVA, Antony, France.
- [ACA-18] Brons A., G. Rabatel, 1991 - Neural network technics to simulate human judgement on quality of potplants. ASAE Winter Meeting 1991, Chicago, USA, 8p.

[ACA-19] Bourely A., G. Rabatel, A. Grand d'Esnon, F. Sevilla, 1990. Fruit harvest robotization : 10 years of CEMAGREF Experience on apple, grape and orange. Proceedings of the AG-ENG 90 Conference. Berlin (G), october 1990. pp 178-179. VDI-AGR p.1139-D.4000 Düsseldorf (G).

[ACA-20] Rabatel G., 1988. A vision system for the fruit picking robot Magali. Proceedings of the AG-ENG 88 Conference, PARIS 1988. AG-ENG paper N° 88.293

[ACA-21] Grand d'Esnon A., G. Rabatel, R. Pellenc, A. Journeau and M.J. Aldon, 1987.
Magali : a self-propelled robot to pick apples. ASAE paper N° 87-1037. ASAE, St. Joseph (MI-USA).

Autres documents

- Actes de colloque (éditeur)

[AC-1] ON-MACHINE VISION SYSTEMS FOR THE AGRICULTURAL AND BIO-INDUSTRIES
Conference Conveners: G. RABATEL, F. SEVILA - Editor: G. RABATEL
Proceedings of the 1st International Seminar - CEMAGREF-CIGR - Montpellier, September 3-6 1991.
CEMAGREF-DICOVA, Antony 92160, France - ISBN 2-85362-279-7

- Rapports de présentation de programmes scientifiques (auteur principal et coordinateur)

[RP-1] Programme MECAFUTUR - Conception des machines intelligentes pour l'agriculture, la sylviculture et l'entretien des espaces naturels. Rapport de présentation pour évaluation externe.
Commission spécialisée « Equipements agricoles et alimentaires » - 23 juin 1998 - 82 pages.

[RP-2] Thème de Recherche PICOLO – Systèmes de perception et de commande pour une production agricole propre et raisonnée. Rapport de présentation pour évaluation externe. Commission spécialisée « Génie des Equipements Agricoles et des Procédés Agro-alimentaires » - 13 juin 2002 - 62 pages.

- Rapports d'études (non exhaustif)

[RE-1] RABATEL G, 1989. Projet MAGALI : Détection des fruits par prétraitement bichrome – Analyse technique des données de la campagne d'essais 88. Rapport interne (diffusion SAGEM, PELLENC SA). 23 p.

[RE-2] RABATEL G, 1989. Capteur optoélectronique d'apparence de divers produits alimentaires : conception et mise en œuvre de détecteurs DTC permettant d'exploiter en temps réel les différences de signatures spectrales entre 0,4 et 1 µm. Rapport de fin d'étude projet MRES (Décision d'aide 86 P 0560). 65 p.

[RE-3] RABATEL G, 1994. Projet CITRUS : Mesure de la position absolue du porteur par dispositif LADAR 2D. Rapport interne (diffusion SAGEM, PELLENC SA)
Détermination de la position de balises géométriques dans une image télémétrique laser par relaxation d'un modèle rigide dans un champ de forces

[RE-4] RABATEL G, 1996. Evaluation du gyromètre Murata ENV05-AC. Cas du guidage en verger.
Rapport technique d'étude Projet CITRUS phase 3. Confidentiel (diffusion PELLENC SA). 14 p.
Mesure et analyse spectrale du bruit et des phénomènes de dérive.

Thèses co-encadrées

[TH-1] BRONS Aart, 1992. Contribution des techniques connexionnistes à l'évaluation qualitative des produits agro-alimentaires par leurs aspects visuels. Thèse de l'ENGREF.
Directeur de thèse : E. Giambiasi. Taux personnel d'encadrement : 80 %

[TH-2] SINFORT Nathalie, 1993. Caractérisation de produits granulaires par vision artificielle. Université Montpellier II. Directeur de thèse : A. Fourmier. Taux personnel d'encadrement : 60 %

[TH-3] ROS Frédéric, 1995. Méthodes pour la caractérisation de produits granulaires à partir de l'analyse d'image. . Thèse de l'ENGREF. Directeur de thèse : D. Bertrand. Taux personnel d'encadrement : 80 %

[TH-4] THOMPSON Pierre, 97. Méthodologie de commande pour un manipulateur avec mobilité perturbée travaillant « au vol » sur l'environnement. . Thèse de l'ENGREF.
Directeur de thèse : A. Liégeois. Taux personnel d'encadrement : 30 %

[TH-5] GAUDIN Jean-Michel, 2000 : Conception d'un système hybride GPS-Estime pour la localisation en condition de visibilité satellitaire réduite. Université Montpellier II.
Directeur de thèse : F. Sevilla. Taux personnel d'encadrement : 90 %

[TH-6] MANH Anne-Gaëlle, 2001. Modèles déformables pour la reconnaissance d'adventices. Université Montpellier II. Directeur de thèse : M-J Aldon. Taux personnel d'encadrement : 90 %

[TH-7] DE MEZZO Benoît , thèse en cours (2002-2004). Techniques symboliques et combinatoires pour l'aide à la mise en œuvre de modèles déformables sur des images complexes. Université Montpellier II.
Directeur de thèse : J. Quinqueton. Taux personnel d'encadrement : 80 %

DEA encadrés (Université Montpellier II)

[DEA-1] Alain COICAULT, 1990 – Contribution au développement de la fonction de localisation visuelle de fruit d'un robot de cueillette (Etude de la correspondance coordonnées images – coordonnées bras et introduction de critères colorimétriques) – DEA CASIAM

[DEA-2] Frédéric ROS, 1991 – La détection de fruits dans des circonstances naturelles - DEA CASIAM
(Analyse de contours)

[DEA-3] Jocelyn MILLET, 1991 – Caractérisation de produits agroalimentaires par vision artificielle, en vue de l'automatisation d'un four à biscuits – DEA CASIAM. (Colorimétrie)

[DEA-4] Djibril NACIRI, 1993 – Application des modèles de contours actifs « snakes » à la détection de contours de fruits – DEA CASIAM

[DEA-5] Sylvie ROUSSEL, 1995- Suivi à basse fréquence d'une cible de forme complexe en vue du contrôle référencé vision d'un robot de désherbage. DEA CASIAM.

[DEA-6] Jean-Michel GAUDIN, 1996 – Fusion de données de positionnement GPS-Estime pour le dimensionnement de parcelles forestières. DEA SYAM.

[DEA-7] Pascal SIRET, 98. Fusion du système GPS avec des capteurs proprioceptifs par filtrage de Kalman. DEA SYAM.

[DEA-8] Gaël MIFSUD, 2001. Mise en œuvre de méthodes combinatoires pour la segmentation d'objets végétaux. DEA Informatique (Cartes topologiques)

[DEA-9] Benoît DE MEZZO, 2001. Intégration et mise en œuvre de règles de classification de formes pour la reconnaissance d'espèces végétales par vision numérique. . DEA Informatique (Groupement de feuilles)

Participation à des jurys de thèses

- SITTICHAREONCHAI Amnuay, 1989. « Etudes et mise au point d'un robot destiné à la vendange en grappes entières ». Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Montpellier.
- BRONS Aart, 1992. Voir « Thèses co-encadrées »
- ROS Frédéric, 1995. Voir « Thèses co-encadrées »
- THOMPSON Pierre, 97. Voir « Thèses co-encadrées »
- COLLEWET Christophe, 99. Contributions à l'élargissement du champ applicatif des asservissements visuels 2D. Université de Rennes I.
- GAUDIN Jean-Michel, 2000. Voir « Thèses co-encadrées »
- MANH Anne-Gaëlle, 2001. Voir « Thèses co-encadrées »

Relectures d'articles

- Journal of Agricultural Engineering Research – **9 articles de 91 à 2001**
- Autres revues : Machine Vision and Applications (1), Acta Horticulturae (2), Precision Agriculture (1)
- Colloques divers : EUPISCO 92 (1), AGENG 2000 (3), ECPA 2001 (6)
- Relecture d'ouvrage (expertise MRT pour aide à l'édition – décembre 1988)

Expertise de projets

- Projet BARD (United States-Israël Bilateral Agricultural Research and Development Fund)
(Expertise projet janvier 91 + expertise rapport final même projet octobre 96)
- 1 Expertise ANVAR (Projet aide à l'innovation) - 1998

Brevets (co-inventeur)

[BREVET 1] Rabatel G., A. Davenel. Brevet 86.15618 - Cemagref: Procédé et dispositif de présélection spectrale analogique en temps réel par exemple pour système de vision artificielle

[BREVET 2] Choquard P., N. Morel, G. Rabatel. Brevet 91.2179- SAGEM: Système de détection d'objet à localiser dans une scène notamment pour robot de cueillette

Principaux projets

- MAGALI 1986-1992 (financements MRT et régions) . Responsable : G. Rabatel (91-92)
Partenaires : Pellenc SA, LAMM (aujourd'hui LIRMM), IIRIAM (86-87), SAGEM (88-91)
Récolte robotisée de pommes
- CITRUS 1987-1997 - projet Eurêka Responsable : G. Rabatel (91-97)
Partenaires France: Pellenc SA, SAGEM (88-91)
Partenaires Espagne : IVIA, Albajar (industriel), Fomesa (industriel)
Récolte robotisée des agrumes
- PATCHWORK 1994-1997 - projet FAIR Responsable : J-M Roger
Partenaires : IVIA(Espagne), UPV(Espagne), SRI (GB), DIPSS (DK)
- *Désherbage en grandes cultures (UPV + SRI + DIPSS)*
- *Machine tractée de désherbage électrique (Cemagref + IVIA)*
- « Qualité de récolte vendange » (1995-1998) - Contrat industriel Responsable : J-L Vigneau
Partenaire : New Holland - Braud
Evaluation de la qualité de récolte par vision sur machine à vendanger
- « Qualité de récolte betteraves » (1998-1999) - contrat industriel Responsable : G. Rabatel
Partenaire : ITB (Institut Technique de la Betterave)
Evaluation de la tare terre par vision sur machine de récolte
- « Morphométrie betteraves » (1999-2000) - contrat industriel Responsable : J-L Vigneau
Partenaire : ITB (Institut Technique de la Betterave)
Mesures morphométriques sur tubercules par vision numérique
- « Machine de démariage de semences » (2000-2002) - contrat industriel - Responsable : M. Rombaut
Partenaire : ERMAS
Etude de faisabilité des aspects vision (localisation des plantules)

- «Caractérisation physique des populations d’adventices et de leur évolution pour le ciblage et l’optimisation des apports de produits herbicides »

Action concertée Cemagref-INRA – Responsable Cemagref: G. Rabatel

Partenaire : INRA Dijon – Malherbologie

Caractérisation des populations de mauvaises herbes par vision numérique.

Autres

- Délégué du personnel au Comité Scientifique et Technique du Cemagref de 1997 à 2000
- Membre du jury des concours de recrutement IR et CR de 1997 à 2000 pour le département GEAPA du Cemagref
- Membre du Comité de Programme de ECPA (European Conference on Precision Agriculture) depuis 2001

ACADEMIE DE MONTPELLIER

Université Montpellier II

Mémoire d'habilitation à diriger des recherches

Section 61

(Génie Informatique, Automatique et Traitement du Signal)

SELECTION DE PUBLICATIONS

- 1 - **[RS-5]** Rabatel G., D. Canas, 1996. Guidage en milieu semi-structuré par combinaison ultrasons-estime. Journal Européen des Systèmes Automatisés. Volume 30, N°6/1996, pp 859-876. Ed. Hermès, Paris.
- 2 - **[RS-3]** Gaudin J-M, Rabatel G., Tisseyre B, 2001. Traitement différentiel linéaire de données GPS brutes pour la localisation autonome ou multicapteur. Journal Européen des Systèmes Automatisés. Volume 35, N°6/2001, pp 727-746. Ed. Hermès, Paris.
- 3 - **[CO-1]** Rabatel G., A.Bourelly, 2000. Récolte automatisée des pommes et des agrumes. In : Applications non manufacturières de la robotique, DAUCHEZ P., 2000, p. 47-55. Hermès, Paris.
- 4 - **[CO-2]** De Rudnicki V., G. Rabatel, B. Bonicelli, M. Rombaut, 2000. Robot de désherbage non chimique en cultures maraîchères. In : Applications non manufacturières de la robotique, DAUCHEZ P., 2000, p. 75-86 . Hermès, Paris.
- 5 - **[CCL-1]** Rabatel G., A.-G. Manh, M.-J. Aldon and B. Bonicelli, 2001. Skeleton-Based Shape Models with Pressure Forces : Application to Segmentation of Overlapping Leaves, in C. Arcelli, L. P. Cordella and G. Sanniti di Baja, eds., 4th International Workshop on Visual Form, IWVF4, Springer-Verlag, Capri, Italy, 2001, pp. 249-259.
- 6 - **[RS-2]** Manh A.-G., G. Rabatel, L. Assemat and M.-J. Aldon, 2001. Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates, Journal of Agricultural Engineering Research, Vol 80, N°2, October 2001, pp 139-146.

Gilles Rabatel

Juillet 2002