

# Vision numérique à l'échelle de la plante : méthodologies et applications

Gilles Rabatel <sup>a</sup> et Bernard Benet <sup>b</sup>

**L**a vision numérique prend aujourd'hui une place de plus en plus grande en recherche et développement pour l'agriculture et l'environnement. En effet, ces domaines évoluent vers une gestion plus fine, qui soulève d'énormes besoins en collecte d'information.

Par exemple, un effort considérable est développé en recherche agronomique pour trouver des solutions permettant de réduire la quantité d'intrants (nitrates, pesticides) tout en maintenant un rendement satisfaisant. Ces solutions s'appuient sur le développement de modèles de croissance et de compétition, qui doivent impérativement être alimentés par des mesures de terrain (état du sol et de la végétation) pour en tirer des préconisations de traitement (doses, fenêtres temporelles, etc.).

De même, il est envisagé de réintroduire des techniques « douces » comme l'étaient autrefois le sarclage ou le binage manuel, en pilotant leur mécanisation par des systèmes de reconnaissance et de vision numérique.

Pour appréhender le champ d'application de la vision numérique, deux échelles doivent être distinguées : d'une part, celle de la vision aérienne ou satellitaire (télédétection), qui permet d'avoir une information globale sur l'état d'une parcelle de culture, voire d'inventorier des types de végétation ou de culture sur des zones étendues ; d'autre part, celle de la vision de terrain, qui permet d'acquérir des informations à l'échelle de la plante.

De par son intérêt pour les collectivités territoriales, la télédétection bénéficie actuellement d'un effort technologique considérable, en particulier

au niveau de la résolution offerte, aujourd'hui de l'ordre du mètre (Maurel, 1999). Toutefois, la vision à l'échelle de la plante, qui consiste à mettre en oeuvre un dispositif d'acquisition d'image disposé sur le terrain même, reste indispensable pour certaines applications. Elle permet par exemple d'envisager une action en temps réel, en associant le dispositif de vision à l'automatisation d'une tâche (désherbage, comptage, etc.). Dans d'autres cas, c'est une caractérisation très localisée de l'état de la culture qui peut être recherchée (reconnaissance variétale, taux de couverture à l'échelle de la plante). L'INRA, par exemple, utilise de telles données pour prédire la nuisibilité potentielle d'une population de mauvaises herbes, et les besoins de traitement local à y associer (UMR Biologie et gestion des adventices, Dijon).

Dans le présent article, nous nous intéresserons à la vision de terrain et aux problèmes spécifiques qu'elle soulève. Dans un premier temps, les problèmes rencontrés et les méthodologies mises en oeuvre seront décrits d'un point de vue général. Quelques exemples d'applications seront ensuite présentés à titre d'illustration.

## L'acquisition des images

### L'acquisition couleur

Quelle que soit l'application envisagée, le processus de vision numérique aura pour tâche première de différencier, au sein de la scène visualisée, des classes d'objets en présence. Au minimum, la végétation devra être distinguée du fond.

### Les contacts

a. Cemagref, UR Technologie et équipements des agro-procédés, BP 5095, 34033 Montpellier Cedex 1  
b. Cemagref, UR Technologies, systèmes d'information et procédés pour l'agriculture et l'agroalimentaire, BP 50085, 63172 Aubière

D'autres classifications plus fines (adventices/culture, fruits/feuilles, etc.) pourront également être requises.

On dispose pour cela, s'agissant de scènes végétales, d'un atout important : l'origine biologique des objets à distinguer leur confère une certaine invariance dans leur composition physico-chimique, invariance qui se retrouve dans leurs propriétés de réflectance spectrale (taux de réflexion de la lumière selon la longueur d'onde). Ceci permet d'envisager la classification directe des régions de l'image selon leur luminosité dans certaines bandes, à l'aide de filtres optiques appropriés.

Un exemple courant est l'utilisation de filtres dans le proche-infrarouge (700 à 1 100 nm), domaine spectral où le feuillage, contrairement à d'autres éléments, réfléchit une grande quantité de la puissance reçue (environ 70 %). Dans certaines conditions, cette propriété peut être utilisée directement pour effectuer une différenciation monochrome (une seule bande spectrale), par exemple pour détecter de la végétation sur sol nu.

Toutefois, la disponibilité de plusieurs bandes spectrales, ou canaux, est préférable dans les cas où l'on observe, pour une même classe d'objets, une variabilité importante de l'éclairage (orientation des surfaces éclairées, ombres, etc.). Elle permet en effet d'effectuer une classification basée sur la *proportion relative* de luminosité entre les divers canaux, plutôt que sur une valeur absolue de luminosité.

Ainsi, pour la séparation entre végétation et sol nu, un indice classique en télédétection (où le problème est ici comparable) est le NDVI (*Normalised Difference Vegetation Index*), qui s'exprime :

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R} \quad (1)$$

où *R* et *PIR* représentent respectivement les luminosités observées dans le rouge et le proche infra-

rouge. Il exploite l'écart *relatif* entre la réponse élevée du feuillage dans le proche infrarouge, évoquée plus haut, et sa réponse faible dans le rouge, due à l'absorption chlorophyllienne.

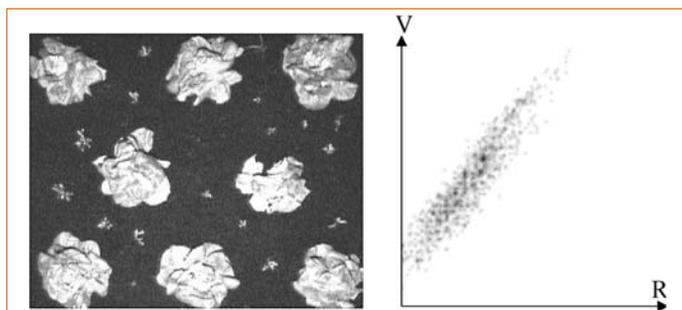
Cependant, en imagerie de terrain, le coût élevé – dû à un marché insuffisant – d'un capteur d'image polychrome muni d'un canal proche infrarouge est généralement prohibitif. On utilisera plutôt une acquisition d'image couleur standard, mettant en œuvre trois canaux R,V,B, normalisés dans le domaine visible. Moins spécifiquement adaptée à la détection de la végétation, celle-ci a en revanche l'avantage d'être aisément disponible : on utilisera selon les cas une caméra vidéo ou un appareil photographique numérique, ce dernier étant réservé à du traitement d'image en différé.

À titre d'illustration, la figure 1 montre une scène de végétation sur sol nu, et la forme de l'histogramme des valeurs RVB d'un échantillon de végétation pour cette même scène. On y constate une variance majoritairement répartie sur un seul axe, et préservant la proportionnalité entre composantes R et V (la même observation pourrait être faite avec la composante B). Cette variance, directement liée aux disparités d'éclairage observées sur la scène, montre l'intérêt de l'acquisition multicanal, qui permet d'exploiter la proportionnalité entre composantes spectrales plutôt que des valeurs de luminosité absolue.

### La maîtrise des conditions d'éclairage

La variabilité des conditions d'éclairage est une difficulté majeure de la prise d'image en extérieur. Elle influe sur la dynamique et le niveau moyen d'intensité, mais également sur la composition spectrale de la lumière réfléchie par la scène et perçue par le capteur d'image. À ce titre, un temps couvert est généralement plus favorable qu'un temps ensoleillé, car il fournit un éclairage plus homogène (pas de zones d'ombres et influence moindre de l'orientation des surfaces sur leur éclairage).

► Figure 1 – Histogramme couleur d'un échantillon de végétation (projection RV).



On aura donc intérêt à limiter autant que possible cette variabilité. Le moyen le plus simple consiste à s'abriter de l'éclairage ambiant à l'aide d'un capotage ou d'une bâche, et à mettre en œuvre un éclairage artificiel complémentaire. Il est utilisable lorsque qu'une scène végétale est visualisée par-dessus.

Une autre approche consiste à synchroniser un flash photographique avec une caméra à *shutter* électronique, réglée sur un temps d'acquisition de l'ordre de la milliseconde. Ce principe, mis au point initialement pour des applications robotiques (Choquard, Morel *et al.*, 1991) permet de s'affranchir de l'éclairage ambiant sans protection mécanique (figure 2). Ses principales limitations sont sa portée (1 à 2 mètres) et une fréquence d'acquisition de l'ordre d'une image par seconde.

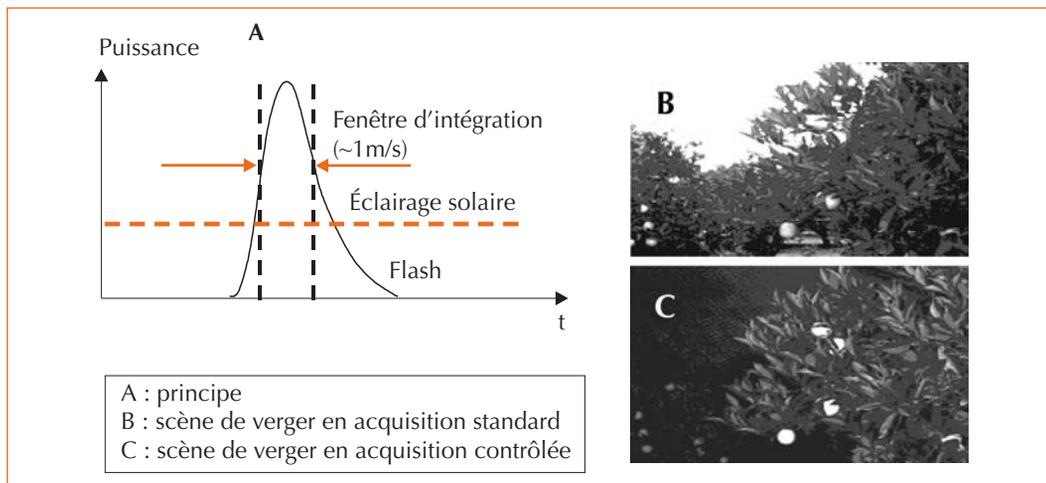
Citons enfin une approche intéressante développée par le Silsoe Research Institute (Marchant et Onyango, 2000), qui relève plus du traitement que de la procédure d'acquisition proprement dite. Elle s'appuie sur la composition spectrale

théorique de l'éclairage solaire, et en particulier sur la variation de cette composition spectrale en fonction de la température de couleur. Elle permet, par une opération non linéaire, de transformer une image couleur en une image monochrome indépendante des niveaux d'éclairagements, permettant ainsi d'éliminer les zones d'ombre (figure 3)

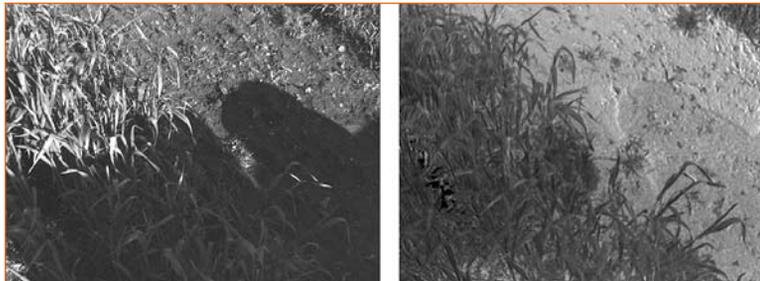
## La segmentation des images

### La classification par pixels (segmentation ponctuelle)

La « segmentation » est l'opération qui consiste à partitionner une image en un ensemble de régions en affectant à chacune d'entre elles une classe d'appartenance (ici le feuillage, le sol, etc.). C'est une étape fondamentale du processus de vision numérique, qui conditionne tous les étapes ultérieures. En général, et notamment dans les applications de l'industrie manufacturière, elle nécessite la recherche souvent délicate de frontières entre zones homogènes. Dans le cas de



▲ Figure 2 – Principe de l'acquisition avec flash synchronisé.



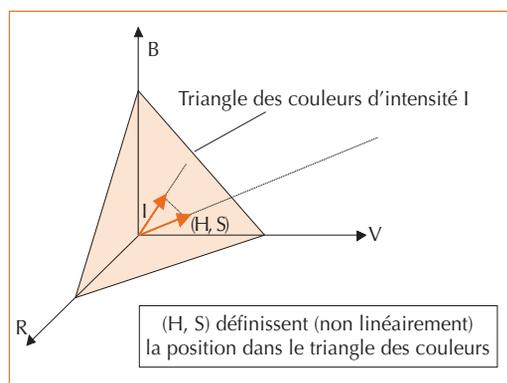
◀ Figure 3 – Élimination des ombres par transformation non linéaire (source : Silsoe Research Institute, GB).

scènes de végétation, en revanche, les propriétés d'invariance spectrale évoquées plus haut, et les possibilités de différenciation associées, apportent un avantage considérable : elles permettent de labelliser *individuellement* chaque point de l'image, ou « pixel », en fonction de son intensité dans chacune des bandes spectrales.

La segmentation se ramène alors à un problème de classification, appliqué successivement à chaque pixel. Dans la majorité des cas, il s'agira d'une classification supervisée : la nature des objets recherchés dans l'image est connue, et permet de disposer de données statistiques sur leur comportement spectral, telles que l'histogramme présenté figure 1.

Plusieurs approches sont disponibles. La première d'entre elles consiste à modéliser le comportement spectral d'une classe par une simple relation de proportionnalité. C'était déjà le cas pour l'indice NDVI, évoqué plus haut, qui permet de diviser le domaine bidimensionnel (R, PIR) selon une droite passant par l'origine. Dans le domaine de la colorimétrie, la transformation HSI (*Hue Saturation Intensity*) a un rôle comparable. Cette transformation de l'espace des couleurs permet d'isoler le niveau de luminosité I (et donc de s'en affranchir), tandis que les valeurs H et S (respectivement la teinte et la saturation) caractérisent une position dans le plan des couleurs. En ce sens, H et S définissent une droite passant par l'origine, mais cette fois dans l'espace RVB (figure 4). Dans certains problèmes de segmentation, on peut alors effectuer un simple seuillage de l'image H ou S.

Notons que la transformation proposée par le SRI (voir plus haut) correspond au même type de démarche, avec cependant une meilleure



▲ Figure 4 – Transformation HSI (*Hue, Saturation, Intensity*).

prise en compte des spécificités de l'éclairage extérieur (comportement non proportionnel des composantes R,V,B).

Les approches ci-dessus supposent une très bonne séparabilité des classes. Si elles s'avèrent insuffisantes, on préférera une démarche prenant mieux en compte les données statistiques dont on dispose. C'est le cas par exemple de l'analyse discriminante, qui permet de déterminer, dans l'espace RVB, le plan optimal de séparation entre deux classes (figure 5). La segmentation consiste alors à comparer à une valeur seuil, pour chaque pixel de valeur (R,V,B), un indice scalaire de la forme :

$$p = \alpha R + \beta V + \gamma B + \delta \quad (2)$$

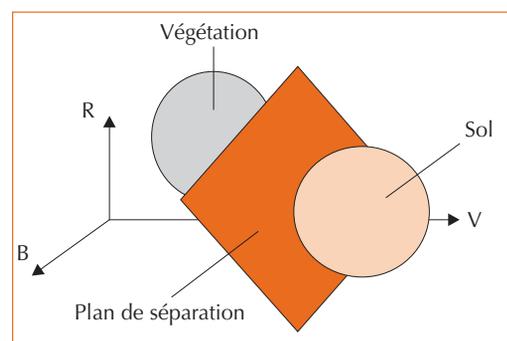
où  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  et  $\delta$  sont donnés par l'équation du plan. Comme on le verra plus loin, cette méthode a été mise en œuvre avec succès dans un problème de séparation feuillage/sol (comptage automatique de plantules).

Une autre approche comparable consiste à assimiler au moins l'une des classes à une distribution gaussienne, puis à effectuer la discrimination selon un critère de distance à la classe (distance de Mahalanobis) :

$$d^2 = [{}^T(X - M)] [C^{-1}] [(X - M)] \quad (3)$$

où M (vecteur de dimension 3) et C (matrice 3 x 3) sont respectivement la moyenne et la covariance des valeurs RVB pour la classe, et X = (R,V,B) est la valeur du pixel à classer.

D'autres approches, enfin, reposent sur une caractérisation plus fine de la distribution statistique des classes. Ainsi, dans (Benet, Humbert et



▲ Figure 5 – Principe de l'analyse discriminante.

al., 2002), des méthodes de modélisation géométrique de la forme des distributions RVB ont été développées pour la séparation feuilles/sol. Elles utilisent des cylindres de révolution, ou encore des polygones dans chacun des sous-espaces de projection (figure 6). Ces méthodes conduisent à de meilleurs résultats que l'analyse discriminante, mais au prix d'un temps de calcul plus élevé.

Une tabulation directe de la classification souhaitée en fonction de chaque valeur R,V,B est également possible. Si la couleur est codée sur 3 octets, cette approche requiert la mémorisation de 2 Mo (1 bit par sortie), valeur tout à fait acceptable aujourd'hui. Elle a été mise en oeuvre dans le cadre du projet Patchwork (De Rudnicki, Rabatel *et al.*, 2000). La difficulté est ici d'initialiser la tabulation : le relevé d'échantillons ne suffit pas, il doit être complété par des opérations de lissage tridimensionnelles lourdes en temps de calcul, pour assurer au classifieur ainsi constitué une bonne capacité de généralisation. Toutefois, toutes les approches de classification évoquées plus haut peuvent également être tabulées selon le même procédé.

### La prise en compte de l'homogénéité des régions

En pratique, les méthodes de classification ci-dessus, aussi faibles soient les taux d'erreur obtenus, ne permettent pas d'obtenir une segmentation rigoureusement correcte, compte tenu

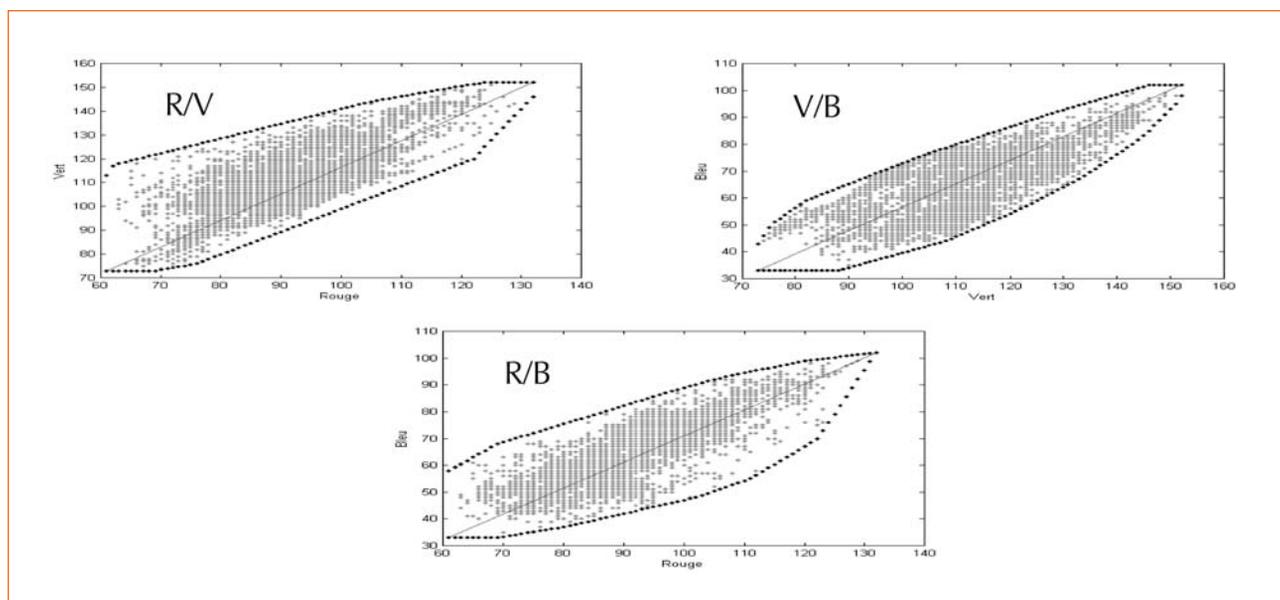
du nombre considérable de pixels à classer : les erreurs résiduelles se traduisent alors sous forme de « trous » dispersés au sein des régions segmentées, qui peuvent être préjudiciables pour des traitements ultérieurs.

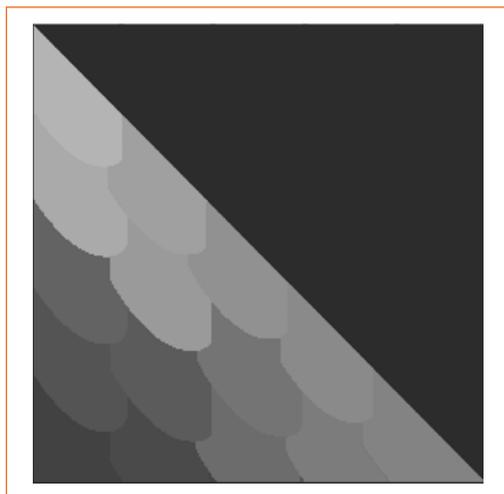
Pour y remédier, on peut généralement faire appel à une hypothèse implicite d'*homogénéité* des régions segmentées, qui se traduit par le fait qu'un pixel doit, en cas d'ambiguïté, être classé de préférence comme ses voisins.

La solution classique pour exploiter cette hypothèse consiste à effectuer des opérations de filtrage morphologique (dilatations et érosions) après segmentation. Ces opérations ont pour effet de faire disparaître les trous ou les pixels isolés. Leur inconvénient principal est de déformer les objets segmentés.

Les algorithmes procédant par *croissance* ou *fusion de régions*, en revanche, prennent en compte l'hypothèse d'homogénéité dès la segmentation. Ils effectuent un premier partitionnement non supervisé de l'image en régions de couleur homogène. La figure 7 (page 28) en donne un exemple, obtenu par l'algorithme de segmentation *Union-Find* (Fiorio et Gustedt, 1996) sur le triangle des couleurs. Les méthodes de classification évoquées plus haut peuvent alors être appliquées sur la couleur moyenne des régions obtenues et non plus sur chaque pixel, conduisant à des résultats plus robustes.

▼ Figure 6 – Représentation polygonale d'un histogramme couleur (plans RV, RB, VB).





▲ Figure 7 – Segmentation du triangle des couleurs RVB par algorithme Union-Find.

## L'analyse de forme

### Les limites de l'approche classique

Un intérêt essentiel de la vision à l'échelle de la plante est la possibilité qu'elle offre d'appréhender la *forme* des objets en présence, à des fins d'identification ou de caractérisation. Classiquement, en traitement d'images, l'analyse de forme repose sur le calcul de divers indices (compacité, allongement, etc.) après segmentation.

La complexité naturelle des scènes végétales constitue cependant un obstacle majeur à cette approche. En effet, elle se traduit par de fréquents recouvrements partiels des objets à analyser, en l'occurrence des plantes. Au niveau de la segmentation, on obtient alors des régions segmentées hybrides, correspondant par exemple au recouvrement de plusieurs feuilles, et pour lesquelles le calcul d'indices de forme n'a pas de signification.

Il s'agit là d'une limitation extrêmement pénalisante, qui réduit considérablement à l'heure actuelle le champ d'application de la vision numérique de terrain. Pour y remédier, des méthodes ne reposant plus sur le schéma classique d'une segmentation couleur préalable doivent être développées.

### La segmentation guidée par modèle

Une approche possible, pour distinguer deux objets se recouvrant partiellement, est d'exploiter la connaissance préalable dont on dispose sur la forme de chacun d'eux.

La segmentation guidée par modèle procède de cette approche : elle consiste à se fixer un modèle de forme *a priori*, que l'on va chercher à retrouver dans les données image. Cette démarche, qui est à l'inverse du schéma classique « *bottom-up* » de l'analyse d'image, est relativement récente (une dizaine d'années). On trouvera dans Jain, Zhong *et al.* (1998) une description des principaux types de modèles existant dans la littérature.

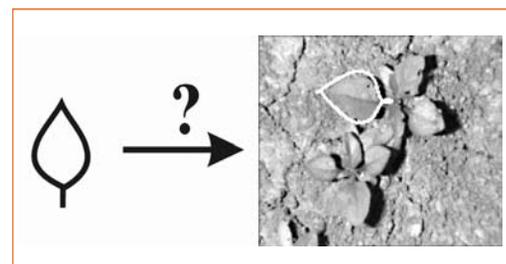
La figure 8 illustre le principe de l'approche par modèle dans le cas de scènes végétales. Une des difficultés est alors la variabilité biologique des formes cherchées. Il faut en effet définir un modèle qui intègre cette variabilité (par exemple, à l'aide d'équations paramétriques), tout en restant suffisamment contraint pour assurer son rôle.

Une fois le modèle défini, les étapes d'analyse sont les suivantes :

- recherche dans l'image d'éléments pertinents permettant un positionnement initial des modèles (pointes de feuille, par exemple) ;
- procédure itérative d'ajustement des modèles dans l'image.

L'ajustement est assuré par l'action de forces d'évolution déterminées par les données image (couleur au voisinage du modèle, notamment).

Il s'agit d'une approche relativement complexe, qui est encore actuellement au stade de la recherche. Elle ouvre cependant de nouveaux champs d'applications, qui seront évoqués plus loin.



▲ Figure 8 – Principe de la segmentation guidée par modèle.

## Exemples d'applications

### Le désherbage électrique « Patchwork »

Le programme de recherche européen Patchwork (94-97) avait pour objectif général d'évaluer diverses techniques permettant de limiter les intrants

chimiques liés au désherbage des cultures. Il a débouché sur le développement d'un prototype de désherbage électrique, qui se présente sous la forme d'une plate-forme tractée équipée d'un bras robotisé et d'un outil terminal détruisant individuellement les adventices par application d'impulsions à haute tension. Le prototype comprend également un système de vision numérique, constitué d'une caméra couleur placée à l'avant de la plate-forme au dessus du rang de culture, et d'une unité de traitement associée (De Rudnicki, Rabatel *et al.*, 2000).

Le système de vision numérique a pour rôle de détecter et localiser les adventices à détruire, et de transmettre leurs coordonnées à l'ordinateur de pilotage de l'outil (figure 9) sur un principe de fonctionnement relativement simple, à savoir :

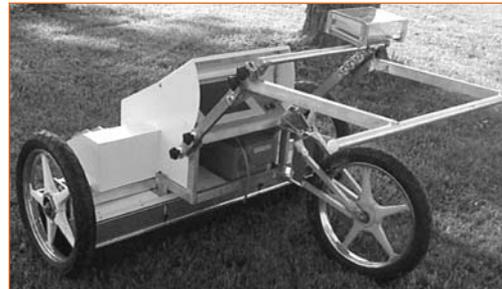
- segmentation couleur de la végétation dans l'espace RVB (distance de Mahalanobis),
- filtrage morphologique pour supprimer les pixels isolés,
- distinction adventices/culture par un critère de taille.

L'ensemble a été testé avec succès en situation de culture, confirmant la faisabilité du concept. Toutefois, la robustesse des algorithmes de détection demandait à être améliorée. En particulier, le principe de détection ci-dessus ne permet pas de traiter les mauvaises herbes trop proches de la culture. C'est une des raisons qui ont motivé nos recherches ultérieures sur la segmentation guidée par modèle.

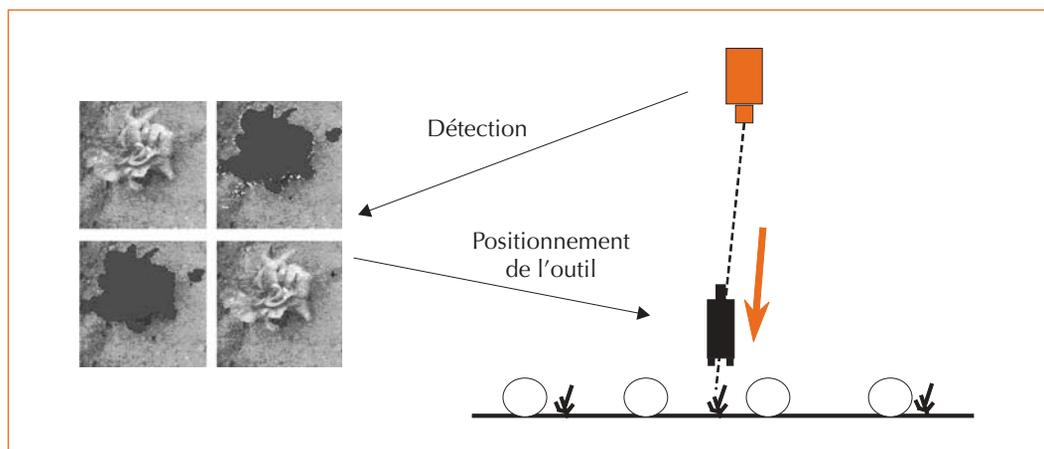
### Le comptage automatique de plantules

L'Institut technique de la betterave (ITB) réalise des expérimentations sur différentes variétés de betterave, en relation avec les semenciers. Le pourcentage de levée des graines est un élément important pour la sélection des espèces. Ainsi, l'ITB réalise un comptage régulier des plants tout au long du déroulement du processus de germination. Ce comptage, actuellement réalisé manuellement, représente une tâche relativement fastidieuse et répétitive. L'ITB a donc noué une collaboration avec le Cemagref pour réaliser un système automatique de comptage en ligne des plants de betterave, qui a abouti, en 2002, à la réalisation d'un dispositif opérationnel fonctionnant sur trois raies en parallèle (Benet, Humbert *et al.*, 2002).

Le système a pour fonction, outre le comptage de la population de plants levés sur une parcelle donnée, la détermination de l'espacement entre les différents plants et de la surface foliaire de chacun d'eux. Deux types de capteurs sont utilisés : la



◀ Figure 10 – Machine de comptage Cemagref.



▲ Figure 9 – Cycle de désherbage du prototype Patchwork.

vision artificielle pour la localisation des feuilles de betteraves sur les raies, et deux capteurs de position odométriques pour connaître la position des plants sur le sol et avoir une information sur l'orientation de la machine. L'ensemble est guidé manuellement par un opérateur, avec une vitesse de déplacement limitée à 4 km/h. Ceci impose de détecter en temps réel (25 images par seconde) les plants sur les raies de betteraves.

Trois caméras vidéos couleur sont utilisées pour visionner les trois raies. Le système est entièrement fermé pour maintenir un éclairage constant, lequel est assuré par des néons haute fréquence.

L'algorithme de traitement d'image comprend une première étape de segmentation afin de distinguer les feuilles de betterave du sol. Ce dernier peut être de différentes couleurs : blanc, noir, marron clair, marron foncé, gris, etc. et parsemé de cailloux ou d'herbes. Pour des questions de rapidité et d'efficacité, la méthode retenue est celle de l'analyse discriminante dans l'espace RVB.

Pour faciliter la prise en compte du déplacement durant l'analyse des images, celles-ci sont décomposées en bandes de largeur 1 mm, sur lesquelles on va déterminer l'absence ou la présence d'un plant de betterave. La présence d'un plant se caractérise alors par un ou plusieurs segments de couleur verte sur la bande (figure 11). La détection s'effectue par seuillage direct de l'indice  $p$  fourni par la segmentation (équation (2) page 26).

Les capteurs de position, qui donnent la position en temps réel de la machine sur les raies, permettent d'éviter de compter plusieurs fois le même plant.

Les résultats obtenus ont montré que le système de comptage réalisé permet de détecter la totalité des plants de betterave dont la largeur des feuilles est supérieure à 5 mm et espacés d'au moins 30 mm. Les plants de largeur comprise entre 2 et 5 mm sont détectés à 80 %.

## La reconnaissance d'adventices

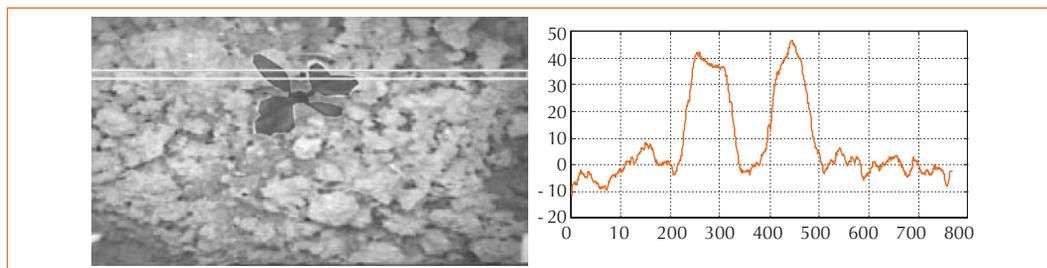
Outre son intérêt pour des techniques alternatives de désherbage telles que celle mise en œuvre dans le projet Patchwork (voir plus haut), la caractérisation fine des populations d'adventices infestant une culture est un outil agronomique précieux pour l'étude de leur évolution et à terme, pour une optimisation de leur traitement. C'est ainsi que l'équipe de Malherbologie de l'INRA à Dijon travaille sur la modélisation de la croissance des adventices, afin de prévoir à un stade précoce leur nuisibilité potentielle et de statuer sur les besoins en désherbage à l'échelle de la plante.

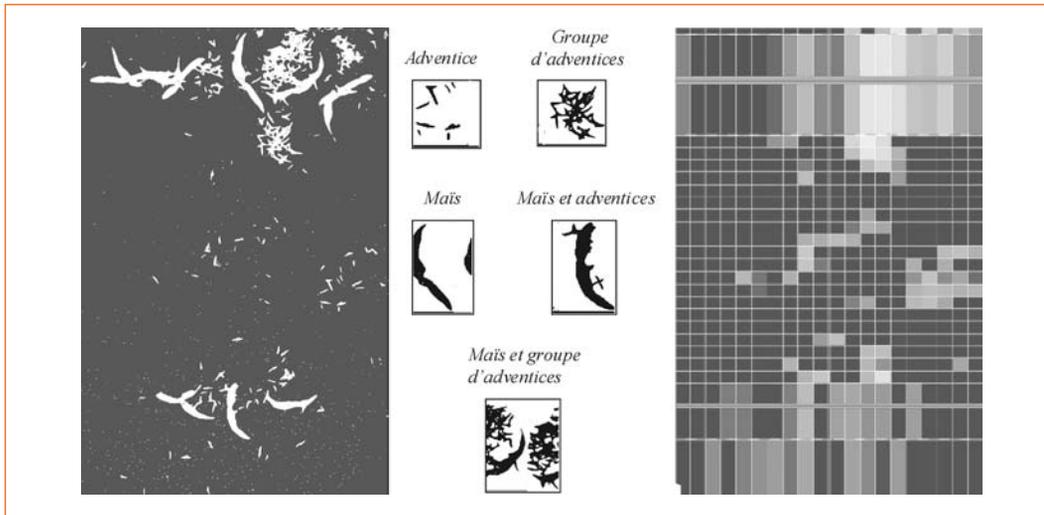
Une collaboration Cemagref-INRA a été initiée en 1999 sur ce thème, l'objectif étant de déterminer automatiquement, dans une scène de culture, les variétés d'adventices en présence et leur répartition spatiale. Cet objectif ambitieux a été décomposé en deux étapes : d'une part différencier et localiser culture et adventices dans leur ensemble, d'autre part reconnaître les espèces adventices présentes et si possible leur stade de croissance.

La première étape procède par une segmentation couleur classique. Son originalité réside dans le fait que pour la classification des objets binaires résultants, des classes hybrides sont considérées, avec des critères de classification adaptés (nombre de trous, segment maximum inclus, etc.). Le résultat est visualisable graphiquement par l'utilisateur, la densité de vert et l'épaisseur des lignes blanches (rangs) représentant respectivement les densités d'adventices et de culture (figure 12).

Une évaluation à grande échelle des performances de ce système a été mise en place en 2003 sur les parcelles expérimentales de l'INRA (comparaison avec un relevé manuel destructif des adventices). Les dépouillements font apparaître des difficultés résiduelles concernant la détection des adventices au sein même des rangs de culture (taux d'erreur de l'ordre de 20 %). La mise en œuvre de critères de formes supplémentaires est actuellement à l'étude.

► Figure 11 – Profil d'une ligne d'analyse.





◀ Figure 12 – Détermination de la densité spatiale des populations d'adventices.

La deuxième étape s'effectue uniquement dans les zones de faible densité d'adventices, pour une question de faisabilité. Elle repose sur une méthode de segmentation guidée par modèle. Divers modèles paramétriques ont été définis, correspondant respectivement à des feuilles oblongues (renouées, sétaires) ou arrondies (morelles). Ces modèles sont initialisés sur les extrémités de feuilles, puis ajustés par l'action de forces « colorimétriques » (Manh, Rabatel *et al.*, 2001). Un exemple d'évolution de modèle est donné figure 13.

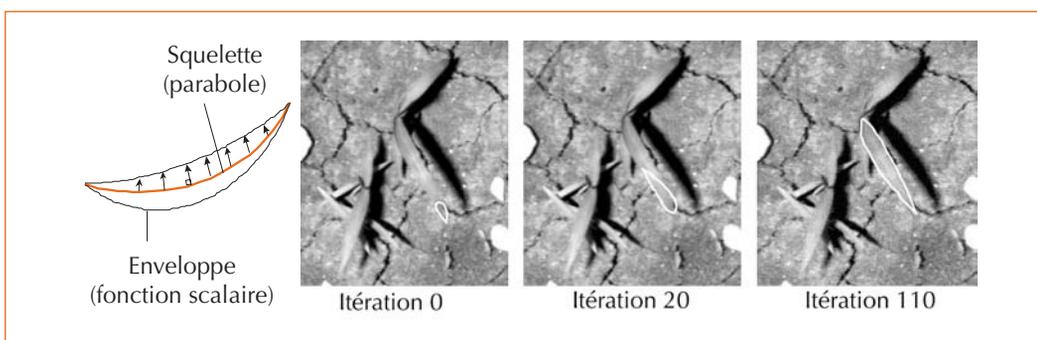
Actuellement, le taux de modèles correctement positionnés est d'environ 60 %. Les travaux de recherche concernent une initialisation plus élaborée des modèles, afin d'améliorer les performances ainsi que le temps de traitement, lié au nombre d'itérations. Ils reposent sur une analyse préalable des contours dans l'image, permettant la génération d'hypothèses de positionnement (De Mezzo, Rabatel *et al.*, 2003). Les contours

sont extraits à partir d'une segmentation couleur par croissance de régions.

Après individualisation, les feuilles peuvent subir diverses analyses de forme. L'étape ultérieure sera le regroupement par plantules, afin de déterminer les stades de croissance (nombre moyen de feuilles par plante).

### Le démariage de plantules

Le « démariage », opération consistant à éclaircir des rangs de semences après levée, est une opération menée régulièrement par les semenciers lors de l'évaluation de nouvelles variétés. À la demande d'un équipementier en machines spéciales agricoles, une étude de faisabilité de l'automatisation de cette opération a été menée en 2002 par le Cemagref. Bien que ce projet n'ait pas été poursuivi pour des raisons économiques (coût et complexité mécanique à envisager, taille du marché), nous le citons ici en tant qu'exemple supplémentaire des potentialités et des problématiques de la vision numérique de terrain.



◀ Figure 13 – Exemple d'évolution d'un modèle paramétrique de feuille.

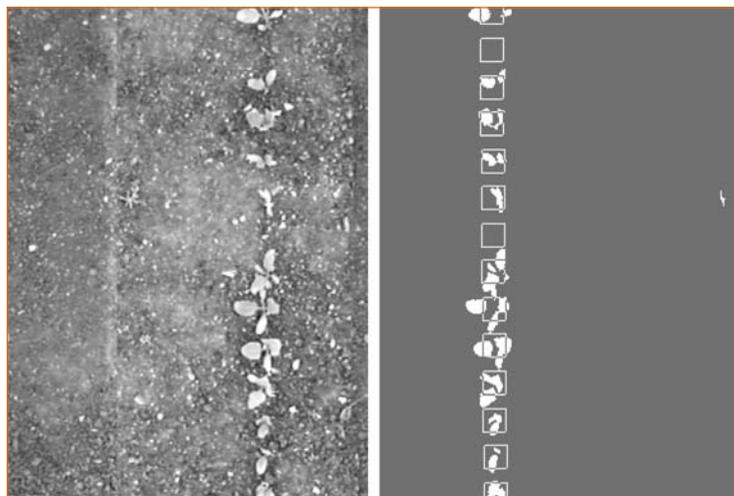
Dans le cas présent, la difficulté principale est encore le recouvrement partiel des plantules, lesquelles doivent impérativement être individualisées pour leur comptage et leur arrachage éventuel. La démarche développée consiste à ajuster dans l'image, à l'aide de forces d'attraction engendrées par les régions de végétation après segmentation, un modèle rigide reprenant le maillage du semis initial (figure 14).

Cette démarche s'est avérée efficace si les taux de recouvrement ne sont pas trop importants, c'est-à-dire si l'opération n'intervient pas trop tard après la levée des plantules (stade 2 à 6 feuilles). Elle illustre là encore l'intérêt de disposer de connaissances *a priori* sur la scène à interpréter et de les modéliser, cette connaissance étant ici la régularité du semis.

### Conclusion

La vision numérique à l'échelle de la plante est un outil de perception et de collecte d'information dont les possibilités sont extrêmement riches, mais qui soulève de nombreuses difficultés de mise en œuvre, souvent sous-estimées par les demandeurs non spécialistes du domaine. Nous avons tenté, dans le présent article, d'en présenter les principales, ainsi que les techniques permet-

▼ Figure 14 – Individualisation de plantules par ajustement d'un modèle rigide.



tant d'y répondre. Certaines de ces techniques sont aujourd'hui bien maîtrisées, et permettent d'aboutir à des systèmes opérationnels directement valorisables auprès d'équipementiers ou d'instituts techniques. Le dispositif de comptage de plantules évoqué plus haut, et développé pour l'ITB, en est un exemple.

Toutefois, comme le montrent les autres exemples cités, la complexité naturelle des scènes végétales reste un obstacle majeur pour nombre d'applications. Elle soulève des questions de recherche spécifiques, pour lesquelles il n'existe pas de solutions directement transposables issues d'autres domaines de la vision numérique, même si certaines approches sont comparables (modèles déformables en imagerie médicale, par exemple).

Il en découle un deuxième type de travaux plus prospectifs, où l'INRA est un partenaire privilégié, tant pour la définition des besoins que pour l'évaluation expérimentale des résultats. C'est le cas de la caractérisation des adventices, pour laquelle des approches originales et prometteuses sont en cours de développement.

De ces études à plus long terme devraient émerger, d'ici quelques années, de nouveaux outils opérationnels en vision numérique, aptes à appréhender efficacement la complexité du végétal. Ils fourniront alors une réponse pertinente à la demande sans cesse croissante de la filière agricole pour la collecte d'informations de terrain. Cette demande est relayée aujourd'hui principalement par les instituts techniques, les équipementiers et les sociétés de conseil. Elle a pour objectif, en association avec le développement de modèles agronomiques adéquats, une gestion plus fine des systèmes de culture et en particulier de l'utilisation des intrants, dont l'enjeu est à la fois économique et environnemental.

Notons également que l'apparition de ces nouveaux outils devrait permettre, en proposant des solutions mécaniques automatisées, de promouvoir les approches alternatives telles que l'agriculture biologique, pour lesquelles le coût de main d'œuvre est un frein économique important. □

### Résumé

La vision numérique à l'échelle de la plante, qui utilise un capteur d'image sur le terrain même, autorise un certain nombre d'applications spécifiques, inaccessibles par télédétection ou imagerie aérienne : tâches de comptage ou de désherbage en temps réel, mais aussi caractérisation détaillée de la végétation présente. Ces applications intéressent dans un premier temps la recherche agronomique ou assimilée : élaboration de modèles de croissance, sélection de semences, etc. Mais le développement de solutions techniques complètes pour les agriculteurs devrait ensuite leur permettre, par la prise en compte de mesures de terrain, d'optimiser leurs opérations culturales en termes de qualité des produits, de quantité d'intrants et d'impact sur l'environnement.

Ce type de vision numérique soulève cependant de nombreuses difficultés, allant de la maîtrise des conditions d'éclairage au problème du recouvrement partiel des feuilles. Nous présentons ici les principales techniques mises en œuvre pour pallier ces difficultés, dont certaines sont encore au stade de la recherche, ainsi que divers exemples d'applications.

### Abstract

Machine vision at a plant scale, which involves an on-field image sensor, allows specific applications, such as plant counting, automatic weeding, or vegetation detailed characterisation. Plant characterisation first addresses agronomical researchers, e.g. for growth modelling or seed selection. But overall, complete technical solutions should then allow the agricultural producers to optimise their cultural operations in terms of product quality, chemical inputs and environmental impact, by taking into account in-field measurements.

However, the kind of machine vision approach brings out various difficulties, from outdoors lighting control to leaf overlapping problems. We present here the main techniques that can be used to overcome these difficulties – some of them still being at a research stage – as well as various application examples.

### Bibliographie

- BENET, B. ; HUMBERT, T. *et al.*, 2002, *Beet Seedlings Automatic Counting System by Artificial Vision*, AgEng 2002, Budapest, Hungary.
- CHOQUARD, P. ; MOREL, N. *et al.*, 1991, *Brevet 91.2179 – Système de détection d'objet à localiser dans une scène notamment pour robot de cueillette*, France.
- DE MEZZO, B., RABATEL, G. *et al.*, 2003, *Weed Leaf Recognition in Complex Natural Scenes by Model-Guided Edge Pairing*, ECPA 2003 European Conference on Precision Agriculture, Berlin, Wageningen Academic Publishers.
- DE RUDNICKI, V., RABATEL, G. *et al.*, 2000, Robot de désherbage non chimique en cultures maraîchères, *in Applications non manufacturières de la robotique*, P. Dauchez, Paris, Hermès, p. 75-86.
- FIORIO, C. ; GUSTEDT, J., 1996, Two linear time Union-Find strategies for image processing, *Theoretical Computer Science*, 154, p. 165-181.
- JAIN, A.-K., ZHONG, *et al.*, 1998, Deformable template models: A review, *Signal Processing*, 71, p. 109-129.
- MANH, A.-G. ; RABATEL, G. *et al.*, 2001, Weed Leaf Image Segmentation by Deformable Templates, *Journal of Agricultural Engineering Research*, 80, n° 2, p. 139-146.
- MARCHANT, J.-A. ; ONYANGO, C.-M., 2000, Shadow-invariant classification for scenes illuminated by daylight, *Journal of Optical Society of America*, 17(11), p. 1952-1961.
- MAUREL, P., 1999, *Actes du séminaire: Télédétection à très haute résolution spatiale et analyse d'image. Montpellier, 14 décembre 1999*, Cemagref.