

Étude de faisabilité d'un système de comptage d'épis de blé par vision

Feasability study of a wheatears counting system per vision

**Dominique Guérin¹, Frédéric Cointault¹, Christelle Gee¹,
Jean-Philippe Guillemain²**

¹UMR Cemagref / ENESAD « Capteurs et Procédés pour l'Agriculture de Précision », 21 Boulevard Olivier de Serres, 21800 QUETIGNY
email : f.cointault@enesad.fr

²UMR ENESAD/INRA « Biologie et Gestion des Adventices », 21 Boulevard Olivier de Serres, 21800 QUETIGNY
email : jp.guillemain@enesad.fr

Manuscrit reçu le 15 juin 2004

Résumé et mots clés

Dans le cadre d'une étude de faisabilité du dénombrement d'épis de blé par imagerie couleur, une méthode d'analyse de textures sur des composantes d'espaces couleurs a été développée. L'objectif agronomique est la prévision de rendement avant la moisson par évaluation du nombre moyen d'épis par unité de surface en tenant compte de la variabilité intra-parcellaire. Pour ce dénombrement par image, nous étudions six paramètres de texture (deux valeurs statistiques et quatre coefficients d'Haralick issus de la matrice de cooccurrence) que nous évaluons sur les composantes d'espaces couleurs utilisées en agronomie. Un nouvel espace hybride permet de créer une représentation d'images de blé prises en milieu naturel dans lesquelles l'extraction d'épis sera améliorée. La méthode basée sur des mesures de distances (Euclidienne, de Mahalanobis) permet d'extraire les épis avec quelques erreurs corrigées par de la morphologie mathématique. Malgré les difficultés dues à la variation de luminosité et à l'entropie élevée des scènes, les résultats permettent de trouver en partie les épis, et les dernières images en court de traitement permettent une meilleure segmentation.

Prédiction de rendement, blé, analyse de texture couleur, espace hybride.

Abstract and key words

Working on a feasibility study of wheatears counting, a colour component texture's analysis method was developed. The agronomic goal is yield prediction before harvest evaluating mean number of wheatears per squared meter according to the field variation knowledge. To this counting system, we evaluate six textural parameters (two statistical parameters and four Haralick features from co-occurrence matrix) on the main colour systems and vegetation indices used in agronomic applications. A new hybrid system provides a representation of wheatears' pictures taken under natural conditions with a better extraction of wheat. A method based on distances measurements (Euclidian, Mahalanobis) allows to extract wheatears with few errors corrected by mathematical morphology. Although we encounter difficulties from light intensity's variation and high entropy in the scene (ears' covering and shadows), results allow to extract disturbed wheatears and last recent images give an higher accuracy in segmentation.

Yield prediction, wheat, coloured texture Analysis, hybrid space.

Remerciements

Nous remercions Fabrice Perdrix pour nous avoir autorisé à utiliser ses parcelles pour nos prises d'images. Nous remercions aussi Richard Martin pour la réalisation du trépied de prise d'images.

1. Contexte du projet

1.1. Cartes de rendements

L'établissement de cartes de rendements à partir de données fournies au moment de la récolte permet d'adapter certaines pratiques des agriculteurs les années suivantes : apports d'intrants, applications de produits phytosanitaires... en fonction de la variabilité parcellaire et de l'objectif de production du cultivateur. La variabilité s'explique par des paramètres propres à chaque parcelle (éléments nutritifs, nature du sol), ou les conditions météorologiques (pluviométrie, ensoleillement et vent) de la région de culture.

Il existe des capteurs de rendements développés sur les moissonneuses qui sont relativement efficaces mais qui ne fournissent le rendement instantané et en continu que lors de la récolte. L'erreur constatée est de 3 à 4 % due à des facteurs propres aux mécanismes de la moissonneuse.

1.2. Intérêts d'un système de vision et applications

S

La détermination du nombre d'épis par unité de surface donne une indication sur le rendement. L'utilisation de l'imagerie offre des possibilités d'analyses plus étendues au travers de diverses applications envisagées. L'évaluation précoce de rendements permet d'ajuster certaines pratiques culturales (rattrapage sur le dernier apport d'azote) mais aussi d'organiser les flux et stockages de blé lors de la moisson. Le ratio nombre d'épis récoltés/densité de semis (poids de semence au m²) permet d'optimiser le semis en diminuant son coût. En outre des travaux récents sont menés par la chambre d'agriculture de Lorraine et l'INRA qui ont pour but d'estimer l'efficacité d'un ultime apport d'engrais lors de la floraison des épis de blé ainsi que de préparer la commercialisation ([Omnès]).

Le développement possible d'un aspect temps réel est un atout par rapport aux protocoles de dénombrement manuel dont disposent les agronomes. C'est un but que nous ne chercherons pas à atteindre dans un premier temps, nous limitant à une étude de faisabilité. Peu de travaux ont ainsi été réalisés sur l'étude de rendement du blé par vision. Le principal projet (analyse essentiellement texture) est l'étude de faisabilité qui s'est développée à l'ENITA de Bordeaux en collaboration avec ARVALIS¹. [Germain] et [Roux] réussissent à extraire les épis et les compter sur une surface assez réduite et dans des conditions de prise d'images idéales. Ces résultats sont cependant restés inexploités ([Martinez de Guereu]).

Nous souhaitons apporter une contribution aux capteurs de rendements à l'aide de traitement d'images. L'objet de notre recherche est l'étude de faisabilité d'un système (automatique)

de comptage d'épis de blé par imagerie pour une estimation de rendement qui offre plus d'applications qu'un ensemble de capteurs (extension à un système de dénombrement du nombre de grains par épi).

2. Description de la scène et méthode d'acquisition des images

2.1. Description de la scène

Cycle du blé Le développement du blé est décrit dans [Gate]. L'évolution continue du pied [1]² rend la reproductibilité assez difficile sur une saison. La période d'observation des échantillons est ainsi délicate à choisir mais elle commence dès la sortie de l'hiver.

Notre choix va donc de l'épiaison jusqu'à la récolte. Cette période s'étale de mi mai à fin juin et correspond à la sortie de l'épi et à son développement jusqu'à maturité. Un suivi hebdomadaire est réalisé.

Problématique du milieu non contrôlé Notre système d'acquisition en milieu non contrôlé est soumis à des contraintes ([El-Faki]). La variabilité intra-parcellaire nécessite un suivi d'échantillons caractéristiques de la parcelle. La variabilité de l'éclairage ([Tian], [Steward b]) et des conditions météorologiques (ombres, vent) nécessitent l'adaptation de l'appareillage lors de la prise d'images. Les photos sont prises entre 10h et 16h alors que le soleil est proche de son zénith. Cette période minimise la variation de couleurs entre les objets d'une même classe éclairés différemment [2].

Les mauvaises herbes, la terre et ses craquelures, les cailloux et les déchets organiques se confondent avec les plantes et sont considérés comme des « bruits » naturels et aléatoires dans l'espace, omniprésents et non modifiables (désherbage et extraction des cailloux non envisagés).

Fiche technique de nos échantillons L'étude est réalisée en Côte d'Or. Les parcelles utilisées se situent sur la commune de Beaumont-sur-Vingeanne près de Dijon.

Nous avons choisi une parcelle d'Apache, variété de blé non poilu (pas de barbelures), dans laquelle nous avons choisi trois zones de manière à étudier des rendements élevé, moyen et faible. Les choix ont été réalisés grâce aux cartes de rendements de cultures de blé antérieures et en collaboration avec l'agriculteur.

¹ <http://www.arvalisinstitutduvegetal.fr/fr/default.asp>

² Graphique original réalisé par Debbie Tanner, Ag Communications, NDSU. Contactez Dr. Vasey ou Debbie at deborah.tanner@ndsu.nodak.edu

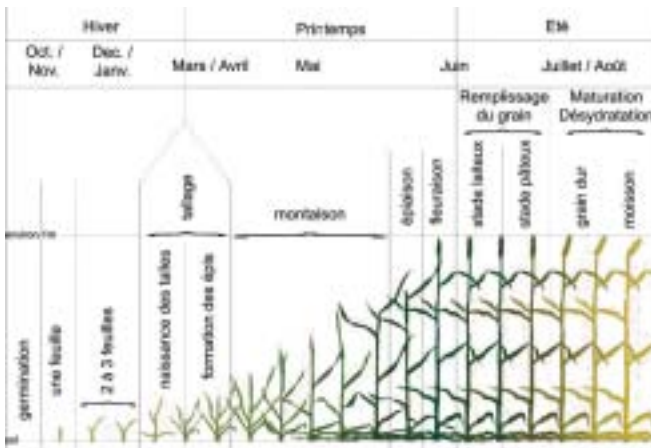


Figure 1. Calendrier simplifié du cycle du blé.



Figure 2. Couleurs de feuilles voisines observées sous plusieurs intensités lumineuses.

2.2. Dispositif expérimental et protocole

2.2.1. Choix du système de prise d'images

Matériel Notre choix s'est porté sur l'appareil photo numérique MINOLTA DIMAGE S304 plutôt que sur une caméra pour des raisons pratiques et techniques. [Lu] et [Meyer] utilisent un appareil argentique et un scanner de diapositives pour la détection d'adventices³. Les problèmes principaux sont le temps de développement des pellicules et les réglages du scanner pour conserver les couleurs. D'autres études utilisent des caméras numériques pour la détection d'adventices ([Zhang], [Vioix] et [Marchant]). Elles sont plus chères et moins autonomes. Notre appareil dispose d'un CCD 1/8" de 3,2M de pixels répartis sur une surface de $6.91 \times 5.19 \text{ mm}^2$. Les traitements réalisés au laboratoire nécessitent MATLAB6.1(R) (boîtes à outils de traitement d'image et de signal) et DiMAGE Image Viewer Utility (téléchargement des images et transformation CIE-RGB).

Installation au champ Notre système est positionné verticalement ou à 45° [3] à une hauteur de 0,85 m au dessus de la portion de champ observée. La scène de $0,50 \times 0,50 \text{ m}^2$ est délimitée par un cadre carré, noir et mat. Pour les dernières acquisitions, nous utilisons un parasol pour limiter les jeux d'ombre de la scène. Les effets observés sont présentés dans le paragraphe concernant les résultats.

Avantages et inconvénients L'appareil photo numérique est portable et autonome. Les images sont de haute résolution : 2048×1536 en TIFF, format non destructif. La mise au point

³ Détection de mauvaises herbes.



Figure 3. Dispositif expérimental pour l'acquisition d'images au champ.

est peu manipulable et approximative mais elle convient aux ouvertures en terme de profondeur de champ.

Réglage de l'exposition Les paramètres d'exposition couvrent une plage suffisamment large pour acquérir des images sous toutes conditions météorologiques. Nous disposons de deux ouvertures et d'une gamme étendue de temps d'exposition (de 1/1000s à 4s). Nous préférons l'ouverture F/3 pour sa profondeur de champ plus petite de manière à créer un flou au niveau du sol et ainsi lisser son aspect. Un temps d'exposition faible sera préféré afin de limiter les effets de flou causés par le mouvement des épis soumis au vent ([Tian]). Nous réglons ces paramètres à l'aide d'un luxmètre disposé au sommet du trépied.

Corrections de l'image Nous ne tenons pas compte de la distorsion faible de l'objectif (focale réelle de 7,4 mm). L'appareil dispose de réglages étalonnés de correction des blancs qui respectent les couleurs. Par contre il dispose de son propre espace couleur RGB qu'il est nécessaire de corriger pour retrouver la vivacité des couleurs réelles. Nous supprimons tous les traitements post processing de l'appareil (netteté, contraste...). Enfin disposant d'une quantité de lumière assez élevée lors de la prise d'image, nous réglons la « sensibilité » du CCD à 100ISO.

3. Méthode d'extraction des épis

3.1. Construction de l'espace hybride

3.1.1. Objectif et principe

Notre objectif est de discerner les épis d'une scène en milieu naturel. Pour cela nous nous intéressons aux études de couleur et de texture. L'étude de la couleur est trop sensible à la variabilité de la luminosité sur un échantillon d'observation. Nous la complétons par une étude de texture qui lui donne plus de robustesse. La recherche simplifiée d'objets est la suivante [4] : un objet jaune-vert d'apparence rugueuse est un épi, un objet



Figure 4. Apparence visuelle de l'épi dans la scène pour un stade avancé (stade laiteux).

lisse et vert est une tige ou une feuille, un objet d'apparence rugueuse ou lisse qui n'a pas de tendance jaune-vert ou vert est qualifié de fond.

Nous choisissons la construction d'un espace hybride alliant des informations texture obtenues sur des composantes couleur. Son principe repose sur une analyse discriminante qui détermine le pouvoir séparateur des paramètres de texture. Ces derniers sont évalués sur toutes les composantes couleurs choisies pour leur utilisation dans la reconnaissance d'adventices. La construction de notre espace est tirée de la généralisation de l'espace couleur hybride de [Vandebroucke] et des études discriminantes moins générales réalisées par [Burks b]. La méthode est décomposée en quatre parties présentées ci-après.

3.1.2. Échantillon d'apprentissage

L'analyse discriminante est basée sur un échantillon d'apprentissage constitué d'individus (pixels) dont nous connaissons la classe *a priori*, sélectionnés à la souris dans l'image (approche supervisée). L'analyse de texture est déroulée sur un voisinage autour de ces points d'apprentissage, carrés de taille $l \times l$ avec $l \geq 3$, impair et centrés autour du point de sélection (fenêtres d'apprentissage). Le résultat de l'analyse est dépendant :

- du nombre de classes N_C à séparer ;
- du nombre de points d'apprentissage N_F pour chaque classe C_j répartis sur plusieurs images. La $i^{ème}$ fenêtre d'apprentissage de la $j^{ème}$ classe est notée $F_{i,j}$;
- de la taille l du voisinage (coût calculatoire et motif de la texture).

Notre objectif est de trouver le meilleur compromis entre la taille de l'échantillon d'apprentissage et la souplesse effective de notre système.

Notre choix Nous aurions pu travailler en deux classes : {épis} et {reste des objets}. Une simple observation d'image pourra difficilement fournir des informations communes entre le sol et les feuilles. En effet les aspects visuels les caractérisant étant trop distincts, il semble impossible de donner un sens au choix de regroupement d'objets de cette nature.

Pour notre projet, nous avons décidé de travailler selon le principe suivant. D'après nos hypothèses, nous nous attendons à dif-

férencier la terre des végétaux. En outre, nous avons besoin de séparer les feuilles des épis au sein de la végétation. Nous prévoyons donc un système à 3 classes : {terre, déchets de végétaux, cailloux, feuilles malades}, {feuilles saines et tiges} et {épis}.

Une méthode en deux passes est possible en établissant une première séparation entre terre et végétation, puis entre mauvaises herbes et culture. Elle demande donc le calcul de deux espaces de description dans lesquels l'image devra être transformée. En outre cette méthode est plus couramment utilisée lorsque les objets à détecter sont semblables à d'autres se trouvant dans la scène.

La nature des objets étant suffisamment différente dans notre projet, nous préférons mettre en œuvre la première méthode pour assurer moins de calculs (pour rappel, les calculs de texture sont lourds).

Les points d'apprentissage sont sélectionnés dans l'image par simples clics de souris sur les objets de la classe considérée. Nous commençons par sélectionner les objets de la classe {terre, déchets de végétaux, cailloux, feuilles malades} puis de la classe {feuilles saines et tiges} et finalement de la classe {épis}. Le nombre de points (identique pour chaque classe) est très délicat à choisir dans ce type d'étude. Un nombre de points inférieur à 15 ne permet pas de décrire correctement les objets d'une classe étant donnée la variété d'observation possible notamment pour notre première classe. En outre trop de points fournissent des informations biaisées car redondantes par rapport aux exceptions de la classe : on peut observer une différence dans les calculs de moyenne qui aura tendance à les atténuer. Dans notre cas nous décrivons convenablement les classes à l'aide d'une vingtaine de points pour chaque classe.

À partir des points précédemment sélectionnés, nous construisons un voisinage centré sur ces points. Ce voisinage est étendu de manière à construire une fenêtre d'apprentissage. Pour se référer à la partie sur l'analyse de texture par les matrices de cooccurrence, nous la définissons de taille $l = 15$ ou $l = 17$ pixels de manière à couvrir un épi dans sa largeur moyenne. Il faut noter que la résolution de l'image et donc la taille en pixels d'un épi sont données suivant le protocole utilisé (hauteur de l'appareil, objectif et résolution du capteur optique).

3.1.3. Espace couleur

Pour chaque fenêtre d'apprentissage, l'ensemble des composantes couleurs utilisées dans la construction de l'espace hybride peut être regroupé au sein d'un espace de couleurs global formé d'un repère de $N_{\Pi} = 23$ vecteurs :

$$\Pi = \{R, G, B, r, g, b, r - g, g - b, \frac{g - b}{|r - g|}, 2g - r - b,$$

$$H, S, L, L^*, a^*, b^*, u^*, v^*, I, V1, V2, I2, I3\}$$

Par la suite, une comparaison des résultats obtenus avec moins de paramètres est envisagée.

Le système RGB étudié par [Tian] et [El-Faki] est l'un des systèmes les moins efficaces pour la classification d'adventices à cause de sa sensibilité aux variations lumineuses. Néanmoins toutes nos images sont acquises dans ce système standard avant d'être transformées dans un espace hybride pour une meilleure classification.

Les indices de végétation sont construits avec le système *rgb* chromatique qui définit mieux la couleur que *RGB* par un plan de chrominance $r + g + b = 1$. Plusieurs indices sont construits sur l'observation suivante : les plantes ont des valeurs élevées dans le vert alors que la terre est caractérisée par le bleu et le rouge ([Wœbbecke]). Ils sont utilisés dans de nombreux travaux comme ceux de [Steward a], [Perez] ou [Meyer] et dont les conclusions générales sont :

- Séparation du sol et des plantes : $r - g$ et $g - b$
- Séparation du sol et des plantes et des plantes entre elles : $\frac{g-b}{|r-g|}$
- Meilleure séparation du sol et des plantes : $2g - r - b$

Les espaces perceptuels humains (*HSV*, *HIS*, *HSL*, *TSL*...) modélisent une teinte et une saturation pour caractériser les couleurs utilisées ensuite dans la discrimination d'adventices ([Burks a], [Chapron]). La troisième dimension est la luminance *L* ou *I* qui découle de la perception humaine de l'intensité lumineuse.

Les espaces luminance-chrominance ($L^*a^*b^*$, $L^*u^*v^*$, et *IV1V2*) s'appuient sur la construction d'un plan de chromaticité (a^*, b^*), (u^*, v^*), et (*V1*, *V2*) et d'une valeur de luminance L^* ou *I*. Leur propriété d'homogénéité au sens de notre sensation visuelle est très utile pour «classer» des couleurs.

La méthode d'axes indépendants a été étudiée par [Ohta] qui a construit le système *I1I2I3* à l'aide d'une modélisation de la transformation de Karhunen-Loeve qui traduit les trois axes de couleur de plus grande variance.

3.1.4. Paramètres de texture

L'étude de la couleur seule fournit des informations qui ne seront pas suffisantes pour discriminer l'épi du reste de la scène. En effet, [Lu] a montré que les informations uniquement couleur sont peu exploitables en agriculture lorsque nous avons à reconnaître des cultures au milieu de mauvaises herbes, toutes les deux ayant des couleurs voisines. Nous avons donc choisi de compléter notre étude par une analyse de texture pour obtenir plus de robustesse dans l'identification d'épis. Nous étudions $N_{texture} = 6$ paramètres de texture présentés ci-après.

Il existe dans la littérature des paramètres de textures couleurs que nous n'avons pas utilisés par manque de temps ([Foucherot], [Palm]), pour l'instant.

Paramètres statistiques Nous utilisons la moyenne μ_v et la covariance cov_v , paramètres statistiques sur les intensités *P* des pixels sur le voisinage carré *v* de côté *l* donnés par :

$$\mu_v = \frac{1}{l^2} \sum_{i,j \in v} P(i,j)$$

$$cov_v = \frac{1}{l^2} \sum_{i,j \in v} (P(i,j) - \mu_v)^2$$

Matrice de cooccurrence et paramètres d'Haralick Le principe repose sur un dénombrement de paires de gris apparaissant dans le voisinage *v* du point d'observation sous certaines conditions (distance $l' < l$ entre les pixels selon les directions $\theta = \{0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}\}$). Une matrice carrée $M_{dénombrément}$ (de taille $N \times N$, *N* nombre de niveaux de gris) de dénombrement des paires est ensuite normalisée par le nombre total de couples de pixels pour obtenir les statistiques de la texture dans la matrice de cooccurrence M_{cooc} : $M_{dénombrément} = \sum_{\theta} P(i,j,\theta,d)$ et $M_{cooc}(i,j) = \frac{M_{dénombrément}(i,j)}{\sum_{i,j} M_{dénombrément}(i,j)}$

Cette méthode déjà utilisée en agronomie par [Shearer] n'est pas directement appliquée car trop coûteuse en terme de complexité. Pour réduire la taille de la matrice de cooccurrence M_{cooc} , *N* est diminué (64 niveaux) sans trop altérer le motif de la texture ([Roux]). Les directions $\theta = 0^\circ$ et 90° ainsi que la distance $l' = 1$ permettent encore la reconnaissance.

À partir de la matrice de cooccurrence M_{cooc} , [Haralick] a construit 14 paramètres de texture parmi lesquels l'énergie, le moment des différences inverses, l'entropie et la variance, tous utilisés dans nos calculs :

- l'énergie traduite par le second moment angulaire :

$$Energie = \sum_{1 \leq i,j \leq N} M_{cooc}(i,j)^2$$

- le moment des différences inverses (MDI) :

$$MDI = \sum_{1 \leq i,j \leq N} \frac{1}{1 + (i - j)^2} M_{cooc}(i,j)$$

- l'entropie donnée par :

$$Entropie = \sum_{1 \leq i,j \leq N} M_{cooc}(i,j) \log M_{cooc}(i,j)$$

- la variance :

$$Variance = \sum_{1 \leq i,j \leq N} (i - j)^2 M_{cooc}(i,j)$$

[Rosenberger] *et al.* considèrent que leur efficacité est mal connue. Le choix d'un paramètre pour un problème doit systématiquement passer par une étude statistique. C'est l'objet de la construction de l'espace hybride d'attributs.

3.1.5. L'espace hybride

L'analyse discriminante doit évaluer la capacité discriminante de $N_{attributs} = N_{texture} \times N_{\Pi} = 138$ attributs qui sont des données de textures colorées. Ces données nécessitent une normalisation de manière à les calculer sur l'échantillon d'apprentissage.

Normalisation des couleurs et nombre de niveaux de gris

La normalisation des couleurs est nécessaire pour la construction des matrices de cooccurrence qui demandent des valeurs d'intensité de pixel comprises dans l'intervalle $[0, N - 1]$ où $N = 64$ est le nombre de niveaux de gris choisis.

La normalisation non séparée s'applique aux composantes des systèmes traduisant la couleur sur plusieurs dimensions. Les rapports de dynamiques (proportions de couleur) doivent se conserver entre les axes de même nature au sein d'un système de couleurs en normalisant par la dynamique maximale des axes considérés. Soit $S = \{S_i, i \in \{\text{axes considérés}\}\}$, l'ensemble des axes à normaliser de manière non séparée et $\Delta_{S_{max}} = \max_S(\Delta_{S_i})$, la dynamique maximale observée sur l'un des axes est :

$$S_{i_{\text{Normalisé}}} = \text{arrondi} \left(\frac{S_i - \min(S_i)}{\Delta_{S_{max}}} \cdot N \right)$$

Normalisation séparée Il s'agit essentiellement des axes traduisant les intensités lumineuses, des systèmes de type *HSV* et des systèmes d'axes indépendants comme *111213*. La formule de normalisation séparée d'un axe d'un système de couleurs $S_1 S_2 S_3$ se calcule par :

$$S_{i_{\text{Normalisé}}} = \text{arrondi} \left(\frac{S_i - \min(S_i)}{\max(S_i) - \min(S_i)} \cdot N \right)$$

Choix du nombre de niveaux de gris À la suite de ces manipulations d'axes, nous obtenons nos 23 fenêtres couleurs exprimées dans l'intervalle de nombres entiers $[0, N - 1]$ (N , puissance de 2) et nous pouvons lancer les calculs de paramètres de texture. Le nombre de niveaux de gris a été choisi en suivant les précautions données par les études déjà réalisées. Nous avons tout de même vérifié la séparabilité effective du système malgré cette diminution en sélectionnant des portions caractéristiques de nos images (selon nos trois classes) et en comparant les valeurs des paramètres de texture. Nous observons sur [5] que jusqu'à 32 niveaux de gris, l'énergie offre encore une bonne reconnaissance.

Pour le reste des paramètres, on commence à confondre les classes pour un nombre de niveaux de gris inférieur à 32. La réduction du nombre de niveaux de gris de 256 à 64 s'effectue par encodage de la quantification de 1 à 64, par pas de 1.

Calcul des attributs et normalisation Selon leur construction, les attributs (paramètres de texture sur composantes couleurs) présentent un poids statistique différent qu'il faut niveler. Il est aussi nécessaire de les normaliser pour des raisons de stockage et d'affichage en respectant le codage de 8 bits par couche de l'image. Nous choisissons la dynamique $[0, 1]$, valeurs réelles quantifiées en 256 niveaux gérés par MATLAB(R). Pour un attribut A_i , la normalisation donne :

$$A_{i_{\text{Normalisé}}} = \frac{A_i - \min(A_i)}{\max(A_i) - \min(A_i)}$$

La construction de l'espace hybride est itérative: elle sélectionne au pas d'exécution $d = \{1, \dots, N_{\text{attributs}}\}$ l'espace discriminant de dimension d (le meilleur au sens du critère choisi et selon sa construction), constitué de l'espace de dimension $d - 1$ trouvé au pas précédent et d'un nouvel attribut A_d : $E_{\text{hybride}}(d) = E_{\text{hybride}}(d - 1) \times A_d$. Le choix du nouvel espace au rang d est réalisé parmi $N_{\text{attributs}} - d + 1$ espaces potentiels. Il est aussi utile de limiter la recherche à des attributs A_d qui ne seront pas trop corrélés (réduire les redondances d'information entre attributs): $\forall A_i \in E_{\text{hybride}}(d - 1), \text{cor}(A_d, A_i) < 0.80$. Cette corrélation est calculée sur les attributs normalisés puisqu'elle est calculée pendant l'espace hybride, qui utilise ces mêmes attributs.

Plusieurs valeurs nous sont proposées dans la littérature: de 0.80 à 0.90. Il est trop difficile d'évaluer cette influence pour le moment, d'autant plus que sans ce critère, l'espace propose déjà des attributs peu corrélés (corrélation $< 0,70$). Son intérêt semble donc limité. Néanmoins, nous souhaitons approfondir ce point. Le critère d'arrêt du processus est choisi pour $\dim(E_{\text{hybride}}) = D$. Nous exprimons alors un individu de l'espace hybride $E_{\text{hybride}} = R^D$ dans la base canonique de R^D donnée par

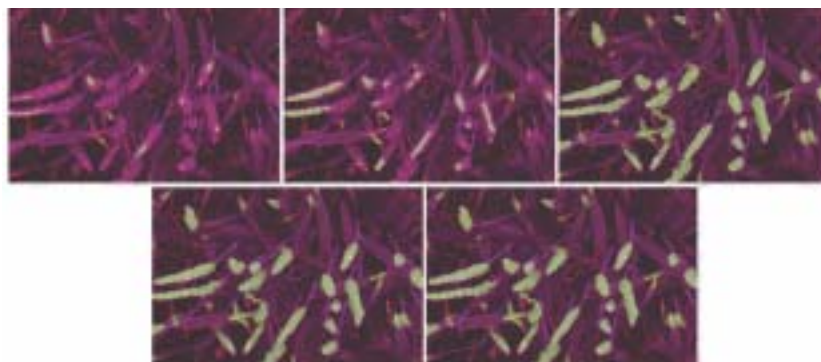


Figure 5. Reconnaissance des épis en fonction du nombre de niveaux de gris choisis : de haut en bas et de gauche à droite (8; 16; 32; 64; 128).

$\{e_1, e_2, \dots, e_D\} = \{(1, 0, \dots, 0), (0, 1, \dots, 0), \dots, (0, 0, \dots, 1)\}$ par le vecteur :

$$I = \sum_{i=1}^D a_i \cdot e_i$$

où a_i est la valeur du $i^{\text{ème}}$ attribut sélectionné. On confère une structure d'espace euclidien à $E_{hybride}$ ce qui nous permet par la suite d'utiliser des méthodes de segmentation par mesure de distances.

Critère de choix Le principe est le suivant : si les individus d'une classe C_i sont proches de leur moyenne M_i et si les moyennes des autres classes sont éloignées de M_i alors la discrimination de cette classe parmi les autres sera efficace. Pour un espace de dimension d , l'analyse statistique est basée sur une première mesure de la dispersion des attributs A_i d'une classe C_i autour de M_i (compacité des classes). La dispersion globale se traduit pour les N_F individus $X_{i,j} = [x_{i,j}^1, \dots, x_{i,j}^k]^T$ de chaque classe C_i , où $x_{i,j}^d$ est l'expression du $k^{\text{ième}}$ attribut dans l'espace $E_{hybride}(d)$, par l'expression de la somme des matrices de covariance pour chaque classe (intra-classe) :

$$M_C = \frac{1}{N_F \cdot N_C} \sum_{i=1}^{N_C} \sum_{j=1}^{N_F} (X_{i,j} - M_j) \cdot (X_{i,j} - M_j)^T$$

$$\text{où } M_i = \frac{1}{N_F} \sum_{j=1}^{N_F} X_{i,j}$$

La seconde mesure est celle de la séparabilité des classes C_i : on évalue la dispersion des centres de gravité des classes. La mesure s'effectue selon le même principe que la première par la matrice de covariance globale (inter-classe) :

$$M_S = \frac{1}{N_C} \sum_{i=1}^{N_C} (M_i - M) \cdot (M_i - M)^T.$$

$$\text{où } M = \frac{1}{N_C} \sum_{i=1}^{N_C} M_i.$$

À partir de ces matrices, on va chercher l'espace qui donne une séparabilité élevée et une compacité (ou dispersion) faible. Nous avons choisi le critère de la trace, parmi plusieurs critères d'évaluation (critères de Hotelling et de Wilks), qui consiste à maximiser $J_{trace} = \text{trace}((M_C + M_S)^{-1} \cdot M_S)$. Le nouvel espace obtenu fournit des données discriminantes grâce auxquelles la segmentation peut être réalisée efficacement.

3.2. Élément de segmentation

Méthodes par mesures de distances Un individu de l'espace hybride $E_{hybride} = R^D$ s'exprime dans la base canonique (orthonormée) de R^D donnée précédemment. Étant dans $E_{hybride} = R^D$, nous pouvons appliquer toutes les mesures de distances entre les individus et les centres de gravité des classes obtenus par apprentissage. Ces mesures sont effectuées par les classifieurs à distance minimale déjà définis dans R^D que sont les distances Euclidienne ou de Mahalanobis. Pour un individu

$X_{i,j}$: fenêtre j de la classe i , elles s'expriment par :

$$d_{Euclidienne}^2 = (X_{i,j} - M_i)(X_{i,j} - M_i)^T$$

$$d_{Mahalanobis}^2 = (X_{i,j} - M_i)M_{Cov}(i)^{-1}(X_{i,j} - M_i)^T$$

où $M_{Cov}(i)$ est la matrice de covariance de la classe i .

Une autre méthode existe et a été abordée : ce sont les k plus proches voisins. L'avantage de cette méthode est qu'elle ne tient plus compte des centres de gravité et qu'elle utilise les frontières des nuages de points.

Enfin, les classifieurs à base de réseaux de neurones n'ont finalement pas été utilisés par manque de temps pour approfondir ce domaine.

Choix de l'outil de classification Nous avons choisi le classifieur à distance euclidienne minimale. L'espace hybride a pour objet de donner une nouvelle description qui écarte les nuages de points des classes et les rend plus compacts. Selon ce principe, c'est la classification à l'aide de la distance euclidienne qui prévaut.

En outre la classification à distance de Mahalanobis minimale dépend beaucoup du nuage de points par construction et nécessite un calcul de matrice de covariance et des produits matriciels qui sont coûteux en temps de calcul. L'adaptation de la classification selon la forme du nuage de points est intéressante mais nous n'obtenons pas de sélection de population suffisamment régulière pour obtenir une population ayant toujours la même répartition. Nous le voyons lors de l'apprentissage sur une image et l'application de l'espace hybride à une autre image.

Finalement la méthode des k plus proches voisins s'approche de la distance euclidienne minimale (pour un nombre de voisins bien choisi) et la complète dans le cas où des points de classes différentes sont trop proches (zones d'indécisions : équidistance au centre des classes).

La classification prend trop en considération la répartition des points à l'intérieur du nuage ce qui biaise la méthode sur son principe.

4. Résultats et discussion

La taille de la fenêtre est adéquate lorsqu'elle recouvre le motif de texture d'un épi (environ 17 pixels au stade fin floraison). Il est assez important de noter que nous nous trouvons à la première étape de l'étude (extraction des épis) et que l'évaluation d'une bonne ou mauvaise segmentation est fondée sur un aspect visuel des épis extraits. En effet à la fin de notre étude, le taux d'erreur sera évalué en nombre d'épis détectés par nombre d'épis présents sur le terrain, et dénombrés par un agronome. Le tableau [1] répertorie les différents paramètres testés.

Tableau 1. Paramètres testés.

Paramètres	Valeurs testées
Points d'apprentissage	{10; 15; 20; 25; 30; 35; 40}
Dimension de l'espace	{2; 3; 4}
Coefficient de corrélation	{0,7; 0,75; 0,8; 0,85; 0,9}
Niveau de quantification	{8; 16; 32; 64; 128; 256}
Taille de la fenêtre	{11; 13; 15; 17; 19; 21}

Résultats de la méthode par mesures de distances Nous avons constaté que malgré le coût calculatoire de cette méthode, les résultats sont tout à fait satisfaisants en utilisant l'une ou l'autre des distances [6]. Nous avons tout de même constaté que la distance de Mahalanobis génère moins d'erreurs de classification (bruits issus des effets de bord et feuilles malades) donc nous ne présenterons que les résultats la concernant. L'extraction des épis est bien meilleure : les effets de bord entre les feuilles et le fond sont en grande partie supprimés.

Choix de la dimension de l'espace hybride Parmi tous les espaces candidats choisis, le critère informationnel doit permettre de déterminer le meilleur. Chacun des critères définit des espaces hybrides permettant une classification des pixels d'épis. Pour des raisons de temps de calcul, nous préférons utiliser les critères s'appuyant sur des opérations d'additions comme la trace, moins complexes que des calculs de déterminant. Nous choisissons donc de conserver le critère de la trace pour lequel nous garderons l'espace qui fournit sa valeur maximale : $J_{trace} = \text{trace}((M_C + M_S)^{-1} \cdot M_S)$.

Au regard de l'évolution de la valeur du critère, nous remarquons qu'il est croissant et converge vers $N_C - 1$ où N_C est le nombre de classes. Nous en concluons donc qu'une dimension d'espace de $D = 3$ offrirait un bon compromis entre l'information nécessaire et l'efficacité du système.

Le problème est que cette valeur de convergence est difficile à donner car directement liée à la famille d'apprentissage. On peut faire la remarque suivante à ce sujet : la vitesse de convergence est complètement déterminée par la famille de points sélectionnée dans l'image. En effet, dans le cas d'une famille assez hétéroclite (points aléatoires sur les objets) on aurait envie de choisir

une dimension plutôt supérieure à 3 même si la dimension 3 offre 90 % d'information par rapport à la valeur convergence. À l'inverse la convergence est rapide pour une famille de points plus homogène (centre des objets) et on pourrait opter pour une dimension $D = 2$. On conclut que la valeur de convergence reste indéterminée mais sensiblement proche de $N_C - 1$. Avec une dimension $D = 3$ et en fixant les points au centre des objets, on obtient un système qui offrira une bonne détection à la vue de la répartition des points d'apprentissage dans le nouvel espace de représentation 3D.

Un tel choix est en outre assez intéressant pour répondre à un autre problème : si nous cliquons au centre des objets, nous ne pourrions détecter que les parties centrales des épis, ce qui reste suffisant dans l'optique d'un comptage pour lequel nous n'avons pas besoin de l'épi entier. De cette manière, nous nous affranchissons partiellement des zones d'indécision épis/terre et épis/feuilles.

Choix de la période d'observation La fin de la floraison est une période plus appropriée que le gonflement ou l'épiaison pour l'observation et la prise d'images. Lors de l'épiaison, l'épi est encore vert et présente une texture trop « lisse » pour une bonne détection. La fin de la floraison (environ deux semaines après l'épiaison) marque la formation des grains et la sortie des anthères (fleurs du blé jusqu'alors cachées dans l'épi pour la polénisation). L'épi grossit et sa texture rugueuse est plus remarquable grâce au début de formation et d'individualisation des grains. Les anthères sont jaunes, très pâles et confèrent une couleur plus claire à l'épi [7]. L'apparition de cette nouvelle couleur change la construction de l'espace hybride en conférant un rôle plus important à la luminance. Les anthères blanches reflètent beaucoup mieux la lumière et donnent à l'épi, une texture plus chaotique (jaune, blanc vert et ombres des grains). Les dernières images de segmentation réalisées sont présentées plus loin.

Effets du parasol Le parasol a deux avantages non négligeables. D'une part il lisse clairement les différences de luminosité au sein d'une même scène [8] par atténuation des reflets sur les feuilles qui sont moins saturées et par projection de son ombre qui annule celles des objets entre eux.

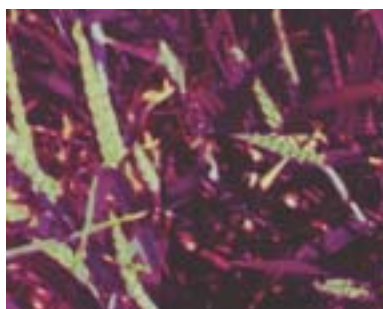


Figure 6. Image composite segmentée par la méthode de mesure de distances de Mahalanobis.



Figure 7. Épi en fin de floraison : les anthères apparaissent clairement par des points blancs à la surface de l'épi.



Figure 8. À gauche, photo prise en pleine lumière par très beau temps sans parasol. Au centre, photo prise avec le parasol le même jour. A droite, photo prise sans parasol par un temps très couvert lors d'une autre journée.

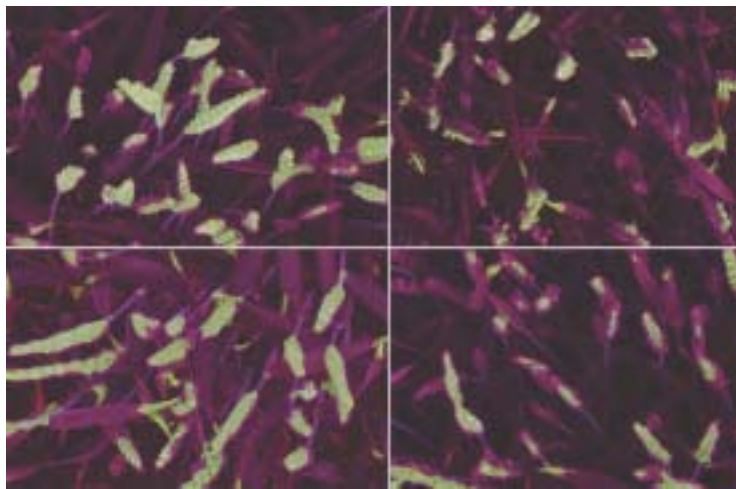


Figure 9. Image segmentée (les épis sont en couleurs naturelles et le reste teinté de mauve), composite de quatre prise de vue : en haut à gauche, une image prise sans parasol en temps couvert ; en haut à droite une image épis lumineux prise par très beau temps et sans parasol ; en bas à droite, image prise par très beau temps, épis dans leur ombre ; en bas à gauche, image prise par très beau temps avec le parasol.

D'autre part il permet d'obtenir des images comparables pour des variations de météorologie importantes. C'est une contrainte simple et réaliste qui, pour le coût technique de mise en place réduit, est tout à fait envisageable sur un matériel embarqué.

Derniers résultats Les dernières images prises au stade de fin floraison et avec le parasol sont très encourageantes [9]. Nous les avons segmentées avec la méthode par mesure de distances. La segmentation donne de bons résultats dans les cas de conditions voisines à l'aide du parasol. Si nous retirons le parasol, les résultats sont mitigés et la plupart des épis ne sont que partiellement extraits tout comme dans le cas où les épis se trouvent dans leur ombre et ne répondent plus au critère d'épis brillants ou lumineux. Les résultats montrés sur la figure 9 sont caractéristiques de ceux obtenus lors de notre étude (*chaque image traitée n'est qu'une portion de l'image globale*). Malgré le fait de prendre des images en extérieur, une vingtaine d'images a pu être prise lors de la période qui nous intéressait. Une petite dizaine d'images a pu être réellement testée avec la segmentation, ce qui n'est pas suffisant. C'est pourquoi les résultats présentés ici, bien que prometteurs, doivent être validés sur plu-

sieurs campagnes d'essais, dont la prochaine aura lieu de mai à juillet 2005.

La segmentation permet cependant d'utiliser ensuite des algorithmes de comptage d'épis (individualisation). Nous définissons ce que sera une forme acceptée comme un épi. Nous pouvons nous appuyer sur plusieurs caractéristiques morphologiques de l'épi selon la période d'acquisition, calculées à partir du moment d'ordre 2 de la forme (on considère que la forme est un nuage de points dans un plan). Les valeurs morphologiques sont prises pour de l'Apache lors de la floraison. Une autre variété de blé nécessiterait certainement des valeurs différentes. Cette phase de comptage comporte plusieurs étapes dont une première simplification des formes et l'utilisation de morphologie mathématique (squelettisation), pour les zones dans lesquelles il existe un recouvrement entre les épis, ou bien entre les épis et les feuilles.

Ces étapes doivent encore être améliorées et les résultats comparés à des comptages manuels. Cependant, notre méthode telle qu'elle est exposée ici permet de reconnaître de 73 % à 85 % des épis, selon les images (environ 5 images testées). Il est d'ailleurs à signaler que les épis non reconnus sont pour la plupart des épis

peu développés et intervenants de manière peu significative dans le calcul du rendement (exemple: sur 27 épis, 23 sont reconnus, 2 sont peu développés et les 2 derniers sont cachés).

Éléments d'amélioration Les critères de sélection du meilleur espace sont à étudier même si nous préférons le critère de la trace qui demande moins de calculs que le calcul de déterminant ou de valeurs propres.

La méthode par réseaux de neurones est une piste que nous n'avons qu'effleurée en utilisant succinctement des réseaux de neurones à réponse binaire. Les modèles à perceptrons multicouches ainsi que les réseaux de neurones à bases radiales floues (RBF) sont deux techniques qui méritent d'être approfondies. Enfin il serait bon de se baser sur les travaux de [Foucher] pour regarder l'influence sur notre classification du choix des ensembles d'apprentissage et de la structure du réseau. La méthode de mesure de distances paraît plus performante mais coûteuse en complexité, c'est pourquoi il sera nécessaire de poursuivre avec des algorithmes plus performants et des langages de programmation plus rapides.

Il paraît bien évidemment irréaliste de construire un espace hybride pour chaque condition de prises de vues, car cela rendrait la technique complexe et peu généralisable. Pour passer d'une méthode supervisée à une méthode automatique, il apparaît ainsi nécessaire de constituer une grande base de données d'images afin de tester notre méthode et d'essayer de faire ressortir des espaces hybrides redondants. Les premiers résultats qui demandent encore à être validés montrent que :

- le calcul de la moyenne sur la teinte apparaît souvent sur la première dimension (alors que le paramètre de composante couleur directe n'est jamais sélectionné). Cela marque surtout la différence entre le sol, les déchets et la végétation.
- le calcul des paramètres de variance, contraste puis énergie à l'aide des matrices de cooccurrence sur l'indice de végétation $\frac{g-b}{|r-g|}$ est aussi très employé. Cet indice de végétation marque aussi la différence précédente et selon les hypothèses de travail, la différence de texture est marquée par les différences dans les niveaux des intensités de pixels.
- les mêmes paramètres de textures se trouvent sur la composante G du système RGB. Dans le cas d'une variation moins importante de la luminosité dans la scène (utilisation du parasol), c'est la couche qui représenterait la différence végétation/sol comme l'indice $\frac{g-b}{|r-g|}$.
- dans le cas d'images prises dans des conditions d'ensoleillement importantes, la composante de luminosité de Lab ou Luv est utilisée avec la moyenne. Cela est dû à la réflexion plus importante des épillets par rapport au reste de la scène (morphologie de la plante).

L'étude à l'aide d'un imageur multispectral permettrait d'étudier le pied de blé dans les longueurs d'onde proche infrarouge. L'activité photosynthétique des feuilles et l'agglomération d'amidon dans le blé lors des stades suivant l'épiaison doivent donner des informations complémentaires assez riches, et novatrices.

5. Conclusion

À travers notre étude de faisabilité d'un système de comptage d'épis de blé, nous avons étudié les composantes couleurs utilisées en agronomie qui permettent d'extraire les plantes du sol et d'autre part qui sont limitées dans la reconnaissance de plantes entre elles. Pour palier à ce manque de séparabilité mais aussi aux contraintes de conditions de prise d'images en conditions naturelles, nous avons complété cette étude de couleur par une étude de texture en construisant un espace hybride d'attributs. D'après les premières images que nous avons eues (période de mi-mai 2004 à mi-juillet 2004), les échantillons d'apprentissage trop variants conduisent à une diminution de l'efficacité de l'espace hybride. La solution basique d'utiliser un parasol pour créer une zone d'ombre paraît réaliste. Néanmoins, plusieurs autres solutions peuvent être envisagées telles que la mise en œuvre des paramètres textures couleurs ou des réseaux de neurones.

L'utilisation de la méthode de segmentation basée sur des mesures de distance fournit des résultats satisfaisants qui demandent cependant à être validés sur un plus grand nombre d'images, pour d'autres variétés de blé (notamment les blés poilus possédant des barbelures). La technique de comptage est également à améliorer, dans le but ultime de posséder, d'ici fin 2007, une technique capable, en temps réel, de prédire le rendement de blé dans un champ. Ce qui suppose une modification des algorithmes pour une implémentation temps-réel.

Références

- [Burks a] T.F. BURKS, S.A. SHEARER, R.S. GATES, K.D. DONOHUE, "Backpropagation neural network design and evaluation for classifying weed species using color image texture features", Transactions of the ASAE, Vol. 43(4), 2000.
- [Burks b] T.F. BURKS, S.A. SHEARER, F.A. PAYNE, "Classification Of Weed Species Using Color Texture Features And Discriminant Analysis", Transactions of the ASAE, Vol. 43(2), pp. 441-448, 2000.
- [Chapron] M.CHAPRON, P. BOISSARD, L. ASSEMAT, "A method for recognizing vegetal species from multispectral images", Precision Agriculture 99 - Proceedings of the 2nd European Conference on Precision Agriculture - Danemark, J.V. Stafford (ed), Sheffield (Academic Press) Publishers, 1999.
- [El-faki] M.S. EL-FAKI, N. ZHANG, D.E. PETERSON, "Factors affecting Color-Based Weed Detection", Transactions of the ASAE, Vol. 43(4), pp. 1001-1009, 2000.
- [Foucher] P. FOUCHER, P. REVOLLON, B. VIGOUROUX, «Segmentation d'images couleur par réseaux de neurones : application au domaine végétal», Proceedings of Orasis, 2001 (Poster).
- [Foucherot] I. FOUCHEROT, P. GOUTON, J.C. DEVAUX, F. TRUCHETET, "New methods for analysing colour texture based on the Karhunen-Loeve transform and quantification", Pattern Recognition, Vol. 37, 2004.

- [Gate] P. GATE, *Écophysiologie du blé : de la plante à la culture*, De la plante à la culture, 1995.
- [Germain] C. GERMAIN, R. ROUSSEAU, G. GRENIER, "Non destructive counting of wheatears with picture analysis", *Image Processing and Its Application*, pp. 435-439, 1995.
- [Haralick] R.M. HARALICK, K. SHANMUGAM, I. DINSWTEIN, "Textural Features for image classification.", *IEEE Trans. Systems, Manufact. Cybernet.*, Vol. 3(6), pp. 610-621, 1973.
- [Lu] J. LU, *Segmentation d'images couleur et application à la séparation des oignons et des adventices*, Université de Bourgogne, 2003.
- [Marchant] J.A. MARCHANT, H.J. ANDERSEN, C.M. ONYANGO, "Evaluation of an imaging sensor for detecting vegetation using different waveband combinations", *Computers and Electronic in Agriculture*, Vol. 32(2), 2001.
- [Martinez De Guerenu] C. MARTINEZ DE GUERENU, C. GERMAIN, O. LAVIALLE, G. GRENIER, "Designing of an automatic counting system for wheatears", *Image Processing and Its Application*, 1996.
- [Meyer] G.E. MEYER, T. MEHTA, M.F. KOCHER, D.A. MORTENSEN, A. SAMAL, "Textural imaging and discriminant analysis for distinguishing weeds for spot spraying", *Transactions of the ASAE*, Vol. 41(4), 1998.
- [Ohta] Y. OHTA, "Knowledges-based Interpretation of outdoor natural Color Scenes", Pitman Publish Inc., 1985.
- [Omnès] G. OMNÈS, « Apport d'azote, évaluer la teneur en protéines du blé dès la floraison », *La France Agricole*, Vol. 3023, 30 Avr. 2004.
- [Palm] C.PALM, "Color texture classification by integrative Co-occurrence matrices", *Pattern Recognition*, Vol. 37, 2004.
- [Pérez] A.J. PÉREZ, F. LOPEZ, J.V. BENLOCH, S. CHRISTENSEN, "Colour and shape analysis techniques for weed detection in cereal Fields", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 25(3), 2000.
- [Rosenberg] C. ROSENBERGER, C. CARIOU, *Contribution to Texture Analysis*, ICQCAV, Vol. 1, 2001.
- [Roux] R. ROUX, O. LAVIALLE, C. GERMAIN, G. GRENIER, "Early yield sensing of wheat with picture analysis", IARP95, International Advanced Robotics Programme (Fourth Workshop on Robotics in Agriculture and the Food Industry) - Toulouse, 1995.
- [Shearer] S.A. SHEARER, R.G. HOLMES, "Plant identification using color co-occurrence matrices", *Transactions of the ASAE*, Vol. 33(6), pp. 2037-2044, 1990.
- [Steward a] B.L. STEWARD, L.TIAN, "Machine-vision weed density estimation for real-time, outdoor lighting conditions", *Transactions of the ASAE*, Vol. 42(6), pp. 1897-1910, 1999.
- [Steward b] B.L. STEWARD, L.TIAN, L. TANG, "Detection of outdoor lighting variability for machine vision-based precision agriculture", *Transactions of the ASAE*, 1999.
- [Tian] L. TIAN, C. DAVID, D.C. SLAUGHTER, "Environmentally adaptive segmentation algorithm for outdoor image segmentation", *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 21, pp. 153-168, 1998.
- [Vandebroucke] N. VANDENBROUCKE, *Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football*, Thèse d'Université, Université des sciences et technologies de Lille 1, 2000.
- [Vioix] J.B VIOIX, J.P. DOUZLAS, J.W. LU, F. TRUCHETET, P. NAVAR, Development of a multispectral imagery device devoted to weed detection, International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Vol. 5132, 2003.
- [Woebbecke] D.M. WOEBBECKE, G.E. MEYER, K. VON BARGEN, D.A. MORTENSEN, "Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions", *Transactions of the ASAE*, Vol. 38(1), 1995.
- [Zhang] N. ZHANG, C. CHAISATTAPAGON, "Effective criteria for weed identification in wheat fields using machine vision", *Transactions of the ASAE*, Vol. 38(3), 1995.



Dominique **Guérin**

Dominique Guérin est né à Vire (France), le 28 Août 1981. Il obtiendra son diplôme d'Ingénieur de l'ESIEA (École Supérieure d'Informatique, d'Électronique et d'Automatique) de Laval en Mars 2005.



Frédéric **Cointault**

Frédéric Cointault est né à Dijon (France), le 08 Décembre 1974. Il obtient son Doctorat 3I (Instrumentation et Informatique de l'Image) à l'Université de Bourgogne en 2001. Depuis 2002, il est maître de conférence dans l'UMR CPAP Cemagref/Enesad à l'ENESAD, et travaille sur les traitements d'images et des signaux appliqués à l'Agriculture de Précision. Ses recherches portent principalement sur le développement de capteurs d'images pour la régulation et la modulation de la fertilisation azotée, le développement de méthodes d'estimation de mouvement, la conception de nouveaux capteurs et la transmission de données pour l'amélioration des pratiques culturales.



Christelle **Gee**

Christelle GEE est née à Dijon (France), le 31 Octobre 1969. En 1997, elle obtient le diplôme de Docteur en Physico-chimie moléculaire à l'Université d'Orsay (Paris XI). Maître de Conférences en Physique à l'ENESAD (Dijon), sa recherche est axée sur la détection d'adventices au sein d'une parcelle cultivée dans le contexte d'agriculture de précision.

Domaines de compétences : télédétection, capteur spectral et images, transmission de données, traitement de l'image.



Jean-Philippe **Guillemain**

Jean-Philippe Guillemain est Maître de Conférences en Agronomie - Productions Végétales à l'ENESAD (Etablissement National d'Enseignement Supérieur Agronomique de Dijon). Il développe ses activités de recherche au sein de l'Unité Mixte de Recherche Biologie et Gestion des Adventices (UMR BGA). Ses axes de recherche sont l'étude de la compétition entre les plantes cultivées et les mauvaises herbes, plus particulièrement l'analyse de la concurrence pour la lumière, et la maîtrise des adventices dans le cadre de l'agriculture de précision.