

Fusion de données appliquée à la détection et à la localisation d'interfaces par vision artificielle en milieux agricoles avec estimation d'un critère de qualité

Thierry Chateau

Cemagref
Domaine des Palaquins
03150 Varennes sur Allier

Michel Berducot

Cemagref
Domaine des Palaquins
03150 Varennes sur Allier

Joseph Alizon, Pierre Bonton et François Collange

Lasmae
Ura 1793 du C.N.R.S
Université Blaise Pascal, Avenue des Landais
63172 Aubière Cedex

RÉSUMÉ

Nous présentons une méthode de fusion de données et de contrôle de la robustesse d'un algorithme de suivi d'interface entre une zone fauchée et une zone non fauchée par traitement d'images en vue du guidage d'un engin agricole. L'algorithme de vision utilise à la fois des paramètres de texture et de luminance dans le but de guider la machine le long de la limite de fauche laissée lors du passage précédent. L'estimation de l'interface est obtenue grâce à une approche utilisant la corrélation. L'originalité de cet article est le contrôle de la fiabilité de l'estimation grâce à une méthode de fusion de données basée sur la théorie de l'évidence. Nous utilisons les caractéristiques géométriques des fonctions de corrélation associées avec chaque paramètre dans le but d'estimer l'incertain.

1 Introduction

Dans le cadre de l'entretien des espaces naturels, il peut être intéressant de guider automatiquement le véhicule le long de l'interface fauchée/non fauchée laissée lors du passage précédent. Une caméra CCD monochrome, positionnée à l'avant de la machine, fournit une image de la scène dans laquelle la zone fauchée et la zone non fauchée sont présentes. Une estimation de l'écart latéral est alors

ABSTRACT

We present a data fusion method used in order to control the reliability of the estimation of an interface between a mowed and an unmowed zone in order to guide an agricultural vehicle. This is a vision based approach which uses both luminance and texture parameters computing from the image in order to guide the machine along the reap limit leaving by the previous passage. The estimation of the mowed/unmowed zone is obtained with a correlation approach. The originality of this paper is a reliability control of the estimation of the reap limit with a data fusion method based on the theory of evidence. We use geometrical features of the correlation functions associated with each parameter in order to estimate the uncertainty.

effectuée, puis transmise à un module de commande qui asservit l'angle des roues du véhicule.

Dans le domaine du guidage ou de l'aide au guidage pour les engins agricoles, KUBOTA, une société japonaise, a développé une solution de guidage basée sur l'utilisation de cellules photoélectriques dans le but d'exploiter la présence de la limite de fauche laissée lors du passage précédent. En Vision, l'Université du Texas (USA) et l'Université de Saskatchewan (Canada) ont mis en oeuvre des algorithmes basés sur des approches niveaux de gris dans le but de suivre la limite de travail [1]. L'Université

Carnegie Mellon a opté pour une approche afin de segmenter la zone fauchée et la zone non fauchée [2].

Cet article traite d'une méthode basée sur la fusion de données pour détecter la limite de fauche par vision artificielle avec une estimation d'un critère de qualité. La première partie présente l'algorithme bas niveau d'extraction des paramètres. La problématique spécifique de la vision en milieu extérieur est décrite afin de justifier le choix d'une coopération entre les paramètres de luminance et les paramètres de texture. La deuxième partie traite d'une approche originale permettant de calculer des fonctions de corrélation associées à chaque paramètre. Une troisième partie présente la transformation de ces fonctions de corrélation en fonctions de masse afin d'utiliser la théorie de l'évidence. Pour ce faire, la notion d'incertitude associée à chaque paramètre est exprimée à partir de critères géométriques calculés sur les fonction de corrélation. Cette notion, injectée au niveau des fonctions de masse, permet de calculer la position de l'interface la plus probable, à laquelle une valeur d'incertitude est associée. La quatrième partie présente un exemple et montre l'intérêt de la quantification de la fiabilité de l'estimateur créé.

2 Problématique de la vision en milieu extérieur et extraction des paramètres

2.1 Problématique de la vision en milieu extérieur.

L'acquisition d'images est effectuée à l'aide d'une caméra CCD positionnée à l'avant de la machine.

Sous certaines conditions d'éclairage, un contraste clair est présent entre la zone fauchée et la zone non fauchée. La réflectance des couverts végétaux et les ombres portées sont directement liées à la position relative caméra/soleil [3]. Cette dernière, évoluant au cours du temps, modifie totalement l'image de luminance de la scène. Cette constatation expérimentale a orienté notre choix vers des paramètres qui varient peu avec la réflectance (deux paramètres de luminance sont néanmoins conservés car, dans certaines conditions, la segmentation est très simple à l'aide de ces deux paramètres). La figure 1 est une illustration de cette remarque.

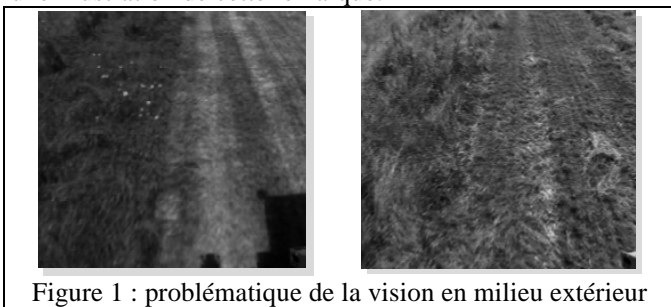


Figure 1 : problématique de la vision en milieu extérieur

Dans la même parcelle, deux acquisitions ont été effectuées pour deux positions caméra/soleil différentes. La segmentation de l'image en deux zones est simple sur l'image de gauche à l'aide d'un critère de luminance. Par contre, pour l'image de droite, les deux zones peuvent être distinguées uniquement à l'aide de paramètres de texture.

1.2 Extraction des paramètres

Parmi les différents outils disponibles pour quantifier une texture [3], les matrices de cooccurrence, principalement connues grâce aux travaux de Haralick [4], sont une bonne définition de la notion de dépendance entre les niveaux de gris. Plusieurs paramètres de texture peuvent être calculés à partir des matrices de cooccurrence, et particulièrement l'entropie et l'homogénéité qui comportent de bonnes caractéristiques pour discriminer la zone fauchée de la zone non fauchée.

Soit I , une matrice image de taille $I_x \times I_y$ pixels. I peut être divisée en $n \times m$ sites de taille $S_x = I_x/n$ et $S_y = I_y/n$. Soient P_1, P_2, P_3, P_4 quatre matrices de taille $m \times n$ représentant respectivement les valeurs de l'homogénéité, de l'entropie, du maximum d'histogramme et du moment d'ordre 2, calculées pour chaque site [5]. La figure 3 est une représentation niveau de gris de P_1, P_2, P_3 et P_4 dans le cas de l'image 2 où $I_x = 512, I_y = 128, m = 32$ et $n = 8$; donc $S_x = S_y = 16$.

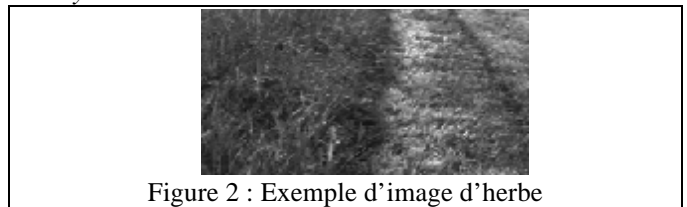


Figure 2 : Exemple d'image d'herbe

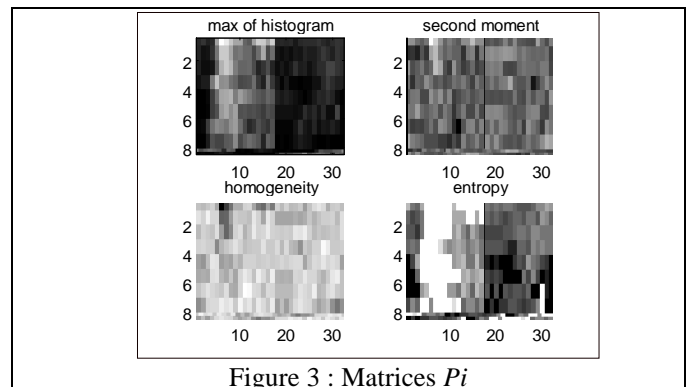


Figure 3 : Matrices P_i

3 La méthode de corrélation

L'estimation de la position de l'interface peut être effectuée par différentes méthodes. M. Derras propose une segmentation non supervisée basée sur une approche markovienne [5] [6]. Le résultat de la segmentation est ensuite utilisée par un module d'analyse afin de rechercher la position de la limite de fauche. L'Université du Texas utilise un algorithme de Seuillage afin d'extraire des caractéristiques de l'image réelle [8].

Si l'interface peut être considérée comme une ligne droite proche de la verticale, alors une somme par colonnes des P_i permet d'obtenir un signal de dimension 1 dans lequel la limite de fauche est matérialisée par un front. Ce dernier est alors moins bruité que le signal de départ. Cette transformation est réalisée par l'équation (3.1) :

$$L_i = \frac{1}{n} \cdot (M_i \cdot P_i) \text{ où } M_i = \begin{matrix} (1, \dots, 1) \\ n \text{ éléments} \end{matrix} \quad (3.1)$$

La partie droite de la figure 4 est une représentation de $L2$, entropie dans le cas de l'image figure 2. L'estimation de la position du front peut être obtenue en calculant le gradient pour chaque vecteur Li ; mais cette méthode n'est pas adaptée aux signaux bruités. W.Y.Liy et Co. proposent une méthode pour la détection de rupture dans les signaux bruités. Cette dernière est basée sur les propriétés de stationnarité locales du signal [9]. L'approche décrite ci-dessous est basée sur le calcul d'une fonction de corrélation entre Li et un signal gabarit.

La fonction de corrélation entre deux signaux x et y est définie par (3.2)

$$Corr_{xy}(k) = \frac{1}{m+1} \sum_{k=0}^m x(k).y(k-m) \quad (3.2)$$

Définissons le signal gabarit par (3.3)

$$G_{\alpha} = \left(-\alpha, \dots, -\alpha, \alpha, \dots, \alpha, 0, \dots, 0 \right) \quad (3.3)$$

βm βm $(1-2\beta m)$

où $\beta \in [0,0.5]$ et $\alpha = 1$ ou -1 . α est le coefficient de nature d'interface ; il constitue un apport a priori sur la nature de l'interface (type de front à rechercher).

Afin de calculer la fonction de corrélation, la valeur moyenne de Li doit être supprimée. La position du maximum de la fonction de corrélation entre le signal obtenu et le signal gabarit est une estimation de la position la plus probable de l'interface. La partie gauche de la figure 4 est une représentation de la fonction de corrélation calculée pour $L2$.

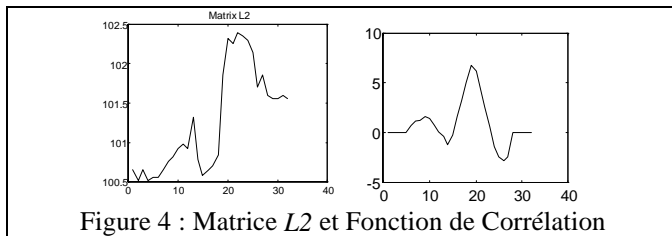


Figure 4 : Matrice $L2$ et Fonction de Corrélation

4 Fusion de données

La partie précédente décrit une méthode calculant des fonctions de corrélation associées aux paramètres de texture et de luminosité. Toutes ces fonctions doivent maintenant faire l'objet d'un regroupement dans le but d'estimer la position la plus probable de la limite de fauche, associée à une valeur d'incertitude. Pour ce faire, il faut, d'une part, calculer un critère de fiabilité associé à chaque fonction de corrélation, et, d'autre part, mettre en oeuvre une technique de fusion de données prenant en compte de façon simple cette notion d'incertitude.

4.1 Estimation de l'incertitude

Les caractéristiques géométriques des fonctions de corrélation peuvent être étudiées dans le but de quantifier la qualité de l'estimation effectuée par chacun des paramètres. Deux coefficients ont ainsi été définis :

- Le coefficient d'adéquation locale $F = \mu\alpha/m$ est obtenu en calculant le rapport entre la valeur du maximum de la

fonction de corrélation et le maximum d'une fonction de corrélation idéale.

- Le coefficient d'adéquation globale A est défini par l'inverse du nombre de maxima supérieur à un coefficient de finesse $\varepsilon, \mu\alpha$.

Le domaine de définition de ces deux coefficients est $[0;1]$.

4.2 La théorie de l'évidence

En fusion de données, deux principales approches peuvent être considérées. D'une part, la théorie des probabilités représente l'information sous forme de densités de probabilité [11]. Ces modèles sont, néanmoins, assez limités lorsque des opinions conflictuelles doivent être fusionnées ou lorsque l'information a priori est inconnue dans le cas de la théorie de Bayes [12]. D'autre part, les modèles basés sur la théorie de l'évidence [13] sont adaptés pour la prise en compte de l'incertain et de l'imprécision. Dans la théorie de Detspiter Shafer, la difficulté réside dans la construction des fonctions de masse associées avec le cadre de discernement. La prise en compte de l'incertain étant obligatoire dans le système, cette solution a donc été préférée.

Avant de construire les fonctions de masse, il convient de transformer les fonctions de corrélation en distributions de probabilités :

$$C_i(x) = rot_{r\beta} \begin{cases} Corr_{GLi}(x) \text{ if } Corr_{GLi}(x) > 0 \\ 0 \text{ sinon} \end{cases} \quad (4.1)$$

$$p_i(x) = \frac{1}{\sum_{k=1,m} C_i(k)} C_i(x)$$

où $rot_{r\beta}$ est l'opérateur de rotation à droite de β termes.

Notons la position de l'interface In et ses différentes valeurs possibles Θ , cadre de discernement. Alors, il est possible de définir une fonction de masse $m : 2^{\Theta} \rightarrow [0,1]$ telle que :

$$(1) m(\emptyset) = 0$$

$$(2) \sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1 \quad (4.2)$$

La construction d'une fonction de masse correspondant à chacun des 4 paramètres est alors obtenue grâce à (4.3) :

$$m_i(\Omega) = 1 - F.A \quad (4.3)$$

$$m_i(x) = (1 - m(\Omega))p_i(x)$$

où Ω est l'incertitude résiduelle de la fonction de masse. La fonction de masse composée peut alors être calculée en appliquant la règle de combinaison de Detspiter (4.4)

$$m_c = m_1 \oplus m_2 \oplus m_3 \oplus m_4 \quad (4.4)$$

La valeur de l'incertitude résiduelle de m_c représente une estimation correcte de l'incertitude globale associée à la position de l'interface détectée.

5 Résultats obtenus

La figure 2 est un exemple d'image d'herbe comportant une interface. L'algorithme bas niveau extrait quatre

tableaux de paramètres qui sont l'homogénéité, l'entropie, le moment d'ordre 2 et le pic d'histogramme (figure 3). Ces quatre tableaux de dimension 2 sont alors les entrées de quatre algorithmes d'estimation basés sur la corrélation. Puis, les quatre fonctions obtenues sont transformées en fonctions de masse (figure 5).

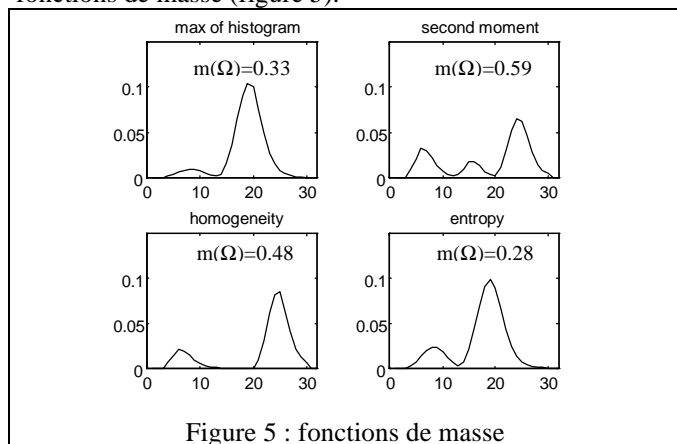


Figure 5 : fonctions de masse

La valeur de l'incertitude résiduelle est plus importante pour le moment d'ordre 2 et l'homogénéité qui sont les deux paramètres les moins représentatifs. La fonction de masse composée peut alors être calculée (figure 6).

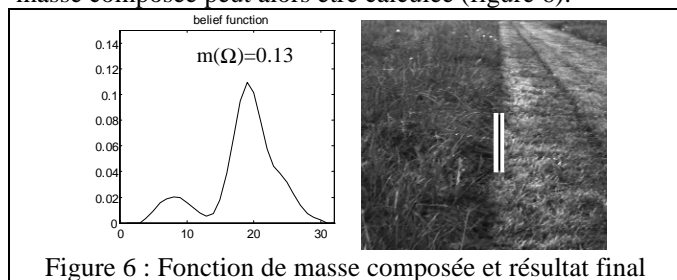


Figure 6 : Fonction de masse composée et résultat final

Les résultats obtenus montrent que le maximum de croyance est donnée pour 119 avec une valeur d'incertitude résiduelle de $m(\Omega)=0.1326$. La partie droite de la figure 7 montre la position finale estimée par l'algorithme global. Si certains paramètres ne sont pas représentatifs, la valeur de l'incertitude résiduelle affectée à leur fonction de masse sera importante. En fixant un seuil sur cette valeur, il est possible de valider l'estimation de l'interface.

6 Conclusion

L'algorithme de fusion de données présenté dans cet article comporte deux caractéristiques principales :

- Le nombre des bonnes estimations de la position de l'interface augmente. Ceci est dû à l'augmentation du nombre de paramètres.
- L'utilisation du critère de fiabilité, associé à chaque paramètre, est très importante au sein du module de fusion de données. L'estimation d'un critère global pour la position la plus probable de la limite de fauche permet le contrôle du bon fonctionnement du système et de la présence d'une interface.

En vision extérieure où la qualité de l'acquisition d'image dépend de la position relative caméra/soleil, et où le nombre de cas de figure est très élevé, le contrôle de la fiabilité de la détection est fondamental. Sans ce module, le véhicule ne peut s'asservir correctement le long de la limite de fauche. En effet, le système étant en boucle fermée, si

l'asservissement est mauvais durant quelques itérations, l'interface sort de la zone utile de la caméra et le système est alors mis en défaut. Un basculement en mode de prédiction ou d'alarme doit donc être envisagé dans ce cas. Les travaux réalisés, au delà de l'obtention d'un taux de réussite satisfaisant, ont pour principal objet de développer des outils d'auto-quantification. C'est en cela que l'estimateur peut être qualifié d'intelligent. L'utilisation et l'interprétation des informations de fiabilité doivent maintenant faire l'objet de nos recherches à court terme.

6 Références

- [1] N.D.Klassen, N.H Brow, H.C. Wood and J.N Wilson. « *Guidance assist for agricultural vehicles* ». AgEng (Egricultural Engineering)92, paper n 920609, Upsala-Sweden, June 1-4 1992, 12 pages
- [2] M. Ollis, A. Stentz. « *First results in vision-based crop line tracking* », Proceeding of the 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation Minneapolis, Minnesota ,p 951-956- April 1996
- [3] T. Fumoaki and T. Saburo, « *Computer Analysis of Visual Textures* », Kluwer Academic Publishers, London, 1990
- [4] R.M. Haralick. « *Statistical and structural approaches to texture* ». Proceeding of the IEEE, 67, n°5 : 786-804, may 1979.
- [5] M. Derras, « *Segmentation non supervisée d'images texturées par champs de Markov : Application à l'automatisation de l'entretien des espaces naturels* ». Phd Thesis, Université Blaise Pascal, Ecole doctorale sciences pour l'ingénieur de Clermont Ferrand, 1993.
- [6] M. Derras, M. Berducat and P. Bonton, « *Image processing and algorithms merging : real time control of an upkeep machine for natural spaces* ». International Advanced Robotics Programs, the fourth workshop on Robotics in Agriculture and Food-Industries, 10 pp, september 1991
- [7] C. Debain, « *Lois de commande pour le contrôle et la mobilité de machines agricoles* ». PhD thesis, Université Blaise Pascal, Ecole doctorale sciences pour l'ingénieur de Clermont Ferrand, 1996.
- [8] J.F. Reid and S.W. searcy. « *Vision based guidance for an agricultural tractor* », IEEE Control System magazine, April 1987, pp 39-43
- [9] WY. Liu « *Détection de rupture par mesure de non stationnarité locale : application à la segmentation de signaux multi-dimensionnels* », PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, Juillet 1994.
- [10] J. Max « *Méthodes et techniques de traitement du signal et application aux mesures physiques* », 4th edition, Masson, Milan, 1985.
- [11] J.P. Haton. « *Le raisonnement en intelligence artificielle* ». InterEditions, 1991
- [12] D. Dubois and H. Prade. « *Possibility theory and data fusion in poorly informed environments* », invited by IFAC, Control Engineering Practice, Vol 2(5), 811-823, 1994
- [13] G.Shafer. « *A mathematical theory of evidence* », volume 2702, Princeton University, Press, 1976.