

Fusion d'informations incertaines : application d'aide au guidage d'engins agricoles

Merging fuzzy information: application to guidance of agricultural vehicles

Thierry CHATEAU¹, Laurent TRASSOUDAIN¹, François COLLANGE¹, Christophe DEBAIN², Pierre BONTON¹

¹ Lasmea, UMR 6602 du CNRS

² Cemagref

24 avenue des Landais, 63177 Aubière, France

thierry.chateau@lasmea.univ-bpclermont.fr

résumé et mots clés

Cet article concerne une application d'aide au guidage d'une moissonneuse batteuse par fusion de capteurs. L'utilisation d'une caméra et d'un télémètre laser fournit des mesures indépendantes et redondantes. La formalisation d'un problème de fusion d'attributs issus du traitement d'images est présentée et trois modèles sont proposés (modèle probabiliste, modèle possibiliste et modèle basé sur la théorie de l'évidence). La prise en compte de la fiabilité associée aux mesures capteurs est utilisée dans la mise en oeuvre d'un module de raisonnement flou afin de décider si la connaissance que l'on a de la scène permet de commander le véhicule ou s'il faut rendre la main au conducteur.

Fusion, croyances, possibilités, probabilités, vision, guidage automatique.

abstract and key words

This Paper presents an application of automatic guidance of a combine harvester by data fusion. Both a laser rangefinder and a monochromatic camera provide redundant information. The problem of feature combination is presented: three models are proposed (probabilities, possibilities and Dempster Shafer theory). A reliability criteria, associated with each sensor data is used into a fuzzy based reasoning system in order to decide what to do: driving the machine using sensor data, driving the machine using prediction information or setting an alarm and let the operator driving it.

Fusion, belief, possibility, probability, vision.

1. introduction

Le guidage ou l'aide au guidage de véhicules est une classe d'applications qui fédère plusieurs domaines scientifiques comme l'automatique, l'intelligence artificielle ou le traitement du signal.

Dans le domaine agricole, la richesse des travaux de recherche pour l'étude et la mise en œuvre de tels systèmes est due à plusieurs types de motivations [2]. D'une part, la complexité des machines a augmenté et il est intéressant de décharger le conducteur des tâches de guidage afin qu'il se focalise sur les autres réglages de la machine (organes de battage, tremie, barre de coupe,...). D'autre part, des enjeux économiques et environnementaux se greffent à cet aspect technique. A partir des années 50, les progrès technologiques ont fourni aux chercheurs roboticiens et automaticiens des outils informatiques qui rendaient possible l'expérimentation de certaines théories de contrôle, déjà formalisées depuis 1930. La tentation et le défi de réaliser des systèmes automatiques en machinisme agricole se sont ajoutés aux motivations d'ordre plus applicatives, donnant naissance aux premiers travaux dans ce domaine. Aujourd'hui, l'implantation de systèmes de guidage automatiques en série est possible, grâce à la puissance des calculateurs et le faible coût des capteurs de vision.

Depuis plusieurs années le Lasmae et le Cemagref s'investissent dans des applications de guidage automatique d'engins agricoles [7, 5, 4, 3, 2]. Il s'agit d'asservir le véhicule le long de l'interface fauchée/non fauchée, formée par le passage précédent de la machine. Ces applications concernent principalement les travaux de fauche et de moisson.

Deux principales approches sont utilisées dans la littérature au niveau du module de perception. La première consiste à localiser le véhicule par rapport à des amers fixes afin de définir sa trajectoire et assurer son guidage. Ainsi un nombre important de travaux se développent autour de l'emploi du GPS¹ Cinématique, dont la précision est de l'ordre du cm [9]. La seconde approche utilise une perception locale de l'environnement pour détecter la primitive (interface entre la zone fauchée et la zone non fauchée) afin d'asservir le véhicule le long de cette dernière [15]. C'est l'approche que nous avons choisie. Notons que certains travaux utilisent les deux approches, de manière complémentaire. [16,14]

Dans un environnement extérieur, les capteurs sont soumis à des perturbations qui peuvent conduire à des mesures trop bruitées pour être utilisables. Il faut être capable de détecter ces cas de figure afin d'adopter une stratégie adaptée lorsque le système est mis en défaut. Cela peut être une stratégie de prédiction dans un premier temps, puis, le déclenchement d'une alarme si le pro-

1. Global positioning system.

blème persiste. L'application est alors une aide au guidage. Il s'agit de guider le véhicule dans des cas de figure jugés « normaux », et de rendre la main au conducteur lorsque les mesures ou la scène sont perturbées de manière trop importante. La formalisation du problème doit donc permettre de valider l'estimation de la position de l'interface. Pour ce faire, un module de perception, composé d'une caméra et d'un capteur télémétrique a été choisi, afin d'obtenir des mesures indépendantes et redondantes. De plus, les méthodes de traitement utilisées doivent permettre de gérer et de propager l'incertitude.

Dans une première partie, nous présentons le système d'aide au guidage de façon générale. Nous décrivons ensuite le module d'extraction des primitives. Le choix des attributs images est justifié et nous proposons une méthode originale de recherche de la position de la limite de fauche avec estimation d'un facteur de qualité. Dans une troisième partie, nous formalisons un problème de fusion d'attributs et nous proposons trois modèles possibles, en les comparant. Puis, dans une quatrième partie, nous présentons le système de raisonnement utilisé, basé sur un formalisme flou. Nous analysons ensuite les résultats obtenus sur des séquences d'images réelles.

2. description générale du système

L'application décrite dans cet article concerne le guidage d'une moissonneuse batteuse. La figure 1 montre son synoptique général. Le système est composé de quatre modules.

Le système de perception est composé d'une caméra et d'un télémètre laser. Ce dernier est positionné à l'avant du véhicule,

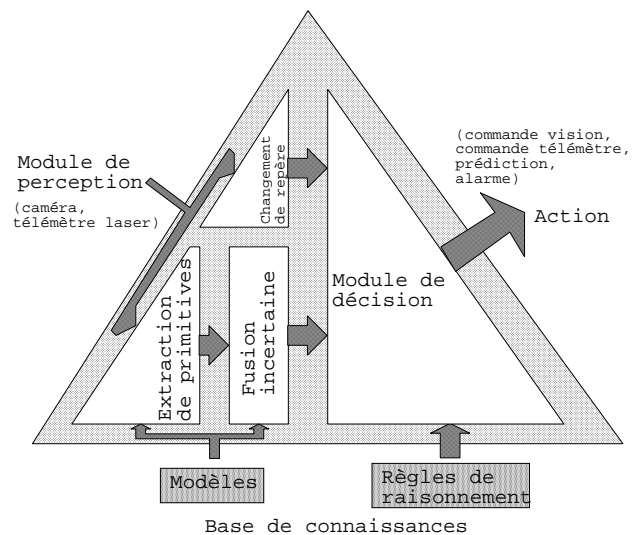


Figure 1. – Synoptique d'un système d'aide au guidage.



Figure 2. – Positionnement du capteur sur la moissonneuse batteuse.

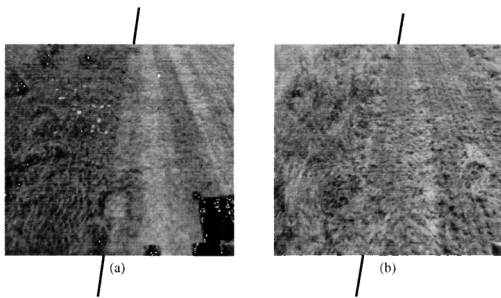


Figure 3. – Problématique vision. (a) : soleil derrière la caméra. (b) : soleil devant la caméra.

comme le montre la figure 2. Les caractéristiques des mesures effectuées à l'aide de la caméra CCD sont variables en milieu extérieur. En effet, la réflectance des couverts végétaux et les ombres portées sont liées à la position relative caméra/soleil. Cette dernière variant au cours du temps avec les mouvements du véhicule, les caractéristiques de l'image de luminance sont modifiées. Cette remarque est illustrée par la figure 3. Sur l'image de gauche, le soleil se trouve derrière la caméra et l'interface est caractérisée par une différence de luminance dans l'image. Sur l'image de droite, le soleil se trouve devant la caméra et l'interface est caractérisée par une différence de texture dans l'image. Il convient donc de prendre en compte à la fois des attributs de texture et des attributs de luminance.

Par ailleurs, le capteur télémétrique est extrêmement sensible à la poussière. Lorsqu'un écho télémétrique rencontre de la poussière, celui-ci est renvoyé et la mesure correspondante traduit la distance entre le capteur et la poussière. La figure 4 illustre ce phénomène (les unités des axes sont définies sur la figure 5). La courbe (a) est un exemple de profil sans poussière. Dans le profil représenté sur la courbe (b), on constate l'apparition de poussière à environ 1 m du capteur. La courbe (c) montre la présence d'un nuage de poussière important. Il n'est pas possible, dans ce cas de figure, de détecter la position de l'interface correctement. Le module de perception du système fournit des mesures hétérogènes. D'une part, les points issus du capteur laser sont exprimés dans un repère lié à ce dernier et forment un profil 3D de la

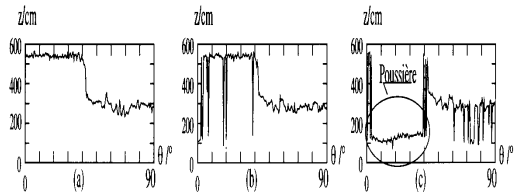


Figure 4. – Problématique télémétrique. (a) : pas de poussière. (b) : un peu de poussière. (c) : un nuage de poussière.

scène. D'autre part, l'image acquise par le capteur de luminance est une projection perspective de la scène dans un repère lié au plan de la caméra. Afin de comparer les informations issues de ces deux capteurs une solution consiste à les exprimer dans un repère commun. Sans connaissances géométriques a priori sur la nature de la scène, le plan image est choisi comme repère commun. Ainsi, il suffit de déterminer la matrice de passage entre le repère lié au capteur laser et celui lié au plan image. Parmi les méthodes disponibles dans la littérature pour réaliser cet étalonnage, citons les travaux de Trassoudaine [19] et ceux de Pujas et Aldon [17] qui portent spécifiquement sur un système caméra/télémètre laser, et desquels est issue l'approche que nous utilisons [2].

Les informations issues du module de perception sont traitées, afin d'en extraire des tableaux d'attributs. Après une phase de mise en forme, des fonctions de vraisemblance sont construites, pour chaque attribut, à partir d'une modélisation de ces derniers. Les fonctions de vraisemblance sont ensuite fusionnées afin d'obtenir une estimation de la position de la limite de fauche et un facteur de qualité associé par capteur.

Un module de décision permet alors de choisir une action de sortie, en fonction des informations issues de la fusion, de la cohérence des positions de la limite de fauche estimées par tous les capteurs du module de perception, et de règles de raisonnements traduisant une stratégie de raisonnement plus ou moins prudente. L'action peut être, soit une commande de la machine par rapport aux informations capteurs, soit une commande de la machine issue d'un module de prédiction, soit le déclenchement d'une alarme.

3. extraction des primitives

Le module d'extraction des primitives se divise en deux parties distinctes. Dans un premier temps, un traitement est effectué sur chaque capteur afin d'en extraire des attributs. Puis, nous recherchons un estimateur de la position de l'interface et un estimateur de la quantité de bruit.

3.1. pré-traitement : extraction des attributs

L'image (256 lignes \times 512 colonnes) est divisée en deux bandes horizontales, non chevauchées. Ainsi, chaque bande image est considérée comme un capteur distinct dans la formalisation du problème. A partir des informations issues de chaque bande, il est possible de reconstruire un estimé de l'interface, modélisée par une droite dans le plan image. Le système est alors composé de 3 capteurs (C_1 : bande image supérieure - C_2 : bande image inférieure - C_3 télémètre laser)

Chaque bande image est partitionnée en imagettes non chevauchées de taille 16×16 pixels. Le choix de cette taille est un compromis entre une taille critique en deçà de laquelle l'extraction des paramètres de texture n'est pas significative, et la précision du découpage souhaité [7]. Sur chaque imagette, 4 attributs sont calculés. Il s'agit de deux attributs de luminance (moyenne : A_{11} et A_{21} respectivement pour les capteurs C_1 et C_2 - écart type : A_{12} et A_{22} respectivement pour les capteurs C_1 et C_2) et de deux attributs de texture calculés à partir des matrices de cooccurrence [11] (entropie : A_{13} et A_{23} respectivement pour les capteurs C_1 et C_2 et homogénéité : A_{14} et A_{24} respectivement pour les capteurs C_1 et C_2). Plus de détails sur les traitements effectués sont donnés dans [7]. Deux profils moyens (un par bande) sont calculés pour chaque attribut.

Pour le capteur télémétrique, le profil obtenu est la mesure de la distance parcourue par l'écho suivant l'axe (Oz) en fonction de l'angle de balayage θ (cf figure 5). Le problème de l'alignement temporel des données n'est pas pris en compte. Or, il existe un asynchronisme entre l'acquisition vidéo et télémétrique. Nous considérons que les effets de ce décalage (40 ms maximum) sont négligeables.

En généralisant le problème à M capteurs (le capteur C_m possède Q_m attributs A_{mq} avec $m \in \{1, \dots, M\}$), les profils obtenus peuvent être modélisés de la façon suivante (pour le capteur C_m et l'attribut A_{mq}) :

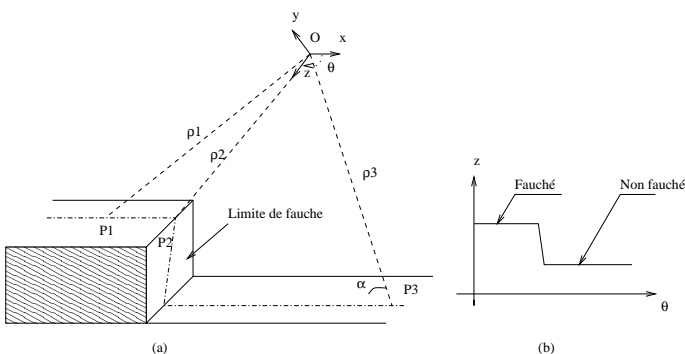


Figure 5. – Principe de détection d'une limite de fauche avec un télémètre laser à balayage.

$$S_{mq}(k) = a_{mq} + c_{mq} \cdot (e(k - i_m) + b_{mq}(k))$$

$$\text{pour } \begin{cases} m = 1, \dots, M \\ q = 1, \dots, Q_m \\ k = 1, \dots, K_m \end{cases} \quad (1)$$

où a_{mq} et c_{mq} sont des constantes, $b_{mq}(k)$ est un bruit gaussien de moyenne nulle et d'écart type $\sigma_{b_{mq}}$, et $e(k - i_m)$ (aussi notée $e_{i_m}(k)$) est la fonction discrète échelon (que nous nommons gabarit) définie de la façon suivante :

$$e_{i_m}(k) = \begin{cases} 0 & \text{si } k < i_m \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

L'indice i_m code la position du front dans le signal. La figure 6 montre un exemple de modèle obtenu à partir des paramètres suivants : $K = 100$, $i = 50$, $a = 3$, $\sigma_b = 0.2$ et $c = 2$. Lorsque le coefficient c est positif, le front généré par le modèle est lui aussi positif.

Des modèles plus complexes peuvent également être conçus à partir d'une combinaison linéaire de deux fonctions S_{mq} [2]. La dimension K doit être suffisante pour que les estimateurs statistiques définis dans le paragraphe suivant soient corrects. Pour les profils issus des attributs images, K vaut 32 ; pour le profil télémétrique, K vaut 180.

3.2. estimation de la position de l'interface et de la quantité de bruit

Le problème consiste à rechercher, pour chaque capteur C_m , $m \in \{1, \dots, M\}$ un estimateur \hat{i}_m de la position de l'interface dans le profil.

Cela revient à détecter un saut dans un signal bruité. Une des méthodes les plus couramment utilisées consiste à appliquer un

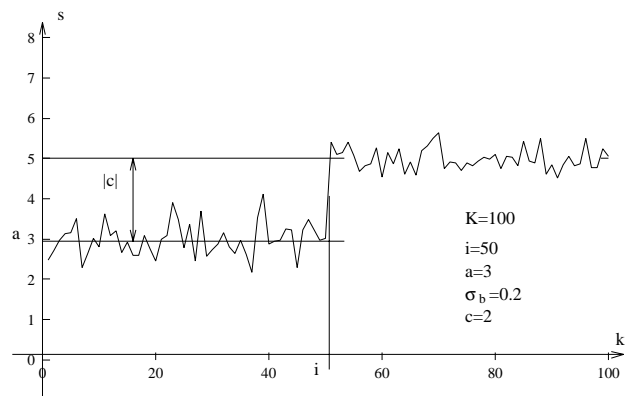


Figure 6. – Exemple de profil de fonction s .

opérateur de Deriche au signal [6]. Il faut être capable d'estimer la position de la rupture, mais aussi la quantité de bruit présente dans le signal d'entrée ; ce qui n'est pas le cas. Nous proposons donc une approche originale, basée sur la corrélation.

Pour chaque position x possible de i_m ($x = 1, \dots, K_m - 1$), on calcule le coefficient de corrélation entre S_{mq} , la liste des $S_{mq}(k)$ et la fonction discrète gabarit e_x , liste des $e(x - k)$ pour $k = 1, \dots, K_M$:

$$\text{cor}(S_{mq}, e_x) = \frac{\text{cov}(S_{mq}, e_x)}{\sigma_{S_{mq}} \cdot \sigma_{e_x}} \quad (3)$$

où $\text{cov}(S_{mq}, e_x)$ est la covariance entre S_{mq} et e_x . Les coefficients de corrélation ainsi calculés sont à valeurs entre -1 et 1 . Nous avons montré [2], à partir des caractéristiques des fonctions de corrélation qu'un estimateur $\widehat{i_{mq}}$ de l'indice codant la position de l'interface est donné par la relation suivante :

$\widehat{i_{mq}}$, tel que :

$$\text{cor}(S_{mq}, e_{i_{mq}}) = \begin{cases} \max_x (\max(0, \text{cor}(S_{mq}, e_x))) & \text{si } c_{mq} > 0 \\ \max_x (\max(0, -\text{cor}(S_{mq}, e_x))) & \text{si } c_{mq} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

La valeur maximale des coefficients de corrélation associée à l'attribut A_{mq} est liée à la quantité de bruit dans le signal par la relation suivante, dans l'hypothèse où $\text{cor}(S_{mq}, e_{\widehat{i_{mq}}}) > 0$:

$$\sigma_b = \frac{\sigma_{e_{\widehat{i_{mq}}}} \cdot \left(\sqrt{1 - \text{cor}(S_{mq}, e_{\widehat{i_{mq}}})^2} \right)}{\text{cor}(S_{mq}, e_{\widehat{i_{mq}}})} \quad (5)$$

où $\sigma_{e_{\widehat{i_{mq}}}}$ et $\sigma_{b_{mq}}$ sont respectivement les écarts type du gabarit estimé $e_{\widehat{i_{mq}}}$ et du bruit b_{mq} . Le maximum $\text{cor}(S_{mq}, e_{\widehat{i_{mq}}})$ est d'autant plus faible que le bruit dans S_{mq} est important. Les points voisins de ce maximum décroissent de façon assez régulière [2]. Ils traduisent la précision de la mesure.

4. fusion incertaine

Pour chaque capteur, il faut maintenant rassembler les attributs pour extraire la position de l'interface la plus vraisemblable. Dans un premier temps, nous présentons une formalisation générique d'un problème de fusion d'attributs. Cette dernière étant commune pour chaque capteur, l'indice m a été volontairement omi dans les profils S_{mq} et dans les attributs, afin d'alléger les notations. Ce dernier figurera à nouveau dans les notations lorsque la méthode générique sera utilisée dans le cadre de l'application d'aide au guidage d'engins agricoles.

4.1. Formalisation générale du problème

Le problème général consiste à discriminer l'hypothèse H_i la plus vraisemblable, parmi K hypothèses élémentaires H_k formant l'ensemble des hypothèses Θ , à partir de mesures effectuées par un capteur C . Une phase de pré-traitement permet d'extraire Q attributs A_q ($q = 1, \dots, Q$) à partir du capteur C . Le calcul d'un attribut consiste à associer une valeur caractéristique à un ensemble de mesures fournies par le capteur considéré. Une valeur est dite caractéristique si elle permet de discriminer la primitive recherchée. Soit S_{qk} , $k = 1, \dots, K$ l'ensemble des valeurs issues de l'attribut A_q . Notre objectif se ramène à fusionner les attributs afin de discriminer au mieux l'hypothèse H_i . Une phase de traitement a pour but d'associer, à chaque valeur S_{qk} :

- un critère V_{qk} à valeurs dans $[0, 1]$ afin de quantifier la vraisemblance associée à l'hypothèse H_k ,
- un facteur de qualité F_{qk} à valeurs dans $[0, 1]$ capable de traduire l'aptitude de l'attribut à discriminer l'hypothèse H_k .

Nous définissons quatre règles empiriques, inspirées des travaux d'Appriou [1], afin de formaliser le problème :

- **Règle 1** : si $F_{q_1k} > F_{q_2k}$, alors l'attribut A_{q_1} est plus apte à discriminer l'hypothèse H_k que l'attribut A_{q_2} .
- **Règle 2** : si $F_{qk} = 0$, alors l'attribut A_q est dit aveugle pour l'hypothèse H_k . Il n'est pas apte à discriminer cette dernière.
- **Règle 3** : si $V_{qk_1} > V_{qk_2}$ avec $F_{qk_1} = F_{qk_2}$ et $F_{qk_1} > 0$ (l'attribut A_q n'est pas aveugle pour les hypothèses H_{k_1} et H_{k_2}), alors l'hypothèse H_{k_1} est plus vraisemblable que l'hypothèse H_{k_2} .
- **Règle 4** : si $F_{qk} = 1$ et $V_{qk} = 1$, alors l'hypothèse H_k est vérifiée (ou certaine). L'attribut A_q est dit certain pour l'hypothèse H_k .

Aucune règle ne définit le cas $F_{qk} = 1$ et $V_{qk} = 0$. En effet, selon les applications, ce cas se traduit, soit par une hypothèse fautive, soit par un cas d'ignorance.

Plusieurs types de modélisation vérifiant les 4 règles présentées ci-dessus sont possibles. Nous proposons successivement une approche probabiliste, une approche utilisant la théorie de l'évidence et une approche possibiliste. Pour chaque approche, le choix du modèle, de la loi de fusion et des règles de décision font l'objet de justifications, en relation avec la formalisation décrite dans ce paragraphe.

modélisation probabiliste

Les techniques de fusion probabilistes sont très répandues et bénéficient d'une formalisation rigoureuse [10, 12]. Par contre, la prise en compte de l'incertain associé aux informations s'effectue souvent de manière empirique. En cas d'ignorance, il est courant de considérer une hypothèse d'équiprobabilité au niveau des classes, même si aucune étude statistique préalable ne conforte cette dernière.

Une valeur de probabilité $P([V_{qk}, F_{qk}]|H_k)$ est calculée pour chaque couple $[V_{qk}, F_{qk}]$. Le respect de l'équiprobabilité entre les classes lorsque le facteur de qualité est nul se traduit de la façon suivante :

- Lorsqu'une source est aveugle pour l'hypothèse H_k , ($F_{qk} = 0$) alors $P([V_{qk}, F_{qk}]|H_k) = P([V_{qk}, F_{qk}]|\neg H_k) = 0.5$.

Nous proposons la modélisation suivante, afin de construire les probabilités $P([V_{qk}, F_{qk}]|H_k)$ associées à chaque couple vraisemblance, facteur de qualité $[V_{qk}, F_{qk}]$:

$$P([V_{qk}, F_{qk}]|H_k) = F_{qk} \cdot V_{qk} + \frac{1 - F_{qk}}{2} \quad (6)$$

Cette modélisation empirique mélange les mesures de vraisemblance et les facteurs de qualité. Or ces termes n'ont pas la même origine. Néanmoins, la mesure de probabilité formée vérifie les règles de base.

La combinaison des sources s'effectue à l'aide de la règle de Bayes afin de déterminer les probabilités *a posteriori* :

$$P(H_k | \{[V_{q'k}, F_{q'k}] \text{ pour } q' = 1, \dots, Q\}) = \frac{P(H_k) \cdot \prod_{q=1, \dots, Q} P([V_{qk}, F_{qk}]|H_k)}{\sum_{H \in \{H_k, \neg H_k\}} \{P(H) \cdot \prod_q P([V_{qk}, F_{qk}]|H)\}} \quad (7)$$

Un des points délicats de ce type de modélisation concerne l'estimation des $P(H_k)$, probabilités *a priori*. La solution consiste à effectuer une analyse statistique, issue de données réelles, afin de construire les distributions de probabilités *a priori*. Devant le manque d'informations à ce sujet une solution équiprobable est souvent retenue : $P(H_k) = P(\neg H_k) = 0.5$.

La règle de décision associée à cette loi de fusion est un critère de maximum de probabilité, communément utilisé :

$$\max_{k=1, \dots, K} (P(H_k | \{[V_{q'k}, F_{q'k}] \text{ pour } q' = 1, \dots, Q\})) \quad (8)$$

Ce modèle respecte les règles de base. De plus, on montre qu'un attribut aveugle pour l'hypothèse H_k est un élément neutre de l'opérateur de fusion bayésien et qu'un attribut certain pour l'hypothèse H_k est un élément absorbant de l'opérateur de fusion.

modèle basé sur la théorie de l'évidence

Dans le modèle précédent, la prise en compte du facteur de qualité s'effectue de manière empirique lors de la définition des probabilités $P([V_{qk}, F_{qk}]|H_k)$. La théorie de l'évidence [18] permet d'associer des mesures de croyances à des hypothèses composées. Une incertitude est alors modélisée en associant une mesure de croyance à l'ensemble des hypothèses. Dans une hypothèse de monde fermé, cela correspond à associer une partie de la croyance à un ensemble d'hypothèses certain par définition.

On désigne par 2^Θ l'ensemble des $2^K - 1$ sous ensembles B_j de Θ ($1 \leq j \leq 2^K - 1$).

Une fonction de masse élémentaire $m(\cdot)$ est ensuite définie de 2^Θ sur $[0, 1]$. Dans le cadre du problème proposé, nous choisissons, pour chaque couple $[V_{qk}, F_{qk}]$, une fonction de masse dont

les éléments focaux (ensemble des B_j dont la masse est non nulle) sont $H_k, \neg H_k$ et Θ .

A. Appriou [1] propose le modèle suivant, afin de construire les fonctions de masse :

$$\begin{aligned} m_{qk}(H_k) &= F_{qk} * V_{qk} \\ m_{qk}(\neg H_k) &= F_{qk} * (1 - V_{qk}) \\ m_{qk}(\Theta) &= 1 - F_{qk} \end{aligned} \quad (9)$$

Dans cette modélisation, la masse associée à l'ensemble des hypothèses ($m(\Theta)$) ne dépend que du facteur de qualité. Elle est d'autant plus importante que la confiance que l'on a dans la mesure est faible.

La loi de fusion retenue est une somme orthogonale, appelée règle ou formule de combinaison de Dempster. Elle permet de combiner plusieurs sources indépendantes de la manière suivante ($\forall B \in 2^\Theta$):

$$m_{q_1k}(B) \oplus m_{q_2k}(B) = K * \sum_{X_i, Y_j / X_i \cap Y_j = B} (m_{q_1k}(X_i) * m_{q_2k}(Y_j)) \quad (10)$$

où les X_i et Y_j sont des sous-ensembles de Θ et avec

$$1/K = 1 - \sum_{X_i, Y_j / X_i \cap Y_j = \emptyset} (m_{q_1k}(X_i) * m_{q_2k}(Y_j)) \quad (11)$$

Il convient d'être prudent sur ce terme de renormalisation, qui n'a pas réellement de sens lorsque le conflit est trop important (la masse normalement affectée à l'ensemble vide est redistribuée de façon équivalente entre les éléments focaux). Sachant que l'opérateur de fusion est commutatif et associatif, on obtient la formule générale suivante :

$$\begin{aligned} m_k(H_k) &= \bigoplus_{q=1, \dots, Q} m_{qk}(H_k) \\ m_k(\neg H_k) &= \bigoplus_{q=1, \dots, Q} m_{qk}(\neg H_k) \\ m_k(\Theta) &= \bigoplus_{q=1, \dots, Q} m_{qk}(\Theta) \end{aligned} \quad (12)$$

Il existe plusieurs critères de décision à partir de la fonction de masse composée (résultat de la fusion) ne conduisant pas toujours aux mêmes résultats. Ainsi, on trouve le minimum de crédibilité, le minimum de plausibilité ou le maximum de probabilité pignistique. Des essais effectués, à partir de données réelles, ont mis en évidence que dans le cadre de ce modèle, les différents critères conduisent à des résultats sensiblement équivalents. Nous avons retenu un critère de maximum de plausibilité sur les hypothèses élémentaires H_k :

$$\max_{k=1, \dots, K} (Pl_k(H_k)) \quad (13)$$

avec :

$$Pl_k(H_k) = m_k(\Theta) + m_k(H_k) \quad (14)$$

Cette modélisation vérifie les quatre règles de base. Lorsqu'un attribut est aveugle pour l'hypothèse H_i , la fonction de masse

associée est élément neutre de la règle de combinaison de Dempster. D'autre part, si un attribut est certain pour l'hypothèse H_i , la fonction de masse associée est un élément absorbant de la règle de combinaison.

modèle possibiliste

« La théorie des possibilités offre un cadre formel naturel pour la représentation de données imprécises, d'informations pauvres » [8]. Cette théorie [20], comme la théorie de l'évidence, permet de modéliser l'incertain et l'imprécis. Des mesures de possibilités associées à des hypothèses multiples sont ici utilisées.

Le modèle utilisé doit vérifier les règles de base définies dans la première partie de l'article. De plus, une contrainte de normalisation, liée à l'hypothèse du monde fermé, impose qu'une hypothèse au moins soit possible. Une modélisation possible conduit à définir, pour chaque couple $[V_{qk}, F_{qk}]$ des mesures de possibilités associées aux hypothèses H_k et $\neg H_k$. Ces mesures sont définies de la façon suivante :

$$\begin{aligned}\Pi_{qk}(H_k) &= 1 \\ \Pi_{qk}(\neg H_k) &= 1 - V_{qk} * F_{qk}\end{aligned}\quad (15)$$

En fait, cela revient à travailler sur les mesures de nécessité associées à H_k car $N(H_k) = 1 - \Pi(\neg H_k)$. Le mélange des deux termes (V_{qk} et F_{qk}), de nature différente, permet de réduire la mesure de nécessité associée à une hypothèse lorsque le facteur de qualité est faible.

La fusion est ensuite réalisée par un opérateur d'intersection (fusion conjonctive) de type min :

$$\begin{aligned}\Pi_k^\wedge(H_k) &= \bigwedge_{q=1, \dots, Q} \pi_{qk}(H_k) = 1 \\ \Pi_k^\wedge(\neg H_k) &= \bigwedge_{q=1, \dots, Q} \pi_{qk}(\neg H_k)\end{aligned}\quad (16)$$

avec : $\wedge = \min$

La règle de décision associée à cette modélisation porte sur la mesure du minimum de $\Pi_k^\wedge(\neg H_k)$ dans laquelle l'information utile se trouve (la mesure $\Pi_k^\wedge(H_k)$ vaut toujours 1) :

$$\min_{k=1, \dots, K} (\Pi_k^\wedge(\neg H_k)) \quad (17)$$

Lorsqu'un attribut A_q est aveugle pour une hypothèse H_k , la distribution de possibilités créée est un élément neutre des opérateurs de fusion conjonctifs tels que le min ou le produit ($\Pi_{qk}(H_k) = 1$ et $\Pi_{qk}(\neg H_k) = 1$). Lorsqu'un attribut A_q est certain pour une hypothèse H_k , la distribution de possibilités créée est un élément absorbant des opérateurs de fusion conjonctifs. $\Pi_{qk}(\neg H_k) = 0$ entraîne que l'hypothèse H_k est nécessaire ($N_{qk}(H_k) = 1 - \Pi_{qk}(\neg H_k) = 1$). Le cas extrême $\Pi_k^\wedge(\neg H_k) = 0 \forall k = 1, \dots, K$ apparaît lorsqu'il y a un conflit total entre deux attributs. Si une hypothèse H_k est certaine pour un attribut, alors, elle devient nécessaire (dans le sens possibiliste).

synthèse

Les trois modèles présentés possèdent des opérateurs de fusion commutatifs et associatifs. De plus, des attributs certains sont

modélisés par des éléments absorbants et des attributs aveugles sont modélisés par des éléments neutres. Ces caractéristiques sont importantes dans un processus de fusion car une source certaine doit rester certaine et une source non fiable ne doit pas polluer le reste du processus.

Une différence essentielle apparaît entre les caractéristiques du modèle possibiliste, les caractéristiques du modèle probabiliste et celles du modèle basé sur la théorie de l'évidence. Soit $[V_{qk} = 0, F_{qk} = 1]$ une information concernant l'hypothèse H_k . La discrimination de cette hypothèse est maximale car $F_{qk} = 1$ et la valeur de la croyance associée est nulle. Dans l'approche probabiliste et l'approche basée sur la théorie de l'évidence, la modélisation se traduit par un cas de figure pour lequel l'hypothèse H_k n'est pas vérifiée. Dans le cas de l'approche possibiliste, la modélisation se traduit par un cas d'ignorance totale.

Il est possible de concevoir des modèles probabilistes ou basés sur la théorie de l'évidence capables de traduire l'exemple ci-dessus par un cas d'ignorance totale. Le choix du type de modèle dépend alors de la nature des informations issues des attributs et de l'aptitude de ces derniers à discriminer l'hypothèse $\neg H_i$. Une fois le choix effectué, il est possible d'ajouter une règle ou de modifier la règle 4 afin de restreindre la formalisation du problème au cas spécifique désiré.

4.2. application à l'aide au guidage d'engins agricoles par fusion de données

Le problème consiste à construire une fonction de vraisemblance et un facteur de qualité pour chaque attribut.

Nous ajoutons un indice m aux termes V_{qk}, F_{qk} de mesure de vraisemblance et de facteur de qualité afin de généraliser les modèles à plusieurs capteurs. Soit $\Theta = \{H_k, \forall k = 1, \dots, K - 1\}$ un ensemble d'hypothèses telles que H_k signifie : « l'interface se trouve au point d'indice k ». En associant chaque point de la fonction de corrélation à une mesure de vraisemblance, nous définissons une fonction de mesure de vraisemblance de la façon suivante :

$$\begin{aligned}V_{mqk} &= \frac{\max(0, \text{cor}(S_{mq}, e_k))}{\max_{i=1, \dots, K-1} (\text{cor}(S_{mq}, e_i))} \text{ si } c_{mq} > 0 \\ V_{mqk} &= \frac{\max(0, -\text{cor}(S_{mq}, e_k))}{\max_{i=1, \dots, K-1} (-\text{cor}(S_{mq}, e_i))} \text{ si } c_{mq} < 0\end{aligned}\quad (18)$$

Cette transformation empirique se justifie de la manière suivante : un coefficient de corrélation est une mesure de ressemblance entre deux séries statistiques. Il est donc naturel de l'associer à une mesure de vraisemblance, telle que nous l'entendons. L'opérateur max est utile lorsque S_{mq} est différent du modèle proposé ; ce qui peut avoir pour effet de produire des coefficients de corrélation négatifs.

Le facteur de qualité F_{mqk} associé à chaque valeur de S_{mqk} est défini de la façon suivante :

$$F_{mqk} = 1 - \frac{\min\left(\frac{\widehat{\sigma}_{b_{mq}}}{\sigma_{S_{mqk}}}, 2\right)}{2} \quad (19)$$

Il s'agit d'une valeur qui dépend du rapport entre l'écart type du bruit et l'écart type du signal. Si ce rapport est supérieur à 2 (le choix de ce seuil, qui dépend de l'application, est justifié dans [2]) alors le facteur de qualité est nul. L'attribut est dit aveugle. L'équation (19) s'écrit également :

$$F_{mqk} = 1 - \frac{\min\left(\frac{(1 - \text{cor}(e_i, S_{mqk}))^{0.5}}{\text{cor}(e_i, S_{mqk})}, 2\right)}{2} \quad (20)$$

Une fois les couples V_{mqk}, F_{mqk} formés, il suffit d'utiliser les modèles de fusion définis précédemment afin d'obtenir une estimation de la limite de fauche par capteur.

La figure 7 montre un exemple de fusion pour les deux attributs suivants :

$$\begin{aligned} s_{11}(k) &= a_{11} + c_{11}(e(k - i_{11}) + b_{11}(k)) \\ s_{12}(k) &= a_{12} + c_{12}(e(k - i_{12}) + b_{12}(k)) \end{aligned} \quad (21)$$

Les valeurs des paramètres de ces deux profils sont :

- Pour S_{11} : $K = 100, i_{11} = 60, a_{11} = 0, c_{11} = 1, \sigma_{b_{11}} = 0.2$.
- Pour S_{12} : $K = 100, i_{12} = 40, a_{12} = 0, c_{12} = -2, \sigma_{b_{12}} = 0.5$.

Le profil S_{12} est plus bruité que le profil S_{11} . De plus, $c_{11} > 0$ génère un front positif pour S_{11} et $c_{12} < 0$ génère un front négatif pour S_{12} . La courbe (a) de la figure 7 est une représentation graphique des deux profils. Nous calculons, dans un premier temps, les fonctions de corrélation $\text{cor}(S_{11}, e_k)$ et $\text{cor}(S_{12}, e_k)$ associées aux deux profils. Ces fonctions sont représentées sur la courbe (b) de la figure 7.

Nous construisons ensuite les mesures de vraisemblance V_{11k} et V_{12k} , à partir des fonctions de corrélation et en appliquant la formule (18). La construction de ces mesures nécessite de connaître le signe de c_{11} et c_{12} . Ce dernier dépend du type de front recherché et nous considérons que cette information est connue *a priori*. Les mesures V_{11k} et V_{12k} sont représentées sur la courbe (c) de la figure 7.

Nous calculons alors les facteurs de qualité associés à ces attributs en appliquant l'équation (20). Ces derniers ont les valeurs suivantes : $F_{11} = 0.93$ et $F_{12} = 0.71$. Le facteur de qualité associé au profil attribut S_{11} est supérieur à celui associé au profil attribut S_{12} , ce qui est logique car le bruit présent dans S_{11} est inférieur au bruit présent dans S_{12} .

Nous définissons, ensuite, un ensemble d'hypothèses Θ tel que $\Theta = \{H_k, \forall k = 1, \dots, K - 1\}$ où l'hypothèse H_k signifie : « la limite de fauche passe par le point d'indice k ». La phase suivante consiste à construire des classes de mesures propres au type de modèle choisi, associées aux hypothèses. Il s'agit de mesures de probabilités dans le cas du modèle probabiliste (à partir de

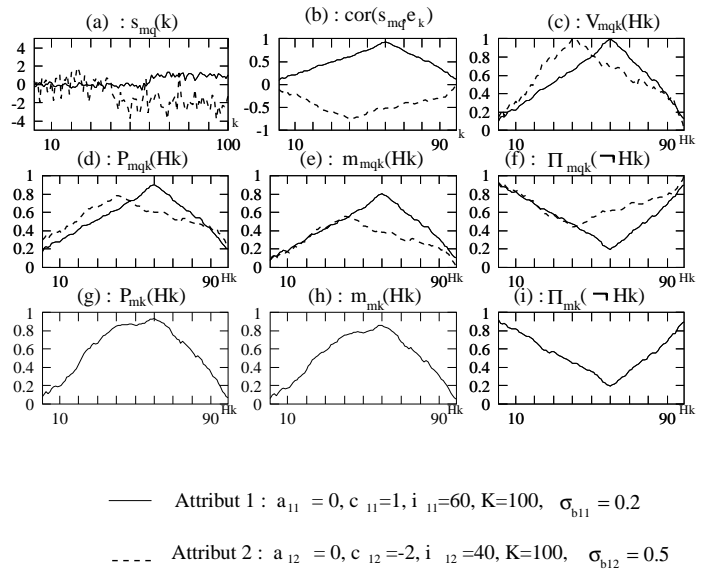


Figure 7. – Exemple de fusion.

l'équation (6) page 6), de fonctions de masse dans le cas du modèle basé sur la théorie de l'évidence (à partir de l'équation (9) page 6) ou de mesures de possibilités dans le cas du modèle possibiliste (à partir de l'équation (15) page 7). Ces mesures sont représentées sur les courbes (d) ($P_{11}(H_k)$ et $P_{12}(H_k)$) (e) ($m_{11}(H_k)$ et $m_{12}(H_k)$) et (f) ($\Pi_{11}(-H_k)$ et $\Pi_{12}(-H_k)$) de la figure 7. La fusion des deux attributs est ensuite effectuée en appliquant les opérateurs de fusion propres au modèle utilisé. Il s'agit de l'opérateur de fusion bayésien dans le cas du modèle probabiliste, de la somme orthogonale dans le cas du modèle basé sur la théorie de l'évidence et de l'opérateur minimum dans le cas du modèle possibiliste. Le résultat de cette fusion est représenté sur les courbes (g), (h) et (i) de la figure 7.

Le critère de choix, conduisant à la détermination de l'hypothèse la plus vraisemblable est un maximum de probabilité *a posteriori* dans le cas du modèle probabiliste, un maximum de plausibilité dans le cas du modèle basé sur la théorie de l'évidence et un minimum de possibilité (portant sur $-H_k$) dans le cas du modèle possibiliste. Ces critères conduisent aux résultats suivants : l'hypothèse la plus vraisemblable est H_{60} . Ce résultat correspond à la position de la limite de travail dans S_{11} , qui est le signal le moins bruité.

5. module de décision

Dans le paragraphe précédent, l'hypothèse la plus vraisemblable pour chaque capteur (demi-image supérieure, demi-image inférieure, télémètre laser) est calculée grâce aux modèles de fusion

d'attributs. La phase suivante consiste à mettre en œuvre un système de raisonnement conduisant à prendre une décision sur le type de commande à utiliser. Nous définissons une notion d'accord entre les capteurs et nous construisons un raisonnement basé sur l'utilisation de règles d'inférences du type « SI... ET... ALORS ». Pour cela, nous utilisons un formalisme flou [13]

5.1. définition des variables du système et des ensembles linguistiques

Le système est composé de plusieurs variables d'entrée. D'une part, nous prenons en compte la fiabilité associée à chaque estimation. D'autre part, nous définissons une notion d'accord entre les deux capteurs, liée à la distance euclidienne entre les estimations issues de ces deux capteurs. Nous définissons donc les variables numériques suivantes :

- f_d : fiabilité associée à l'estimation de la droite image par laquelle passe la limite de fauche.
- f_p : fiabilité associée à l'estimation du point télémétrique par lequel passe la limite de fauche.
- d_{eucl} : distance euclidienne entre les estimations effectuées par les deux capteurs.

Nous structurons alors les variables f_p et f_d , utilisées pour quantifier les fiabilités, en deux ensembles linguistiques définis de la façon suivante :

- AF : *suffisamment fiable*
- PAF : *pas assez fiable*

De plus, les variables f_p et f_d sont à valeurs dans $[0, 1]$. Nous avons choisi une structuration linguistique floue très simple, pour ces deux variables, dont l'expression est la suivante :

$$\mu_{AF}(f_d) = f_d \quad (22)$$

$$\mu_{PAF}(f_d) = 1 - f_d$$

L'expression de la structuration linguistique floue de la variable f_p , fiabilité associée au point télémétrique est identique.

Nous structurons la variable d_{eucl} , distance euclidienne, aussi en deux ensembles linguistiques définis de la façon suivante :

- AC : sources en accord
- DAC : sources en désaccord

La structuration linguistique floue choisie pour cette variable est la suivante :

$$\mu_{AC}(d_{eucl}) = \max\left(0, 1 - \frac{d_{eucl}}{d_{eucl\max}}\right) \quad (23)$$

$$\mu_{DAC}(d_{eucl}) = \min\left(1, \frac{d_{eucl}}{d_{eucl\max}}\right)$$

Le paramètre $d_{eucl\max}$ représente la valeur de la distance euclidienne à partir de laquelle les deux capteurs sont considérés en désaccord total.

La sortie du système est un type de commande à appliquer au véhicule. Nous définissons trois types de commande possibles :

- Commande vision : la loi de commande est une loi de type CRV (commande référencée vision) [5] qui utilise des informations issues du capteur vision. Nous lui associons l'ensemble flou C_1 : *la commande est basée sur l'information image*.
- Commande télémétrique : la loi de commande est une loi proportionnelle dérivée par rapport à l'information télémétrique. Nous lui associons l'ensemble flou C_2 : *la commande est basée sur l'information télémétrique*.
- Prédiction : la prédiction consiste à envoyer une commande nulle à la machine afin d'aller tout droit. Si ce mode est choisi pendant un nombre d'itérations important, une alarme est déclenchée. Nous lui associons l'ensemble flou C_3 : *la commande est basée sur un mode de prédiction*.

5.2. affectation des variables f_p et f_d

Le module de fusion d'attributs permet d'estimer, pour chaque capteur, l'hypothèse la plus vraisemblable (chaque capteur possède son propre référentiel). Ainsi, pour chaque bande image, nous connaissons le point par lequel la limite de fauche a le plus de chances de passer. En regroupant les deux bandes images, nous construisons une droite qui est le modèle de la limite de fauche la plus vraisemblable. La variable f_d , représente la fiabilité associée à cette droite et se définit, en fonction du type de modèle, de la façon suivante :

- Dans le cas du modèle probabiliste, f_d est déterminée par la conjonction des hypothèses (non mutuellement exclusives) les plus vraisemblables pour chaque bande image :

$$f_d = P(H_{i1}) \cdot P(H_{i2}) \quad (24)$$

où $P(H_{i1})$ et $P(H_{i2})$ représentent respectivement les probabilités *a posteriori* $P(H_i | \{[V_{q'k}, F_{q'k}] \text{ pour } q' = 1, \dots, Q\})$ pour la bande image supérieure et pour la bande image inférieure. La formule (24) implique que les probabilités calculées pour la bande image supérieure et pour la bande image inférieure sont indépendantes. Les deux bandes images ne se chevauchant pas, cette hypothèse semble cohérente. Malgré tout, l'interface étant assez proche d'une verticale, il pourrait être intéressant de tenir compte d'une probabilité conditionnelle.

- Dans le cas du modèle basé sur la théorie de l'évidence, la variable f_d est définie par un minimum de croyance. Cet opérateur s'explique de la façon suivante : c'est le minimum de croyance entre les deux points estimés qui fixe la croyance globale sur la droite, d'où la formule suivante :

$$f_d = \min(\text{bel}(H_{i1}), \text{bel}(H_{i2})) \quad (25)$$

– Dans le cas du modèle possibiliste, la valeur de la variable f_d est obtenue par la formule suivante :

$$f_d = 1 - \max(\Pi(\neg H_{i_1}), \Pi(\neg H_{i_2})) \quad (26)$$

Le capteur télémétrique ne possède qu'un attribut. La phase de fusion n'est donc pas utile. Néanmoins, nous associons une variable f_p construite à partir des mesures correspondantes au type de modèle choisi. $f_p = P(H_{i_2})$ dans le cas du modèle probabiliste, $f_p = \text{bel}(H_{i_2})$ dans le cas du modèle basé sur la théorie de l'évidence, et $f_p = 1 - \Pi(\neg H_{i_2})$ dans le cas du modèle possibiliste. H_{i_2} est l'hypothèse la plus vraisemblable, d'après le capteur télémétrique.

5.3. le système d'inférence

Un système de raisonnement à base de règles d'inférence peut être construit afin de déterminer le type de stratégie de commande à choisir. Nous proposons alors un raisonnement prudent et un raisonnement complémentaire. Pour le raisonnement prudent, les résultats issus des deux capteurs doivent être redondants pour que la détection soit validée et qu'une commande de type vision soit appliquée. Pour le raisonnement complémentaire, si l'un des deux capteurs est fiable, cela suffit pour choisir une commande basée sur les informations issues de ce dernier (avec une préférence pour la vision, dont l'information est plus riche si les résultats issus des deux capteurs sont fiables). Les règles choisies sont alors les suivantes :

pour le raisonnement prudent :

– **Si** la droite image est fiable et le point télémétrique est fiable et les deux sources sont en accord, **alors** la commande est de type vision, **sinon** la commande est de type prédiction.

pour le raisonnement complémentaire :

– **Si** la droite image est fiable et la distance euclidienne n'est pas élevée et le point télémétrique est fiable **alors** la commande est de type image.

– **Si** la droite image est fiable et le point télémétrique n'est pas fiable **alors** la commande est de type image.

– **Si** la droite image est non fiable et le point télémétrique est fiable **alors** la commande est de type télémétrique.

– **Si** la droite image est fiable et le point télémétrique est fiable et la distance euclidienne est élevée, **alors** la commande est de type prédiction.

– **Si** la droite image n'est pas fiable et le point télémétrique n'est pas fiable **alors** la commande est de type prédiction.

La quatrième règle traduit un cas de dysfonctionnement du système. En effet, si les deux capteurs sont fiables, mais ne sont pas en accord, c'est que l'un d'eux se trompe, mais on ne sait pas lequel. Dans ce cas, nous préférons adopter une attitude prudente. Afin de coder ce système d'inférence, nous utilisons les règles suivantes :

$$\mu_{F \cup G}(u) = \max(\mu_F(u), \mu_G(u)) \quad (27)$$

$$\mu_{F \cap G}(u) = \min(\mu_F(u), \mu_G(u))$$

Nous obtenons donc :

– Pour le raisonnement prudent :

$$\mu_{C1}(f_d, f_p, d_{eucl}) = \min(\mu_{AF}(f_d), \mu_{AF}(f_p), \mu_{AC}(d_{eucl})) \quad (28)$$

$$\mu_{C3}(f_d, f_p, d_{eucl}) = 1 - \mu_{C1}(f_d, f_p, d_{eucl}) \quad (29)$$

– Pour le raisonnement complémentaire :

$$\mu_{C1}(f_d, f_p, d_{eucl}) = \max(\min(\mu_{AF}(f_d), \mu_{AF}(\Pi(f_p))), \mu_{AC}(d_{eucl})), \min(\mu_{AF}(f_d), \mu_{PAF}(f_p))) \quad (30)$$

$$\mu_{C2}(f_d, f_p, d_{eucl}) = \min(\mu_{PAF}(f_d), \mu_{AF}(f_p)) \quad (31)$$

$$\mu_{C3}(f_d, f_p, d_{eucl}) = \max(\min(\mu_{AF}(f_d), \mu_{AF}(f_p)), \mu_{DAC}(d_{eucl})), \min(\mu_{PAF}(f_d), \mu_{PAF}(f_p))) \quad (32)$$

Le type de commande à appliquer est déduit en considérant la valeur maximale des trois degrés d'appartenance obtenus.

6. résultats

Pour la mise au point du système, nous disposons de 11 séquences de 50 images acquises dans des conditions d'éclairage diverses. De plus, les données télémétriques sont perturbées par la présence de poussière dans certaines de ces séquences. Des tests ont été effectués afin de quantifier les imprécisions des mesures dues au fonctionnement du moteur et des organes de battage de la machine [2]. Pour la caméra, ces bruits possèdent un écart type de l'ordre de 16 pixels, soit la taille d'une imagerie.

6.1. fusion des attributs

Dans l'exemple que nous présentons, le sol, très clair, est la cause du mauvais fonctionnement des paramètres de luminance (cf. figure 8). Les courbes (a) (b) (c) et (d) de la figure 9 montrent les erreurs d'estimation en pixels, pour chacun des 4 attributs images. Nous constatons que cette erreur est importante, dans certaines parties de la séquence, pour les deux attributs de luminance (moyenne et écart type). Par contre, les erreurs issues des deux attributs de texture sont faibles. Sur les courbes (e), (f),

(g) et (h), nous observons l'évolution du facteur de qualité associé. Nous constatons que celui-ci est plus élevé pour les deux attributs de texture que pour les deux attributs de luminance. Ils sont en accord avec les erreurs d'estimation issues des attributs correspondants.

Les courbes (i) (j) et (k) montrent les erreurs d'estimation à la sortie du module de fusion issues respectivement du modèle probabiliste, possibiliste ou basé sur la théorie de l'évidence. Les erreurs, en sortie de ces dernières, sont proches de l'erreur minimum des attributs. Nous constatons que la réaction des trois modèles est proche. Ceci semble normal car les trois modèles de fusion sont construits à partir d'une formalisation du problème, autour de 4 règles communes.

Nous calculons, pour chaque attribut, et chaque type de modèle, l'erreur moyenne d'estimation et l'écart type de cette erreur, sur les 50 images de la séquence. Ces valeurs sont représentées sur la figure 10. Nous constatons que l'écart type et la moyenne des erreurs en sortie du module de fusion sont proches de celles du meilleur des attributs. L'erreur moyenne est de l'ordre de 14 pixels et l'écart type est de l'ordre de 5 pixels. Ces résultats sont convenables dans une optique de guidage.

6.2. module de décision

Les performances du module de décision se quantifient en fonction des erreurs moyennes de l'estimation de la position de la limite de fauche (calculées à partir des vérités terrain) corres-



Figure 8. – Première image de la séquence test.

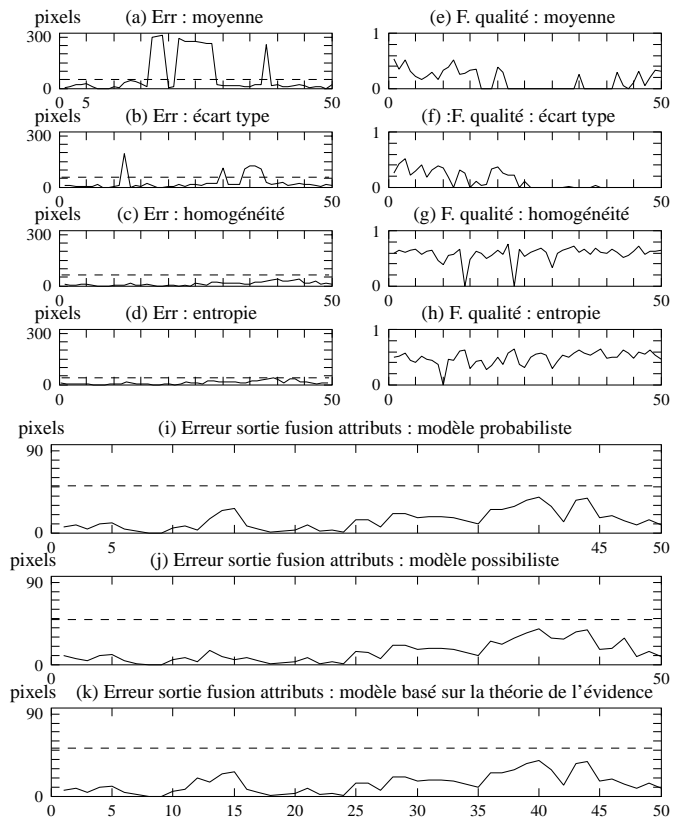


Figure 9. – Comparaison des trois modèles de fusion d'attributs pour la séquence 1.

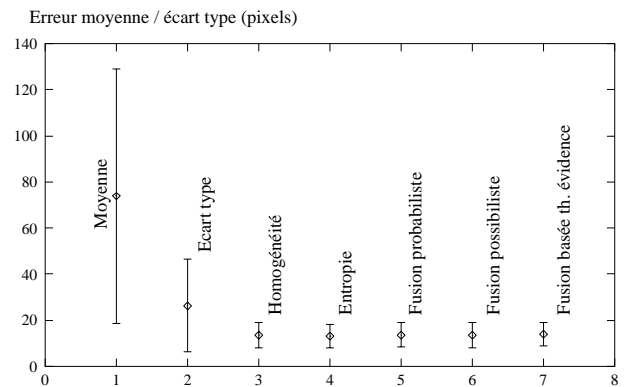


Figure 10. – Comparaison des erreurs moyennes et écarts types pour les trois modèles de fusion d'attributs pour la séquence 1.

pondant à la stratégie choisie et en fonction du nombre d'itérations pour lesquelles une stratégie de commande autre que la prédiction est choisie. Nous avons testé les deux types de raisonnement (prudent et complémentaire), pour chaque type de modélisation (probabilités, possibilités et basé sur la théorie de l'évidence).

Le nombre de mesures pour lesquelles une stratégie de commande de type prédiction est choisie est élevé (43.1%, 40.2%, et 54% respectivement pour le modèle probabiliste, basé sur la théorie de l'évidence et possibiliste) dans le cas du raisonnement prudent.

Dans le cas du raisonnement complémentaire, le nombre de mesures pour lesquelles une stratégie de type prédiction est choisie est beaucoup plus faible (9.2%, 8.6%, et 11.2% respectivement pour le modèle probabiliste, basé sur la théorie de l'évidence et possibiliste). Nous calculons les erreurs moyennes d'estimation de la position de l'interface et l'écart type associé à ces erreurs pour les deux capteurs, sur la totalité des mesures. Puis, les mêmes calculs sont effectués uniquement sur les points pour lesquels une stratégie de commande correspondant au capteur considéré est choisie. Nous regroupons ensuite les deux stratégies, correspondant respectivement à une commande basée sur une information vision et une commande basée sur une information télémétrique afin de calculer une erreur moyenne globale à la sortie du module de décision.

Nous constatons que les erreurs obtenues en sortie du module de raisonnement sont faibles. En fait, elle sont proches du bruit des mesures. La figure 11 donne une représentation graphique de ces valeurs.

6.3. essais sur le terrain

Le système est composé d'un bus VME, sur lequel sont reliées des cartes de communication, ainsi qu'une carte biprocesseur 68060, elle même associée à une carte fille, d'acquisition vidéo. La partie algorithmique fonctionne sous le système temps réel OS9. La durée d'une itération varie entre 150 et 250 ms ; ce qui est satisfaisant pour une vitesse d'avancement d'environ 4.5 km/h. Embarqué dans une moissonneuse batteuse, ce système pilote un

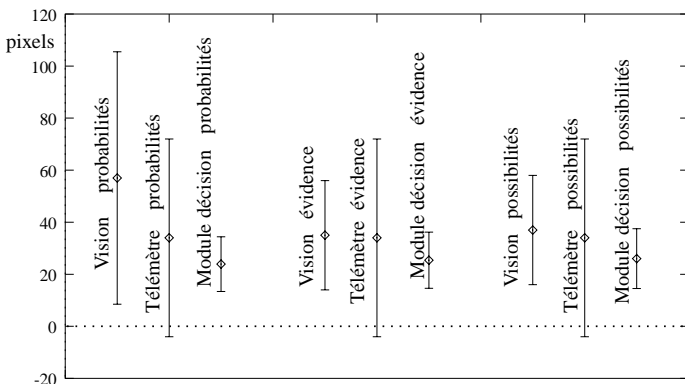


Figure 11. – Erreurs et écart type des estimateurs avant et après le module de décision.

module d'asservissement bas niveau agissant sur l'angle des roues du véhicule. Pour la partie vision, nous utilisons une commande référencée vision [5]. Pour la partie télémétrique, c'est une commande proportionnelle. Le conducteur actionne le déclenchement du pilotage automatique en agissant sur une pédale. Il peut, à tout moment, reprendre le contrôle du véhicule par une action sur le volant. Il est renseigné sur l'état du système par l'intermédiaire d'un moniteur. Une fois positionné dans la raie, et après avoir contrôlé l'absence d'alarme sur le moniteur, il déclenche le guidage automatique. Sauf apparition d'une alarme, il ne reprendra le contrôle du véhicule qu'une fois le passage terminé, pour effectuer un demi-tour.

Durant la campagne d'essais 1999, nous avons testé le système d'aide au guidage d'une moissonneuse batteuse dans des conditions réelles (champ de blé de 5 ha). La présence des deux capteurs apporte une redondance d'informations qui permet de valider la détection de la position de la limite de fauche. Lorsque la fiabilité de cette dernière est trop faible, le système bascule dans un mode de prédiction et repasse en commande vision ou télémétrique lorsque les mesures deviennent discriminantes à nouveau. Si le mode de prédiction persiste, le système déclenche une alarme. Nous n'avons pas constaté, sur les 5 ha de moissons effectués, de sortie de la machine alors qu'elle se trouvait en mode automatique sans alarme.

Le système est donc bien une aide au guidage dans le sens où il commande le véhicule lorsque les informations qui lui sont fournies par le module de perception sont suffisamment fiables et redondantes. Dans un mode de raisonnement en stratégie prudente, il faut que les informations provenant des deux capteurs soient fiables et en accord, pour être en mode automatique. Or, il est assez fréquent qu'un nuage de poussière passe devant le télémètre. Cette perturbation a pour conséquence de faire basculer le système en mode prédiction, alors que l'information issue de la vision est correcte et fiable. Le fait d'utiliser une stratégie complémentaire implique que dans un cas de figure similaire, l'action choisie est une commande de type vision. Dans ce cas, une confiance quasi aveugle est faite aux facteurs de qualité. Nous avons constaté un bon comportement de ces derniers.

7. conclusion

Les méthodes choisies ont rendu possible la quantification de la fiabilité et sa propagation tout au long du système. D'une manière plus générale, il est important d'associer à un traitement, un critère de fiabilité traduisant la confiance que l'on accorde au résultat obtenu. Dans cette étude, nous avons lié la notion de fiabilité avec une quantité de bruit présent dans les signaux : plus un signal est bruité, plus le résultat d'un traitement issu de ce dernier risque d'être erroné. La méthode d'extraction de la limite de fauche, basée sur l'utilisation de la corrélation fonctionne

de manière satisfaisante et nous l'avons comparée, en terme de performances, à l'opérateur de Deriche dans [2].

L'utilisation de deux capteurs a permis d'apporter une redondance d'informations et de valider chaque détection. Avec l'accroissement de la puissance des calculateurs, nous nous orientons vers des systèmes possédant de plus en plus de capteurs.

Les trois modèles de fusion que nous proposons présentent des performances similaires. Ceci s'explique par le fait qu'ils ont été construits à partir de la même formalisation du problème (sous forme de règles) et qu'ils respectent ces dernières. Cela ne signifie en aucun cas que la théorie des probabilités, la théorie des possibilités et la théorie de l'évidence sont similaires en terme de performances. Le choix de la « bonne » théorie s'effectue en fonction de l'application. Par exemple, la théorie des probabilités pourra être préférée lorsqu'une étude statistique peut être réalisée sur des connaissances *a priori* du système. Par contre, une approche possibiliste est préférable lorsque des notions incertaines et imprécises sont traduites de façon naturelle dans le problème à résoudre. La théorie de l'évidence est préférable, par exemple, lorsque les informations dont on dispose portent sur des sous-ensembles d'hypothèses.

Le module de raisonnement flou est assez simple et donne satisfaction, dans des conditions réelles. Néanmoins, des modifications peuvent être envisagées sur plusieurs points. D'une part, la structuration linguistique pourrait être revue afin d'être plus précise (la fiabilité pourrait être divisée en trois sous-ensembles : non fiable, moyennement fiable, et fiable). D'autre part, la sortie pourrait être une commande hybride, combinaison linéaire de la commande vision, de la commande télémétrique, et de la commande prédictive, issue du système d'inférence. Ainsi, le passage d'un type de commande à un autre s'effectuerait de façon plus douce.

Les travaux de recherche concernant des systèmes d'aide au guidage d'engins agricoles ont atteint une maturité suffisante pour être industrialisés. Le constructeur allemand CLAAS propose un système d'aide au guidage d'une moissonneuse batteuse utilisant un télémètre laser à balayage pour localiser la limite de fauche. Pour l'instant, le module de perception se limite à un capteur mais, à court terme, l'utilisation de modules multi-capteurs va permettre d'améliorer les performances globales des systèmes d'aide au guidage.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A. Appriou. Probabilités et incertitude en fusion de données multi-senseurs. *Revue scientifique et technique de la défense*, 1991.
- [2] T. Chateau. *Détection robuste d'interface par fusion d'informations incertaines : application à l'aide au guidage d'engins agricoles*. Thèse de doctorat de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, France, Octobre 1999.
- [3] T. Chateau, C. Debain, F. Collange, L. Trassoudaine, and J. Alizon. Fusion d'attributs : application au guidage d'engins agricoles. Dans Cépaduès éditions, *Rencontres Francophones sur la logique Floue et ses Applications*, pages 141–148, Valenciennes, 21–22, Octobre 1999.
- [4] L. Cordesses, C. Cariou, P. Martiner, and C. Thibaud. Cp-dggs based combine harvester control without orientation sensor. In *ION GPS'99, The satellite Division of the Institute of Navigation*. 12th International Technical Meeting, Nashville Convention Center, Nashville, Tennessee, September 1999.
- [5] C. Debain. *Lois de commande pour le contrôle et la mobilité de machines agricoles*. Thèse de doctorat de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, 1996.
- [6] R. Deriche. Détection optimale de contours avec une mise en œuvre récursive. *Proc. du 11^{ème} colloque GRETSI-NICE, du 1^{er} au 5 Juin 1987*, pages 483–486, Juin 1987.
- [7] M. Derras. *Segmentation non supervisée d'images texturées par champs de Markov : Application à l'automatisation de l'entretien des espaces naturels*. Thèse de doctorat de l'Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, Décembre 1993.
- [8] D. Dubois and H. Prade. *Théorie des possibilités*. Masson, Paris, France, 2^e édition, 1987.
- [9] G. Elkain, M. O'Connor, T. Bell, and B. Parkinson. System identification and robust control of farm vehicles using cdggs. In *10th International technical meeting of the satellite division of the Institute of navigation - ION GPS-97*, Kansas City, 16-19 Septembre 1997.
- [10] W. Feller. *An Introduction to Probability Theory and its Applications*. Wiley, New York, 1966.
- [11] R.M Haralick. Statistical approaches to texture. In *IEEE*, volume 5, pages 786–804, 1979.
- [12] JP. Haton. *Le raisonnement en intelligence artificielle*. InterEdition, 1991.
- [13] G.J. Klir. *Fuzzy sets and fuzzy logic : theory and applications*. Prentice hall, 1995.
- [14] N. Noguchi, J.F. Reid, J. Will, E.R. Benson, and T.S Stombaugh. Vehicle automation system based on multi-sensor integration. *ASAE Paper N° 983111, American Society of Agricultural Engineers*, St. Joseph, MI, 1998.
- [15] M. Ollis and A. Stentz. First results in vision-based crop line tracking. In *IEEE*, editor, *International Conference on Robotics and Automation*, pages 951–956, Minneapolis, Minnesota, 1996.
- [16] M. Ollis and A. Stentz. Vision based perception for an automated harvester. In *IEEE/RSJ*, editor, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and systems*, volume 3, pages 1838–1844, Grenoble (France), 1997.
- [17] P. Pujas and M.J Aldon. Etalonnage d'un système de fusion caméra-télémètre pour la fusion multi-sensorielle. Dans *Congrès AFCET RFIA'96*, pages 1074–1081 Vol2, Rennes, Janvier 1996.
- [18] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press, New Jersey, 1976.
- [19] L. Trassoudaine, J. Alizon, L. Gallice, and F. Collange. *Advanced Vehicle and Infrastructure Systems : Computer Application, Control and Automation, chapter A Camera Telemeter Multisensory System for Obstacle Avoidance*, pages 261–287. Ltd, 1997.
- [20] L.A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and system*, 1 : 3-28, 1978.

Manuscrit reçu le 28 février 2000.

Fusion d'informations incertaines

LES AUTEURS

Thierry CHATEAU



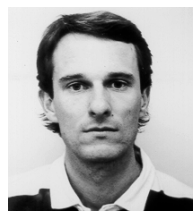
Thierry Chateau est ingénieur du CUST (1995) et Docteur en Electronique de l'Université Blaise Pascal spécialisé en Vision pour la robotique. Il est actuellement chercheur contractuel au Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique, et d'Automatique (LASMEA) de Clermont-Ferrand. Ses travaux portent sur la fusion de données incertaines et le traitement d'images pour les véhicules intelligents.

Christophe DEBAIN



Christophe Debain est Docteur en Electronique de l'Université Blaise Pascal spécialisé en Vision pour la robotique. Il est actuellement Chargé de Recherche au Cemagref de Clermont-Ferrand. Ces travaux concernent plus particulièrement, l'analyse de texture multi-échelles et la fusion de données appliquées à la mesure de caractéristiques physiques de produits agricoles et au guidage d'engins.

Laurent TRASSOUDAIN



Laurent Trassoudaine est ingénieur du CUST (1990) et docteur de l'université Blaise Pascal (1993). Il est maître de conférences à l'I.U.P. Génie des Systèmes Industriels de cette université depuis 1993. Son activité de recherche est consacrée à l'analyse d'images de profondeur et à la fusion de données multisensorielles.

Pierre BONTON



Pierre Bonton, professeur à l'université Blaise Pascal, est responsable du département de Physique. Il est chercheur au Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique, et d'Automatique (LASMEA) à Clermont-Ferrand et travaille sur la segmentation d'images couleur. Ses travaux sont orientés vers la robotique agricole et la reconnaissance de particules en suspension dans l'air (pollens). Il a ouvert, depuis douze ans, un atelier de théâtre et sciences.

François COLLANGE



François COLLANGE est Maître de conférences à l'IUT de Clermont-Ferrand. Après une thèse de doctorat en Electronique en 1986, il a rejoint en 1987 le Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau. Depuis 1990, il travaille au Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique, et d'Automatique (LASMEA). Ses recherches portent sur les méthodes de fusion de données multicapteurs.