FUSION MULTICAPTEUR ET INFORMATIONS CONTEXTUELLES

Vincent Nimier

ONERA
BP72 92322 CHATILLON CEDEX

RESUME

Nous proposons, dans cet article, une méthode permettant de combiner des informations symboliques avec des informations numériques pour obtenir un processus d'estimation supervisé par un niveau d'analyse du contexte. L'application visée, ici, est la fusion de données. En effet les algorithmes implantés dans les systèmes multicapteurs doivent être conçus pour que le système fonctionne d'une façon nominale dans toutes les conditions opérationnelles. Pour cela le système doit adapter l'importance qu'il accorde à chaque capteurs, de sorte qu'à tout instant l'estimation tienne compte du contexte ; cette importance est accordée au vu de critères établis au préalable par un expert.

ABSTRACT

We propose, in this paper, a method for combining symbolic and numerical informations. The objective is to have a supervised estimation process. The supervisation is made by a level of treatement which analyse the context so that the estimation process is adaptated to it. The application is data fusion and the algorithms which are inplanted into multisensor systems. The result is to favorise the mesurements provided by the sensors adapted to the context and to minimize the importance of those that are not adapted.

1 Introduction

Les développements récents des systèmes de perception convergent actuellement vers l'utilisation conjointe de capteurs multiples [1]. En effet, les bénéfices attendus sont prometteurs : une capacité plus importante d'analyse des situations complexes, une robustesse accrue à l'environnement. Les domaines concernés touchent aussi bien le milieu industriel pour les tâches d'assemblage, la robotique mobile, que le milieu militaire dans le domaine du commandement et du contrôle de champs de bataille, de la poursuite de cibles, ou de la navigation d'engins aériens. L'intégration et la fusion d'informations multiples sont devenues dès lors une voie d'investigation et de recherches très actives.

Dans le domaine de la poursuite de cibles [2], [3], [6], [7], [10], les algorithmes proposés pour la fusion de données sont basés sur une approche exclusivement probabiliste. Les filtres de Kalman développés et leurs extensions IMM, PDAF, JPDAF, ... [2], supposent que les capteurs qui composent le système ont des caractéristiques connues. En outre, le contexte n'est jamais pris en compte, ce qui suppose, implicitement, que celui-ci est favorable à l'utilisation simultanée de l'ensemble des capteurs. Cette hypothèse est, à l'évidence, souvent très loin d'être vérifiée. Pour qu'un système multicapteur puisse fonctionner d'une façon nominale dans toutes les conditions pour lesquelles il a été conçu, il faut analyser le contexte et adapter le système à celui-ci. Le résultat est simplement de privilégier, dans les algorithmes, les mesures issues des capteurs en état nominal de fonctionnement et de réduire l'importance de celles qui sont aberrantes au vu de certains critères établis au préalable.

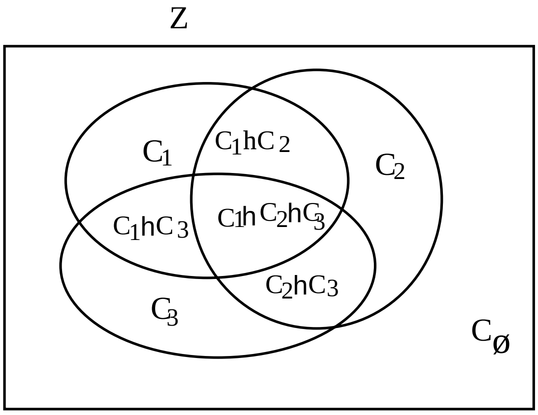
Nous proposons dans cet article une méthode, et les équations de filtrage associées, permettant de prendre en compte le contexte pour un système multicapteur. Cette méthode, qui utilise la notion de probabilité d'événement flou, s'inscrit dans le domaine de la fusion numérique-symbolique et élargit les travaux initialement menés dans [8]. Les algorithmes et les résultats de simulations pourront être trouvés dans [9]. L'organisation de cet article est la suivante : L'espace contextuel est défini dans la deuxième partie et la probabilité de validité pour un groupement de capteurs dans la troisième partie. La quatrième partie décrit les équations d'estimation qui prennent en compte le contexte et conduisant à des équations de filtrage spécifiques. Nous terminerons par une conclusion.

2 Espace contextuel : définition.

La prise en compte du contexte apparaît comme une idée assez naturelle pour une personne en charge de la réalisation d'un système. Cependant sa mise en œuvre effective n'est pas immédiate et aboutit souvent à l'élaboration de quelques heuristiques et à l'évaluation de coefficients dit " de confiance" ; l'ensemble fournissant un résultat satisfaisant quoique dépendant de l'application concernée. Il n'existe, à notre connaissance, pas de méthodologie générale permettant de formaliser le problème. Nous proposons dans cet article un formalisme. Celui-ci permet de définir un espace contextuel et d'établir, sur cet espace, une logique de fonctionnement du système. La logique adoptée sera la logique floue qui sera ensuite utilisée pour superviser le processus d'estimation.

2.1 Définition.

Nous considérerons dans la suite un système S constitué de n capteurs. Les variables contextuelles seront désignées par les lettres z_j, avec $j \in \{1, ..., p\}$, p étant le nombre de variables contextuelles considérées. Dans la pratique z_j peut être un taux de luminosité, un taux de pluviométrie, un paramètre de fonctionnement du capteur, ou un coefficient résultant d'un traitement local sur le signal et permettant d'évaluer la qualité de la mesure du capteur considéré. Un contexte particulier **z** est donc défini par *p* quantités ou valeurs de chaque variable contextuelle, si bien que l'on peut noter $\mathbf{z} = \{z_1, \dots z_p\}$. Les contextes appartiennent à un espace à *p* dimensions noté Z. Un capteur est valide pour un ensemble donné de contextes qui est représenté par un sous-ensemble noté C_i de Z, avec $i \in \{1, \dots, n\} = N$. La figure 1 illustre cet aspect pour un système composé de trois capteurs. Chaque sous-ensemble C_i, avec $i \in \{1, 2, 3\}$, est représenté ainsi que toutes les intersections entre les sous-ensembles.



Partitionnement de l'espace contextuel
Figure 1

Nous distinguerons ici deux domaines de validité, pour chaque capteur, représentés par les deux notations C_i et c_i. Le domaine de validité inclusif C_i représente le sous-ensemble de contextes pour lequel le capteur n°i est valide, sans préjuger toutefois de la validité des autres capteurs. Le domaine de validité exclusif c_1 représente le sous-ensemble de contextes où seul le capteur n°1 est valide à l'exclusion de tous les autres. Pour un système composé de trois capteurs, la relation logique qui lie les deux domaine est de la forme : $c_1 = C_1 \cap \overline{C}_2 \cap \overline{C}_3$. Cette distinction peut être faite pour toute combinaison de capteurs, ainsi $c_{\{1,2\}} = C_1 \cap C_2 \cap \overline{C}_3$ est le sous-ensemble de contextes dans lequel les capteurs numéro 1 et 2 sont valides mais pas le capteur numéro 3. Plus généralement, pour un système comprenant n capteurs, on peut constituer l'ensemble A={ $c_\emptyset$, c_1, c_2, ..., $c_{\{1,2\}}$, ..., ... c_N} des domaines de validité exclusif de toutes les combinaisons de capteurs, avec :

$$c_J = \bigcap_{j \in J} C_j \bigcap_{i \notin J} \overline{C}_i$$

et $J \in N$. L'ensemble A, constitué d'éléments exclusifs, forme une partition de Z. Notons que $c_\emptyset$ représente une absence de capteur valide $c_\emptyset = \overline{C}_1 \cap \overline{C}_2 \cap \dots \cap \overline{C}_n$. Dans la suite, nous noterons c_J un élément de A, où J désigne un sous-ensemble de l'ensemble d'indices N représentant les capteurs valides.

2.2 Remarque.

La représentation précédente appelle la remarque suivante. En reprenant l'exemple précédent, l'ensemble des contextes pour lesquels les trois capteurs sont simultanément valides $C_1 \cap C_2 \cap C_3$ contient, à l'évidence, un nombre de contextes moins important que l'union des sous-ensembles C_i. De ce fait, une stricte utilisation d'un système multicapteur aux conditions pour lesquelles les capteurs sont simultanément valides limite drastiquement le champ d'utilisation de ce système. D'où la nécessité d'identifier les contextes et de considérer alors l'association de capteurs adaptée à chacun d'eux.

3 Probabilité d'un groupement de capteurs.

3.1 Probabilité de validité d'un capteur.

La notion d'appartenance d'un contexte **z** à un sous-ensemble C_i a été définie ci-dessus dans le sens donné par la logique binaire : cet élément appartient ou n'appartient pas au sous-ensemble considéré. Il peut être profitable d'étendre cette notion à la logique floue. Le degré d'appartenance de la variable **z** au sous-ensemble flou C_i (sans craindre qu'il n'y ait de confusion la notation entre sous ensemble binaire et sous ensemble flou est ici identique) est défini par $\mu_i(\mathbf{z})$; cette fonction prenant alors ses valeurs dans l'intervalle [0,1]. Lorsque l'espace contextuel contient p dimensions, une fonction d'appartenance élémentaire $\mu_{ij}(z_j)$ est défini sur chaque variable élémentaire z_j , et la fonction d'appartenance globale du capteur $\mu_i(\mathbf{z})$ est obtenue par conjonction des fonctions d'appartenance élémentaires :

$$\mu_i(\mathbf{z}) = \mu_{i1}(z_1) \wedge \mu_{i2}(z_2) \dots \wedge \mu_{ip}(z_p)$$

où $\wedge$ est l'opérateur Min de conjonction de la logique floue. Comme précédemment, dès lors qu'un capteur *i* n'a pas de lien direct avec un contexte identifié par la variable z_j, la convention est de prendre $\mu_i(z_j) = 1$ pour toutes les valeurs que prend la variable z_j.

L'utilisation de sous-ensemble flou permet de s'affranchir d'un arbitraire portant sur la définition des bornes de validité de chaque capteur. Ainsi elle donne la possibilité de modéliser l'incertitude inhérente à cette définition. Une seconde source d'incertitude réside toujours dans la composante aléatoire des variables z_j. La combinaison des deux incertitudes est à l'origine de la définition de la probabilité d'un événement flou proposée par Zadeh [10] suivant la relation :

$$P(C_i / \mathbf{z}^m) = \int \mu_i(\mathbf{z})\, p(\mathbf{z} / \mathbf{z}^m)\, d\mathbf{z} \qquad (1)$$

Lorsque l'incertitude liée à la mesure est négligeable, ou encore, si la valeur de la variable est certaine, la densité de probabilité $p(\mathbf{z} / \mathbf{z}^m)$ est remplacée par un Dirac $\delta(\mathbf{z} - \mathbf{z}^m)$ permettant l'identification de la probabilité de l'événement flou à la valeur que prend la fonction d'appartenance au point considéré. $P(C_i/\mathbf{z}^m)$ représente la probabilité pour que **z** appartienne au sous-ensemble flou C_i sachant que le contexte mesuré est $\mathbf{z}^m$.

Lorsque les variables z_j sont indépendantes, la formule (1) se développe suivant :

$$P(C_i / \mathbf{z}^m) = \int \text{Min}\,(\mu_{i1}(z_1),\ldots,\mu_{ip}(z_p))\, p(z_1/z_1^m) \ldots p(z_p/z_p^m)\, dz_1 \ldots dz_p$$

3.2 Probabilité de validité d'une association de capteurs.

Plusieurs capteurs peuvent être associés, la probabilité du groupement qui en résulte est égale à la probabilité de la conjonction des événements flous associés à chaque capteur. Pour deux événements cette probabilité est définie par la relation suivante :

$$P(C_i \cap C_j / \mathbf{z}^m) = \int \text{Min}\,(\mu_i(\mathbf{z}), \mu_j(\mathbf{z}))\, p(\mathbf{z}/\mathbf{z}^m)\, d\mathbf{z}$$

La généralisation à l'intersection de plusieurs événements est immédiate.

La probabilité d'un domaine de validité exclusif en fonction des domaines de validité inclusifs est définie par la formule suivante, dont la démonstration est donnée dans [9] :

$$\beta_J = P(c_J) = \sum_{\{I \subset N / J \subset I\}} (-1)^{|I-J|} P(\cap_{i \in I} C_i) \qquad (2)$$

et $$\beta_\emptyset = P(c_\emptyset) = P(\cap_{j \in N} \bar{C}_j)$$

où I et J sont deux sous-ensembles d'indices correspondant chacun à une partie de l'ensemble N. On note |I-J| le cardinal du sous ensemble I-J. Pour des raisons de simplicité d'écriture, nous avons omis d'écrire le conditionnement par la variable mesurée $\mathbf{z}^m$ dans les probabilités. Ainsi, $P(c_J) = P(c_J/\mathbf{z}^m)$ représente la probabilité pour que le contexte mesuré $\mathbf{z}^m$ appartienne au domaine de validité exclusif c_J. Il existe alors autant de probabilité $P(c_J)$ qu'il y a d'éléments dans A c'est-à-dire 2^n. La condition de normalisation étant par ailleurs vérifiée :

$$\sum_{J \subset N \cup \emptyset} \beta_J = 1$$

4 Prise en compte du contexte dans le processus d'estimation.

4.1 Formulation du problème.

On note $\mathbf{x}_k$ la valeur que prend l'état à l'instant k. Le modèle représentant la dynamique du système est supposé ici linéaire, invariant, et d'équation :

$$\mathbf{x}_k = F\,\mathbf{x}_{k-1} + \nu_k$$

F est la matrice de transition du système. On suppose que ν_k est un vecteur aléatoire gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance : $E(\nu_k \nu_j^T) = Q\,\delta(k,j)$. On suppose, en outre, que les n équations d'observation sont linéaires, de la forme :

$$y_k^i = H_i\,\mathbf{x}_k + b_k^i$$

avec $i \in N$. Les n matrices d'observation sont notées : $H_1, \ldots, H_n$ s. Les bruits d'observations $b_k^1, \ldots, b_k^n$ sont gaussiens de moyennes nulles et de variances $E(b_k^i\, b_l^j) = r_i\,\delta(k,l,j)$.

L'ensemble des mesures fournies par le capteur i jusqu'à l'instant k est noté $\mathbf{y}_k^i = \{ y_l^i \}_{l=1}^{l=k}$ et l'ensemble de toutes les mesures pour tous les capteurs à l'instant k sera noté $\mathbf{y}_k = \{\mathbf{y}_k^i\}_{i=1}^{i=n}$. De plus, pour toute partie $J \subset N$ on notera $\mathbf{y}_k^J = \{ \mathbf{y}_k^i \}_{i \in J}$ l'ensemble des mesures à l'instant k fournies par l'association de capteurs identifiés par J.

4.2 Équations de filtrage pour une association de capteurs .

Pour une association de capteurs dont les indices sont éléments de J, l'estimée au sens de l'erreur quadratique moyenne est donnée par la moyenne conditionnée :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^J = E(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_k^J)$$

Les équations qui résultent de cette estimation sont les équations de Kalman adaptées à la fusion des données [4], [5] qui prend en compte un nombre d'équations d'observation supérieur à 1. L'estimée optimale à l'instant k est donc fournie par la relation :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^J = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^J + \sum_{j \in J} K_J^j(k)\,(y_k^j - H_j\,\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^J) \quad (3)$$

où $K_J^j(k)$ est le gain de Kalman associé au capteur j. L'écriture des équations de Kalman pour un système multicapteur est plus simple sous la forme information, et c'est cette forme que nous reprenons ici, sachant que la mise en œuvre effective du filtre ce prête mieux à une programmation séquentielle [7]. Le gain de Kalman prend donc la forme :

$$K_J^j(k) = P_J(k/k) H_j^T\, r_j^{-1} \qquad (4)$$

La matrice des erreurs de prédiction a posteriori $P_J(k/k)$ est obtenue par la forme récurrente sur les inverses :

$$P_J^{-1}(k/k) = P_J^{-1}(k/k-1) + \sum_{j \in J} H_j^T\, r_j^{-1}\, H_j \qquad (5)$$

Pour un système composé de n capteur le filtre de Kalman pour la fusion est basé sur les équations précédentes en remplaçant J par N.

4.3 Équations du filtre avec prise en compte du contexte

Nous allons considérer maintenant toutes les associations de capteurs J possibles, avec JyN, et composer à partir de celles-ci une estimée globale. D'une façon générale, l'estimée optimale en moyenne quadratique s'écrit :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = E(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_k)$$

La prise en compte du contexte est introduite grâce à l'utilisation de la règle des causes totales :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = \sum_{\text{JyN}} E(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_k , c_J)\ P_k(c_J) \qquad (6)$$

Le conditionnement par la variable c_J a comme effet de ne tenir compte, dans le vecteur d'observation, que des mesures issues des capteurs valides qui sont identifiées par J. En identifiant la probabilité $P_k(c_J)$ au coefficient $\beta_J(k)$, l'équation (6) devient alors :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = \mathbf{x}_0\, \beta_ø(k) + \sum_{\text{JyN}} \beta_J(k) E(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_k^J) \qquad (7)$$

L'estimée correspondant à la fusion globale est décomposée en fonctions des fusions partielles. En l'absence de mesure valide, $\mathbf{x}_0$ peut être avantageusement remplacé par la prédiction de l'état $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$. Les fusions partielles $E(\mathbf{x}_k / \mathbf{y}_k^J)$ sont remplacées par leurs valeurs données en (3), où l'on a substitué chaque prédiction $\hat{\mathbf{x}}^J_{k/k-1}$ au sens de l'association J par la prédiction de l'état $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$ fournie par la fusion globale à l'instant précédent. La relation (7) devient :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = -s_{k/k-1} + \sum_{\text{JyN}} \sum_{j\text{eJ}} \beta_J(k)\, K_J^j(k)(y_k^j - H_j \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1})] \qquad (14)$$

Cette dernière relation peut prendre une forme plus simple en adoptant la notation :

$$K_j(k) = \sum_{\{J / j\text{eJ}\}} \beta_J(k) K_J^j(k) \qquad (8)$$

où {J / jeJ} est l'ensemble de tous les groupements de capteurs qui contiennent le capteur j, ce qui conduit à écrire l'équation de renouvellement de l'état sous la forme :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \sum_{j\text{eN}} K_j(k)(\mathbf{y}_k^j - H_j \hat{x}_{k/k-1})] \qquad (9)$$

La matrice de covariance a posteriori est obtenue grâce à la relation suivante [2] :

$$\hat{P}_{k/k} = \sum_{\text{JyNuø}} \beta_J(k) [\hat{P}_J(k/k) + (\hat{\mathbf{x}}_{k/k} - \hat{\mathbf{x}}^J_{k/k})(\hat{\mathbf{x}}_{k/k} - \hat{x}^J_{k/k})^T] \qquad (10)$$

qui correspond à la matrice de covariance d'un mélange de lois gaussiennes. $\hat{P}_J(k/k)$ est la matrice de covariance a posteriori correspondant à chaque groupement de capteurs J donnée par (5).

Enfin, à partir de l'état et de la matrice de covariance, les équations de prédiction sont :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1/k} = F\, \hat{x}_{k/k} \quad \text{et} \quad \hat{P}_{k+1/k} = F \hat{P}_{k/k} F^T + Q \qquad (11)$$

5. Conclusion

Nous avons proposé un algorithme de fusion de données permettant de tenir compte du contexte. Cette prise en compte est essentielle pour un système multicapteur car elle permet de ne sélectionner à tout instant que les mesures pertinentes et de réduire l'importance ou simplement d'exclure les mesures qui pourraient perturber le signal utile. Le contexte est donc analysé par un niveau de traitement que l'on pourrait qualifier de symbolique puisqu'il résulte d'une analyse préalable, par un expert, des différentes situations pouvant survenir dans l'utilisation du système et des moyens à mettre en œuvre face à celles-ci. Ce niveau de traitement permet de superviser des traitements classiques de traitement du signal qualifié de numérique. Cette approche permet de montrer la dualité qu'il existe entre les deux traitements et illustre la synergie qui peut en résulter. Outre la poursuite de cibles aériennes, nous pensons que de nombreuses applications peuvent bénéficier du formalisme développé ici.

6. Références

[1] Appriou A. "Perspectives liées à la fusion de données" Science et défense 90, Dunod, Paris, Mai 1990.

[2] Bar-Shalom, Y., Fortman, T.E., Tracking and data association, New York: Academic Press, 1988.

[3] Bar-Shalom Y. "Multitarget - Multisensor Tracking: Application and Advances", Artech House, 1992.

[4] Chong C.Y. "Hierarchical Estimation", Proc. 2nd MIT/ONR Workshop on Distributed Communication and Decision Problems, Monterey, CA, June 1979.

[5] Chong C.Y., Mori S.,Tse E, Whisner R.P. "Distributed Estimation in Distributed Sensor Networks", Proc IEEE American Control Conference, Arlington, CA, June 1979.

[6] Haimovich A.M. "Fusion of Sensors with dissimilar Measurement/tracking accuracies", IEEE trans. on AES, Vol 29, Jan 1993.

[7] Houles A., Bar-Shalom Y. "Multisensor Tracking of a Maneuvring Target in Clutter", IEEE trans. on AES, Vol 25, March 1989.

[8] Nimier V. "Introduction d'informations contextuelles dans les algorithmes de poursuites multi-capteurs", IPMU 94, Paris 1994.

[8] Nimier V. "Introduction d'informations contextuelles dans les algorithmes de poursuites multi-capteurs", Soumi au journal T.S.

[10] Zadeh L.A., “Probability Measures of Fuzzy Event”, JMAA, vol 23, 1968