

# Introduction d'informations contextuelles dans des algorithmes de fusion multiplicateur

## Multisensor Algorithms and Contextual Information

par Vincent NIMIER

ONERA BP 72 92322 Chatillon cedex

### *résumé et mots clés*

Nous proposons, dans cet article, une méthode permettant de combiner des informations symboliques avec des informations numériques. L'application visée est la fusion de données et les algorithmes qui sont implantés dans les systèmes multicapteurs. Ces algorithmes doivent être conçus pour que le système fonctionne d'une façon nominale dans toutes les conditions. Pour cela le système devra s'adapter, de sorte qu'à tout instant l'estimation tienne compte du contexte considéré. Le résultat étant de privilégier, dans certains contextes, 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 par un expert.

Fusion de données, multi-capteur, informations contextuelles, filtre de Kalman.

### *abstract and key words*

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

Data fusion , multisensor, contextual information, Kalman filter.

## 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.

Si les techniques classiques d'estimation et de classification basées sur la théorie des probabilités ont vu leur champ d'appli-

cation s'élargir à la fusion de données, l'émergence de problèmes nouveaux et propres aux systèmes multicapteurs a été à l'origine de recherches de nouvelles modélisations pour le traitement de l'information. Parmi celles-ci, la logique floue [14] et la théorie de Dempster-Shafer [12] sont apparues comme des alternatives aux probabilités sans pour autant les remplacer. Elles permettent de manipuler et de traiter des informations souvent hétérogènes et d'origines incertaines. De façon générique, si la théorie des probabilités est notamment utilisée pour la modélisation de phénomènes aléatoires, la logique floue elle, a un champ d'applications tourné vers la représentation de la connaissance humaine. Une dualité apparaît donc entre ces deux théories qui peut être mise à profit, notamment dans un système multicapteur. En effet, les informations manipulées obéissent à cette même dualité, les unes, aléatoires, sont les mesures issues de chaque capteur, les autres relèvent d'une connaissance plus symbolique, et se révèlent utiles, de la conception du système jusqu'à son utilisation.

Dans le domaine de la poursuite de cibles [2], [3], [7], [8], [11], les algorithmes proposés pour la fusion de données sont basés sur une approche exclusivement probabiliste. Les filtres de Kalman développés et leurs extensions IMM (Interacting Multiple Models), PDAF (Probability Data Association Filter), JPDAF (Joint Probability Data Association Filter), ... [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 s'y adapter. 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 algorithmes associés, permettant de prendre en compte le contexte pour un système multicapteur. Cette méthode élargit les travaux initialement menés dans [9], [10]. L'organisation de cet article est la suivante : le principe général de la méthode est présenté dans la deuxième partie ainsi que la logique de fonctionnement qui en résulte. La troisième partie décrit les équations d'estimation qui prennent en compte le contexte. Nous distinguerons l'estimation statique, faite à partir d'un ensemble de mesures acquies à un instant donné, de l'estimation dynamique, calculée à partir de toutes les mesures passées, et qui conduit à des équations de filtrage spécifiques. Le dernier chapitre est consacré à une simulation.

## 2. logique de fonctionnement du système

### 2.1. principe général

On considère qu'un contexte particulier peut être identifié par des variables dites « contextuelles ». La nature et l'origine de ces variables sont très diverses. On peut considérer des mesures faites par des capteurs annexes tels que ceux mesurant la pluviométrie ou la température extérieure, etc... De même un opérateur, par l'intermédiaire d'une interface homme/machine, peut donner des indications précieuses sur les conditions opérationnelles du moment. Des traitements supplémentaires mesurant un rapport signal sur bruit, la largeur d'un pic de corrélation ou tout autre paramètre ou indicateur permettant, dans certains cas, d'évaluer la qualité du signal ou d'indiquer l'état de fonctionnement de chaque capteur, peuvent être pris en compte.

La représentation des connaissances qui décrivent l'état de fonctionnement de chaque capteur, et donc la qualité des mesures qu'il est susceptible de fournir, est basée sur une description en termes de sous-ensembles flous. Cette connaissance est établie

par un expert capable d'évaluer les performances et les limites de chaque capteur, au moyen de fonctions d'appartenance définies sur les variables contextuelles. Dès lors, en situation réelle, et connaissant les valeurs que prennent chaque variable contextuelle, la conjonction des fonctions d'appartenance établira la validité des mesures issues de l'un ou l'autre des capteurs. Ainsi, il est possible de définir l'association de capteurs la mieux adaptée à un contexte particulier, et de ne prendre en compte, dans le processus d'estimation, que les mesures issues de cette association.

### 2.2. partitionnement de l'espace contextuel

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. Cette logique sera ensuite utilisée pour superviser le processus d'estimation.

#### 2.2.1. définition

Nous considérerons dans la suite un système  $S$  constitué de  $n$  capteurs. Les variables contextuelles seront désignées par les lettres  $z_j$ , avec  $j \in \{1, \dots, p\}$ ,  $p$  étant le nombre de variables contextuelles considérées. Un contexte particulier  $z$  est donc défini par  $p$  mesures ou valeurs de chaque variable contextuelle, si bien que l'on peut noter  $z = \{z_1, \dots, z_p\}$ . 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  $i \in \{1, \dots, n\}$ . 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.

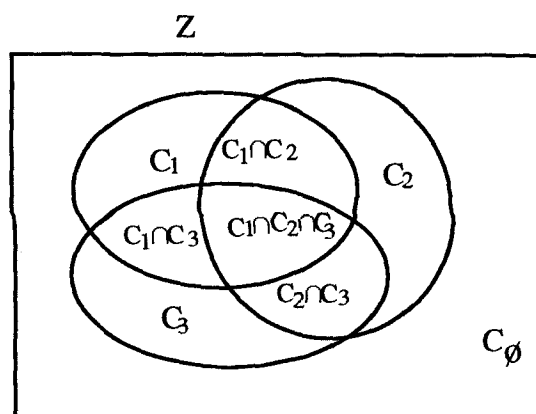


Figure 1. – Partitionnement de l'espace contextuel.

Nous distinguerons ici deux domaines de validité, pour chaque capteur, représentés par les deux notations  $C_1$  et  $c_1$ . Le domaine de validité inclusif  $C_1$  représente le sous-ensemble de contextes pour lequel le capteur n°1 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. La relation logique qui lie les deux 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  $A = \{c_\phi, c_1, c_2, \dots, c_{\{1,2\}}, \dots, c_{\{1,2,\dots,n\}}\}$  des domaines de validité exclusif de toutes les combinaisons de capteurs, avec  $c_J = \bigcap_{j \in J} C_j \bigcap_{i \in \overline{J}} \overline{C_i}$  et  $J \in \{1, \dots, n\}$ . L'ensemble  $A$ , constitué d'éléments exclusifs, forme une partition de  $Z$ . Notons que  $c_\phi$  représente une absence de capteur valide  $c_\phi = \overline{C_1} \cap \overline{C_2} \cap \dots \cap \overline{C_n}$ . Dans la suite, nous noterons  $c_J$  un élément de  $A$ , où  $J$  désigne un sous-ensemble de l'ensemble d'indices  $\{1, \dots, n\}$  représentant les capteurs valides.

### 2.2.2. remarque

La représentation précédente appelle la remarque suivante. 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 chaque sous-ensemble  $C_i$  pris individuellement. De ce fait, une stricte utilisation d'un système multicapteur aux conditions pour lesquelles l'ensemble des capteurs est valide 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.

## 2.3. probabilité de fonctionnement d'un capteur

### 2.3.1. logique binaire

En logique binaire, le sous-ensemble  $C_i$  de  $Z$  peut être représenté par sa fonction indicatrice d'ensemble  $I_i(z)$ . Cette fonction prend alors les deux valeurs 1 ou 0 suivant que le capteur  $i$  est valide ou bien qu'il ne l'est pas pour le contexte. Dès lors que  $z$  est un vecteur composé de  $p$  variables élémentaires  $z_j$ , la fonction indicatrice  $I_i(z)$  est obtenue par l'opération logique de conjonction  $\wedge$  des fonctions indicatrices élémentaires  $I_{ij}(z_j)$ .

$$I_i(z) = I_{i1}(z_1) \wedge I_{i2}(z_2) \dots \wedge I_{ip}(z_p)$$

Chaque fonction élémentaire  $I_{ij}(z_j)$  définit la plage de validité du capteur  $i$  dans le contexte identifié par la variable  $z_j$ . Par convention, on prendra  $I_{ij}(z_j) = 1$  si la variable  $z_j$  ne renseigne en rien sur la validité du capteur  $i$ .

L'origine des variables  $z_j$  conduit à considérer  $z$  comme un vecteur aléatoire de densité de probabilité  $p(z/z^m)$  où  $z^m$  est le vecteur représentant les valeurs mesurées de la variable  $z$ . Cette densité

modélise l'incertitude liée à la mesure. La prise en compte de cette incertitude ne permet plus d'établir d'une façon binaire la validité d'un capteur mais d'évaluer la probabilité pour que le capteur soit valide. Celle-ci est donnée par la formule :

$$P(C_i/z^m) = \int I_i(z)p(z/z^m)dz$$

Connaissant la valeur des paramètres mesurés  $z^m$ ,  $P(C_i/z^m)$  représente la probabilité pour que la valeur de  $z$  appartienne au sous-ensemble  $C_i$ .

### 2.3.2. logique floue

La logique floue apporte une nuance supplémentaire dans la représentation des plages de validité de chaque capteur. En effet, dans une logique binaire, les bornes définissant ces plages sont souvent arbitraires, cet arbitraire peut être assoupli en remplaçant les fonctions indicatrices binaires  $I_i(z)$  par des fonctions d'appartenance  $\mu_i(z)$  du sous-ensemble flou  $C_i$ , la notation restant ici identique à celle adoptée en logique binaire puisque aucune confusion ne peut être faite. Les fonctions d'appartenance  $\mu_i(z)$  prennent alors leurs valeurs dans l'intervalle  $[0,1]$ . Comme précédemment  $\mu_i(z)$  est obtenue par conjonction des fonctions d'appartenance élémentaires  $\mu_{ij}(z_j)$ .

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

où  $\wedge$  est un opérateur de conjonction de logique floue. Différents opérateurs de conjonction sont ici utilisables et une étude comparative de ceux-ci peut être trouvée dans [4]. 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  $\mu_{ij}(z_j) = 1$  pour toutes les valeurs que prend  $z_j$ .

L'utilisation de fonction d'appartenance de sous-ensemble flou permet d'assouplir l'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 [15] suivant la relation :

$$P(C_i/z^m) = \int \mu_i(z)p(z/z^m)dz \quad (1)$$

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

Lorsque les variables  $z_j$  sont indépendantes, et en prenant l'opérateur Min comme opérateur de conjonction, la formule (1) se développe suivant :

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

## 2.4. probabilités d'un groupement de capteurs

### 2.4.1. probabilité d'association

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, lorsque l'opérateur Min est pris comme opérateur de conjonction, cette probabilité est définie par la relation suivante :

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

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

### 2.4.2. probabilité du domaine de validité exclusif

La probabilité d'un domaine de validité exclusif en fonction des domaines de validité inclusifs est définie par la formule suivante, la démonstration étant donnée en annexe :

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

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

où  $I$  et  $J$  sont deux ensembles d'indices correspondant chacun à une partie de l'ensemble  $N = \{1, \dots, n\}$ . 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  $z^m$  dans les probabilités. Ainsi,  $P(c_J) = P(c_J / z^m)$  représente la probabilité pour que le contexte mesuré  $z^m$  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 suivante :

$$\sum_{J \subseteq N \cup \phi} \beta_J = 1$$

étant vérifiée.

## 3. estimation avec prise en compte du contexte

Les probabilités qui viennent d'être définies ci-dessus permettent d'établir la validité de chaque groupement de capteurs. Ainsi, elles permettent de valider les mesures issues des différents capteurs qui composent le groupement et, de ce fait, l'estimée fournie par la fusion partielle de celles-ci. Lorsque plusieurs groupements sont simultanément valides, avec des probabilités différentes, la fusion globale est le résultat de la moyenne des fusions partielles pondérées par les probabilités qui leurs sont associées.

Nous distinguerons alors deux cas suivant que l'état ne dépend que de l'instant présent (estimation statique) ou bien des états passés (estimation dynamique). Les applications visées diffèrent d'un cas à l'autre.

## 3.1. estimation statique

### 3.1.1. formulation du problème

Le système est composé de  $n$  capteurs chacun délivrant une mesure  $y^i$ , avec  $i \in N$ , permettant l'observation d'un état  $x$  à travers  $n$  équations d'observation :

$$y^i = H_i(x, b^i)$$

où  $H_i$ ,  $i \in N$ , sont les  $n$  systèmes d'observation,  $b^i$  les bruits d'observation. Par souci de simplicité nous considérerons que le bruit est additif, gaussien, de moyenne nulle et de variance  $E(b^i b^j) = \sigma_i^2 \delta(i, j)$  où  $\delta$  est le symbole de Kronecker. L'ensemble des observations disponibles est regroupé dans le vecteur d'observation  $Y^T = \{y^1, \dots, y^n\}$ .

### 3.1.2. equations d'estimation

L'estimation optimale en moyenne quadratique de l'état  $x$ , est obtenue par la moyenne conditionnée aux observations de la variable  $x$  :

$$\hat{x} = E(x/Y) = \int xp(x/Y) dx \quad (3)$$

On peut développer la probabilité  $p(x/Y)$  sous la forme suivante :

$$p(x/Y) = \sum_{J \subseteq N \cup \phi} p(x/Y, c_J) P(c_J) \quad (4)$$

Il existe donc  $2^n$  probabilités élémentaires  $p(x/Y, c_J)$  affectées à  $x$  et correspondant aux parties de  $N$ .

L'estimation de  $x$  avec prise en compte du contexte s'obtient en remplaçant la probabilité dans (3) par l'expression donnée en (4) :

$$\hat{x} = P(c_\phi) \int xp(x/Y, c_\phi) dx + \sum_{J \subseteq N} P(c_J) \int xp(x/Y, c_J) dx \quad (5)$$

Le conditionnement par  $c_J$  signifie que seuls les capteurs dont les indices sont contenus dans  $J$  sont valides. De ce fait, seules les observations correspondant à ces capteurs doivent être considérées. Ces observations sont alors regroupées dans le vecteur  $Y_J = \{y_k\}_{k \in J}$  ce qui permet d'écrire la relation (5) sous la forme :

$$\hat{x} = x_0 \beta_\phi + \sum_{J \subseteq N} \beta_J E(x/Y_J) \quad (6)$$

Les coefficients  $\beta_J$  sont donnés par la relation (2).

La variable  $x_0$  qui apparaît dans (6) correspond à la quantité :

$$x_0 = \int xp(x/Y, c_\phi) dx$$

Comme  $c_\phi$  représente l'absence de capteur valide,  $x_0$  est donc fixée *a priori* et doit être considérée comme la valeur limite, par défaut, que doit prendre l'état si aucun capteur n'est en mesure de délivrer une observation cohérente.

Dans certains cas cette situation peut paraître absurde. On suppose alors, qu'à tout instant, un des capteurs au moins est en mesure de délivrer une donnée acceptable, l'équation (6) peut être mise sous la forme :

$$\hat{x} = \left[ \sum_{J \subseteq N} \beta_J E(x/Y_J) \right] / [1 - \beta_\phi] \quad (7)$$

Chaque probabilité  $\beta_J$  est divisée par  $1 - \beta_\phi$  de sorte que la condition de normalisation soit respectée. Cette situation ne trouve son intérêt principale que dans le cas statique.

### 3.1.3. exemple

L'exemple suivant permet d'illustrer les équations proposées. Prenons un système composé de deux capteurs par exemple : un capteur radar  $C_1$  et une caméra visible  $C_2$ . Deux variables contextuelles permettent d'identifier le contexte :  $z_1$  est un indicateur de fonctionnement du radar,  $z_2$  est un paramètre qui mesure la luminosité. Les deux fonctions d'appartenance qui permettent d'établir la validité de chaque capteur seront notées  $\mu_1(z_1)$  et  $\mu_2(z_2)$ .

Pour ce système la formule (2) fournit les probabilités suivantes :

$$\begin{aligned} \beta_{\{\phi\}} &= P(\bar{C}_1 \cap \bar{C}_2) = P(c_\phi) \\ \beta_{\{1\}} &= P(C_1) - P(C_1 \cap C_2) \\ \beta_{\{2\}} &= P(C_2) - P(C_1 \cap C_2) \\ \beta_{\{1,2\}} &= P(C_1 \cap C_2) \end{aligned} \quad (8)$$

Si les deux observations  $y_1$  et  $y_2$  sont indépendantes, gaussiennes, de moyenne  $x$ , et de variance respectivement  $\sigma_1^2$  et  $\sigma_2^2$ , pour chaque association de capteurs. En supposant une loi *a priori* équirépartie sur la variable  $x$ , les différentes estimées sont :

$$\begin{aligned} E(x/\{y_1\}) &= y_1 \\ E(x/\{y_2\}) &= y_2 \\ E(x/\{y_1, y_2\}) &= y_1 \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + y_2 \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \end{aligned} \quad (9)$$

Par ailleurs, on pose :

$$E(x/\{\phi\}) = x_0$$

où  $x_0$  valeur donnée par défaut lorsqu'aucun capteur n'est valide.

L'estimateur globale est fourni par la formule (6) ou l'on a remplacé les probabilités  $\beta_J$  par leurs valeurs données en (8), et les différentes estimées par leurs valeurs données en (9). Le résultat donne alors :

$$\hat{x} = P(c_\phi)x_0 + y_1 \left[ P(C_1) - \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} P(C_1 \cap C_2) \right] + y_2 \left[ P(C_2) - \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} P(C_1 \cap C_2) \right]$$

En supposant que les erreurs sur les mesures de  $z_1$  et de  $z_2$  sont négligeables, les densités de probabilités sur les mesures sont alors

remplacées par des fonctions de Dirac. Les probabilités inclusives sont alors :

$$\begin{aligned} P(c_\phi) &= \text{Min}(1 - \mu_1(z_1); 1 - \mu_2(z_2)) \\ P(C_1) &= \mu_1(z_1) \\ P(C_2) &= \mu_2(z_2) \\ P(C_1 \cap C_2) &= \text{Min}(\mu_1(z_1); \mu_2(z_2)) \end{aligned}$$

On peut ainsi étudier quelques situations particulières :

*Cas 1 :*

Pour  $\mu_1(z_1) = \mu_2(z_2) = 1$ , le contexte est favorable à l'utilisation simultanée des deux capteurs, l'estimée est alors :

$$\hat{x} = y_1 \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + y_2 \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

Cette estimée est aussi obtenue par la moyenne conditionnée aux deux observations  $y_1$  et  $y_2$  et correspond à une approche probabiliste de la fusion sans que le contexte soit pris en considération.

*Cas 2 :*

Pour  $\mu_1(z_1) = 0$  et  $\mu_2(z_2) = 1$ , ces conditions invalident le capteur 1 alors que le capteur 2 est totalement valide, on obtient :

$$\hat{x} = y_2$$

Seule l'observation du second capteur est prise en compte. Ce résultat est conforme au souhait de voir le système ne prendre en compte que les mesures issues du capteur valide dans le contexte considéré.

*Cas 3 :*

Une situation intermédiaire est donnée par  $\mu_1(z_1) = 0.5$  et  $\mu_2(z_2) = 1$ , qui invalident partiellement le capteur 1. L'estimée est alors :

$$\hat{x} = y_1 \frac{0.5\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + y_2 \frac{\sigma_1^2 + 0.5\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

On constate une pondération plus importante sur l'observation fournie par le capteur 2 par rapport à celle obtenue dans le cas 1 qui supposait alors les deux capteurs valides.

*Cas 4 :*

Pour  $\mu_1(z_1) = 0$  et  $\mu_2(z_2) = 0$ . Ce cas limite correspond au cas où aucun des capteurs n'est valide. La seule estimée possible est celle fournie par la valeur *a priori*  $x_0$ .

### 3.1.4. remarque

L'estimée  $E(x/\{y_1, y_2\})$  de la formule (9) que l'on retrouve aussi dans le cas 1, est issue de la fusion au sens probabiliste. On remarque que l'importance de chaque capteur dans le processus de fusion, qui n'est en fait qu'une simple moyenne pondérée, dépend de la variance du bruit d'observation. Ce processus permet de privilégier la mesure issue du capteur de plus faible variance. Par ailleurs, la variance associée à l'estimée  $\hat{x}$  est de la forme :

$$\sigma_{\hat{x}}^2 = \frac{\sigma_2^2 \sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

Cette variance est toujours inférieure à la plus faible variance associée à chaque capteur. Un gain en précision est ainsi acquis par l'utilisation simultanée de plusieurs capteurs. Toutefois, ce gain n'est au plus que d'un facteur  $\sqrt{2}$  sur l'écart type, et il n'est obtenu que lorsque les deux capteurs ont des variances identiques. Ce gain est donc modeste au vu de la complexité qu'entraîne la mise en œuvre d'un système multicapteur. En outre, les systèmes multicapteur sont souvent composés de capteurs possédant des résolutions très différentes, ce qui conduit aussi à des variances des bruits d'observation très différentes. La variance sur l'estimée est alors très proche de celle du capteur le plus résolvant.

Le gain le plus appréciable par ces systèmes, et de surcroît inaccessible par un unique capteur, est un gain en robustesse, acquise du fait que le système est composé de capteurs qui utilisent des phénomènes physiques différents (I.R., électromagnétique, acoustique, ...) ceux-ci étant rarement perturbés simultanément. Mais, comme nous l'avons montré précédemment, un processus de supervision doit être mis en œuvre dans la fusion, afin d'utiliser au mieux les capteurs en état nominal de fonctionnement, et que les capteurs perturbés ne polluent pas l'ensemble du processus d'estimation.

### 3.2. estimation dynamique

#### 3.2.1. formulation du problème

On note  $x_k$  le vecteur d'état à l'instant  $k$ . Le modèle représentant la dynamique du système est supposé ici linéaire, invariant, et d'équation :

$$x_k = Fx_{k-1} + \nu_k$$

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

$$y_k^i = H_i x_k + b_k^i$$

avec  $i \in N$ .  $H_1, \dots, H_n$  sont les  $n$  matrices lignes d'observation. Lorsque les équations d'observation sont non linéaires ces matrices seront remplacées par les Hessiens ; les équations d'estimation résultantes seront alors celles du filtre de Kalman étendu. Les bruits d'observations  $b_k^1, \dots, b_k^n$  sont gaussiens de moyenne nulle et variance donnée par  $E(b_k^i b_l^j) = R_i \delta(k, l) \delta(i, j)$ .

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

#### 3.2.2. équations de filtrage pour une association de capteurs donnée

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 :

$$\hat{x}_{k/k}^J = E(x_k / Y_k^J)$$

Les équations qui résultent de cette estimation sont les équations de Kalman adaptées à la fusion des données [5], [6] 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 :

$$\hat{x}_{k/k}^J = \hat{x}_{k/k-1}^J + \sum_{j \in J} K_j^j(k) (y_k^j - H_j \hat{x}_{k/k-1}^J) \quad (10)$$

où  $K_j^j(k)$  est le gain de Kalman associé au capteur  $j$  appartenant au groupement  $J$ . 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 se prête mieux à une programmation séquentielle que nous présenterons dans la partie algorithmie. Le gain de Kalman prend donc la forme :

$$K_j^j(k) = P_J(k/k) H_j^T R_j^{-1} \quad (11)$$

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

$$P_J^{-1}(k/k) = P_J^{-1}(k/k-1) + \sum_{j \in J} H_j^T R_j^{-1} H_j \quad (12)$$

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

#### 3.2.3. équations du filtre avec prise en compte du contexte

Nous allons considérer maintenant toutes les associations de capteurs  $J$  possibles avec  $J \subseteq N$  et composer à partir de celles-ci une estimée globale. D'une façon générale, celle-ci s'écrit :

$$\hat{x}_{k/k} = E(x_k / Y_k)$$

La prise en compte du contexte s'effectue, comme dans le cas statique, par le développement de l'estimateur  $\hat{x}_{k/k}$  suivant la formule :

$$\hat{x}_{k/k} = x_0 \beta_\phi(k) + \sum_{J \subseteq N} \beta_J(k) E(x_k / Y_k^J) \quad (13)$$

L'estimée correspondant à la fusion globale est décomposée en fonctions des fusions partielles. En l'absence de mesure valide,  $x_0$  peut être avantageusement remplacé par la prédiction de l'état  $\hat{x}_{k/k-1}$ . Les fusions partielles  $E(x_k / Y_k^J)$  sont remplacées par leurs valeurs données en (10), où l'on a substitué chaque prédiction  $\hat{x}_{k/k-1}^J$  au sens de l'association  $J$  par la prédiction de l'état  $\hat{x}_{k/k-1}$  fournie par la fusion globale à l'instant précédent. La relation (13) devient :

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + \sum_{J \subseteq N} \sum_{j \in J} \beta_J(k) K_j^j(k) (y_k^j - H_j \hat{x}_{k/k-1}) \quad (14)$$

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

$$K_j(k) = \sum_{\{J/j \in J\}} \beta_J(k) K_j^j(k) \quad (15)$$

où  $\{J/j \in J\}$  est l'ensemble de tous les groupements de capteurs qui contiennent le capteur  $j$ , ce qui conduit à :

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + \sum_{j \in N} K_j(k)(y_k^j - H_j \hat{x}_{k/k-1}) \quad (16)$$

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

$$P_{k/k} = \sum_{J \subset N \cup \phi} \beta_J(k) [P_J(k/k) + (\hat{x}_{k/k} - \hat{x}_{k/k}^J)(\hat{x}_{k/k} - \hat{x}_{k/k}^J)^T] \quad (17)$$

qui correspond à la matrice de covariance d'un mélange de lois gaussiennes.  $P_J(k/k)$  est la matrice de covariance *a posteriori* correspondant à chaque groupement de capteurs  $J$ .

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

$$\hat{x}_{k+1/k} = F \hat{x}_{k/k} \quad \text{et} \quad P_{k+1/k} = F P_{k/k} F^T + Q \quad (18)$$

### 3.2.4. algorithmes

Bien que les équations précédentes puissent être directement utilisées, on préfère souvent la forme séquentielle [8] pour l'implantation d'un filtre de Kalman destiné à la fusion de données. D'une part, cette forme est plus facile à mettre en œuvre, et d'autre part, elle permet une extension immédiate aux traitements de capteurs asynchrones. L'algorithme est présenté sous les deux formes : sans prise en compte du contexte et avec prise en compte du contexte. Nous considérerons, pour les besoins de la présentation, un système composé de trois capteurs, mais la généralisation à un système composé de  $n$  capteurs ne pose aucune difficulté.

#### 3.2.4.1. algorithmes de fusion sans prise en compte du contexte

Nous rappelons ici l'algorithme séquentiel du filtre de Kalman pour un système multicapteur synchrone [8]. Les équations d'état pour un système  $S$  composé de trois capteurs sont les suivantes :

$$S \begin{cases} x_k = F x_{k-1} + \nu_k & \text{Dynamique} \\ y_k^1 = H_1 x_k + b_k^1 & \text{Capteur 1} \\ y_k^2 = H_2 x_k + b_k^2 & \text{Capteur 2} \\ y_k^3 = H_3 x_k + b_k^3 & \text{Capteur 3} \end{cases}$$

Une forme équivalente de ce système d'équations est la suivante :

$$\begin{aligned} S_1 & \left\{ \begin{array}{l} x_k^1 = F x_{k-1} + \nu_k \quad \text{Dynamique} \\ y_k^1 = H_1 x_k^1 + b_k^1 \quad \text{Capteur 1} \end{array} \right\} \\ S_2 & \left\{ \begin{array}{l} x_k^2 = x_k^1 \quad \text{Dynamique} \\ y_k^2 = H_2 x_k^2 + b_k^2 \quad \text{Capteur 2} \end{array} \right\} \\ S_3 & \left\{ \begin{array}{l} x_k^3 = x_k^2 \quad \text{Dynamique} \\ y_k^3 = H_3 x_k^3 + b_k^3 \quad \text{Capteur 3} \end{array} \right\} \end{aligned}$$

Cette décomposition suggère donc d'effectuer le traitement en quatre étapes successives. Une première étape, correspondant à une itération du système  $S_1$ , est consacrée à la prédiction, suivi de l'estimation d'un l'état intermédiaire noté  $x_k^1$ ; la suivante correspondant à  $S_2$  permet l'estimation du second état intermédiaire  $x_k^2$ ; la dernière étape, correspondant à  $S_3$ , permet, quant à elle, l'estimation de l'état global  $x_k$  du système.

#### Étape 1

À partir d'un état estimé à l'itération  $k-1$ , la prédiction s'effectue de façon classique par l'application des formules (18) ci-dessus.

#### Étape 2

La prédiction est ensuite mise à jour par les formules classiques suivantes :

$$\hat{x}_{k/k}^1 = \hat{x}_{k/k-1} + K_1(k)(y_k^1 - H_1 \hat{x}_{k/k-1})$$

et

$$P_{k/k}^1 = (I - K_1(k)H_1)P_{k/k-1} \quad (19)$$

avec :

$$K_1(k) = P_{k/k-1} H_1^T (H_1 P_{k/k-1} H_1^T + R_1)^{-1}$$

#### Étape 3

Au vu du système  $S_2$ , le processus de prédiction est simplement obtenu en identifiant l'état prédit par l'état estimé à l'étape précédente, et la matrice de covariance des erreurs *a priori* par la matrice des erreurs *a posteriori* obtenue à l'étape précédente. L'étape d'estimation est obtenue en substituant dans les équations (19)  $P_{k/k-1}$  par  $P_{k/k}^1$ , et  $\hat{x}_{k/k-1}$  par  $\hat{x}_{k/k}^1$  et en remplaçant l'indice 1 par l'indice 2 sur les autres quantités.

#### Étape 4

Cette quatrième étape est rigoureusement identique à l'étape précédente. A la suite de cette étape il suffit se changer  $P_{k/k}^1$  par  $P_{k/k}^2$  et  $\hat{x}_{k/k}^1$  par  $\hat{x}_{k/k}^2$  et de remplacer l'indice 2 par l'indice 3 sur les autres quantités. L'estimée ainsi que la matrice de covariance des erreurs *a posteriori* issues de cette étape sont maintenant l'estimée et la matrice de covariance des erreurs *a posteriori* du système global  $S$  et sont notées  $\hat{x}_{k/k}$  et  $P_{k/k}$ .

Dans la simulation qui va suivre, les résultats obtenus par l'algorithme qui vient d'être présenté seront notés  $x_f$ .

#### Remarque

L'algorithme précédent donne des résultats rigoureusement identique à ceux résultant de la programmation des équations du filtre de Kalman sous la forme information présentées section 3.2.2. Par ailleurs, et en faisant le parallèle à la remarque 3.1.4, on remarque qu'à chaque étape la variance du bruit d'observation du capteur considéré est prise en compte dans le gain de Kalman. Cette procédure permet de tenir compte de l'importance des capteurs dans le processus de fusion. En effet, la matrice de covariance du bruit d'observation est différente d'un capteur à l'autre, celle-ci dépend notamment de la résolution du capteur et du rapport signal sur bruit. Plus cette matrice est importante, au sens d'un critère tel que la trace, moins les mesures du capteur correspondant auront de l'importance dans le processus global de fusion. Cependant, la hiérarchisation des capteurs en fonction d'un seul critère statistique n'est pas suffisante pour appréhender le processus de fusion dans sa globalité.

### 3.2.4.2. algorithmes de fusion avec prise en compte du contexte

L'algorithme proposé, avec prise en compte du contexte, est basé sur l'algorithme précédent, avec cette différence que l'on doit, pour un système multicapteur comportant  $n$  capteurs, déterminer  $2^n - 1$  estimées, au lieu des  $n$  estimées dans la version précédente. Chaque estimée correspond à une association de capteurs. La combinatoire n'est pas ici un obstacle car, dans les systèmes actuels,  $n$  est de l'ordre de deux ou trois pour chaque coordonnée (site, azimut, gisement).

Nous distinguerons ici 5 étapes dans le traitement. La première étape est toujours dédiée à la prédiction. Les trois suivantes se distinguent par le nombre de capteurs inclus dans les différentes associations. La cinquième étape est celle qui permet de prendre en compte le contexte en attribuant à chaque association une probabilité, et en effectuant la moyenne pondérée des différentes estimées.

#### Étape 1

Comme précédemment cette étape effectue la prédiction. A partir des estimées acquises à l'itération précédente  $\hat{x}_{k-1/k-1}$  et  $P_{k-1/k-1}$  elle permet d'établir les prédictions  $\hat{x}_{k/k-1}$  et  $P_{k/k-1}$  à partir des équations (18).

#### Étape 2

Cette deuxième étape consiste à estimer, pour chaque capteur  $i$ ,  $\hat{x}_{k/k}^i$  et la matrice de covariance  $P_{k/k}^i$  à partir de chaque donnée  $y_k^i$  avec  $i \in \{1, 2, 3\}$ . Chaque vecteur d'état et sa matrice de covariance seront considérés ensuite comme des données *a priori* dans la seconde phase d'estimation.

#### Étape 3

On réalise ensuite la fusion partielle de toutes les paires de capteurs qu'il est possible de former dans le système. Dans le cas présent on en dénombre trois qui sont :  $\{1, 2\}$ ,  $\{2, 3\}$ ,  $\{3, 1\}$ . Pour la paire  $\{1, 2\}$  l'estimée, que nous noterons  $\hat{x}_{k/k}^{12}$ , et sa matrice de covariance  $P_{k/k}^{12}$ , seront alors calculées en prenant comme état *a priori*  $\hat{x}_{k/k}^1$  et  $P_{k/k}^1$  et en mettant à jour cet état grâce à la donnée  $y_k^2$ . Cette mise à jour tient compte des caractéristiques du capteur 2 notamment dans le calcul du gain et de la matrice de covariance. Ce processus est réitéré pour toutes les paires de capteurs considérés. La convention étant que le premier indice désigne l'état *a priori* et le second désigne le capteur effectuant la mise à jour.

#### Étape 4

Cette troisième étape est celle qui effectue la fusion globale des trois capteurs. L'état *a priori* est alors l'un des états résultant de l'une des fusions partielles des paires précédentes. L'état est ensuite mis à jour par la mesure du capteur dont l'indice n'est pas contenu dans la paire *a priori*. Par exemple, la paire *a priori* peut être la paire  $\{1, 2\}$  donnant l'état  $\hat{x}_{k/k}^{12}$  et sa matrice de covariance  $P_{k/k}^{12}$ , la mise à jour est alors effectuée par la mesure issue du capteur 3 pour obtenir  $\hat{x}_{k/k}^{123}$  et sa matrice de covariance  $\hat{P}_{k/k}^{123}$ . Il apparaît évident que l'ordre des indices n'a pas d'importance et que l'état désigné par  $\hat{x}_{k/k}^{123}$  est identique à celui désigné par

$\hat{x}_{k/k}^{321}$ . L'état estimé  $\hat{x}_{k/k}^{123}$  étant celui qui serait obtenu si le contexte n'était pas pris en compte, il est donc identique à celui obtenu par l'algorithme précédent si l'on considère que les états *a priori* sont les mêmes.

#### Étape 4

Cette quatrième phase permet de prendre en compte le contexte. A l'instant de l'estimation chaque variable contextuelle a une valeur déterminée qui permet d'évaluer la valeur de la fonction d'appartenance correspondante et ensuite d'en déduire l'ensemble des coefficients  $\beta_j(k)$ . Ces coefficients vont permettre d'évaluer l'état global  $\hat{x}_{k/k}$  à partir des équations (15) et (16) ainsi que la matrice de covariance  $P_{k/k}$  à partir de l'équation (17).

Dans la simulation qui va suivre, les résultats obtenus par l'algorithme qui vient d'être présenté seront notés  $x_c$ .

#### Remarque

En plus du critère statistique, un second critère intervient dans l'attribution de l'importance de chaque capteur dans le processus de fusion. Ce second critère résulte d'une analyse contextuelle et mesure l'adéquation du capteur au contexte.

## 4. simulation

### 4.1. conditions de simulation

La simulation présentée ici a pour objet la fusion de mesures issues d'un système composé de trois capteurs : un radar de veille représenté par la donnée  $y_3$ , un radar de poursuite représenté par la donnée  $y_2$ , et une caméra infrarouge représenté par la donnée  $y_1$ . Deux des capteurs subissent des perturbations. Les mesures  $y_1$  et  $y_2$  issues des capteurs 1 et 2 ont, dans les conditions normales, les mêmes caractéristiques de bruit : celui-ci est gaussien, de moyenne nulle, et d'écart type  $\sigma_1 = \sigma_2 = 1$ . La mesure issue du capteur 3 a un bruit gaussien, de moyenne nulle, et d'écart type  $\sigma_3 = 5$ . Pour les capteurs 1 et 2 des perturbations accidentelles se rajoutent au bruit de mesure. Pour le capteur 2 le phénomène accidentel est un bruit blanc gaussien, se rajoutant au premier, de moyenne nulle et d'écart type 10. Par ailleurs on suppose connu, par la variable contextuelle  $z_2(t)$ , l'évolution de cette perturbation en fonction du temps ; celle-ci est donnée figure 2. Le second phénomène, attaché au capteur 1, est de type impulsif. La probabilité d'apparition d'une impulsion à l'instant  $t$  :  $I(t)$  est donnée par une loi binomiale de probabilité 0.15 et l'amplitude de la perturbation en fonction du temps est donnée par la formule :

$$pt(t) = z_1(t)\sqrt{x^2}$$

où  $x$  est une variable aléatoire gaussienne de moyenne nulle et d'écart type égal à 10. La variable contextuelle  $z_1(t)$  indiquant la présence d'une perturbation est donnée figure 2.

Les signaux résultant de cette simulation sont présentés figure 3.



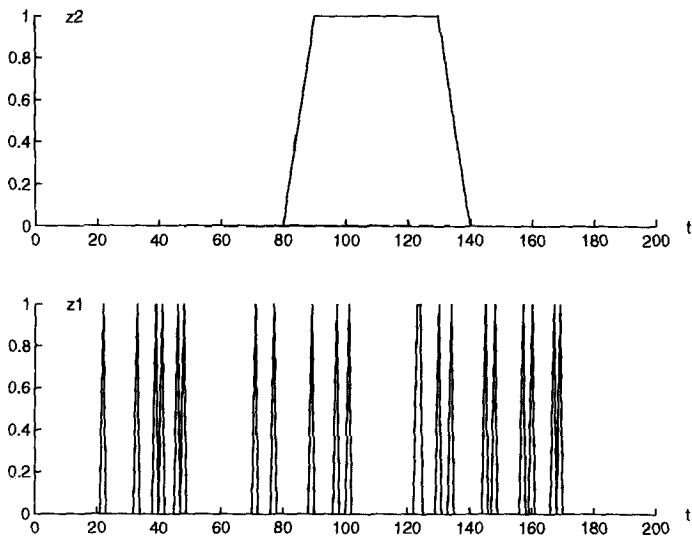


Figure 2. – Variables contextuelles.  
 $z_2$  est la variable contextuelle indiquant une perturbation sur le capteur 2.  
 $z_1$  est la variable contextuelle indiquant une perturbation sur le capteur 1.  
 Ces variables représentent la présomption qu'une perturbation affecte l'un des capteurs mais dont les caractéristiques sont inconnues.

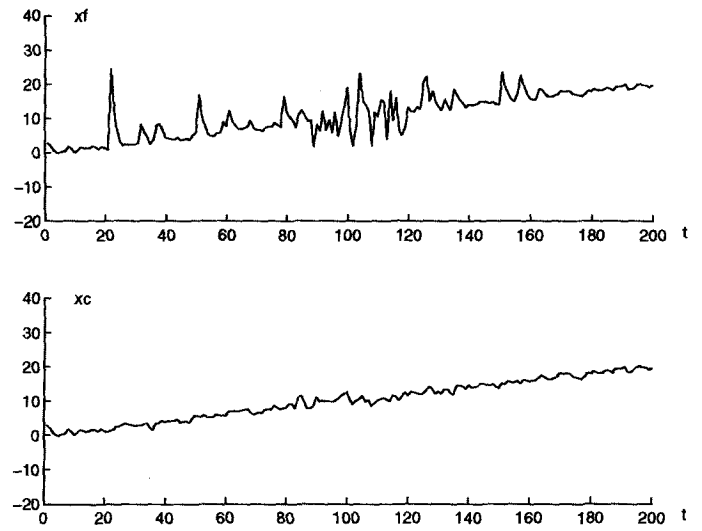


Figure 4. – Résultats  
 $x_f$  est le résultat du filtrage par un filtre de Kalman adapté à la fusion de données mais sans exploiter l'information apportée par les variables contextuelles de la figure 2.  
 $x_c$  est le résultat obtenu par le filtre proposé qui tient compte des variables contextuelles de la figure 2.

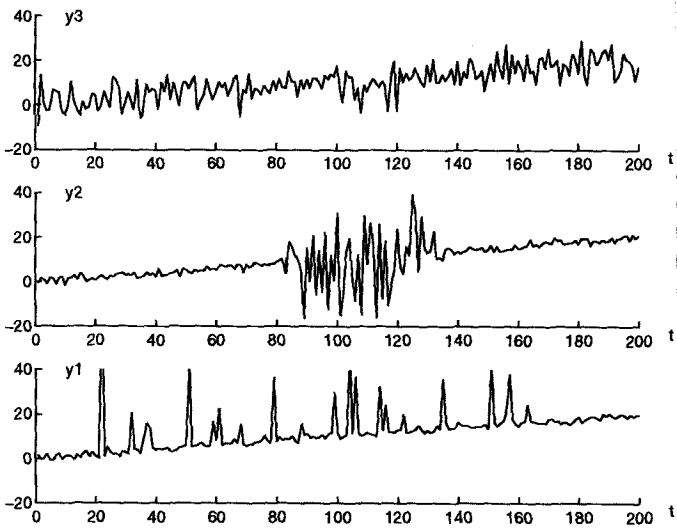


Figure 3. – Signaux simulés.  
 $y_3$  : Radar de veille  
 $y_2$  : Radar de poursuite  
 $y_1$  : Caméra I.R.

## 4.2. résultats

Les résultats des estimations sont présentés figure 4, dans le cas d'une fusion sans prise en compte du contexte  $x_f$ , et dans le cas d'une fusion avec prise en compte du contexte, notée  $x_c$ . L'estimée  $x_f$  est calculée par la méthode séquentielle telle qu'elle est présentée dans [8].

On remarque que les perturbations affectent assez peu  $x_c$  comparativement à  $x_f$ . Ce constat est confirmé au vu des courbes

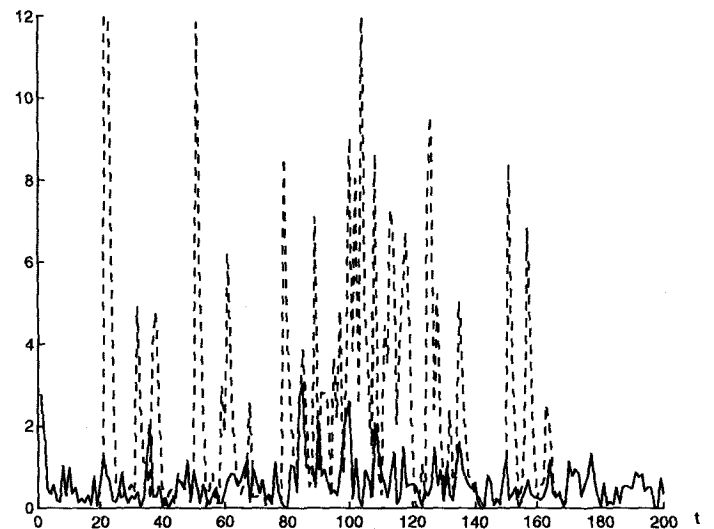


Figure 5. – Erreur quadratique moyenne.  
 — : erreur de  $x_c$   
 - - : erreur de  $x_f$ .

d'erreur présentées figure 5. Aux instants où il n'existe aucune perturbation les deux courbes sont identiques comme c'est le cas au début et à la fin de la simulation; ailleurs l'erreur attachée à  $x_c$  est presque toujours inférieure à celle associée à  $x_f$ .

Globalement, l'erreur quadratique moyenne est de  $erf = 3,413$  pour la fusion qui ne prend pas en compte le contexte et seulement de  $erc = 0,806$  pour la fusion qui prend en compte le contexte. On constate que le gain est très net en faveur de l'approche proposée.

### 4.3. remarques

Bien évidemment les deux algorithmes utilisés dans la simulation n'exploitent pas les mêmes informations et la comparaison des performances est de ce fait biaisée. Une comparaison avec des algorithmes calculant automatiquement les variances des signaux observés et qui les intègrent dans les gains de Kalman serait plus judicieuse; elle permettrait de comparer des algorithmes dont les fonctions sont plus proches l'une de l'autre. Toutefois, là encore, les sources d'informations n'étant pas rigoureusement les mêmes, cette comparaison ne peut être que partielle. Dans un premier cas, l'information provient des signaux issus des différents capteurs, dans le deuxième, ceux-ci peuvent y contribuer mais la source principale d'information est composé de paramètres extérieurs ou de résultats d'heuristiques.

Comme nous l'avons remarqué précédemment toute la difficulté dans la définition d'un algorithme pour un système multicapteur réside dans la démarche qui permet d'accorder une importance à chaque capteur dans le processus de fusion. Dans l'algorithme présenté cette importance est accordé au vu de deux critères. Le premier, d'ordre statistique, vise à évaluer la qualité du signal en terme de variance. Ce critère est déjà naturellement pris en compte dans le filtre de Kalman par le biais des matrices de covariance du bruit d'observation. Le second critère permet d'évaluer la bonne adéquation du capteur au contexte afin de s'assurer que celui-ci fonctionne dans des conditions nominales. Il peut subsister une certaine confusion entre ces deux critères, en effet, une non-adéquation du capteur au contexte peut entraîner une modification notable des paramètres statistiques du signal. Cela pourrait laisser à penser que les seuls paramètres statistiques sont suffisants pour évaluer l'importance du capteur dans le processus de fusion. Mais la relation, reliant la présence d'une perturbation à une modification des paramètres statistiques du bruit n'est pas une relation biunivoque, et un capteur peut délivrer des mesures d'une qualité statistiquement satisfaisante mais totalement aberrante au vu des objectifs suivis (leurrage).

Par ailleurs, la représentation d'une perturbation par une variation des paramètres statistiques, telle que la variance du bruit d'observation dans le filtre de Kalman suppose, implicitement, que la modélisation du phénomène physique, représentée par les équations d'observation, reste toujours valide. Dans l'approche proposée, c'est le modèle d'observation et non les paramètres de ce modèle qui est soumis à hypothèse. On suppose que les capteurs ont un domaine d'utilisation limité, en dehors de ce domaine, rien n'indique, *a priori*, que le signal délivré par les capteurs correspond à la modélisation faite initialement. La stratégie est alors d'écarter provisoirement du processus de fusion, ou encore d'en amoindrir l'importance, les mesures qui seraient issues d'un capteur défaillant, sachant que d'autres capteurs sont en mesure de maintenir la poursuite.

Cette démarche est, jusqu'à un certain point, similaire à celle adoptée dans les algorithmes Multiple Models (M.M.) qui repose sur une représentation multiple de la dynamique de la cible. Toutefois, on peut y voir deux différences notables. La première réside dans les hypothèses posées. Dans une approche M.M. une hypothèse correspond à un modèle de dynamique. Si les équations d'états sont composées de  $n$  modèles de dynamique les  $n$  hypothèses correspondantes sont exclusives. La probabilité de

chacune d'elle est alors évaluée, et l'état prédit résulte de la moyenne pondérée, par ces mêmes probabilités, des états issus de chaque modèle. Pour un système multicapteur, la multiplicité des modèles porte sur les équations d'observation; chacune correspondant à un capteur. Plusieurs capteurs pouvant être valides simultanément, une hypothèse ne peut être directement associée à un modèle d'observation sans enfreindre leurs propriétés d'exclusivités. Une hypothèse correspond alors à une association de capteurs. Pour un système composé de  $n$  capteurs, l'ensemble des hypothèses correspond aux  $2^n$  associations de capteurs possibles, celles-ci sont alors exclusives. La procédure est alors identique à celle des algorithmes M.M. La probabilité de chacune des hypothèses est évaluée et l'estimée résultante de la fusion est la moyenne pondérée des estimées correspondant à chaque association. La seconde différence est rattachée au calcul des probabilités dans les deux approches. Pour un algorithme M.M. Celles-ci sont calculées en considérant la différence entre la prédiction de chaque modèle et la mesure issue du capteur. Ainsi, c'est le signal qui est à la source de l'information qui permet d'accorder l'importance voulue à chaque modèle dans le calcul de l'état final. Dans ce sens, ces algorithmes peuvent être qualifié d'adaptatif. Dans l'approche proposée ici, cette information provient essentiellement de sources extérieures, la dénomination d'algorithme supervisé est alors mieux adaptée.

## 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 qui existe entre les deux traitements et illustre la synergie qui peut en résulter. Outre la poursuite de cibles aériennes, de nombreuses applications peuvent bénéficier du formalisme développé.

## 6. annexe

Dans le cas général, la démonstration de la formule (2), issue de la formule de Poincaré, se fait par induction sur la variable  $k = |\bar{J}|$  et sur la variable  $n = |N|$  avec  $k \leq n$ . Le principe est de démontrer que si la formule est vérifiée à l'ordre  $(n-1, k-1)$  et à l'ordre  $(n, k-1)$  alors elle est vérifiée à l'ordre  $(n, k)$ . Sachant que la formule est vérifiée quelque soit  $n$  pour tous les couples  $(n, 0)$ , l'induction est complète pour tout couple  $(n, k)$  tel que  $k \leq n$ .

Par définition on a la relation :

$$P(c_J) = P(\cap_{i \in J} C_i \cap_{j \in \bar{J}} \bar{C}_j)$$

A l'évidence, la formule est vérifiée pour tout couple  $(n, 0)$  en effet celle-ci s'écrit.

$$\begin{aligned} P(c_N) &= P(\cap_{i \in N} C_i) \\ &= \sum_{N \subseteq I} (-1)^{|I-N|} P(\cap_{i \in I} C_i) \end{aligned}$$

Supposons que la relation soit vraie pour le couple d'indice  $(n-1, k-1)$  et pour le couple d'indice  $(n, k-1)$ . Nous allons montrer qu'elle est vraie pour le couple d'indice  $(n, k)$ .

Soit  $J$  tel que  $|J| = n - k$  et  $|\bar{J}| = k$ , alors :

$$P(c_J) = P(\cap_{i \in J} C_i \cap \bar{C}_l \cap_{j \in \bar{J}-\{l\}} \bar{C}_j) \quad (A1)$$

où  $l$  est un indice tel que  $l \in \bar{J}$ .

En utilisant la relation :

$$P(A \cap \bar{B}) = P(A) - P(A \cap B)$$

où  $A$  et  $B$  sont deux sous-ensembles quelconques, (A1) peut s'écrire :

$$P(c_J) = P(\cap_{i \in J} C_i \cap_{j \in \bar{J}-\{l\}} \bar{C}_j) - P(\cap_{i \in J \cup \{l\}} C_i \cap_{j \in \bar{J}-\{l\}} \bar{C}_j).$$

Cette relation pouvant aussi prendre la forme :

$$\begin{aligned} P(c_J) &= \sum_{\substack{J \subseteq I \\ l \notin I}} (-1)^{|I-J|} P(\cap_{i \in I} C_i) - \sum_{J \cup \{l\} \subseteq I} (-1)^{|I-J|+1} P(\cap_{i \in I} C_i) \\ P(c_J) &= \sum_{\substack{J \subseteq I \\ l \notin I}} (-1)^{|I-J|} P(\cap_{i \in I} C_i) + \sum_{\substack{J \subseteq I \\ l \in I}} (-1)^{|I-J|} P(\cap_{i \in I} C_i) \\ &= \sum_{J \subseteq I} (-1)^{|I-J|} P(\cap_{i \in I} C_i), \end{aligned}$$

l'induction est ici complète.

## BIBLIOGRAPHIE

- [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] Bloch I. «Information Combination Operators for Data Fusion», IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 26, n° 1, pp 52-56, 1996.  
 [5] Chong C.Y. «Hierarchical Estimation», Proc. 2nd MIT/ONR Workshop on Distributed Communication and Decision Problems, Monterey, CA, June 1979.  
 [6] 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.  
 [7] Haimovich A.M. «Fusion of Sensors with dissimilar Measurement/tracking accuracies», IEEE trans. on AES, Vol 29, Jan 1993.  
 [8] Houles A., Bar-Shalom Y. «Multisensor Tracking of a Maneuvring Target in Clutter», IEEE trans. on AES, Vol 25, March 1989.  
 [9] Nimier V. «Introduction d'informations contextuelles dans les algorithmes de poursuites multi-capteurs», IPMU 94, Paris 1994.  
 [10] Nimier V. «Introducing Contextual Information in Multisensor Tracking Algorithms», Advances in Intelligent Computing, Lecture Note in Computer Science, Springer, 1994.  
 [11] Roecker J.A., and McGillem C.D. «Comparaison of two-sensors tracking methods based on state vector fusion», IEEE trans. on AES, vol 24, July 1988.  
 [12] Shafer G. «A Mathematical Theory of Evidence », Princeton University Press, 1976.  
 [13] Smets P. «probability of fuzzy event : an axiomatique approach», Fuzzy Sets Systems 7, 1982, pp 153-164.  
 [14] Zadeh L.A., "Fuzzy set", Information and control, vol 8, 1965.  
 [15] Zadeh L.A., "Probability Measures of Fuzzy Event", JMAA, vol 23, 1968.

Manuscrit reçu le 5 décembre 1996.

L' AUTEUR

Vincent NIMIER



Vincent Nimer a obtenu un doctorat en traitement du signal à l'Institut National Polytechnique de Genoble en 1990, ses travaux concernaient alors l'estimation fine du canal de propagation sous-marin. Depuis 1991, il travaille à l'Office National d'Etudes et de Recherches en Aérospatiales où ses principaux domaines de recherche concernent la fusion de données pour les fonctions de classification et de pistage ainsi que l'allocation de ressources.