

# Classification de comportements fondée sur l'occurrence d'événements en théorie des possibilités

## Behavior Classification Based on Events Occurrence in Possibility Theory

par Alain NIFLE et Roger REYNAUD

Institut d'Electronique Fondamentale,  
université d'Orsay et AEROSPATIALE ESPACE & DEFENSE  
établissement des Mureaux  
E-mail : alain.nifle@ief.u-psud.fr

### *résumé et mots clés*

Nous proposons une méthode de classification floue, fondée sur l'occurrence datée d'événements rares dans le cadre de l'observation d'un missile balistique durant sa phase propulsée. Nous montrons ici comment la considération d'un comportement événementiel, permet de recalculer par propagation temporelle les informations perceptives puis, permet par évaluation du consensus des sources recalculées, d'accéder à une mesure de la compatibilité du comportement avec l'ensemble des observations. Le caractère temporel impose un mécanisme d'association entre les événements de la base et les observations. La méthode exposée permet d'associer un degré de confiance à chaque comportement, degré dont l'évaluation est robuste vis-à-vis d'un certain nombre d'erreurs d'observation énumérées et considérées dans le mécanisme d'association.

Alors, conditionnellement à un comportement donné de la base, nous pouvons combiner adaptativement les sources d'observation et éventuellement préciser la date du dernier événement.

Cet article illustre l'adaptation de la théorie des possibilités à un problème de classification et de combinaisons d'informations non totalement fiables et distribuées dans le temps. La complexité de la méthode est alors directement dépendante du nombre de cas énumérés.

**Fusion de données, théorie des possibilités, logique floue, classification, association temporelle de données, combinaison adaptative, incertitude, fiabilité, événement, comportement, temps.**

### *abstract and key words*

We propose a fuzzy behavioral classification method based on rare and dated events occurrence in the framework of ballistic missile observation during its propelling phase. We point out how an event behavior consideration can allow a temporal propagation of the perceptive information's and an evaluation of the compatibility of the behavior and all the observations. Due to the temporal aspect of the problem, it is necessary to elaborate a data association mechanism between events and observations. The presented method allows to calculate a belief degree for all the behaviors. This degree is robust opposite a not too much numerous measurement errors, enumerated and considered in the data association mechanism.

So, conditionally to a given behavior, we can also carry out an adaptive combination of the observations and eventually provide a more accurate date for the last event.

We show that we can adapt the possibility theory to a classification and combination problem in the particular context of low reliability and temporal distributed sources. The method complexity directly depends on the number of enumerated cases.

**Data fusion, possibility theory, fuzzy logic, classification, temporal data association, adaptive combination, uncertainty, reliability, event, behavior, time.**

# 1. Introduction

Dans le domaine de la défense aérienne élargie, l'une des fonctions majeures à remplir par le système de BMC3 (Battlefield Management, Command, Control and Communication) est l'évaluation de la menace représentée par les missiles détectés par des moyens d'alerte. Lorsque l'on considère la menace « missile balistique », cette évaluation implique de manière intimement couplée l'identification des missiles et l'estimation de leur trajectoire balistique. Il est établi que l'estimation de la date de fin de propulsion (dite d'injection) est une contribution importante pour la prédiction d'impact. L'objectif de cet article est de proposer une méthode permettant la classification du missile d'une part et un accroissement de la précision sur l'estimation de la date d'injection d'autre part. Cette méthode repose sur l'observation datée d'une séquence d'événements caractéristiques de la propulsion d'un missile, typiquement correspondant à des séparations d'étage ou autres événements radiométriques.

Une méthode de reconnaissance d'objets repose sur la confrontation de deux types d'informations. Les premières, dites informations *a priori*, caractérisent les excursions possibles des attributs de chaque objet à reconnaître tandis que les secondes, dites perceptives sont issues de l'observation de ces attributs. Dans notre application, les durées possibles entre les événements consécutifs sont conditionnées par chaque type de missile, ce qui constitue un type de comportement. Ces informations *a priori* forment la base de données dite comportementale. Les informations perceptives sont, quant à elles, constituées des observations des dates des événements. La détection et la datation des événements, en nombre restreint, sont issues de deux sources d'observations. Un traitement d'images, à savoir ici l'analyse des sauts de luminance infrarouge émise par le jet de propulsion du missile lors d'un changement d'étage, constitue la première source. La deuxième source provient d'un filtrage trajectographique apte à déceler des ruptures de modèles cinématiques, témoignant aussi d'une séparation d'étage.

La classification comportementale et l'accroissement de précision sur la date d'injection (voir aussi [2]) supposent d'atteindre deux objectifs intermédiaires. Dans un premier temps, il faut élaborer une mesure de la compatibilité entre chaque comportement candidat et l'ensemble des observations, permettant ainsi de quantifier une confiance *a posteriori* sur chaque type de comportement conditionnellement aux observations. Puis, pour chaque comportement de compatibilité suffisante avec les observations, il est nécessaire de définir une combinaison des observations afin de préciser la date d'injection.

L'atteinte de ces deux objectifs suppose que la méthode soit « adaptée », notamment à l'orientation temporelle du problème et à l'imperfection des sources. Le caractère « adapté » recouvre ici trois aspects constituant notre problématique. D'abord, la nécessaire utilisation de l'ensemble des observations distribuées dans le temps occasionne des problèmes de recalages temporels. En effet, les informations *a priori* concernant les comportements à reconnaître recouvrent un aspect relatif (sous forme de durées) alors que les observations fournissent des informations absolues vis-à-vis du temps (sous forme de dates). Comme cela est expliqué en

[8] pour un cas non temporel, une prise en compte itérative des observations, bien que souhaitable, n'est pas envisageable. Ensuite, les sources d'observations étant supposées non totalement fiables, imprécises et soumises à des erreurs d'association de données, le calcul de la mesure de confiance et la méthode de combinaison doivent être robustes à ces imperfections, c'est-à-dire adaptatives au sens de Dubois et Prade [8]. Enfin, en ce qui concerne l'accroissement de précision sur la date d'injection, seule une certaine partie de l'information disponible pourra être prise en compte. Ceci est similaire à ce que l'on rencontre dans la littérature [8,11]. Par contre, la spécificité de notre problème (combinaison et classification couplées) nous conduit à nous éloigner de la généricité des combinaisons adaptatives quantifiées proposées en [8,11].

Le choix du cadre de la théorie des possibilités est justifié au chapitre 2 concernant la modélisation des informations disponibles. L'évaluation de la compatibilité entre un comportement candidat et l'ensemble des observations, fondée sur l'évaluation du consensus entre toutes les observations après recalage adéquat conditionné par le comportement considéré, est exposée au chapitre 3. Le chapitre suivant est consacré à la présentation de la méthode de combinaison choisie permettant l'estimation de la date d'injection. Enfin, le dernier chapitre fait l'objet de simulations permettant d'illustrer la méthode. Les aspects de complexité informatique sont notamment abordés dans le chapitre 3.

## 2. modélisation possibiliste des informations disponibles

### 2.1. définition et caractérisation des comportements

Conditionnellement à chaque comportement, les durées entre événements consécutifs sont qualifiées de plus ou moins possibles, constituant donc une distribution de possibilités. La base de données ainsi constituée est issue de renseignements et de raisonnements exprimés par des experts, fondés sur les contraintes technologiques qu'un missile doit nécessairement satisfaire. C'est pourquoi ces données sont imparfaites et notamment imprécises. Néanmoins, ces informations *a priori* sont supposées fiables et sont admises comme définissant les comportements à reconnaître. Elles ne seront donc pas remises en doute par la méthode. Plusieurs comportements de la base peuvent être « proches », conduisant donc à une indiscernabilité dans certains cas d'observation. Ce type même d'information naturellement disponible constitue un premier élément nous conduisant à envisager une modélisation dans le cadre de la théorie des possibilités [1,5].

On note  $\{C_i\}$  l'ensemble des  $N_c$  comportements de la base. Pour chacun d'entre eux, on définit une suite de durées comme suit :  $\Pi(\Delta t_i/C_j)$  est la distribution de possibilités associée à la durée

$\Delta t_i = t_{E_i} - t_{E_{i-1}}$  entre les événements consécutifs  $E_{i-1}$  et  $E_i$ , pour le comportement  $C_j$ . Ainsi, par exemple,  $\Delta t_1$  représente la durée entre le décollage et le premier événement (Voir figure 1).

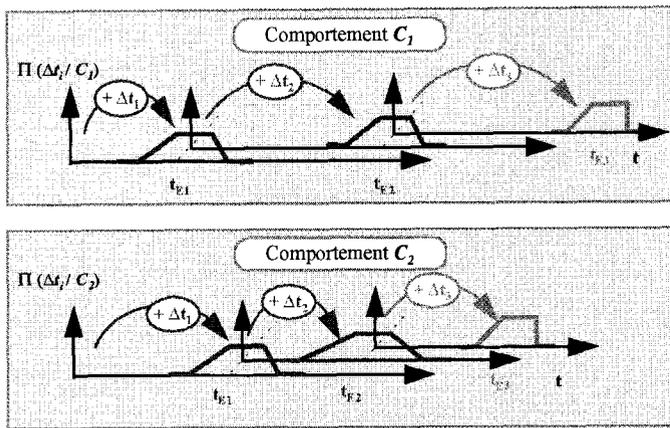


Figure 1. – Distributions de possibilités de durées entre événements consécutifs pour 2 comportements différents.

## 2.2. modélisation des informations perceptives

Les informations issues des capteurs, à savoir les dates estimées, sont entachées d'erreurs qui, en raison du manque de connaissances sur certains paramètres dont dépend l'observation, sont difficilement caractérisables par des distributions de probabilités. De plus, nous sommes dans un contexte d'événements rares (typiquement 5 ou 6), par conséquent un traitement probabiliste, dont la robustesse s'acquiert avec le nombre d'événements, n'est pas envisagé. En revanche, la théorie des possibilités, apte à représenter et fusionner des informations relativement faibles (données rares et faiblement informatives), semble fournir un cadre adapté à la modélisation des informations perceptives. En résumé, les informations sont sous forme de possibilités d'occurrences d'événements rares non totalement fiables mais de fiabilité supposée équivalente. Leurs imperfections sont donc faites d'imprécisions, d'erreurs d'observation (dues à des erreurs d'association par exemple) ou d'éventuelles pannes. On admet des non-détections, des fausses alarmes, ou plusieurs observations pour le même événement.

On note  $K$  l'ensemble des  $N_O$  sources d'observation et  $\Pi_{O_i}, E_j(t)$  la répartition de possibilités issue de l'observation  $O_i$  de la date de l'événement  $E_j$ .

A titre d'illustration, on montre en figure 2 un exemple d'obtention de ces répartition. On suppose la détection et la datation d'un événement par la détection d'une transition (de forme connue) à l'aide de mesures discrètes en faible nombre et dont la précision est modélisée par des distributions de possibilités trapézoïdales. On note  $x_{t_E}(t)$  le signal attendu positionné temporellement en  $t_E$ . Sur l'exemple choisi, nous disposons de quatre mesures discrètes imprécises (en  $T_1, T_2, T_3$  et  $T_4$ ) modélisées, elles-mêmes, par des distributions de possibilités. Les dates possibles pour l'événement

sont les dates  $t_E$  telles que  $x_{t_E}(t)$  satisfasse conjointement les quatre contraintes floues imposées par les quatre mesures imprécises. L'opérateur choisi est la T-norme « min » adaptée au cas d'informations faibles [8] et éventuellement dépendante. On en déduit la répartition de possibilités pour la date de l'événement par utilisation du principe d'extension [5] comme suit (on note  $\Pi(t_E)$  la distribution de possibilités résultante) :

$$\begin{aligned} \Pi(t_E) = \min & (\Pi(x_{t_E}(T_1)/m(T_1)), \\ & \Pi(x_{t_E}(T_2)/m(T_2)), \\ & \Pi(x_{t_E}(T_3)/m(T_3)), \\ & \Pi(x_{t_E}(T_4)/m(T_4))) \end{aligned} \quad (1)$$

Finalement, en considérant un signal discret, on obtient la détection et la datation d'une suite d'événements (voir figure 2).

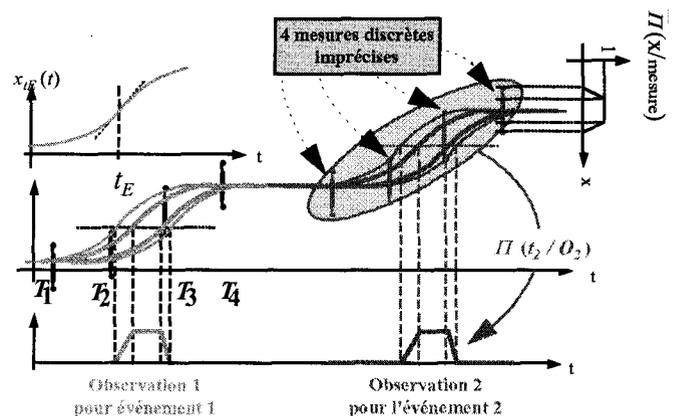


Figure 2. – Obtention de répartition temporelle de possibilités.

## 3. compatibilité d'un comportement et de l'ensemble des observations

On considère un comportement candidat de la base de données. Quand un événement survient, on veut être capable de prendre en compte toutes les observations précédentes afin d'évaluer la compatibilité du comportement fixé et de l'ensemble des observations avec un maximum de robustesse vis-à-vis de l'imperfection des sources.

Conceptuellement, la méthode proposée s'appuie sur deux étapes (voir figure 3). Premièrement, la considération du comportement (séquence de durées imprécises) permet de propager, par prédiction temporelle (voir aussi [3] et [4]), les informations sur les différentes dates au niveau de la dernière. Comme nous le montrons au chapitre 3.1, cette propagation engendre une perte d'information par un élargissement du support des distributions de

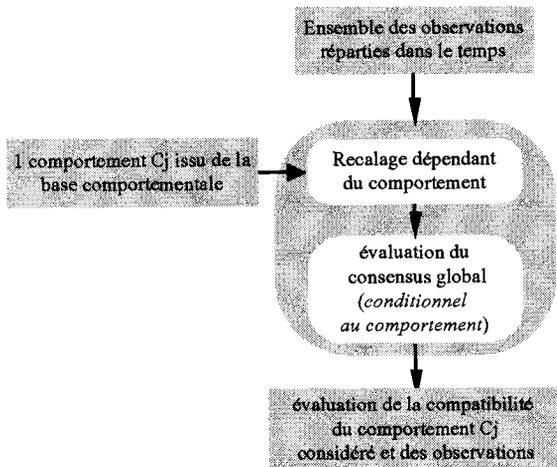


Figure 3. – Compatibilité des observations et d'un comportement donné.

possibilités, dont il faut minimiser l'influence. Ensuite, la compatibilité entre ce comportement et les observations se déduit d'une évaluation du consensus des sources recalées, permettant ainsi de quantifier une mesure de confiance. Il apparaît clairement que la considération d'un comportement ne correspondant pas aux observations conduira à des recalages tels que le consensus des sources recalées sera très faible, témoignant en cela d'une incompatibilité entre ce comportement et l'ensemble des observations.

### 3.1. prédiction temporelle

Si nous disposons, d'une part, de la distribution de possibilités  $\Pi_1(t)$  caractérisant l'observation de la date d'un événement et d'autre part, de la répartition de possibilités  $\Pi_2(\Delta t)$  modélisant la durée qui le sépare du suivant et liée au comportement fixé, alors il est possible de connaître l'ensemble des dates possibles du deuxième événement. Apparentée à une convolution classique en traitement du signal, cette opération est effectuée, dans le cadre de la théorie des possibilités, par une relation floue d'addition [6,7,12,13] définie comme suit :

$$\Pi(t' = t + \Delta t) = \sup_{(t, \Delta t) / t + \Delta t = t'} [\min(\Pi_1(t), \Pi_2(\Delta t))] \quad (2)$$

notée

$$\Pi_1(t) \oplus \Pi_2(\Delta t) \quad (3)$$

En remarquant que le support de la distribution  $\Pi(t')$  (après prédiction) est plus étendu que celui de  $\Pi_1(t)$ , il apparaît que deux informations conflictuelles peuvent être consensuelles au regard de leurs prédictions. Ceci a un effet quand on suppose deux observations de la date d'un événement ou quand on dispose de 3 observations respectives des dates de 3 événements consécutifs. Dans ce dernier cas, les sources apparaissent conflictuelles au niveau intermédiaire et consensuelles au niveau de la troisième date (voir Figure 4). Par conséquent, si, lors de l'évaluation de la compatibilité d'un comportement et des observations, on veut limiter les pertes d'information dues aux prédictions, il est

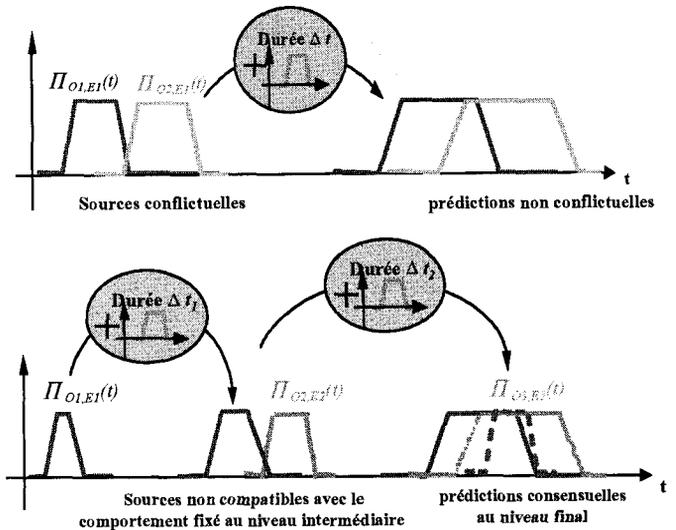


Figure 4. – Effet de la prédiction temporelle (2).

nécessaire de prendre en compte les conflits au plus tôt, c'est-à-dire avant les prédictions. Cette remarque est prise en compte pour élaborer le mécanisme quantifiant la compatibilité entre un comportement et des observations.

### 3.2. mécanisme d'évaluation du consensus de $n_s$ sources

On se restreint ici au problème de l'évaluation du consensus global de  $n_s$  sources sans problème de recalage. Les  $n_s$  sources, non totalement fiables, renseignent ici directement le même paramètre. Nous reprenons un des éléments de la méthode proposée par Dubois et Prade [8] pour la combinaison adaptative quantifiée de  $n_s$  sources possibilistes. Notre intérêt ne porte pas principalement sur la combinaison proposée, mais plutôt sur les mécanismes intermédiaires que nous allons rappeler, et dont nous proposons une interprétation orientée vers l'évaluation du consensus global de  $n_s$  sources.

Rappels extraits de l'article [8] de Dubois et Prade : on suppose un ensemble  $K$  de  $n_s$  sources  $S_j$  modélisées par leur répartition de possibilités  $\Pi_j$ . Soit  $J$  un sous ensemble de  $K$ . On note ( avec «  $\wedge$  » l'opérateur de conjonction minimum sans renormalisation à 1) :

$$\Pi_J(x) = \bigwedge_{S_j \in J} \Pi_j(x) \quad (4)$$

$$h(j) = \sup_x \Pi_J(x) \quad (5)$$

et

$$R(k) = \sup_{\forall J \subset K, \text{card}(J)=k} \Pi_J(x) \quad (6)$$

Notre interprétation en est la suivante :  $R(k)$  représente le consensus maximal de  $k$  sources de  $K$ . L'ensemble des  $R(k)$ , pour  $k$  variant de 1 à  $n_s$ , rend compte du consensus global des sources (voir figure 5).

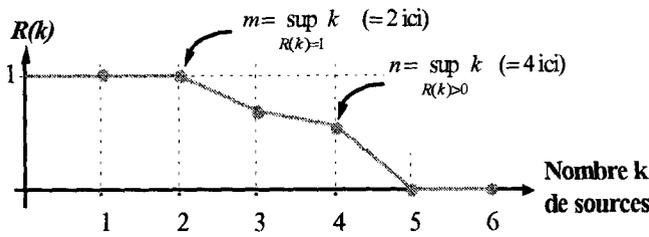


Figure 5. - Courbe représentative du consensus global de  $n_s$  sources renseignant un paramètre.

Du fait de la volonté de combinaison dans [8], le nombre maximum de sources entièrement consensuelles ( $m$ ) et le nombre maximum de sources au moins un peu consensuelles ( $n$ ) jouent un rôle particulier.

En ce qui nous concerne, la courbe dans son ensemble, représentative du consensus global des observations, est conservée. Ce principe, comparable à un vote majoritaire, nous permet de préparer les mécanismes de mise en compétition des différents comportements. Nous ne cherchons donc pas l'adaptativité à un nombre quelconque d'erreurs sur les sources mais plutôt une caractérisation de la compatibilité d'un comportement et de l'ensemble des sources, cette caractérisation devant néanmoins être robuste à un nombre d'erreurs n'excédant pas une certaine limite.

Finalement, le point important est que cette méthode peut être vue comme une énumération systématique de cas d'erreurs d'observation, à chaque cas étant associé un nombre d'erreurs ( $n_s - k$ ) interprété comme une hypothèse. Le coefficient  $R(k)$  indique alors la vraisemblance d'une telle hypothèse. C'est principalement cette interprétation qui est mise à profit ci-après.

### 3.3. compatibilité de $n$ observations et d'un comportement donné

Notre problème est d'évaluer la compatibilité de chacun des comportements avec l'ensemble des observations. Rappelons que c'est la considération d'un comportement qui rend possible et conditionne les recalages, nous permettant d'une certaine façon de nous ramener au problème précédant, à savoir l'évaluation du consensus de  $n_s$  sources. Le schéma synoptique en figure 3 permet de bien discerner les fonctions, mais il faut garder à l'esprit qu'en fait, recalage et évaluation de consensus sont imbriqués dans les traitements que nous détaillons ci-dessous.

L'interprétation en terme d'énumération est maintenant utilisée mais contrairement à l'approche de Dubois et Prade [8], l'énumération des cas possibles doit être non seulement adaptée aux imprécisions et aux incertitudes (erreurs d'observation, non détection d'événement ou fausse alarme) mais aussi à l'aspect temporel du problème. Un cas possible est alors une configuration d'associations entre les événements et les observations avec non détection et fausse alarme prises en compte. Pour conserver la cohérence des notations avec le paragraphe précédant, on note  $J$  une telle configuration. Par exemple, en figure 6, on a supposé 4 observations et un comportement à trois durées donc 4 événements. La

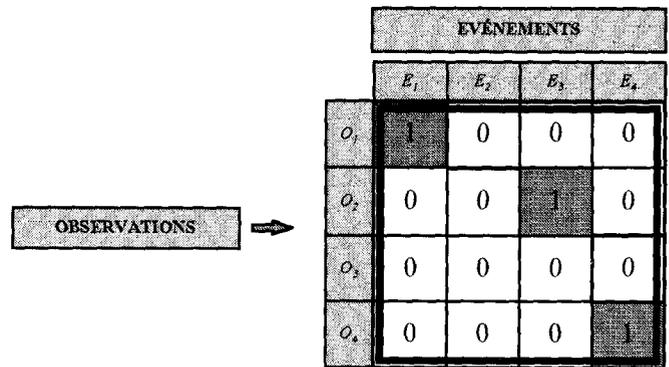


Figure 6. - Une configuration d'association.

configuration envisagée sur cette figure est le cas où  $O_1$  est associé à  $E_1$ ,  $E_2$  est non détecté,  $O_2$  associé à  $E_3$ ,  $O_3$  non considéré et  $O_4$  est associé à  $E_4$ .

On note

$$J = \{O_1 \rightarrow E_1, O_2 \rightarrow E_3, O_3 \rightarrow \phi, O_4 \rightarrow E_4\} \quad (7)$$

La complexité mais aussi l'efficacité de la méthode sont directement liés au nombre de cas énumérés au travers de l'ensemble des configuration d'associations  $J$  que l'on accepte de considérer.

Nous avons vu au paragraphe 3.1 qu'il est nécessaire de combiner partiellement au plus tôt pour limiter l'élargissement du support correspondant, à notre sens, à une perte d'information inhérente au principe de prédiction. Nous devons définir itérativement un mécanisme de conjonction et de prédiction imbriquées qui prenne en compte la remarque précédente, et ayant pour rôle l'élaboration d'une distribution de possibilités équivalente à la définition de  $\Pi_J(x)$  en (4). Pour une configuration d'association  $J$  donnée, on note  $A(E_i, J)$  l'ensemble des observations  $O_j$  associées à l'événement  $E_i$  pour la configuration  $J$ . En notant de plus  $\Pi_{O_j, E_i}(t)$  la distribution de possibilités de  $O_j$  associée à  $E_i$ .

$$\Pi_{E_i, J}(t) = \bigwedge_{O_j \in A(E_i, J)} (\Pi_{O_j, E_i}(t)) \quad (8)$$

La combinaison partielle  $\Pi_{E_i, J}(t)$  représente ainsi la conjonction de toutes les observations de la configuration  $J$  observant l'événement  $E_i$ . Ces observations concernent donc la même date. Maintenant, nous pouvons appliquer le mécanisme itératif comme suit :

$$\Pi_{J, C_i} \left( \left( (\Pi_{E_0, J} \oplus \Pi_{\Delta t_1}) \wedge \Pi_{E_1, J} \right) \oplus \Pi_{\Delta t_2} \dots \oplus \Pi_{\Delta t_k} \right) \wedge \Pi_{E_k, J} \quad (9)$$

ou récursivement en oubliant  $C_i$  :

$$\Pi_J = \Pi_k \text{ avec } \Pi_0 = \Pi_{E_0, J} \text{ et } \Pi_{i+1} = (\Pi_i \oplus \Pi_{\Delta t_{i+1}}) \wedge \Pi_{E_{i+1}} \quad (10)$$

Cette définition de  $\Pi_J$  remplace celle qui a été donnée au chapitre 3.2 concernant des sources non réparties dans le temps, elle en constitue une adaptation nécessaire à la prise en compte des sources réparties dans le temps. Dans le cas où l'on considère un seul événement et plusieurs observations de la date de cet événement, cette définition se ramène à celle de Dubois et Prade [8], car la notion de propagation dans le temps n'a alors plus

lieu d'être. Dans l'évaluation des  $\Pi_J$ , toutes les combinaisons conjonctives possibles sont effectuées au plus tôt, avant les prédictions. On ne renormalise pas le résultat d'une conjonction élémentaire afin de ne pas perdre l'information utile de conflit élémentaire, puis on effectue une prédiction à partir de cette dernière pour recalibrer la source au niveau de l'événement suivant.

Nous proposons deux exemples pour illustrer ce principe. Le premier montre simplement que la considération de comportements différents, et donc de recalages différents, conduit à des compatibilités différentes. Il apparaît ainsi clairement (voir figure 7) que les sources recalées par le comportement  $C_1$  ne sont pas du tout superposables. Par contre, si l'on considère le comportement  $C_2$  et donc les durées qui lui sont relatives, les sources recalées sont entièrement consensuelles. On dira alors que le comportement  $C_2$  est entièrement compatible avec l'ensemble des observations tandis que le comportement  $C_1$  ne l'est nullement.

Le deuxième exemple (figure 7), où on a considéré 3 observations pour 3 événements, respectivement, est plus représentatif du cas général.

Avec ces notations, on peut adapter les définitions de  $h(J)$  et  $R(k)$  à savoir :

$$h(J) = \sup_t \Pi_J(t) \tag{11}$$

$$R(k) = \sup_{\forall j, f(J)=k} h(J) \tag{12}$$

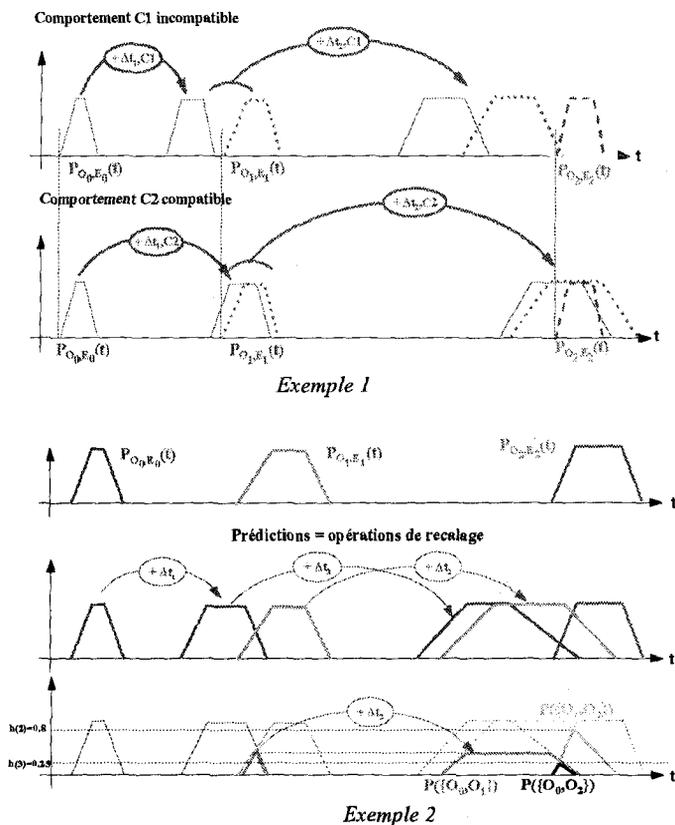


Figure 7. - Compatibilité de 2 comportements et d'un ensemble d'observation.

Remarquons que la définition de  $h(J)$  est identique à (5) et que la définition de  $R(k)$  est équivalente à (6) à la définition de l'ensemble des configurations participant au calcul du sup près. La fonction  $f(J)$  dans (12) qui remplace  $\text{card}(J)$  dans (6) est à définir. En particulier, elle doit satisfaire la contrainte suivante : dans le contexte du cas limite considéré par Dubois et Prade sur les configurations possibles, elle satisfait  $f(J) = \text{card}(J)$ .

**Définition de  $f(J)$  :**

Lorsqu'une séquence d'observations issues des capteurs va être traitée, nous disposons d'une configuration d'associations de référence  $J_0$ . Cette configuration suppose l'absence de fausse alarme et de non détection, mais autorise plusieurs observations du même événement. On peut calculer un nombre d'erreurs entre une configuration  $J$  et la configuration de référence  $J_0$ . Afin de satisfaire la contrainte définie précédemment, on définit  $f(J)$  comme étant le nombre d'observations  $n_s$  moins le nombre d'erreurs (et on admet moins de  $n_s$  changements). Seule la configuration  $J = J_0$  satisfait  $f(J) = n_s$ . Dans le cas limite où on aurait plusieurs observations et un seul événement, le nombre de configurations telles que  $f(J) = n_s - 1$  est  $C_{n_s}^1$  c'est-à-dire  $n_s$ . Dans le cas général, ce nombre est plus élevé et dépend des configurations que l'on teste (voir tableau suivant)

Configurations testées	Nombre de configurations
1 fausse alarme	$n_s$
1 non détection	$n_s$
une fausse observation (sans décalages)	$n_s$
1 erreur de numérotation d'un cran pour une observation (sans décalage pour les autres)	$2n_s - 1$
<b>TOTAL</b>	<b><math>5n_s - 1</math></b>

On applique ce principe à tous les comportements de la base afin de pouvoir les mettre en compétition. A l'issue de ce traitement, pour chaque comportement, nous disposons donc de la courbe des  $R_{C_j}(k)$ , représentative de la compatibilité globale du comportement considéré  $C_j$  et des observations (voir figure 8).

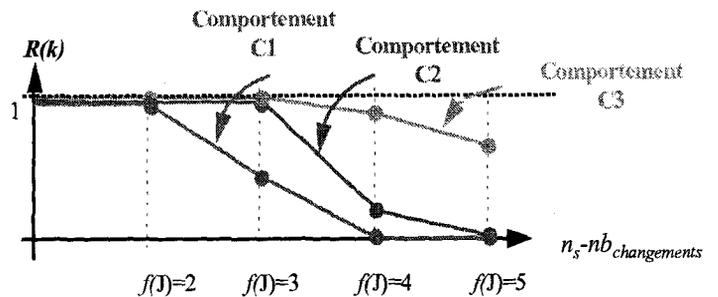


Figure 8. - Courbes  $R_{C_j}(k)$  représentatives de la compatibilité de chacun des comportements avec les observations.

### 3.4. élaboration du degré de confiance comme résumé informatif

Il est maintenant possible d'élaborer un degré de confiance issu de la courbe  $R_{C_j}(k)$  pour chaque comportement  $C_j$ . L'information fournie par la courbe des  $R_{C_j}(k)$  ne traduisant que la compatibilité entre le comportement  $C_j$  et les observations, cette information est forte quand les  $R_{C_j}(k)$  sont proches de 0 et faible quand les  $R_{C_j}(k)$  sont proches 1. Par conséquent, il est naturel qu'un degré de confiance issu de cette courbe ait le même sens. Nous définissons comme suit ce degré :

$$\text{conf}(C_j) = \frac{\sum_{i=2}^{N_0} R_{C_j}(i)}{N_0 - 1} \quad (13)$$

avec  $N_0$  le nombre total d'observations. Il est à noter que l'on suppose un nombre d'observations  $N_0 > 1$  et que la somme commence à l'indice 2 car  $R_{C_j}(1) = 1$  dans tous les cas. La confiance accordée au comportement  $C_j$  est la moyenne des consensus calculés  $R_{C_j}(k)$ .

#### Quelques propriétés :

- Ce degré de confiance est un degré de possibilité dans la mesure où il satisfait les contraintes de définition d'un tel degré [5].  $\text{Conf}(C_j) = 0$  signifie qu'il est impossible que le missile observé ait le comportement  $C_j$ , ce qui correspond à une information forte, et  $\text{Conf}(C_j) = 1$  signifie que rien ne permet d'écarter le comportement  $C_j$ , ce qui correspond à une information faible, le comportement est simplement entièrement compatible avec les observations.
- Le choix de la moyenne définit comme étant de compatibilité égale vis-à-vis d'un ensemble d'observations les deux comportements  $C_1$  et  $C_2$  dont les courbes  $R_{C_j}(k)$  seraient configurées comme en figure 9.
- Enfin, ce degré constitue un résumé informatif de la courbe  $R_{C_j}(k)$  et ne représente donc pas toute l'information exprimée par cette courbe.

Pour chaque comportement de la base de données est associé ce degré de confiance. On dispose donc d'une distribution de possibilités définie sur le cadre de référence que constitue l'ensemble des comportements événementiels et fondée sur l'observation temporelle des événements. Si, par exemple, deux comportements

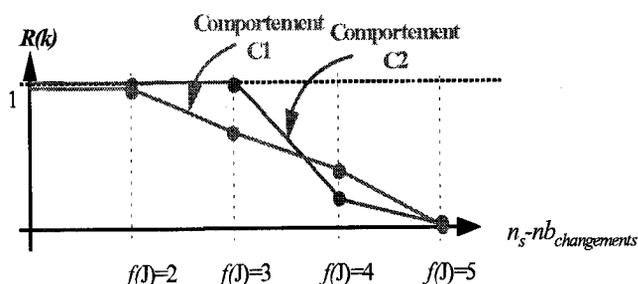


Figure 9. - Cas de deux comportements dont les compatibilités avec les observations sont définies comme égales.

$C_1$  et  $C_2$  sont proches (relativement à leurs imprécisions) et si l'observation est trop imprécise, les comportements ne seront pas discriminés et ceci sera traduit par  $\text{Conf}(C_1) = \text{Conf}(C_2) = 1$ . On aura alors montré que, dans ce cas, l'utilisation des temps associés aux événements ne nous informe pas sur le type de missile.

Nous nous sommes fixés comme objectif pour la méthode de classification une certaine robustesse vis-à-vis d'erreurs d'observation dans une certaine limite. On ne conçoit pas, par exemple, d'avoir 3 erreurs sur 5 observations. Une autre information doit donc être tirée de la courbe des  $R_{C_j}(k)$  à savoir le nombre minimum de changements nécessaires pour obtenir un consensus  $R_{C_j}(k)$  strictement positif. Si sur l'ensemble des comportements, le plus compatible avec les observations est tel que ce nombre minimum de changements nécessaires est trop élevé, alors deux hypothèses sont envisageables. Ou bien on a l'assurance de l'exhaustivité de la base comportementale et dans ce cas, cela signifie qu'on a des erreurs d'observation, ou bien la base peut être incomplète et dans ce cas, on ne sait pas si l'incompatibilité est due à des erreurs d'observation ou si on est en présence d'un missile de comportement non supposé dans la base.

Finalement, à l'issue du calcul des confiances, deux types de configurations sont envisageables : ou bien le nombre minimum d'erreurs est inacceptable, c'est-à-dire qu'aucun comportement n'est associable aux observations et il est alors inutile de combiner les informations temporelles pour obtenir un gain de précision concernant la date du dernier événement, ou bien au contraire, ce nombre est acceptable et il reste à combiner adaptativement les sources d'observation.

## 4. combinaison adaptative quantifiée de sources réparties dans le temps

Il ne semble pas envisageable de considérer les informations itérativement, et d'utiliser la règle de combinaison adaptative de deux sources proposée par Dubois et Prade de façon récursive car cette règle est clairement non associative. En revanche, on considérera l'ensemble des sources conjointement en appliquant simplement la dernière étape de la combinaison multisource proposée par Dubois et Prade [8] mais en l'appliquant aux conjonctions partielles  $\Pi_j$  construites sur la base de prédictions multiples et dont le calcul récursif a été présenté au chapitre 3.3.

On note

$$m_{C_j} = \sup_{R_{C_j}(k)=1} (k) \text{ et } n_{C_j} = \sup_{R_{C_j}(k)>0} (k), \quad (14)$$

En appelant  $\Pi_{j,C_i}(x)$  la conjonction partielle  $\Pi_j$  pour le comportement  $C_i$  définie en (9), la distribution de possibilités résultant de la combinaison adaptative relative à ce comportement  $C_i$  est donnée par :

$$\Pi_{ad,C_i}(x) = \text{Max} \left( \frac{\Pi_{(n),C_i}(x)}{R_{C_i}(n)}, \min(1 - R_{C_i}(n), \Pi_{(m),C_i}(x)) \right)$$

$$\text{avec } \Pi_{(n), C_i}(x) = \sup_{J \subset K, f(J)=n} (\Pi_{J, C_i}(x)) \quad (15)$$

La figure 10 illustre l'obtention de la distribution de possibilités après combinaison adaptative dans le cas de l'exemple proposé en figure 7.

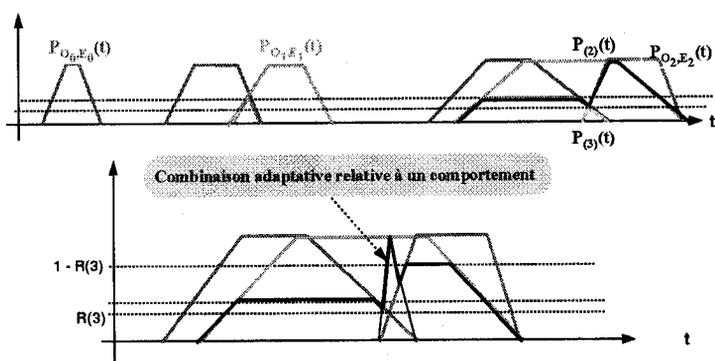


Figure 10. – Combinaison adaptative relative à un comportement.

A chaque comportement  $C_i$  est associé un couple  $(m_{C_i}, n_{C_i})$  et donc une combinaison adaptative qui lui est propre et rejetant automatiquement les observations apparaissant fausses *a posteriori*. On accepte de combiner les sources d'observation avec un comportement dont la compatibilité avec ces dernières est très faible sous la condition que par ailleurs, au moins un comportement de la base soit acceptable. Dans ce cas, la combinaison adaptative relative à un comportement de faible confiance sera plutôt disjonctive et ne conduira donc pas à un gain de précision, ceci de manière tout à fait cohérente.

On écarte volontairement les adaptations où les combinaisons dépendraient de caractéristiques globales pour la raison suivante. Supposons qu'un comportement ressorte nettement des autres après évaluation de la mesure de confiance. Dans ce cas, ce comportement a une influence prépondérante sur les caractéristiques globales des courbes  $R_{C_j}(k)$ . Si les combinaisons locales (relatives à chaque comportement) dépendaient de caractéristiques globales et si la considération d'informations supplémentaires (qui concernerait tout autre attribut du missile) conduisait à écarter définitivement le comportement pourtant « gagnant » du point de vue de la discrimination comportementale alors on aurait des combinaisons locales dépendantes de caractéristiques propres à un comportement rejeté.

Enfin, bien que l'on ne l'exploite pas pour le moment, il est envisageable de repérer les informations perceptives vraisemblablement fausses *a posteriori* et d'appliquer à nouveau la méthode sur les observations restantes.

## 5. simulations

Afin d'illustrer la méthode, nous l'avons appliquée sur un ensemble de 4 types de missiles à 3 étages. Les séries de distributions de possibilités représentatives des durées entre événements pour ces

quatre types sont nommés  $P_{comp1}$ ,  $P_{comp2}$ ,  $P_{comp3}$  et  $P_{comp4}$  et sont présentées en figure 11.

Nous considérerons par la suite un ensemble de 5 configurations de dates observées, chacune d'entre elles mettant en lumière un point particulier de la méthode. Il est à noter que ces 5 configurations ne recouvrent pas exhaustivement l'ensemble des cas d'observation envisageables mais permettent déjà de montrer une certaine robustesse de la méthode. On considérera notamment les cas où une observation est complètement fautive et où les observations ne correspondent totalement à aucun comportement de la base.

### Cas 1 : les dates observées sont totalement cohérentes avec un comportement (Figure 12)

On suppose ici que l'on dispose de 4 observations informant sur les dates de quatre événements. Ces informations sont relativement imprécises mais sont totalement cohérentes avec le comportement  $P_{comp1}$ . Ces événements correspondent au décollage, à deux séparations d'étage et à la fin de la propulsion.

On constate que les types de missile de comportements  $P_{comp1}$  et  $P_{comp2}$  sont entièrement compatibles avec les quatre observations. Inversement, pour les comportements  $P_{comp3}$  et  $P_{comp4}$ , plus on considère de sources d'observation conjointement, plus le consensus après recalage est faible. On attribue donc une confiance (degré de possibilité) plus faible à ces types de missile (0.5 et 0.29). Le comportement  $P_{comp2}$  est relativement proche du comportement  $P_{comp1}$ , ce qui explique qu'il se voit attribuer un coefficient de confiance de 1.

### Cas 2 : Observations plus précises (Figure 13).

On garde des observations complètement compatibles avec le comportement  $P_{comp1}$  en se plaçant dans le cas de sources plus précises.

Cette fois-ci, les comportements  $P_{comp1}$  et  $P_{comp2}$  sont légèrement discriminés. On retrouve un comportement cohérent et prévisible de la méthode : plus les informations sont précises, plus elles permettent de discriminer. Ici, on constate de plus que les comportements  $P_{comp3}$  et  $P_{comp4}$  sont plus nettement écartés. Conditionnellement à chaque comportement, il est possible d'estimer la date du dernier événement. La méthode de combinaison est adaptative, ce qui signifie qu'elle aura un comportement disjonctif vis-à-vis de sources conflictuelles (l'opération se rapproche d'une union) et conjonctif si les sources sont consensuelles (l'opération se rapproche d'une intersection). Le résultat de la combinaison adaptative conditionnellement au comportement  $P_{comp1}$  est présenté en figure 13. Le constat est simple, ce n'est pas mieux que la dernière source prise toute seule. Cela signifie simplement que les imprécisions sur les durées caractéristiques du comportement (ici  $P_{comp1}$ ) sont trop élevées au regard de l'imprécision des observations. De manière analogue à ce que l'on constate dans un filtrage de Kalman (où l'on retrouve exactement les mêmes notions de prédiction occasionnant une diminution de précision d'une part et de prise en compte des observations conduisant à une augmentation de précision d'autre part), si le modèle prédictif est peu précis par rapport aux observations, il peut ne rien apporter. Ce n'est plus le cas dans la configuration suivante.

**Cas 3 : Observation de la dernière date très imprécise (Figure 14).**

On considère cette fois-ci le cas où la dernière observation, correspondant à la date de l'injection, est très imprécisément connue. Cette configuration est à prendre en compte dans la mesure où dans la fonction de traitement d'images il est possible de manquer les derniers plots en fin de propulsion. Par rapport à la configuration précédente, on a donc gardé les trois premières dates relativement précises et on a par contre étalé la distribution correspondant à la dernière dans le sens des temps croissants.

On constate alors que les compatibilités sont évidemment légèrement plus élevées (Les distributions d'observation pour cette configuration incluant celles de la configuration précédente) et qu'il est par contre ici possible d'obtenir un gain de précision concernant la date du dernier événement (vis-à-vis du comportement  $P_{comp1}$ ).

**Cas 4 : Observations totalement cohérentes avec aucun comportement de la base (Figure 15).**

Ici, on a positionné les observations de telle manière quelles soient proches du comportement  $P_{comp1}$  sans toutefois être complètement compatibles avec ce dernier. On va donc ici jouer sur les zones inclinées des distributions de possibilités trapézoïdales.

On retrouve bien qu'aucun comportement n'est complètement compatible avec les observations. En effet, lorsque l'on considère l'ensemble des quatre sources conjointement, on obtient un consensus après le recalage valant 0.75 pour le comportement  $P_{comp1}$ . Néanmoins, ce comportement reste celui sur lequel le degré de confiance est maximum. On peut constater que l'on conserve une capacité de discrimination.

Ce cas nous permet aussi de montrer que si l'on cherche à estimer la date correspondant au dernier événement pour le comportement  $P_{comp1}$  (comportement le plus vraisemblable) on aura une combinaison à tendance disjonctive due au conflit apparent entre les sources recalées par ce comportement. Le résultat de cette combinaison est un compromis entre une union et une intersection (disjonction/conjonction).

**Cas 5 : Insertion d'une observation complètement erronée (Figure 16).**

Dans cette dernière configuration, nous avons considéré des observations relativement précises et correspondant entièrement au comportement  $P_{comp1}$  (cas de la configuration 2) auxquelles on a ajouté une observation totalement fautive. On suppose que cette nouvelle observation ( $P_{obs2}$ ) est une deuxième information concernant la date du décollage et est totalement conflictuelle avec celle qui était déjà disponible. On choisit volontairement le positionnement de cette observation de manière à ce que le quadruplé de mesures ( $P_{obs2}$ ,  $P_{obs3}$ ,  $P_{obs4}$  et  $P_{obs5}$ ) soit incompatible avec tous les comportements.

On constate cette fois-ci que la considération des 5 sources conjointement conduit à un consensus nul et ceci de façon évidemment indépendante du comportement. Néanmoins, par rapport à la configuration 2 (sans l'ajout), l'ordre des confiances

reste inchangé. Attention, il aurait très bien pu arriver qu'un comportement écarté dans la configuration 2 se voit ici affecté d'un degré de confiance plus élevé si la considération de  $P_{obs2}$  à la place de  $P_{obs1}$  augmente les consensus intermédiaires. Cette méthode permet simplement de quantifier la ressemblance ou compatibilité entre une série d'observations et un comportement.

Enfin, il est toujours possible de combiner les sources pour estimer la date du dernier événement. Dans ce cas précis, la source fautive est automatiquement rejetée et dans la mesure où les 4 autres sources sont entièrement consensuelles après recalage, la combinaison adaptative se décline simplement en une opération d'intersection.

**Simulations**

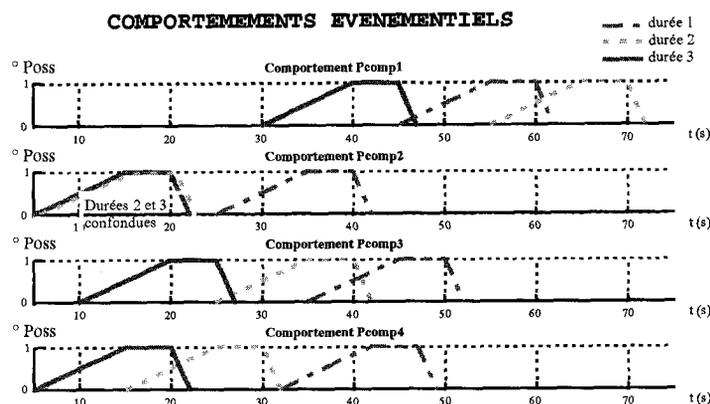


Figure 11. - Définition des comportements événementiels.

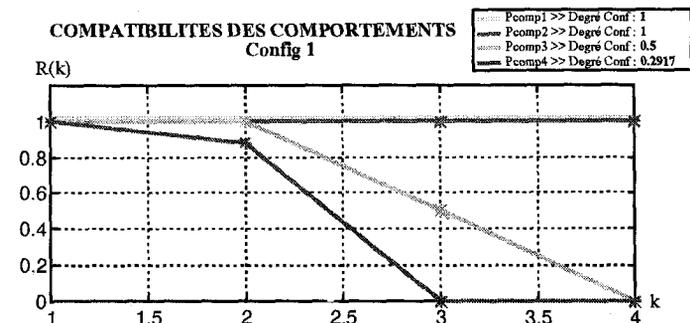
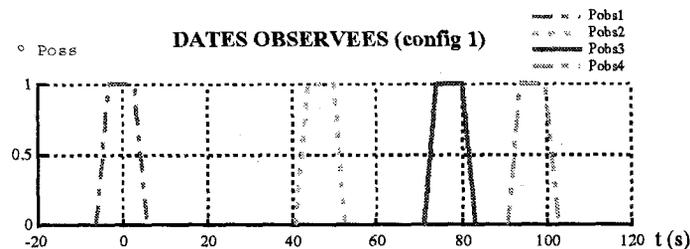


Figure 12. - Cas 1.

# Classification de comportements fondée sur l'occurrence d'événements

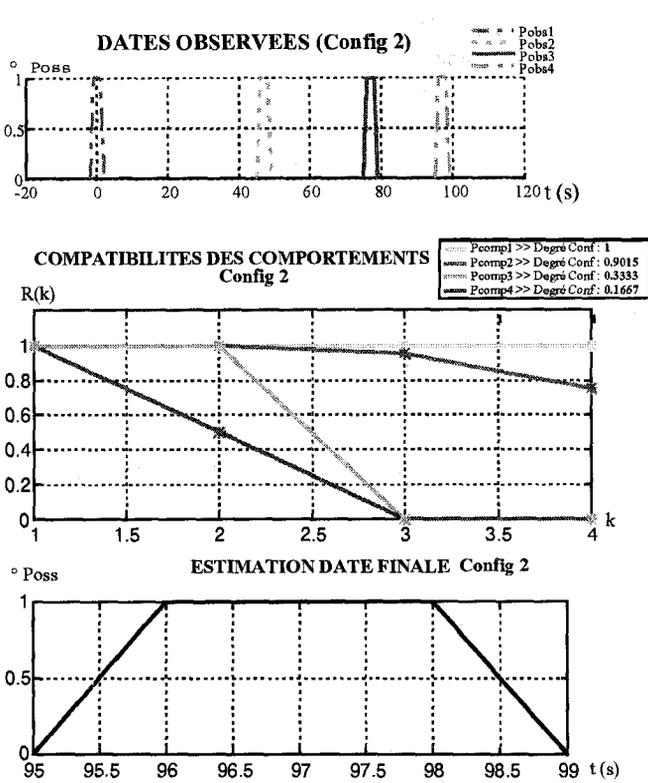


Figure 13. - Cas 2.

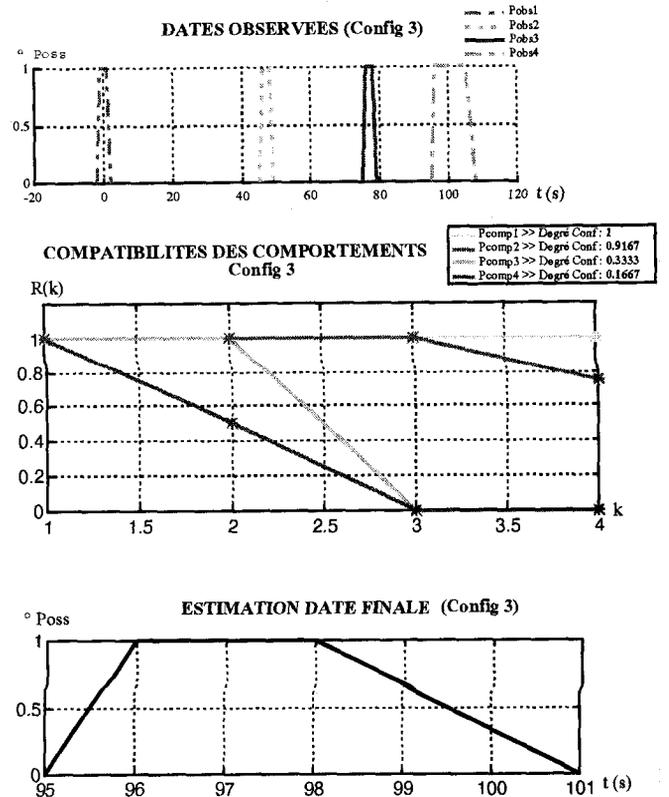


Figure 14. - Cas 3.

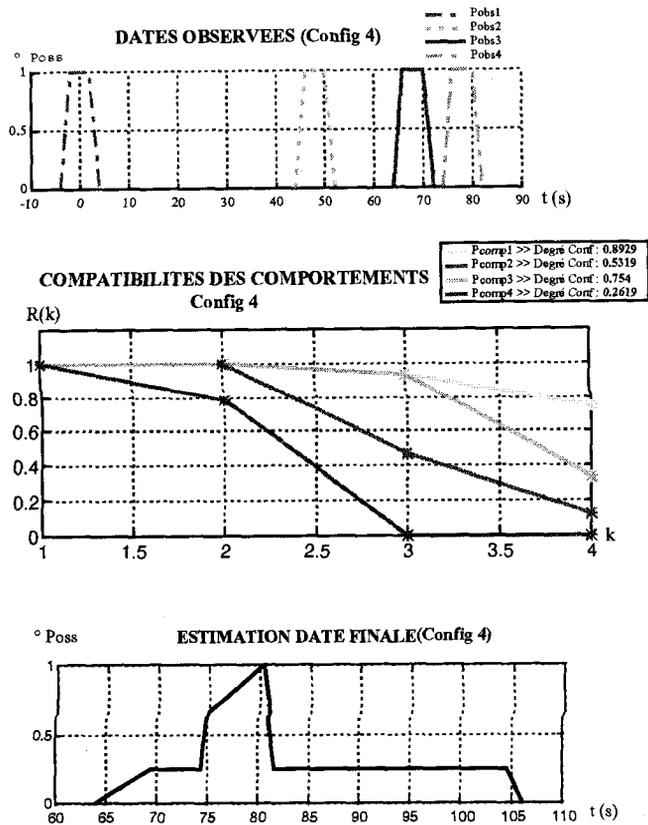


Figure 15. - Cas 4.

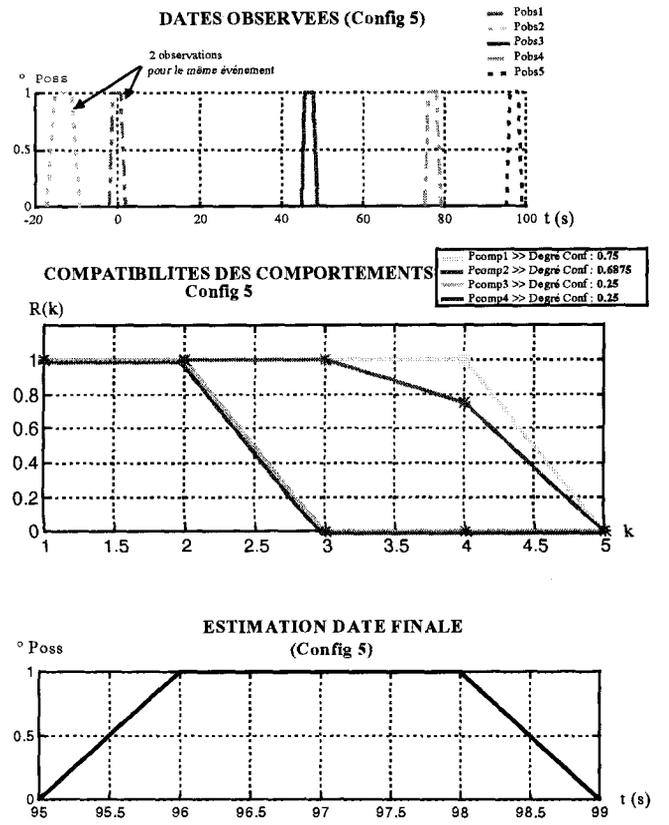


Figure 16. - Cas 5.

## 6. conclusion

La méthode proposée montre que la théorie des possibilités est adaptée au problème de la gestion des possibilités d'occurrence d'événements temporels en faisant intervenir les corrélations entre les dates associées aux événements. Les prédictions constituant les recalages d'informations sont rendues possibles par l'emploi de la relation floue d'addition temporelle imprécise.

Nous avons pu élaborer une confiance associée à chaque comportement, déduite de leur compatibilité avec les observations et robuste à un certain nombre d'erreurs ou de pannes d'observations. Cette mesure est adaptée à la répartition dans le temps des sources d'information. Les différents types d'erreurs (non détection, fausse alarme ou erreur de datation en dehors de la marge d'imprécision) sont considérées de façon équilibrée au regard de leurs impacts sur la mesure de confiance. Il reste néanmoins envisageable de pondérer l'influence de chaque type d'erreur, notamment pour le calcul du degré de confiance.

Notre principal objectif n'est pas seulement l'obtention d'une combinaison adaptative quantifiée avec la formulation [8] mais la discrimination des comportements par mise en compétition. L'originalité réside dans l'énumération de possibilités d'association entre observations et numéros d'événements, mécanisme nécessaire dans la mesure où on fait intervenir des recalages reposant sur des prédictions temporelles. Cette extension aux cas de correspondance temporelle d'événements reste compatible avec la formulation [8] dans le cas de plusieurs sources observant le même événement temporel, car dans les deux cas, le mécanisme de base est l'énumération des cas possibles.

La complexité algorithmique de la méthode est alors directement dépendante du nombre de cas envisagés et peut croître rapidement lorsque le nombre de cas énumérés devient grand, ce qui correspond à un accroissement de la robustesse de la méthode vis-à-vis des erreurs d'observation. L'interprétation en terme d'énumération de configurations d'associations (plot-événement) est liée à un regroupement des cas qui supposent le même nombre d'erreurs d'observation, mais en autorisant une diversification de ces erreurs.

Nous avons choisi de ramener les informations au niveau du dernier événement observé, mais rien ne nous interdit de les ramener au niveau de n'importe quel événement par une méthode similaire, en envisageant la relation floue de soustraction temporelle, de façon analogue à un filtrage de Kalman à rebours. Il est vraisemblable que le choix de l'événement médian comme point de recalage puisse conduire à une meilleure discrimination. En revanche, pour estimer la date d'injection, la connaissance doit être ramenée au dernier événement.

Une réflexion plus approfondie devrait nous permettre de mettre à profit directement l'information donnée par l'ensemble des courbes de compatibilités, modulant ainsi les pertes d'information inhérentes à la notion de résumé informatif utilisé pour l'élaboration des degrés de confiance.

## BIBLIOGRAPHIE

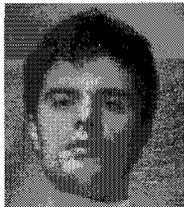
- [1] I. Bloch, H Maitre, «*Fusion de Données en Traitement d'Images : Modèles d'Information et Décisions*» Traitement du Signal. Signal, Image, Parole. Volume 11 numéro 6. Numéro spécial 1994. Fusion de données. (Revue GRETSI)
- [2] L. Console, L Portinale, D. Theiseider Dupré, P Torasso, «*Diagnosing. Time Varying Misbehavior : an Approach Based on Model Decomposition*» Annals of Mathematic and Artificial Intelligence (11 1994) 1994.
- [3] T. Dean, K Kanazawa, «*Probabilistic Temporal Reasoning*». Proceedings of AAAI 1988.
- [4] T. Dean, K Kanazawa, «*Persistence and Probabilistic Projection*». IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Vol 19 N° 3 may-june 1989.
- [5] D. Dubois, H. Prade, «*Théorie des Possibilités. Application à la Représentation des Connaissances en Informatique*». Masson 1985.
- [6] D. Dubois, H. Prade, «*Processing Fuzzy Temporal Knowledge*». IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Vol 19 N° 4 july-aug 1989.
- [7] D. Dubois, J. Lang, H. Prade, «*Timed Possibilistic Logic*». Fundamenta Informaticae XV (1991) IOS press.
- [8] D. Dubois, H. Prade, «*Fusion d'informations imprécises*» Traitement du Signal. Signal, Image, Parole. Volume 11 numéro 6. Numéro spécial 1994. Fusion de données. (Revue GRETSI) 1994.
- [9] P. J. Fabiani, «*A New Approach in Temporal Representation of Belief for Autonomous Observation and Surveillance Systems*» 11th Conference on Artificial Intelligence 1994.
- [10] G. Friedrich, F. Lackinger (1991). «*Diagnosing Temporal Misbehavior*» 12th Proceedings on IJCAI (Sydney 1991)
- [11] A. Kelman, R. R. YAGER, «*Compatibilité et agregation partielle : méthode de fusion modulaire*». Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications. Cepadues editions 1995.
- [12] C. Ziqiang, F. Terrier, «*About Temporal Uncertainty*» Proceedings of the IEE/ACM International Conference on Developing and Managing Expert Systems Programs 1991.
- [13] C. Ziqiang, «*Uncertain Temporal Knowledge Management* » 4th Proceedings of International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering june 1992.

*Manuscrit reçu le 5 décembre 1996.*

## Classification de comportements fondée sur l'occurrence d'événements

### LES AUTEURS

#### Alain NIFLE



Alain Nifle est né en 1970. Il a obtenu le diplôme d'ingénieur d'électronique de l'Ecole Nationale Supérieure d'Electronique et de Radioélectricité de Bordeaux en 1994 ainsi qu'un DEA en traitement du signal et de l'image la même année. Il prépare actuellement un doctorat CIFRE mené en collaboration entre AEROSPATIALE (Les Mureaux) et l'Institut d'Electronique Fondamentale de l'université d'Orsay. Ses domaines d'intérêt sont principalement les théories de l'incertain appliquées à la modélisation et la fusion d'informations de natures différentes et l'aide à la décision.

#### Roger REYNAUD



Roger Reynaud est Professeur à l'université PARIS XI à l'Institut d'Electronique Fondamentale Il travaille actuellement sur les mécanismes de représentation des informations dans le domaine de la fusion de données et du traitement du signal, d'un point de vue formel dans l'opération « architecture pour la fusion de données » ou d'un point de vue génie informatique et matériel dans l'opération « architecture pour le contrôle de processus ».