Interprétation de séquences d'images et incertitude

François Brémond et Monique Thonnat
INRIA,
Sophia Antipolis, France
E-mail : Francois.Bremond@sophia.inria.fr

L'interprétation d'une séquence d'images est un traitement manipulant plusieurs notions d'incertitude pendant son déroulement. L'objectif de cet article est de proposer une méthode de gestion de cette incertitude. Les deux premières parties apportent une justification quant au choix des ensembles flous comme cadre de représentation. Les deux parties suivantes décrivent la solution adoptée. L'article conclut en donnant un exemple d'utilisation pour une application d'interprétation dans le domaine de la vidéo-surveillance.

1 Introduction

L'interprétation d'une séquence d'images est un processus global qui détecte les objets mobiles contenus dans la séquence puis analyse leurs comportements [4]. Les données manipulées sont particulièrement imprécises et incertaines, dues à la qualité des traitements d'images en entrée et au fait que les images soient prises en environnement réel. Plusieurs systèmes d'interprétation gèrent cette incertitude, mais ils la traitent de façon indépendante aux différentes étapes du raisonnement [2], [8].

L'objectif de cette étude est de proposer une méthode de gestion de l'incertitude uniforme sur tout le déroulement de l'interprétation, tout en lui donnant un sens spécifique à chacune des étapes. La seconde partie de cet article présente les spécificités du problème d'interprétation en liaison avec la gestion de l'incertitude. Dans la troisième partie, après l'examen de différentes solutions proposées dans la littérature, on justifie le choix des ensembles flous comme cadre formel pour représenter l'incertitude. La quatrième partie décrit l'étape de diagnostic intervenant dans l'interprétation et la cinquième présente une méthode de propagation tirant profit des caractéristiques de l'interprétation. L'article conclut en donnant un exemple d'utilisation pour une application de vidéo-surveillance.

Utiliser un modèle théorique de gestion de l'incertitude pour traiter une application réelle reste un problème délicat [3]. Cet article expose les avantages de l'utilisation des ensembles flous afin de développer une application d'interprétation.

2 Cadre du problème

L'interprétation d'une séquence d'images est un processus complet, constitué de trois étapes principales : la détection des régions mobiles à partir de traitements numériques, la reconnaissance des objets mobiles à partir des régions et l'analyse de leur comportement. Il manipule ainsi trois grandes classes d'entités de niveau d'abstraction croissant : les régions mobiles, les objets mobiles et les comportements. L'interprétation comporte également trois phases d'enchaînement de ces étapes, décrites sur la figure 1. La première phase abstrait les données numériques décrivant les images en données symboliques correspondant aux comportements. Elle est appelée phase d'abstraction ou phase ascendante et est dirigée par les données. La deuxième phase correspond au contrôle de l'abstraction et permet de diriger l'interprétation en fonction de comportements particuliers. Elle est appelée phase de contrôle ou phase descendante et est dirigée par les buts. La troisième phase est orthogonale aux deux précédentes. Elle fait évoluer dans le temps les entités manipulées par le système en fonction du séquencement des images.

La présence des trois phases d'enchaînement induit quatre modes de gestion de l'incertitude. Tout d'abord (mode 1), la phase d'abstraction propage

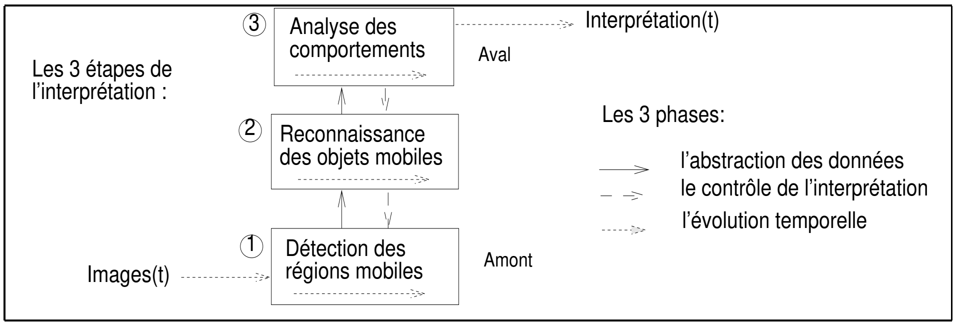

FIG. 1 – *Les trois phases d'enchaînement des étapes de l'interprétation.*

l'imprécision des données extraites des images à tout le système. Deuxièmement (mode 2), la phase d'évolution temporelle est particulièrement incertaine. A chaque étape de l'interprétation, le système met à jour les entités, vérifie si elles restent cohérentes et sinon diagnostique les raisons de leurs incohérences. La vraisemblance d'une entité est ainsi considérée comme une hypothèse et on lui attribue un degré de confiance. Troisièmement (mode 3), la phase d'abstraction propage ces incertitudes (ou confiances) vers les étapes les plus symboliques. Enfin (mode 4), la phase de contrôle corrige les incertitudes des données les moins abstraites par effet retour. Les phases ascendante et descendante définissent ainsi un réseau de liens de dépendance (les liens d'abstraction et de contrôle) entre les entités. Par exemple, un objet mobile dépend en premier lieu des régions mobiles le constituant (phase ascendante) et dépend également par effet retour des comportements qui lui sont associés (phase descendante). La gestion de l'incertitude d'une entité se passe ainsi en deux temps : le diagnostic (phase d'évolution temporelle) et la propagation (phases ascendante et descendante).

Le calcul de l'incertitude correspond à la combinaison de ces trois phases, créant ou propageant l'incertitude dans tout le système. Le paragraphe suivant présente différents systèmes d'interprétation gérant l'incertitude.

3 Travaux apparentés et formalisme adopté

L'interprétation d'une séquence d'images étant à cheval sur les domaines numériques et symboliques, deux types d'approches ont été envisagés, aussi bien pour représenter l'imprécision des données que pour gérer l'incertitude.

Les approches les plus communément utilisées sont probabilistes. Par exemple, la loi de Bayes est utilisée par [10] pour représenter l'imprécision sur les données et pour détecter et identifier les objets mobiles. Des réseaux bayesiens sont utilisés par [9] à toutes les étapes de l'interprétation, utilisant les méthodes de J. Pearl [13] pour propager les incertitudes. Les résultats de ces approches sont exposés dans [2]. Dans le cadre de l'interprétation, les approches probabilistes possèdent deux avantages principaux. Elles offrent un cadre strict et rigoureux applicable à tout type d'incertitude. De plus, les probabilités sont des nombres sans signification particulière, convenant aux données numériques manipulées.

Les approches symboliques sont principalement basées sur la théorie des ensembles flous. Par exemple, [11] utilise les ensembles flous pour représenter l'imprécision des données. Dans [8] les possibilités permettent de gérer les incertitudes portant sur l'analyse des comportements à l'aide d'un système de maintien de la cohérence. Les approches symboliques possèdent deux avantages. Elles permettent d'attribuer une sémantique précise aux incertitudes, s'adaptant ainsi à la diversité des données symboliques traitant du monde réel. De plus, utilisant en général des valeurs maximales et minimales d'incertitude, elles permettent une stabilisation rapide (mais non nuancée) de la propagation de l'incertitude.

D'autres cadres formels peuvent également être utilisés pour représenter l'incertitude. Par exemple, les fonctions de croyance de Dempster-Shafer, les probabilités qualitatives et les probabilités symboliques [12] offrent un cadre intermédiaire entre numérique et symbolique. D'autres formalismes, comme les plausibilités [7], proposent un cadre englobant les deux types d'approches. Cependant, bien que différentes dans leurs propriétés secondaires,

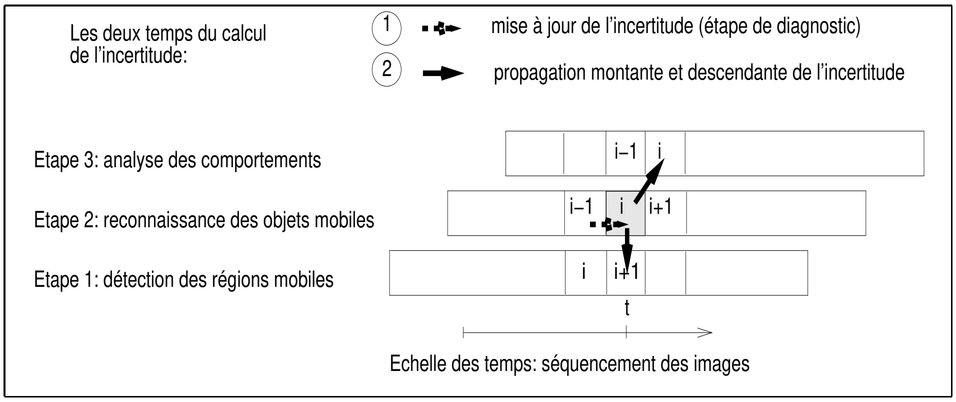

FIG. 2 – *La mise à jour de l'incertitude d'un objet mobile est constituée d'une étape de diagnostic, suivi d'une propagation ascendante et d'une propagation descendante.*

ces types ne s'opposent pas [7], [6]. Ainsi l'utilisation d'un type plutôt qu'un autre ne s'impose-t-il pas pour gérer l'incertitude dans les applications d'interprétation. La contrainte principale étant d'avoir un cadre uniforme sur tout le système, nous avons choisi la théorie des ensembles flous [5]. La motivation principale est la possibilité d'associer un sens spécifique à une incertitude.

Une fois le cadre choisi pour représenter l'incertitude, il reste à choisir le mode de propagation le long des liens de dépendance. La méthode classique consiste à effectuer une mise à jour de l'incertitude à chaque arrivée d'un événement, suivi d'une propagation dans tout le système. Cette méthode n'est pas satisfaisante compte tenu de la spécificité du traitement du flot des données. En effet comme le montre le paragraphe précédent, le séquencement des images impose un ordonnancement du calcul et de la propagation de l'incertitude en deux temps. D'abord la phase d'évolution temporelle met à jour l'incertitude (au cours d'une étape de diagnostic), qui est propagée dans un second temps lors des phases ascendante et descendante. On propose pour ces raisons une mise à jour et une propagation en cascade, où l'incertitude se propage entre deux instants successifs vers les entités liées par un seul lien de dépendance. Après leur mise à jour, la propagation s'effectue conjointement selon les liens d'abstraction et de contrôle.

La figure 2 montre l'enchaînement en cascade de la propagation de l'incertitude. Chaque case correspond à la mise à jour de l'incertitude pour une étape de l'interprétation. A l'instant t, les régions mobiles (étape 1) prennent en compte l'image i+1, les objets mobiles (étape 2) prennent en compte l'image i et les comportements (étape 3) prennent en compte l'image i-1. La figure montre le sens de propagation de l'incertitude des objets mobiles relatifs à l'image i. Cette méthode de gestion de l'incertitude permet de propager les mises à jour uniquement vers les entités directement concernées.

Maintenant que le cadre de représentation et le mode de propagation sont choisis, il reste à définir la mise en œuvre du calcul de l'incertitude. Le paragraphe suivant décrit une étape de diagnostic et le paragraphe d'après étudie la propagation.

4 L'étape de diagnostic

L'étape de diagnostic d'une entité consiste à détecter les symptômes témoignant des incohérences relatives à la mise à jour de l'entité, puis à rechercher les désordres (ou causes) représentant ces incohérences. Pour chaque entité, on possède $\mathcal{S} = \{\ s_j\ /\ j\ \in <\ 1, n\ >\ \}$ l'ensemble de ses symptômes et $\mathcal{D} = \{\ d_i\ /\ i \in <1, p>\ \}$ l'ensemble de ses désordres. La figure 3 montre des exemples de désordres et de symptômes. Soit $\mathcal{R}$ la relation qui associe les désordres aux symptômes; $(d_i, s_j) \in \mathcal{R}$ indiquant que si le désordre d_i est présent alors le symptôme s_j est observé. Pour chaque désordre d_i, on possède également $\mathcal{S}(d_i)$ l'ensemble des symptômes causés par d_i : $\mathcal{S}(d_i) = \{\ s_j \in \mathcal{S}\ /\ \exists d_i \in \mathcal{D}, (d_i, s_j) \in \mathcal{R}\ \}$. Toutes ces connaissances sont prédéfinies. L'étape de diagnostic consiste à calculer $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}} \subseteq \mathcal{S}$, l'ensemble des symptômes observés et à en déduire $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}} \subseteq \mathcal{D}$, l'ensemble des désordres solutions du diagnostic de $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$. Dans [5], on donne plusieurs façons pour définir $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}$. Un exemple de définition est :

Désordres	Symptômes
erreur sur les régions mobiles constituant l'objet (ex: présence d'un bruit lumineux)	la taille de l'objet mobile augmente
erreur sur les régions mobiles constituant l'objet (ex: occultation complète des régions mobiles)	l'objet mobile disparaît
erreur sur les régions mobiles constituant l'objet (ex: les régions mobiles sortent d'une occultation)	l'objet mobile apparaît
un second objet mobile se superpose à l'objet courant	la taille de l'objet mobile augmente
un second objet mobile se détache de l'objet courant	la taille de l'objet mobile diminue
mauvais suivi de l'objet mobile (ex: on le confond avec un autre)	l'objet mobile change de taille
mauvais suivi de l'objet mobile (ex: on le confond avec un bruit lumineux)	l'objet mobile est à une position aberrante
...	...

FIG. 3 – *Exemples de désordres et de symptômes relatifs à un objet mobile.*

$$\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}} = \{\ d_i \in \mathcal{D}\ /\ \mathcal{S}(d_i) \subseteq \mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}\ \}$$

Ce type de définition n'est pas satisfaisant compte tenu des spécificités du problème. Les symptômes et les désordres sont interdépendants. Deux désordres distincts peuvent être révélés par un même symptôme et réciproquement deux symptômes distincts peuvent correspondre au même désordre. De plus, l'implication $d_i \rightarrow s_j$ n'est pas totale. Pour ces raisons, on considère $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$, $\mathcal{S}(d_i)$ et $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}$ comme des ensembles flous. On note $\mu_{\mathcal{E}}$ la fonction d'appartenance à un ensemble flou $\mathcal{E}$ ($\mu_{\mathcal{E}} : \mathcal{E} \longrightarrow [0,1]$). On définit alors $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}$ comme étant la couverture pertinente de $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$ par $\mathcal{R}$ [5], i.e l'ensemble des désordres pertinents expliquant $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$. Intuitivement, cette définition exprime juste que $\mathcal{R}(\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}})$ est proche de $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$ mais n'implique pas l'inclusion de l'un dans l'autre :

$$\mu_{\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}}(d_i) = max_j[\,min(\mu_{\mathcal{S}(d_i)}(s_j),\ \mu_{\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}}(s_j))\,] \quad (1)$$

Cette formule consiste à calculer l'importance relative de la taille de $\mathcal{S}(d_i) \cap \mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$ et permet de calculer $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}$ à partir de $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$ et des $\mathcal{S}(d_i)$. Pour représenter ces ensembles, on utilise le formalisme orienté objet. Une entité est ainsi caractérisée par un ensemble d'attributs, de symptômes et de désordres comme décrits sur la figure 4. Les attributs définissent les propriétés de l'entité. Un attribut est représenté par son nom (e.g. vitesse de l'objet mobile), par sa valeur et par un intervalle de précision, donnant un encadrement de l'erreur sur sa valeur. Cet intervalle est établi lors du calcul de sa valeur et est spécifique à l'attribut.

Un symptôme est caractérisé par son nom (e.g. vitesse trop grande), par son intensité (définie ci-après) et par des coefficients d'implication (notés $\alpha_{i,j}$). Ces coefficients sont prédéfinis et pondèrent la relation $(d_i, s_j) \in \mathcal{R}$ (i.e. la présence de d_i cause la présence de s_j avec un degré $\alpha_{i,j}$). Ils mesurent le degré d'appartenance de s_j aux $\mathcal{S}(d_i)$: $\mu_{\mathcal{S}(d_i)}(s_j) = \alpha_{i,j}$. La détection d'un symptôme est le résultat d'un test sur les attributs de l'entité. Par exemple, si la vitesse de l'objet mobile est supérieure à un seuil alors le symptôme est dit observé. Ce seuil appartient au contexte de l'application. Si la vitesse courante est supérieure au seuil, son intensité est alors égale au rapport de la différence (vitesse courante - seuil) par la vitesse maximale et détermine son degré d'appartenance à $\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}$: $\mu_{\mathcal{S}_{\mathcal{OBS}}}(s_j) = \text{intensité}_{s_j}$. Le calcul de l'intensité des symptômes permet donc de déterminer complètement $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}$.

Un désordre est représenté par son nom (e.g. mauvais suivi d'objets), par son intensité et par un coefficient d'importance (noté β_i). On calcule l'intensité courante (notée intensité-crt) du désordre directement à partir de $\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}$, puis on met à jour son intensité moyenne à l'instant t (notée intensité(t)) en tenant compte de l'historique du désordre :

$$\begin{aligned} &\text{intensité-crt}_{d_i} = \mu_{\mathcal{D}_{\mathcal{SOL}}}(d_i) \\ &\text{intensité}_{d_i}(t) = [\text{intensité-crt}_{d_i} + \\ &\qquad\qquad \text{intensité}_{d_i}(t-1)]\ /\ 2 \end{aligned} \quad (2)$$

L'intensité moyenne initiale du désordre est donnée par le contexte de l'application. Le contexte est construit hors système et contient toutes les informations liées à l'application. Il contient en particulier les incertitudes a priori [1]. Le coefficient β_i mesure l'importance du désordre d_i dans le calcul

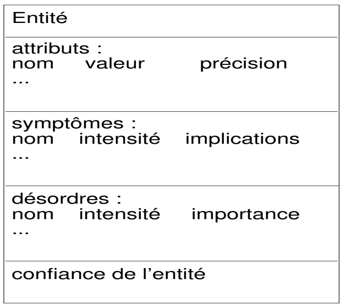

FIG. 4 – *Représentation orientée objet d'une entité.*

de la confiance de l'entité (i.e. l'opposé de l'incertitude). Cette partie décrit le calcul des désordres responsables de l'incohérence de l'entité. La partie suivante explique le calcul et la mise à jour de la confiance à partir de ces désordres.

5 Calcul de la confiance

La détermination de la confiance d'une entité se passe en deux temps : son calcul à partir des désordres qui lui sont attachés et sa mise à jour à partir de la propagation de la confiance des entités dépendantes.

Le calcul de la confiance courante (notée confiance-crt) s'obtient en pondérant l'intensité des désordres par leur degré d'importance. La confiance moyenne à l'instant t (notée confiance(t)) se calcule en combinant la confiance courante par l'historique de la confiance, la confiance initiale étant obtenue à l'aide du contexte :

$$\begin{aligned} &\text{confiance-crt} = 1 - max_i[\\ &\qquad \min(\beta_i,\ \text{intensité}_{d_i}(t))\ ] \\ &\text{confiance(t)} = [\ \text{confiance-crt} + \\ &\qquad \text{confiance(t-1)}\ ]\ /\ 2 \end{aligned} \tag{3}$$

Le deuxième temps concerne sa mise à jour par la propagation de la confiance des entités dépendantes. Le type de propagation est fonction de la phase d'enchaînement envisagée. Pour la phase d'abstraction des données, la propagation de la confiance des entités directement dépendantes en amont (i.e. les entités les moins abstraites) est implicite. Elle s'effectue lors du calcul des attributs de l'entité. Ces calculs utilisent comme données d'entrée les entités dépendantes et sont pondérés par leur confiance. Par exemple, le calcul de la vitesse d'un objet mobile s'effectue à partir des régions mobiles qui le constituent. Si une des régions est particulièrement incertaine, elle ne sera pas prise en compte. Comme la confiance de l'entité se diagnostique à partir de ses attributs, elle dépend directement de la confiance des entités en amont.

Pour la phase de contrôle, le système utilise la confiance des entités directement dépendantes en aval (i.e. les entités les plus abstraites) pour corriger la confiance de l'entité courante. Cette correction est fonction du type de l'entité et en particulier de sa pérénité dans le système. En ce qui concerne l'interprétation, plus une entité est en aval, plus sa durée de vie est longue donc plus les corrections de sa confiance doivent être progressives. Par exemple, pour le lien de dépendance (comportement, objet mobile), si la confiance du comportement (notée confiance-cmp) augmente et qu'elle est supérieure à un certain seuil de confiance, alors on augmente la confiance de l'objet mobile correspondant (notée confiance-obj) d'un pas réduit (noté p-pas). Dans le cas opposé, on diminue la confiance de l'objet du même pas :

$$\begin{aligned} &\text{si (confiance-cmp(t)>confiance-cmp(t-1))} \\ &\qquad \text{et (confiance-cmp(t)>seuil-conf)} \\ &\quad \text{alors confiance-obj(t) = min[1,} \\ &\qquad \text{confiance-obj(t-1) + p-pas]} \\ &\text{sinon si (confiance-cmp(t)<confiance-cmp(t-1))} \\ &\qquad \text{et (confiance-cmp(t)<seuil-conf)} \\ &\quad \text{alors confiance-obj(t) = max[0,} \\ &\qquad \text{confiance-obj(t-1) - p-pas]} \\ &\text{sinon confiance-obj(t) = confiance-obj(t-1)} \end{aligned} \tag{4}$$

De même, pour le lien de dépendance (objet mobile, région mobile), si la confiance de l'objet mobile est supérieure au seuil seuil-conf, alors on augmente la confiance de la région mobile correspondant (notée confiance-rég) d'un pas important (noté

Région mobile 'r1'		
attributs :		
hauteur	val_h	précis_h
largeur	val_l	précis_l
...		
symptômes :		
mauvais_ratio	int_mr	[a00, a10,...]
petite_taille	int_pt	[a01, a11,...]
...		
désordres :		
reflet	int_rf	b0
fond_absorbant	int_fa	b1
...		
confiance dans la région		
conf_r		

Objet mobile 'o1'		
attributs :		
position	val_pos	précis_p
surface	val_sur	précis_s
...		
symptômes :		
changement_taille	int_ct	[a00, a10,...]
disparaît	int_dp	[a01, a11,...]
...		
désordres :		
mélange_étiquette	int_me	b0
occultation	int_oc	b1
...		
confiance dans l'objet		
conf_o		

Comportement 'c1'		
attributs :		
demi_tour	val_dt	précis_dt
bifurcation	val_bf	précis_bf
...		
symptômes :		
incohérence0	int_i0	[a00, a10,...]
incohérence1	int_i1	[a00, a10,...]
...		
désordres :		
mélange_trajectoire	int_mt	b0
mauvaise_reconnaissance	int_mr	b1
...		
confiance dans le comportement		
conf_c		

FIG. 5 – *Exemple des trois types d'entité.*

g-pas). Dans le cas contraire, on le diminue du même pas :

si (confiance-obj(t)>seuil-conf)
alors confiance-rég(t) = min[1, confiance-rég(t-1) + g-pas] (5)
sinon confiance-rég(t) = max[0, confiance-rég(t-1) - g-pas]

Le type de propagation est spécifique à la phase d'enchaînement envisagée et à la nature des entités. L'utilisation d'incertitudes symboliques permet de respecter ces particularités. La confiance de l'entité tient ainsi compte de son historique, de son étape de diagnostic et également de la confiance des entités qui lui sont directement dépendantes.

6 Un exemple d'utilisation

Dans le but de valider cette méthode de gestion de l'incertitude, nous l'avons utilisée dans une application de vidéo-surveillance. L'objectif de cette application est de déterminer certaines activités humaines. Dans le cadre de l'article, à titre d'exemple, on se limite à l'étude des individus réalisant un demi-tour. Les régions mobiles sont alors les ensembles de pixels (point image) ayant été modifiés pendant la séquence d'images. Les objets mobiles représentent les apparences d'objets réels à l'écran (e.g. une partie d'un individu, un individu entier et isolé, un groupe d'individus). Les comportements sont les résultats des analyses effectuées sur les événements survenant aux objets mobiles (e.g. *'il tourne à droite'* ou *'il bifurque de sa trajectoire principale'*). La figure 5 montre un exemple de chaque type d'entités.

Dans cet exemple, les régions mobiles ont pour symptômes un mauvais ratio hauteur sur largeur ou une petite taille et pour désordres un reflet sur le sol ou un fond absorbant. Les objets mobiles ont pour symptômes un important changement de taille ou leur disparition et pour désordres un mélange d'étiquettes ou une occultation. Les comportements ont pour symptômes des incohérences entre les analyses d'événements et pour désordres un mélange de trajectoires ou une mauvaise reconnaissance du type des objets.

Les grandeurs mesurant l'incertitude et calculées par la méthode décrite dans cet article sont les intensités des désordres et la confiance de l'entité. Les coefficients d'implication des symptômes et les coefficients d'importance des désordres sont obtenus par consultation du contexte de l'application. Les autres grandeurs sont calculées lors du processus d'interprétation.

Pour l'objet mobile 'o1', nous pouvons ainsi calculer à l'aide des formules (1) et (2), pendant la phase d'évolution temporelle, l'intensité courante et moyenne des symptômes mélange d'étiquettes (notées int-crt-me et int-me(t)) et occultation (notées int-crt-oc et int-oc(t)) :

$$\begin{aligned}
&\text{int-crt-me} = \max[\ \min(\alpha_{0,0}, \text{int-ct}),\\
&\qquad\qquad \min(\alpha_{0,1}, \text{int-dp}), \dots]\\
&\text{int-me(t)} = [\text{int-crt-me} + \text{int-me(t-1)}]\ /\ 2\\
&\text{int-crt-oc} = \max[\ \min(\alpha_{1,0}, \text{int-ct}),\\
&\qquad\qquad \min(\alpha_{1,1}, \text{int-dp}), \dots]\\
&\text{int-oc(t)} = [\text{int-crt-oc} + \text{int-oc(t-1)}]\ /\ 2
\end{aligned}$$

puis calculer la confiance courante et moyenne (notées conf-crt et conf-o(t)) de l'objet mobile à l'aide de (3) :

$$\begin{aligned}
&\text{conf-crt} = 1 - \max[\ \min(\beta_0, \text{int-me}),\\
&\qquad\qquad \min(\beta_1, \text{int-oc})\ ]\\
&\text{conf-o(t)} = [\ \text{conf-crt} + \text{conf-o(t-1)}\ ]\ /\ 2
\end{aligned}$$

Enfin, pendant la phase de contrôle de l'interprétation, en supposant que la confiance dans le comportement augmente et qu'elle soit supérieure à un seuil, on calcule à l'aide de (4) :

$$\text{conf-o(t+1)} = \min[1, \text{conf-o(t)} + \text{pas}]$$

L'utilisation de ce formalisme permet d'exprimer les incertitudes sur les objets mobiles et leur comportement, mais aussi sur le processus même d'interprétation en regardant l'intensité maximale des désordres calculés (e.g. la faible confiance du comportement étudié, s'explique par la présence du désordre *'mélange de trajectoires'* d'intensité *int-mt*). L'incertitude globale sur l'interprétation de la séquence d'images s'obtient ainsi à l'aide des incertitudes sur les entités.

7 Conclusion

Le système présenté a pour but de gérer l'incertitude liée au processus global d'interprétation d'une séquence d'images pour des applications de vidéo-surveillance. L'interprétation se caractérise par la juxtaposition de trois phases de raisonnement, toutes trois participant à l'établissement de l'incertitude. Ce système se singularise par l'utilisation d'un cadre formel de gestion de l'incertitude, les ensembles flous, uniforme sur tout le système, tout en apportant un traitement spécifique à chaque phase de raisonnement.

Il permet ainsi de détecter les incohérences liées à la phase d'évolution dans le temps des trois types d'entités du système, de diagnostiquer leurs causes d'incohérence et de leur attribuer une confiance. Utilisant la phase d'abstraction, il permet de propager ces confiances aux entités dépendantes. Enfin, il permet de corriger en retour les confiances à travers la phase de contrôle.

Les ensembles flous semblent bien adaptés à ce type d'application, caractérisé par une grande diversité d'informations difficiles à formaliser.

Références

[1] F. Brémond and M. Thonnat. A context representation for surveillance systems. In *ECCV Worshop on Conceptual Descriptions from Images*, April 1996.

[2] H. Buxton and S. Gong. Visual surveillance in a dynamic and uncertain world. *Artificial Intelligence*, 78(1-2):431–459, 1995.

[3] D. Cayrac, D. Dubois, and H. Prade. Practical model-based diagnosis with qualitative possibilistic uncertainty. In *Uncertainty in Artificial Intelligence*, 1995.

[4] N. Chleq and M. Thonnat. Realtime image sequence interpretation for surveillance applications. In *conference ICIP*, Lausanne, Switzerland, 1996.

[5] D. Dubois and H. Prade. Fuzzy relation equations and abductive reasoning. Technical report, IRIT Toulouse, 1992.

[6] D. Dubois and H. Prade. Fuzzy sets and probability: misunderstanding, bridges and gaps. In *IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San francisco*, pages 1059 – 1068, April 1993.

[7] N. Friedman and J Halpern. Plausibility measures: a user's guide. In *UAI, Quebec*, 1995.

[8] M. Ghallab, P. Grandjean, S. Lacroix, and J. Thibault. Représentations et raisonnement pour une machine de perception multi-sensoriel. In *PRC-GDR IA, Marseille*, pages 121–167, October 1992.

[9] S. Gong and H. Buxton. From contextual knowledge to computational constraints. In John Illingworth, editor, *British Machine Vision Conference*, volume 1, pages 229–238, 1993.

[10] P. Grandjean. *Perception multisensorielle et interprétation de scènes*. PhD thesis, LAAS - Université Paul Sabatier de Toulouse, 1991.

[11] H. Kollnig, H. Nagel, and M. Otte. Association of motion verbs with vehicle movements extracted from dense optical flow fields. In *ECCV 94, Stockholm, Sweden*, May 1994.

[12] D. Pacholczyk and JM. Pacholczyk. Traitement symbolique des informations incertaines. In *RFIA, Rennes*, volume 2, pages 625–634, January 1996.

[13] Judea Pearl. *Probabilistic reasoning in intelligent systems networks of plausible inference*. Morgan Kaufman, San Mateo, CA, 1988.