HAL
open science

Application du Modèle des Croyances Transférables dans le cadre d'expertises en Entomologie Médico-Légale

Gildas Morvan, Alexandre Veremme, Eric Lefevre, David Mercier

To cite this version:

Gildas Morvan, Alexandre Veremme, Eric Lefevre, David Mercier. Application du Modèle des Croyances Transférables dans le cadre d'expertises en Entomologie Médico-Légale. 5ème Atelier "Fouille de données complexes dans un processus d'extraction des connaissances", EGC 2008, Jan 2008, Sophia Antipolis, France. hal-03356549

HAL Id: hal-03356549

https://hal.science/hal-03356549

Submitted on 28 Sep 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Application du Modèle des Croyances Transférables dans le cadre d'expertises en Entomologie Médico-Légale

Gildas Morvan*, Alexandre Veremme*,** Éric Lefèvre*, David Mercier*

*LGI2A EA 3926
Université d'Artois - Faculté des Sciences Appliquées
Technoparc Futura 62400 Béthune - France
{gildas.morvan, alexandre.veremme}@fsa.univ-artois.fr
{eric.lefevre, david.mercier}@univ-artois.fr
**ERASM - HEI
13 rue de Toul 59046 Lille - France
alexandre.veremme@hei.fr

Résumé. La représentation et la gestion d'informations dans le cadre des systèmes complexes, où les flux de données sont importants, posent bien souvent problème, en particulier lorsque des prises de décisions sont souhaitées. Cela est d'autant plus difficile que ces informations sont imprécises et incertaines. En Entomologie Médico-Légale, un expert, déterminant la date de la mort d'une victime retrouvée dans un écosystème complexe, doit ainsi traiter ce type d'informations imparfaites tout en restant objectif et prudent. Pour résoudre ces problématiques, un système informatique d'aide à la décision a été mis en oeuvre. Le modèle de croyances tranférables (MCT) est ensuite utilisé pour compiler les résultats de ce système.

1 Introduction

Dans le cadre d'une enquête criminelle, il est essentiel d'obtenir un maximum d'informations sur les conditions dans lesquelles le crime a été commis. De nombreuses techniques ont vu le jour ces dernières décennies afin d'exploiter au mieux les indices présents sur une scène de crime. L'une de ces techniques, l'Entomologie Médico-Légale, exploite les indices entomologiques (*i.e.* les insectes nécrophages retrouvés sur ou à proximité de la victime) afin de déterminer l'intervalle post-moterm (IPM). Cette technique soulève un intérêt croissant dans les polices scientifiques du monde entier. En effet, parmi l'ensemble des méthodes de datation de la mort, l'Entomologie Médico-Légale est la seule utilisable en pratique lorsque l'IPM est supérieur à 48 heures. Cependant, la diversité des modèles utilisés par les différents experts amène à s'interroger sur la fiabilité des résultats fournis. Il semble donc judicieux d'intégrer une approche de fusion afin de fournir un résultat global cohérent et objectif. Cet article présente une première solution à ce problème développée dans le cadre du *Modèle des Croyances Transférables* (MCT). L'organisation de cet article est la suivante. Dans la section 2, les fondements biologiques de l'Entomologie Médico-Légale ainsi que les méthodes de détermination

de l'IPM seront présentés. La section 4, les concepts de base du MCT sont rappelés. La section 5 présente les résultats expérimentaux de l'approche proposée. Enfin, la dernière section (section 6) énonce les différentes perspectives liées à ce travail.

2 Introduction à l'Entomologie Médico-Légale

2.1 Développement des diptères nécrophages

Les méthodes modernes de datation utilisées en Entomologie Médico-Légale se basent essentiellement sur l'utilisation de modèles du développement des diptères (mouches) nécrophages, premières espèces à coloniser un cadavre. Ces modèles considèrent que la vitesse de développement des Diptères dépend — comme pour de nombreuses autres espèces, animales ou végétales — de la température (Stinner et al., 1974) :

$$\frac{da}{dt} = f(T(t)) \tag{1}$$

Où $\frac{da}{dt}$ représente la vitesse de développement, $T(t)$ la température T ressentie par un individu en fonction du temps t, et f un modèle de développement. De nombreux modèles de développement, plus ou moins fiables et faciles à utiliser en pratique, ont vu le jour. Le lecteur intéressé pourra se référer à Wagner et al. (1984) pour une étude comparative de ces modèles.

2.2 Expertises entomologiques

S'il existe une méthode de datation basée sur l'étude des *escouades* ou groupes d'insectes colonisant le corps à des stades particuliers de la décomposition (Mégnin, 1894), la méthode la plus utilisée aujourd'hui consiste à résoudre numériquement l'équation 1. Il est ainsi très simple, *dans un environnement contrôlé*, de prédire le temps nécessaire au développement d'un insecte et de dater le moment t_1 auquel il a été pondu à partir du taux de développement accumulé Δa par l'insecte au moment t_2 de la découverte du corps :

$$\Delta a = \int_{t_1}^{t_2} f(T(t))dt \tag{2}$$

Dans un écosystème complexe, il est en revanche beaucoup plus difficile de savoir à quelles températures s'est développé un insecte. Les entomologistes considèrent généralement que la température ressentie par les insectes retrouvés sur le corps de la victime est égale à la température relevée par la station météorologique la plus proche. Cela est inexact pour plusieurs raisons. Tout d'abord, notons que les victimes sont rarement retrouvées au pied d'une station météorologique et que l'environnement dans lequel un cadavre est retrouvé peut être sujet à des microclimats. De plus, un corps a une certaine inertie thermique qui absorbe les variations de la température extérieure. Enfin, les larves ont un comportement grégaire induisant des augmentations locales de température. Cette troisième cause d'imprécision a été signalée dans de nombreux articles comme une source importante d'erreur dans l'estimation de l'intervalle post-mortem (Marchenko, 2001). Cependant aucune méthode ne permet aujourd'hui de prendre en compte ce phénomène.

3 Le projet ForenSeek

Le projet ForenSeek (Morvan et al., 2007a) a pour objectif le développement d'un Système Informatique d'Aide à la Décision (SIAD) destiné aux experts entomologistes. Ce projet ambitionne de résoudre les problèmes liés aux méthodes classiques énoncés plus haut. Les différents composants du SIAD : un modèle multi-agents du développement des diptères nécrophages ainsi qu'un système de raisonnement abductif sont présentés dans cette section. Leur interfaçage et leur utilisation pour la détermination d'un IPM sont détaillés par la suite.

3.1 Modélisation multi-agents du système cadavre - entomofaune

Afin d'améliorer la qualité des expertises entomologiques, il est nécessaire de prendre en compte l'ensemble des paramètres écosystémiques intervenant dans le développement des diptères. Les augmentations de température émergeant des interactions entre les larves, un modèle multi-agents de l'écosystème *cadavre - entomofaune* a été développé ; chaque *acteur* du système est modélisé sous la forme d'un agent, *i.e.* un système informatique automonome, situé dans un environnement et capable de communiquer, directement ou à travers l'environnement, avec d'autres agents. Il est ainsi possible de simuler le comportement thermique et nutritionnel d'une masse de larves et leur influence sur le développement des individus qui la constitue.

Dans cette section, le modèle sera brièvement présenté. Le lecteur intéressé pourra se référer à Morvan et al. (2007b) pour une présentation plus complète et formelle du modèle ainsi que de son cadre d'utilisation. Le modèle de décomposition d'un corps est composé d'un environnement maillé et de plusieurs types d'agents encapsulant un ensemble de sous-modèles. Un sous-modèle calcule une ou plusieurs propriétés systémiques spécifiques. Le tableau 1 récapitule les différents types d'agents et l'environnement présents dans le modèle ainsi que les sous-modèles qu'ils encapsulent.

agent	acteur(s) modélisé(s)	sous-modèle(s) encapsulé(s)
larva	larve de diptère	- déplacement - développement - émission de chaleur - nutrition - mortalité
layer	femelles gravides	- population - ponte - attraction
environnement	corps humain	- comportement thermique

TAB. 1 – *Description des agents du modèle.*

L'agent *larva* modélise une larve de diptère. Il se déplace dans l'environnement en fonction de signaux qu'il perçoit et l'utilise pour y puiser les ressources nécessaires à son développement. Lorsque l'agent se nourrit au sein d'un agrégat, il augmente localement la température de l'environnement. L'agent *layer* modélise la population de femelles gravides, *i.e.* portant

des œufs, présente dans l'écosystème ainsi que le comportement de ponte d'une femelle. De nombreuses espèces peuvent coloniser un corps. Les différents sous-modèles sont donc paramétrables en fonction de l'espèce. De plus, pour une même propriété, *e.g.* le taux de développement, différents sous-modèles ont été développés. On appelle donc *modèle* une association particulière de sous-modèles pour un ensemble d'espèces donné.

3.2 Modélisation du processus d'expertise

Définitions et présentation du modèle de raisonnement L'*abduction* est une forme de raisonnement identifiée par C.S. Peirce consistant à déterminer la cause la plus probable d'une *observation surprenante*. Le processus d'expertise entomologique développé dans ForenSeek implémente un modèle de raisonnement abductif. En effet, le modèle présenté dans la section précédente est purement prédictif ; de par sa nature computationnelle il ne peut être utilisé directement pour produire des rétrodictions (*i.e.* des prédictions à propos du passé). Il peut être en revanche utilisé pour tester l'adéquation entre une hypothèse (une heure possible de la mort) et un ensemble d'observations (*e.g.* le taux de développement d'insectes retrouvés sur le corps). Ainsi, le modèle sera utilisé afin de produire une mesure de cohérence entre une hypothèse et un ensemble d'observations. Formellement, un raisonnement peut être représenté sous la forme d'un sylogisme $< c, r, C >$ où c est un *cas*, *e.g.* Socrate est un homme, r est une *règle*, *e.g.* Les hommes sont mortel, et C est la *conclusion*, *e.g.* Socrate est mortel, déduite à partir de c et r. Cette représentation permet d'identifier trois types (ou modes) de raisonnement (Aliseda-Llera, 1998) :

Raisonnement	Mode
$c, r \vdash C$	Déduction
$c, C \mid\!\sim_i r$	Induction
$r, C \mid\!\sim_a c$	Abduction

TAB. 2 – *Les différents modes de raisonnement dans le modèle peircien.*

Dans des écrits postérieurs, Peirce redéfinit l'abduction comme la capacité à sélectionner parmi un ensemble d'hypothèses, celle qui pourrait le plus probablement expliquer l'observation surprenante. Si Peirce attribue cette capacité de sélection à l'*intuition*, plus récemment des philosophes ont étudié la nature stratégique (heuristique) du raisonnement abductif (Hintikka, 2001; McGrew, 2003; Paavola, 2003). Il existe de nombreux termes qui recouvrent plus ou moins la notion d'abduction (raisonnement en faveur de la meilleure explication, rétroduction, *etc.*). De même, la notion d'abduction recouvre à la fois le *processus* de détermination de la meilleure explication et le *résultat* de ce processus. Dans cet article, nous utiliserons les termes de ńraisonnement abductif ż et d'ńabduction ż pour désigner processus et résultat.

En Intelligence Artificielle, l'abduction a été essentiellement étudiée dans le cadre du raisonnement diagnostique. Ces recherches ont permis le développement de formalismes et méthodes de résolution. Cependant, le raisonnement diagnostique est un cas particulier de raisonnement abductif et les méthodes de résolution proposées ne semblent pas cognitivement plausibles. En toute généralité, un raisonnement abductif est un processus récursif de sélection et d'évaluation d'une hypothèse.Dans cet article, seule la méthode d'évaluation sera exposée.

Évaluation d'une hypothèse Nous avons développé un système à base de règles permettant de déterminer efficacement si une hypothèse est compatible avec un ensemble d'observations. Ce système encode les informations entomologiques fournies par l'expert sous la forme d'un ensemble de règles qui sera intégré aux agents lors des simulations. Si aucune des règles n'est violée durant la simulation, nous considérerons la simulation comme valide (*i.e.* compatible avec les observations entomologiques). Le modèle étant stochastique, il sera nécessaire de réaliser un nombre de simulations statistiquement représentatif afin d'évaluer correctement une hypothèse. La mesure de cohérence $c_{j,h}$ associée à une hypothèse h et à un modèle j est calculée comme suit :

$$c_{j,h} = \frac{s^v_{j,h}}{s^t_{j,h}} \tag{3}$$

Où $s^v_{j,h}$ et $s^t_{j,h}$ représentent respectivement le nombre de simulations valides et le nombre total de simulations réalisées en utilisant le modèle j et l'hypothèse h.

Afin d'améliorer l'estimation de l'IPM, il semble judicieux d'utiliser plusieurs modèles ainsi que leurs degrés de cohérence. En effet, l'utilisation d'informations variées et diverses permet d'aboutir à une décision plus robuste qu'une décision prise par une information unique. Cette étape dite de fusion est présentée dans le cadre du *modèle des croyances transférables* (Smets et Kennes, 1994; Smets, 1998).

4 Fusion de données dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance

L'approche de fusion utilisée ici repose sur *le modèle des croyances transférables* (MCT). Ce modèle repose sur une interprétation subjective de la théorie des fonctions de croyance (Dempster, 1968; Shafer, 1976). Il permet de prendre en compte les imperfections des informations, aussi bien les incertitudes que les imprécisions.

4.1 Présentation

Dans le cadre du MCT deux niveaux sont distingués :
- le niveau *crédal*, où sont représentées (partie statique) et manipulées (partie dynamique) les informations disponibles,
- le niveau *pignistique* où la décision est prise.

Représentation des connaissances Soit $\Omega = \{\omega_1, \cdots, \omega_k, \cdots, \omega_K\}$ un ensemble fini, appelé cadre de discernement. Une fonction de croyance bel est une mesure floue non additive de 2^Ω dans $[0, 1]$ définie par :

$$bel(A) \triangleq \sum_{\emptyset \neq B \subseteq A} m(B) \qquad \forall\, A \subseteq \Omega \tag{4}$$

où m, appelé généralement fonction de masse, est une fonction de 2^Ω dans $[0, 1]$ qui vérifie : $\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$. Chaque sous-ensemble $A \subseteq \Omega$ tel que $m(A) > 0$ est appelé élément focal

de m. Ainsi, la masse $m(A)$ représente le degré de croyance attribué à la proposition A et qui n'a pas pu, compte tenu de l'état de la connaissance, être affecté à un sous-ensemble plus spécifique que A. Notons que dans le MCT la fonction de masse m peut-être non normalisée. Il est alors possible d'avoir $m(\emptyset)$ strictement positif. Cette interprétation, appelée monde ouvert, permet de relâcher la contrainte d'exhaustivité du cadre de discernement initialement introduite par Shafer (1976). Les fonctions de croyance sont de nos jours reconnues pour la modélisation des informations incertaines (de l'ignorance totale à la connaissance complète). Ainsi, une situation d'ignorance complète correspond à la fonction de croyance vide définie par $m(\Omega) = 1$. La connaissance parfaite sera représentée par une fonction de croyance certaine c'est-à-dire une fonction où la totalité de la masse est allouée à un singleton unique de Ω.

La seconde étape au niveau credal correspond à la révision des croyances. Considérons une masse $m(A)$ strictemement positive allouée à un sous-ensemble A de Ω. Si nous apprenons avec certitude que la vérité se situe dans un sous-ensemble B de Ω, la masse initialement allouée à A devra alors être transférée à $A \cap B$. Cette règle correspond à la règle de conditionnement non normalisée de Dempster. Le terme "modèle de croyance transférable" est issu de ce transfert de masse créditée à des sous-ensembles en fonction des informations disponibles. Issu de ce principe de conditionnement, la règle de combinaison conjonctive permet de fusionner deux fonctions de masse, m_1 et m_2, issues de sources d'informations distinctes et fiables. Cette règle est définie par :

$$m_1 \textcircled{\cap} m_2(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C), \ \forall A \subseteq \Omega \tag{5}$$

Il est à noter que cette règle, généralement appelée règle de Dempster non normalisée, permet de combiner des informations incertaines extraites sous forme de fonctions de croyance. Si nécessaire, la condition $m(\emptyset) = 0$ peut être retrouvée en divisant chaque masse par un coefficient de normalisation. L'opération résultante, appelée règle de Dempster et notée $\oplus$, est définie $\forall\ A \subseteq \Omega$ par :

$$m_1 \oplus m_2(A) \triangleq \frac{m_1 \textcircled{\cap} m_2(A)}{1 - m(\emptyset)} \tag{6}$$

où la quantité $m(\emptyset)$ est appelée degré de conflit entre les fonctions m_1 et m_2 et peut être calculé en utilisant l'équation suivante :

$$m_1 \textcircled{\cap} m_2(\emptyset) = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) m_2(C). \tag{7}$$

L'utilisation de la règle de Dempster est possible si et seulement si m_1 et m_2 ne sont pas en conflit total, c'est-à-dire s'il existe deux éléments focaux B et C de m_1 et m_2 qui satisfassent $B \cap C \neq \emptyset$. Cette règle possède, tout comme la combinaison conjonctive, des propriétés intéressantes comme l'associativité, la commutativité et la non-idempotence. Toutefois, la règle de Dempster a été très discutée (Zadeh, 1979; Yager, 1987; Smets, 1990), c'est pourquoi d'autres solutions ont vu le jour (Yager, 1983; Murphy, 2000; Smets, 1993; Lefevre et al., 2002). Une description de la gestion du conflit dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance est présentée de manière plus détaillée dans Smets et Ristic (2004).

Outre ces deux outils, les fonctions de croyance peuvent-être affaiblies, déconditionnées, marginalisées, étendues entre elles (Smets et Kennes, 1994; Smets, 1993). Cette palette d'outils de manipulation des fonctions de croyance explique l'intérêt suscité par cette théorie dans le domaine de la fusion d'informations.

Niveau pignistique L'étape d'aggrégation précédemment définie permet ainsi d'obtenir un résumé exhaustif de l'information sous forme d'une fonction de masse unique m qui est utilisée pour la prise de décision. En basant son raisonnement sur des arguments de rationnalité développés dans le modèle des croyances transférables, Smets et Kennes (1994) propose de transformer m en une fonction de probabilité $BetP$ définie sur Ω (appelée fonction de probabilité *pignistique*) qui se formalise pour tout $\omega_k \in \Omega$ par :

$$BetP(\omega_k) = \frac{1}{1 - m(\emptyset)} \sum_{A \ni \omega_k} \frac{m(A)}{|A|} \tag{8}$$

où $|A|$ représente la cardinalité de $A \subseteq \Omega$. Dans cette transformation, la masse de croyance $m(A)$ est uniformément distribuée parmi les éléments de A. Une justification de cette transformation a été donnée dans Smets (2005). A partir de cette distribution de probabilité, il est alors possible d'utiliser les outils classiques de la théorie de la décision statistique. Cette théorie préconise de choisir l'action pour laquelle l'espérance du coût est la plus faible. Ainsi, on peut définir l'espérance pignistique d'une fonction $f : \Omega \to \mathbb{R}$ comme son espérance mathématique relativement à $BetP$:

$$E_{BetP}(f) = \sum_{\omega_k \in \Omega} f(\omega_k) BetP(\omega_k). \tag{9}$$

Supposons que l'on considère le problème du choix d'une action parmi un ensemble fini $\mathcal{A} = \{\delta_1, \ldots, \delta_K\}$. L'action δ_k correspond à l'action de choisir l'hypothèse $\omega_k \in \{\omega_1, \ldots, \omega_K\}$. La mise en œuvre d'une action δ_i alors que la réalité est l'hypothèse ω_k est supposée entraîner un coût noté $\lambda(\delta_i|\omega_k)$. Le risque conditionnel de décider δ_i s'exprime alors de la façon suivante :

$$R_{Bet}(\delta_i) = \sum_{\omega_k \in \Omega} \lambda(\delta_i|\omega_k) BetP(\omega_k). \tag{10}$$

L'action $\delta \in \mathcal{A}$ qui minimise ce risque est celle qui sera retenue. Dans le cas de coûts $\{0, 1\}$, la minimisation du risque conditionnel revient à choisir l'hypothèse de plus grande probabilité pignistique. D'autres règles ont été développées pour la prise de décision (Denœux, 1997).

5 Mise en oeuvre et Résultats

5.1 Construction des fonctions de croyance

L'objectif, dans le cadre de l'Entomologie Médico-Légale, est d'estimer de façon la plus précise possible l'IPM. Pour cela, il est alors préférable d'utiliser un ensemble de modèles fournissant pour chaque hypothèse (représentant l'heure du décès possible) une mesure de cohérence avec les observations entomologiques.

De manière plus formelle, soit ω_k une hypothèse correspondant à une heure possible du décès. Le cadre de discernement s'écrit alors : $\Omega = \{\omega_1, \ldots, \omega_K\}$. Pour chaque modèle Mod_j (avec $j \in [1, J]$) une mesure de cohérence est déterminée. On peut alors à partir de cette mesure construire une fonction de masse pour chaque modèle selon chaque hypothèse de la façon suivante :

$$\begin{cases} m_{j,k}(\{\omega_k\}) & = & \alpha_j . \frac{s^v_{j,k}}{s^t_{j,k}} \\ m_{j,k}(\Omega) & = & 1 - \alpha_j . \frac{s^v_{j,k}}{s^t_{j,k}} \end{cases} \tag{11}$$

où α_j correspond à un coefficient de confiance associé au modèle. Ce coefficient peut-être fixé ou estimé en fonction, par exemple, des résultats obtenus par le modèle Mod_j dans un certain contexte (Guo et al., 2006). Pour la suite de notre étude, ce coefficient est fixé, dans un premier temps, à 0.9 de manière heuristique.

Afin de déterminer la fonction de masse selon chaque modèle, on peut utiliser l'équation (5). La masse résultante s'écrit alors :

$$m_j = \bigcirc\!\!\!\!\cap_{k=1}^{K} m_{j,k} \tag{12}$$

De manière identique, la fonction de masse représentant l'ensemble des connaissances s'exprime de la manière suivante :

$$m = \bigcirc\!\!\!\!\cap_{j=1}^{J} m_j \tag{13}$$

A partir de cette fonction de masse unique, le calcul de la probabilité pignistique peut se faire à l'aide de l'équation (8). Le risque pignistique (équation (10)) est alors calculé. L'hypothèse retenue est celle qui permet de minimiser ce risque.

5.2 Expérimentation

De part la difficulté à obtenir des données sur des cas réels, la méthode proposée n'a pas être appliquée que sur un seul cas. Cette expérience considère un ensemble de 141 hypothèses, *i.e.* 141 heures entre le moment de la disparition de la victime et de la découverte du corps. L'expertise a été réalisée en utilisant une combinaison de deux sous-modèles de développement, le modèle des *degrés jours accumulés* (ADD) (Wagner et al., 1984) et le modèle de Stinner (Stinner et al., 1974), et trois sous-modèles d'émission de chaleur, soit six modèles différents.

Pour chaque modèle, une mesure de cohérence entre une hypothèse concernant l'heure du décès et les relevés entomologiques est déterminée. Pour ce test, 147 sont testés pour chaque modèles. Ces hypothèse sont identiques pour tout les modèles et constituent le cadre de discernement. Les mesures de cohérence obtenues sont présentées sur la figure FIG. 1.

L'équation (11) permet d'obtenir la masse de croyance reflétant la cohérence d'une hypothèse par rapport au relevé sur le terrain. Après la fusion de ces fonctions initiales, une fonction de masse synthétisant l'information pour chaque modèle est obtenue. Ces fonctions de masse sont présentées sur la figure FIG. 2.

Après une dernière étape de fusion, la probabilité pignistique peut-être calculée. Son évolution est représentée sur la figure FIG. 3 pour chaque hypothèse. Dans le cas d'une prise de décision, l'hypothèse sélectionnée serait ω_{79}, cette hypothèse possédant la probabilité pignistique maximale. On constate ainsi que le processus de fusion décrit dans le cadre de cet article permet de réduire de manière importante le nombre d'hypothèses cohérentes avec les relevés entomologiques. En effet, selon les modèles il y avait entre treize et vingt-trois hypothèses cohérentes. Après la fusion, il ne reste plus qu'une seule hypothèse cohérente ce qui permet de cerner de façon plus précise l'heure du décès.

6 Conclusions et perspectives

Même si les premiers résultats apparaissent très intéressants et prometteurs, ceux-ci sont toutefois à nuancer puisque n'étant basés que sur un unique exemple théorique. Dans ce cas

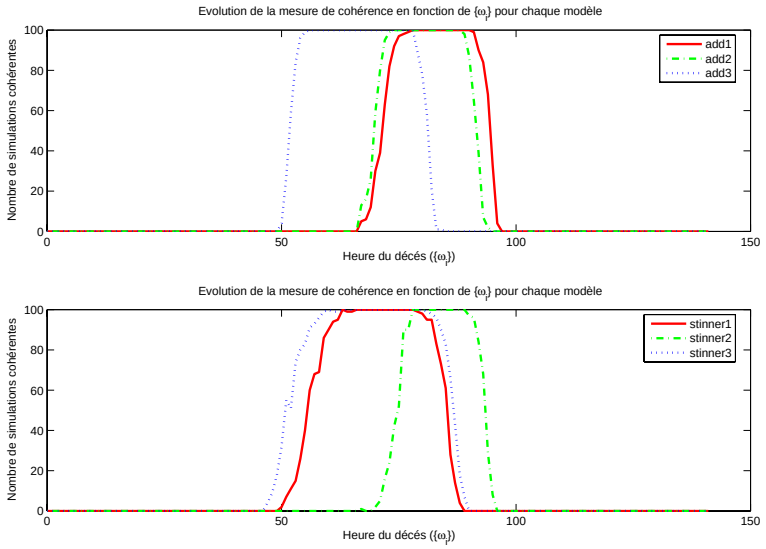

FIG. 1 – *Représentation de la mesure de cohérence pour chaque hypothèse selon le modèle étudié.*

précis, l'association du modèle prédictif de décomposition, du modèle abductif d'expertise et du système de fusion basé sur le modèle des croyances transférables permet de réduire considérablement l'intervalle des hypothèses, en cernant de manière plus précise les heures probables de la mort, et semble donc être, pour les médecins légistes, une excellente alternative aux méthodes traditionnelles.

Le projet n'en est encore qu'à ses débuts mais déjà les perspectives de recherche sont nombreuses et cela quelque soit le niveau de l'application. En ce qui concerne en particulier le processus de fusion, le modèle de croyances transférables convient à la problématique médico-légale mais des points essentiels devront être abordés et approfondis : la détermination des valorisations — affaiblissements et renforcements — des fonctions de croyances des différents modèles, ou la prise en compte des incertitudes locales de ces croyances ou encore, plus généralement, l'optimisation du processus global de fusion. En effet, des modèles identiquement fiables ont été ici considérés dans la fusion et une amélioration du schéma actuel, grâce à une boucle de rétroaction couplée à un système d'apprentissage et de mémorisation, devrait permettre d'améliorer l'objectivité et la prudence du système. De plus, les fonctions de croyances ont été strictement considérées sans incertitude ; or un des aspects essentiels du modèle de décomposition reste sa base stochastique, notion masquée lors de l'expertise et la fusion. Enfin, considérant l'importance du nombre des hypothèses et des temps de calculs considérables inhérents à ce système complexe, il sera nécessaire d'optimiser et d'améliorer le processus de fusion.

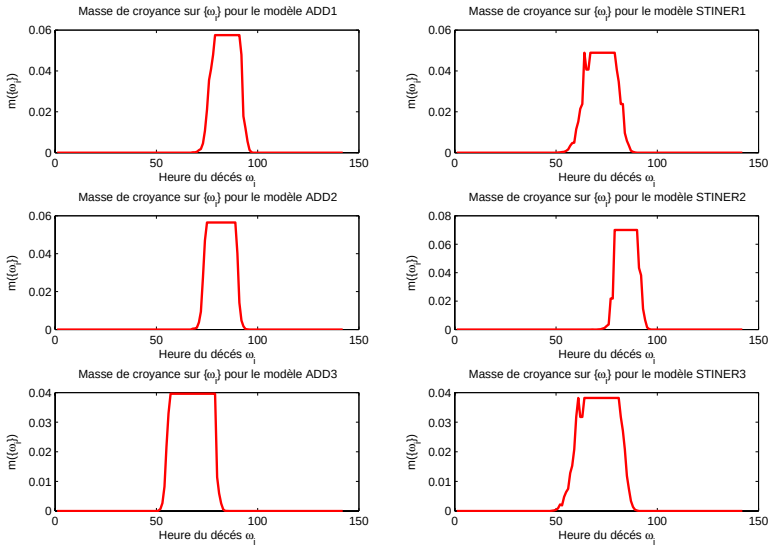

FIG. 2 – *Représentation de la fonction de masse pour chaque hypothèse selon le modèle étudié.*

7 Remerciements

Ce travail est financé par le Ministère de la Recherche et la Fondation Norbert Ségard. Les auteurs tiennent à remercier tout particulièrement Daniel Dupont (Erasm - HEI Lille), Philippe Kubiak (LAGIS - École Centrale de Lille), Gilles Goncalves, Daniel Jolly (LGI2A - Université d'Artois) Benoît Bourel et Damien Charabidze (Laboratoire d'Entomologie - Institut de Médecine Légale de Lille) pour leur soutien.

Références

Aliseda-Llera, A. (1998). *Seeking Explanations : Abduction in Logic, Philosophy of Science and Artificial Intelligence*. Ph. D. thesis, Stanford University, Department of Computer Science.

Dempster, A. (1968). A generalization of bayesian inference. *Journal of Royal Statistical Society, Serie B 30*, 205–247.

Denœux, T. (1997). Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification. *Pattern Recognition 30*(7), 1095–1107.

Guo, H., W. Shi, et Y. Deng (2006). Evaluating sensor reliability in classification problems based on Evidence Theory. *IEEE Transactions on Sytems, Man and Cybernetics - Part B 36*(5), 970–981.

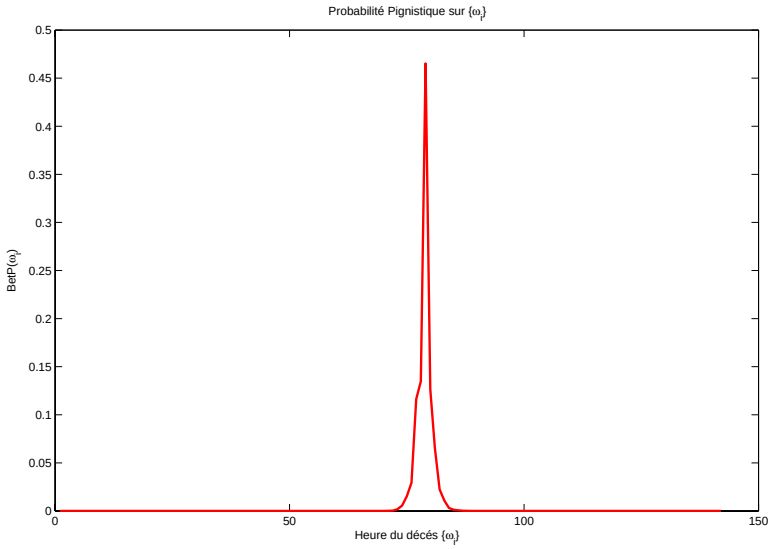

FIG. 3 – *Probabilité pignistique de chaque hypothèse* $\{\omega_i\}$.

Hintikka, J. (2001). Is logic the key to all good reasoning ? *Argumentation 15*, 35–57.

Lefevre, E., O. Colot, et P. Vannoorenberghe (2002). Belief function combination and conflict management. *Information Fusion 3*(2), 149–162.

Marchenko, M. I. (2001). Medicolegal relevance of cadaver entomofauna for the determination of the time of death. *Forensic Science International 120*, 89–120.

McGrew, T. J. (2003). Confirmation, heuristics, and explanatory reasoning. *British Journal for the Philosophy of Science 54*, 553–567.

Mégnin, P. (1894). *La faune des cadavres*. G. Masson.

Morvan, G., D. Charabidze, et A. Veremme (2007a). http ://www.forenseek.org.

Morvan, G., D. Jolly, D. Dupont, et P. Kubiak (2007b). A decision support system for forensic entomology. In *Proceedings of the* 6th *EUROSIM congress*.

Murphy, C. (2000). Combining belief functions when evidence conflicts. *Decision Support Systems 29*, 1–9.

Paavola, S. (2003). Abduction as a logic and methodology of discovery : the importance of strategies. *Foundations of Science 9*(3), 267–283.

Shafer, G. (1976). *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton, New Jersey : Princeton University Press.

Smets, P. (1990). The combination of evidence in the transferable belief model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 12*(5), 447–458.

Smets, P. (1993). Belief functions : The disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem. *International Journal of Approximate Reasoning 9*, 1–35.

Smets, P. (1998). *The Transferable Belief Model for Quantified Beleif Representation*, pp. 267–301. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Nertherlands.

Smets, P. (2005). Decision making in the TBM : the necessity of the pignistic transformation. *International Journal Of Approximate Reasoning 38*, 133–147.

Smets, P. et R. Kennes (1994). The transferable belief model. *Artificial Intelligence 66*(2), 191–234.

Smets, P. et B. Ristic (2004). Kalman filter and joint tracking and classification in the TBM framework. In P. Svensson et J. Schubert (Eds.), *Proceedings of the Seventh International Conference on Information Fusion*, Volume I, Mountain View, CA, pp. 46–53. International Society of Information Fusion.

Stinner, R. E., A. P. Gutierrez, et G. D. Butler Jr (1974). An algorithm for temperature-dependant growth rate simulation. *The Canadian Entomologist 106*, 519–524.

Wagner, T. L., H.-I. Wu, P. J. Sharpe, R. M. Schoolfield, et R. N. Coulson (1984). Modeling insect development rates : A literature review and application of a biophysical model. *Annals of the Entomological Society of America 77*(2), 208–225.

Yager, R. (1983). Hedging in the combination of evidence. *Journal of Information and Optimization Sciences 4*(1), 73–81.

Yager, R. (1987). On the dempster-shafer framework and new combination rules. *Information Sciences 41*, 93–138.

Zadeh, L. (1979). *On the Validity of Dempster's Rule of Combination of Evidence*. University of California, Berkeley. ERL Memo M79/24.

Summary

Representing and dealing information in the framework of complex systems, where data flows are important can often be problematic, especially when decision making is required and the more imprecise and uncertain the information, the more difficult. A Forensic Entomology expert determining the time since the death of a victim found in a complex ecosystem has to process this type of imperfect information while keeping objective and careful. To solve those problems, a computer based decision support system has been set up. The transferable belief model (TBM) is then used to compile the results.