

# FSRO : une ontologie de relations spatiales floues pour l'interprétation d'images

Céline Hudelot<sup>\*,\*\*</sup>, Jamal Atif<sup>\*,\*\*\*</sup>, Isabelle Bloch<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>TELECOM ParisTech (ENST)  
CNRS UMR 5141 LTCI - Paris, France  
Isabelle.Bloch@enst.fr

<sup>\*\*</sup>Ecole Centrale Paris, Laboratoire MAS, Châtenay-Malabry, France  
celine.hudelot@ecp.fr

<sup>\*\*\*</sup>Unité ESPACE S140, IRD-Cayenne/Université Antilles-Guyanne (GRER)  
Route de Montabo, Cayenne, Guyane Française, France  
atif@cayenne.ird.fr

**Résumé.** Dans le domaine de l'interprétation d'images, les relations spatiales jouent un rôle important dans la description et la reconnaissance des objets : elles permettent en effet de lever l'ambiguïté entre des objets d'apparences similaires et sont souvent plus stables que les caractéristiques des objets eux-mêmes. D'autre part, l'interprétation sémantique des images peut bénéficier de représentations des concepts utiles et de leurs relations sous la forme d'ontologies. Dans cet article nous proposons une ontologie générique de relations spatiales afin de guider l'interprétation d'une image et la reconnaissance des structures qu'elle contient par des informations structurelles sur l'agencement spatial de ces structures. Une contribution originale est l'enrichissement de cette ontologie par des représentations floues des relations spatiales, qui en précisent la sémantique, et permettent de faire le lien entre ces concepts, souvent exprimés sous forme linguistique, et les informations que l'on peut extraire des images, contribuant ainsi à réduire le fossé sémantique. Dans l'approche proposée, les paramètres des représentations floues des relations spatiales sont appris automatiquement sur une base d'exemples. Enfin, nous montrons comment cette connaissance structurelle et spatiale peut être utilisée pour guider l'interprétation d'images.

## 1 Introduction

L'interprétation d'images est un problème complexe qui peut être défini comme l'extraction automatique de la sémantique d'une image. Cependant, cette sémantique n'est pas toujours explicitement dans l'image elle-même. Elle dépend d'une part des connaissances *a priori* sur le domaine et d'autre part du contexte de l'interprétation. Dans les domaines de l'analyse de scènes et de l'interprétation d'images, tout comme dans le domaine de l'indexation des images numériques, on assiste, grâce aux progrès récents en ingénierie des connaissances, à un regain d'intérêt pour les approches s'appuyant sur la modélisation de connaissances *a priori* sur le

domaine étudié. Comme en témoignent les nombreux systèmes de vision à base de connaissances, dont on peut trouver un bon état de l'art dans Crevier et Lepage (1997) ou dans des travaux plus récents (Cohn et al. (2005); Thonnat (2002)), l'introduction de connaissances *a priori* dans le processus d'interprétation d'images n'est pas nouveau en soi. Cependant cette approche a souvent été critiquée notamment à cause de son manque de généralité (système *ad hoc*) mais aussi à cause du problème de la représentation et de l'acquisition des connaissances *a priori*. Des progrès récents en ingénierie des connaissances, en particulier les ontologies, permettent désormais de répondre à certaines de ces critiques (Hudelot (2005), Town (2006)). Celles-ci répondent en effet au problème de la formalisation, de manière cohérente<sup>1</sup> et consensuelle, des connaissances d'un domaine donné.

Contrairement au domaine de l'analyse et de l'indexation de documents textuels pour lequel les ontologies sont largement utilisées, dans le domaine de l'interprétation et de l'indexation sémantique d'images, la mise en correspondance du niveau perceptif (pixels ou voxels, groupes de pixels) et du niveau linguistique (concepts du domaine) de l'interprétation a souvent constitué une barrière à leur exploitation. Il s'agit du **fossé sémantique**, défini comme *le manque de concordance entre les informations perceptuelles que l'on peut extraire des images et l'interprétation qu'ont ces données pour un utilisateur dans une situation déterminée* (Smeulders et al. (2000)). Ce problème fait aussi référence au problème de l'ancrage de symboles en intelligence artificielle et en robotique (Coradeschi et Saffiotti (1999)) défini comme le problème de la *création et du maintien de la correspondance entre les symboles et les données perçues (par un capteur visuel ou non) qui représentent le même objet physique (ou concept abstrait)*<sup>2</sup>. De manière similaire à (Bloch et Saffiotti (2004)) présentant une étude des correspondances entre l'ancrage de symboles et la reconnaissance de formes, l'interprétation sémantique d'images peut être vue comme un problème d'ancrage de symboles qui consiste à associer dynamiquement une information linguistique de haut niveau à un ensemble de primitives perçues dans l'image. Dans le cas de l'interprétation d'images, cette information linguistique fait référence aux concepts du domaine d'application et à leur définition.

*Exemple – En interprétation d'images cérébrales, les concepts peuvent être : **cerveau** : partie du système nerveux central, situé dans la tête, **noyau caudé** : noyau gris profond du télencéphale impliqué dans le contrôle des mouvements volontaires, **gliome** : tumeur du système nerveux central, issue des cellules gliales et localisée le plus souvent dans les hémisphères cérébraux.*

Dans le domaine de l'image, notamment dans le domaine de l'indexation et de la recherche d'images, des travaux récents proposent d'utiliser les ontologies pour introduire de la sémantique et pour réduire le problème du fossé sémantique. Town (2006) propose d'ancrer dans le domaine de l'image, à l'aide de techniques d'apprentissage supervisé, les termes d'un langage de requêtes utilisé pour rechercher des images par mots-clés. Une approche semblable est utilisée par Mezaris et al. (2004) et Hudelot (2005) qui définissent une ontologie intermédiaire de concepts visuels dont chaque concept est ancré à un ensemble de descripteurs calculés dans l'image. Cette approche permet d'une part de faire des requêtes de manière qualitative à l'aide des concepts de l'ontologie intermédiaire ou du domaine mais elle permet aussi de filtrer et sélectionner les résultats pertinents en fonction de leurs caractéristiques visuelles. Cependant,

<sup>1</sup>i.e. logiquement "consistant" Gruber (1993)

<sup>2</sup>Dans la suite de ce document, nous utiliserons le terme ancrage pour signifier la création du lien entre un concept de haut niveau et sa représentation perceptuelle dans le domaine de l'image.

peu de travaux s'intéressent à l'utilisation des ontologies pour l'analyse et l'interprétation d'images. En particulier, la problématique de la segmentation des images est rarement prise en compte.

Dans cet article nous proposons une approche permettant de réduire le fossé sémantique entre les informations numériques provenant de l'image et les concepts de haut niveau d'une ontologie du domaine à l'aide d'une représentation floue des concepts. Cette représentation floue est intégrée à l'ontologie du domaine en utilisant l'enrichissement d'ontologie par des domaines concrets (Lutz et al. (2005)).

L'apport de la représentation floue est multiple :

- elle permet de représenter l'imprécision inhérente à la construction et à la définition d'un concept (typiquement le concept **proche de** est vague et imprécis et sa sémantique dépend du contexte et de l'échelle des objets et de leur environnement),
- elle permet de gérer l'imprécision liée à la connaissance experte du domaine,
- elle constitue un **espace de représentation et de raisonnement permettant de réduire le fossé sémantique entre des concepts symboliques et des valeurs numériques extraites de l'image**,
- elle fournit un cadre unifié utile pour guider la segmentation et l'interprétation d'images. On parlera dans ce cas d'ontologies *opérationnelles* pour l'analyse d'images.

En particulier, pour illustrer notre méthodologie, nous proposons une ontologie de relations spatiales et nous enrichissons chaque concept par sa représentation floue dans le domaine de l'image. Le choix des relations spatiales est motivé d'une part par l'importance de l'information structurelle dans le processus d'interprétation d'images et d'autre part par le caractère intrinsèquement ambigu de la plupart des relations spatiales.

Dans cet article, nous rappelons brièvement la définition d'une ontologie et présentons un rapide état de l'art sur l'introduction de l'incertitude et de l'imprécision dans les ontologies dans la section 2. Dans la section 3, nous proposons une ontologie de relations spatiales, que nous enrichissons à l'aide d'un modèle flou. L'intégration entre l'ontologie et le modèle flou s'effectue à l'aide de **représentations floues dans des domaines concrets** (section 4). Un exemple applicatif de segmentation de structures cérébrales dans la section 5 permet de mettre en évidence le potentiel de cette ontologie de relations spatiales enrichie par des modèles flous.

## 2 Etat de l'art

### 2.1 Incertitude et imprécision dans les ontologies

Dans le domaine de l'ingénierie des connaissances, une ontologie est définie, d'après Gruber (1993), comme *la spécification d'une conceptualisation partagée d'un domaine*. Une ontologie permet de modéliser une certaine vue du monde, c'est-à-dire un domaine dans un contexte donné. Elle est composée de l'ensemble des concepts, de leurs définitions et des relations entre ces concepts qui permettent de décrire et de raisonner sur ce domaine. Des développements récents dans le domaine de l'informatique médicale ont montré que les ontologies pouvaient

## Ontologie de relations spatiales floues

formaliser de manière efficace la connaissance générique et partagée d'un domaine. Cependant, dans le monde réel, les informations et les connaissances relatives à un domaine sont souvent incomplètes et incertaines. Dans ce contexte, les ontologies sont donc limitées par leur incapacité à représenter les informations avec leurs incertitudes et imprécisions. Des travaux récents proposent d'étendre les ontologies pour la représentation et la gestion de connaissances imparfaites (da Costa et al. (Eds) (2005); Sanchez (2006)). Une première famille d'approches propose une extension probabiliste des ontologies, notamment du langage de représentation d'ontologies OWL, à l'aide des réseaux bayésiens (Ding et al. (2004); Yang et Calmet (2005)). Le langage OWL s'appuyant sur les logiques de description (DL) (Baader et al. (2003)), une autre famille d'approches exploite les travaux récents concernant les logiques de description floues (Holldobler et al. (2002); Li et al. (2005); Stoilos et al. (2006); Straccia (2005)). Comme décrit dans d'Aquin et al. (2004), on peut classer les logiques de description floues selon le mode d'introduction du flou dans le formalisme de représentation. En particulier, une des approches intéressantes pour introduire le flou dans les ontologies est l'utilisation de prédicats flous dans les domaines concrets comme décrit dans Straccia (2006). Le tableau 1 rappelle les principaux constructeurs des logiques de description, leur syntaxe et leur interprétation.

Constructeur	Syntaxe	Exemple	Sémantique
concept atomique	$A$	Human	$A^{\mathcal{I}} \subseteq \Delta^{\mathcal{I}}$
individu	$a$	Lea	$a^{\mathcal{I}} \in \Delta^{\mathcal{I}}$
Top	$\top$	Thing	$\top^{\mathcal{I}} = \Delta^{\mathcal{I}}$
Bottom	$\perp$	Nothing	$\perp^{\mathcal{I}} = \emptyset^{\mathcal{I}}$
Role Atomique	$r$	has-age	$R^{\mathcal{I}} \subseteq \Delta^{\mathcal{I}} \times \Delta^{\mathcal{I}}$
Conjonction	$C \sqcap D$	Human $\sqcap$ Male	$C^{\mathcal{I}} \cap D^{\mathcal{I}}$
Disjonction	$C \sqcup D$	Male $\sqcup$ Female	$C^{\mathcal{I}} \cup D^{\mathcal{I}}$
Négation	$\neg C$	$\neg$ Human	$\Delta^{\mathcal{I}} \setminus C^{\mathcal{I}}$
Restriction existentielle	$\exists r.C$	$\exists$ has-child.Girl	$\{x \in \Delta^{\mathcal{I}} \mid \exists y \in \Delta^{\mathcal{I}} : (x, y) \in R^{\mathcal{I}} \wedge y \in C^{\mathcal{I}}\}$
Restriction universelle	$\forall r.C$	$\forall$ has-child.Human	$\{x \in \Delta^{\mathcal{I}} \mid \forall y \in \Delta^{\mathcal{I}} : (x, y) \in R^{\mathcal{I}} \Rightarrow y \in C^{\mathcal{I}}\}$
restriction de valeurs	$\exists r.\{A\}$	$\exists$ has-child.{Lea}	$\{x \in \Delta^{\mathcal{I}} \mid \exists y \in \Delta^{\mathcal{I}} : (x, y) \in R^{\mathcal{I}} \Rightarrow y = a^{\mathcal{I}}\}$
restriction de nombres	$(\geq nR)$ $(\leq nR)$	$(\geq 3$ has-child) $(\leq 1$ has-mother)	$\{x \in \Delta^{\mathcal{I}} \mid  \{y \mid (x, y) \in R^{\mathcal{I}}\}  \geq n\}$ $\{x \in \Delta^{\mathcal{I}} \mid  \{y \mid (x, y) \in R^{\mathcal{I}}\}  \leq n\}$
Subsomption	$C \sqsubseteq D$	Man $\sqsubseteq$ Human	$C^{\mathcal{I}} \subseteq D^{\mathcal{I}}$
Définition de concepts	$C \doteq D$	Father $\doteq$ Man $\sqcap$ $\exists$ has-child.Human	$C^{\mathcal{I}} = D^{\mathcal{I}}$
Assertion de concepts	$a : C$	John :Man	$a^{\mathcal{I}} \in C^{\mathcal{I}}$
Assertion de rôles	$(a, b) : R$	(John,Helen) :has-child	$(a^{\mathcal{I}}, b^{\mathcal{I}}) \in R^{\mathcal{I}}$

**TAB. 1** – Syntaxe et sémantique des logiques de descriptions ( $\Delta^{\mathcal{I}}$  désigne un domaine abstrait de l'interprétation  $\mathcal{I}$ ).

Les domaines concrets des logiques de description introduits dans Lutz (2003) permettent d'introduire des informations numériques ou textuelles sur les concepts. Plus généralement, ils permettent de représenter les propriétés concrètes des objets réels tels que leur taille, leur apparence visuelle ou encore leur organisation spatiale. Par exemple, en respectant le formalisme du tableau 1, le concept **Person**  $\sqcap \exists$  age.  $\leq_{20}$  représente l'ensemble des personnes dont l'âge est inférieur ou égal à 20. Dans cet exemple  $\leq_{20}$  est un prédicat sur le domaine concret des entiers naturels  $\mathbb{N}$ . Aux différents constructeurs décrits dans le tableau 1, s'ajoute alors le constructeur suivant qui est un prédicat d'existence de restriction :

- $\exists u_1, \dots, u_n.P$  interprété par :  $\{a \in \Delta^{\mathcal{I}} \mid \exists x_1, \dots, x_n \in \Delta_{\mathcal{D}} : (u_1^{\mathcal{I}}(a) = x_1) \wedge \dots \wedge (u_n^{\mathcal{I}}(a) = x_n) \wedge (x_1, \dots, x_n) \in P^{\mathcal{D}}\}$ ; avec  $\Delta_{\mathcal{D}}$  un ensemble,  $\Phi_{\mathcal{D}}$  un ensemble de noms

de prédicats sur  $\Delta_{\mathcal{D}}$ ,  $\mathcal{P} \in \Phi_{\mathcal{D}}$  un nom de prédicat associé à une cardinalité  $n$  et à un prédicat  $P^{\mathcal{D}} \subseteq \Delta_{\mathcal{D}}^n$  et  $u_1, \dots, u_n$  une chaîne d'attributs.

En conséquence, un moyen de représenter une information incertaine et imprécise est de considérer des ensembles flous sur les domaines concrets. En reprenant notre exemple, on peut définir le concept vague **YoungPerson** de la manière suivante  $\text{YoungPerson} \equiv \text{Person} \sqcap \exists \text{age. Young}$  avec **Young** défini comme un prédicat flou sur les entiers naturels soit  $\text{Young} : \mathbb{N} \rightarrow [0, 1]$ . Comme dans la théorie classique des ensembles flous (Dubois et Prade (1980)), **Young** représente alors le degré de jeunesse d'une personne et peut être modélisé, par exemple, par une fonction d'appartenance trapézoïdale.

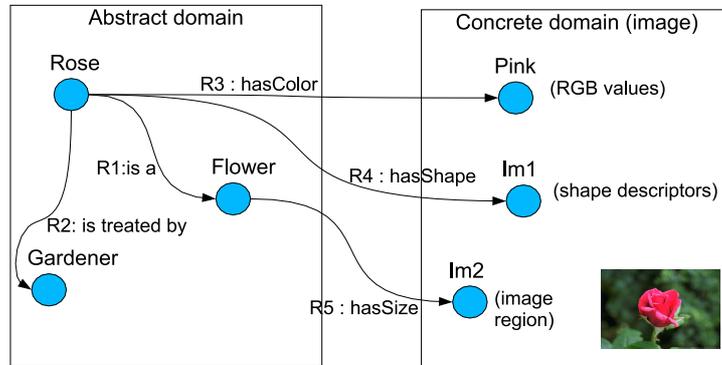
Rappelons brièvement que dans la famille des logiques de description, une Tbox  $\mathcal{T}$  est un ensemble fini d'axiomes terminaux ( $A \doteq D$  et  $A \sqsubseteq D$ ) et une Abox  $\mathcal{A}$  est un ensemble fini d'assertions ( $a : C$  (appartenance à un concept),  $(a, b) : R$  (rôle),  $(a, x) : f$  (attribut) and  $(x_1, \dots, x_n) : P$  (appartenance à un prédicat de domaine concret)). Dans la famille de logiques de description floues utilisant des domaines concrets flous, les **concepts** et les **rôles** sont interprétés par des ensembles flous et les axiomes, plutôt qu'être satisfaits (vrai) ou insatisfaits (faux), prennent une valeur de vérité dans  $[0, 1]$ . Une description plus précise de la syntaxe et de la sémantique des logiques de description floues est donnée par Straccia (2006). Dans notre article, nous exploitons surtout le pouvoir expressif des domaines concrets flous.

## 2.2 Logiques de description, interprétation d'images et relations spatiales

Dans le contexte de l'interprétation d'images, on peut considérer le domaine de l'image ou des espaces de caractéristiques comme un domaine concret. Dans l'exemple illustré dans la figure 1, **Pink** peut être modélisé comme un prédicat sur le domaine concret des valeurs RVB possibles. L'utilisation des domaines concrets dans la représentation des connaissances du domaine de l'interprétation peut donc être un moyen de réduire le fossé sémantique. Cette approche a été utilisée par Aufaure et Hajji (2002) et Petridis et al. (2006), pour ancrer les concepts d'une ontologie du domaine et leur description dans le domaine de l'image.

Dans cet article, nous proposons d'utiliser une ontologie pour représenter la connaissance structurelle sur une scène, c'est-à-dire les relations spatiales entre les différents objets. Comme Haarslev et al. (1998) qui définissent un domaine concret structuré *Polygon* pour représenter l'information topologique des objets d'une scène et pour raisonner spatialement sur ces objets, nous proposons dans cet article une ontologie générique de relations spatiales et une méthodologie pour enrichir ces relations par leur description floue dans le domaine concret, i.e. l'espace de l'image. En effet, l'organisation structurelle et spatiale, c'est-à-dire les relations spatiales entre les différents concepts, est une information primordiale, ainsi que cela a été mis en évidence par des études aussi bien en perception, cognition, linguistique, que dans les domaines du raisonnement spatial, de la vision par ordinateur, ou encore des systèmes d'information géographique. Les descriptions usuelles des scènes par des observateurs ou des utilisateurs utilisent intensivement les relations spatiales. De mêmes, celles-ci apportent beaucoup aux méthodes computationnelles de description et d'interprétation. Ces relations peuvent être de nature topologique (relations ensemblistes, adjacence) ou métriques (distances, directions relatives).

## Ontologie de relations spatiales floues



**FIG. 1** – Importance et rôle des domaines concrets pour l'interprétation d'images : ils permettent d'ancrer des concepts avec leur représentation visuelle ou physique dans le domaine de l'image.

*Exemple – Le cerveau humain est fortement structuré : par exemple le **thalamus droit** est à gauche du **troisième ventricule** et en-dessous du **ventricule latéral**.*

Si le domaine du raisonnement spatial a été largement développé en intelligence artificielle, en particulier dans des formalismes logiques, il l'a été beaucoup moins en image et en vision. Nos travaux contribuent à développer ce domaine, en associant des modèles ontologiques, des représentations structurelles par graphes et des modélisations originales des relations spatiales.

### 3 Une ontologie de relations spatiales

Récemment, plusieurs travaux se sont intéressés à la modélisation de l'espace et des relations spatiales sous la forme d'ontologies (Bateman et Farrar (2004)). Par exemple, dans le domaine de la cognition et de la linguistique, le projet OntoSpace<sup>3</sup> propose de développer une ontologie de sens commun pour représenter les informations spatiales. C'est aussi un axe de recherche dynamique dans le domaine de la conception de systèmes d'information géographique (SIG) (Casati et al. (1998); Klien et Lutz (2005)), dans le domaine de la reconnaissance d'objets dans des médias (Dasiopoulou et al. (2005); Han et al. (2005)) ou encore dans le domaine de la robotique (Dominey et al. (2004)). La formalisation de l'information spatiale et du raisonnement spatial a aussi donné lieu à de nombreux travaux dans le cadre de l'informatique médicale et de la représentation des connaissances anatomiques (Dameron (2005); Dameron et al. (2004); Donnelly et al. (2006); Schulz et al. (2000)). Cependant les formalismes proposés sont très souvent limités aux besoins du domaine d'application et sont difficilement utilisables de manière opérationnelle pour guider la segmentation et l'interprétation d'images.

De plus, l'imprécision et la subjectivité de l'information spatiale sont rarement prises en compte dans ces différents travaux même si de nombreux systèmes formels pour la représentation de l'incertitude et de l'imprécision des relations spatiales existent. Une approche

<sup>3</sup><http://www.ontospace.uni-bremen.de/twiki/bin/view/Main/WebHome>

intéressante a été proposée dans le cadre du raisonnement temporel sous incertitudes par Nagypal et Motik (2003). Les auteurs proposent d'utiliser des domaines concrets flous sous la forme d'intervalles de temps flous pour intégrer un modèle temporel flou à une ontologie de relations temporelles. De manière similaire, nous proposons d'enrichir une ontologie de relations spatiales génériques avec un modèle flou des relations dans le domaine de l'image. Cette approche modulaire permet de séparer les concepts abstraits génériques de leur représentation dans l'image, dépendante du domaine d'application. Elle permet de plus de fournir un cadre unifié pour la représentation de l'information spatiale dans les images et elle permet, à l'aide de représentations structurelles sous forme de graphes, de guider la segmentation et l'interprétation des images comme décrit dans la section 5.

Dans cette section, nous décrivons les principaux concepts de notre ontologie et nous donnons quelques précisions sur la représentation floue des relations. Un extrait de cette ontologie est donné dans la figure 2.

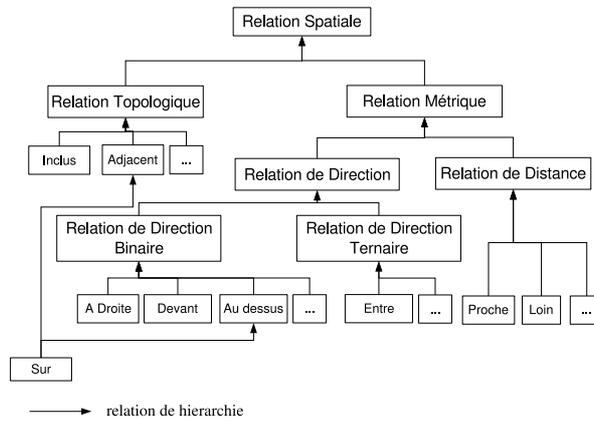


FIG. 2 – Extrait de l'organisation hiérarchique des relations spatiales dans notre ontologie.

### 3.1 Représentation floue des relations spatiales : quelques préliminaires

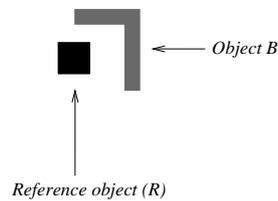
**Représentation des objets par des ensembles flous spatiaux.** Un ensemble spatial flou est un ensemble flou qui est défini dans le domaine de l'image, noté  $\mathcal{S}$ . Sa fonction d'appartenance  $\mu$  (fonction de  $\mathcal{S}$  dans  $[0, 1]$ ) représente l'imprécision sur la définition spatiale de l'objet (position, taille, forme, limites, etc.). Pour tout point  $x$  de  $\mathcal{S}$  (pixel ou voxel),  $\mu(x)$  représente le degré avec lequel  $x$  appartient à l'objet flou. Les objets définis comme des ensembles classiques constituent un cas particulier dans lequel  $\mu$  ne prend que les valeurs 0 ou 1. Dans toute la suite, les définitions intégreront le cas non flou comme cas particulier. Le complémentaire d'un objet défini par une fonction d'appartenance  $\mu$  est classiquement défini par la fonction d'appartenance  $c(\mu)$ , où  $c$  est une complémentation floue (typiquement  $c(a) = 1 - a$ ).

**Représentation des relations par des ensembles flous : types de représentation** De la même manière, les concepts représentant les relations spatiales sont associés à un domaine concret qui est un ensemble flou pouvant être de diverses natures : nombre flou, ensemble

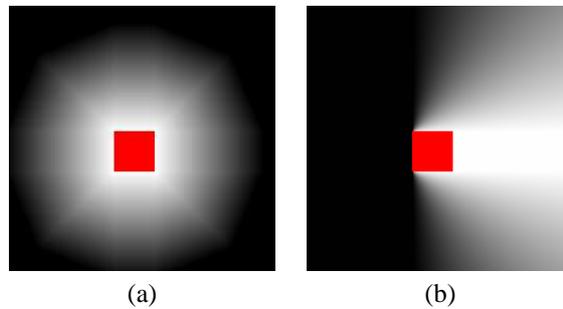
## Ontologie de relations spatiales floues

flou spatial ou histogramme d'angles. Ces représentations dépendent en particulier du type de question posée et du raisonnement souhaité. Typiquement, en raisonnement spatial, on peut s'intéresser :

1. soit aux relations qui sont satisfaites ou pas entre deux objets donnés (ou au degré de satisfaction de relations) (figure 3) ;
2. soit à la zone de l'espace  $\mathcal{S}$  dans laquelle une relation à un objet de référence est satisfaite (avec un certain degré) (figure 4).



**FIG. 3** – Illustration du premier type de question : étant donnés deux objets  $R$  and  $B$ , quelles sont les relations spatiales satisfaites entre eux ? Par exemple, est-ce que  $B$  est proche de l'objet de référence  $R$  ? Est-ce qu'il est à droite de  $R$  ?



**FIG. 4** – Illustration du second type de question : étant donné un objet de référence  $R$  (le carré central), quelles sont les régions de l'espace qui satisfont une relation avec lui ? (a) Région de l'espace représentant **proche de**  $R$ , modélisée par un paysage flou dont l'intensité en chaque point représente le degré avec lequel la relation est satisfaite en ce point (blanc = 1, noir = 0). (b) Région représentant **à droite de**  $R$ .

Prenons l'exemple de la distance. Alors que dans le cas d'ensembles binaires, une distance entre deux ensembles est toujours représentée par un nombre de  $\mathbb{R}^+$ , dans le cas flou, plusieurs représentations sont possibles. La représentation sous forme de nombre est la plus courante : les valeurs sont prises soit dans  $\mathbb{R}^+$ , soit seulement dans  $[0, 1]$  lorsque les distances

sont définies comme des dissimilarités floues par exemple. Si les objets sont imprécis, définis par les fonctions d'appartenance  $\mu$  et  $\nu$ , on peut également considérer que les distances qui les séparent sont imprécises. Ainsi une distance peut être représentée sous forme de nombre flou (Dubois et Prade (1983)) représentant par exemple des distributions ou des densités de distance (Rosenfeld (1985)). En outre, la distance entre deux ensembles peut être représentée par une variable linguistique. Cela suppose que l'espace des valeurs est quantifié, avec une granularité plus ou moins fine, en classes symboliques telles que **proche**, **loin**, etc., dont la sémantique est définie par des ensembles flous de  $\mathbb{R}^+$ . Dans tous ces exemples, on suppose que la sémantique de la distance fait intervenir deux objets donnés, ce qui permet de répondre au premier type de question. Pour le deuxième type de question, on choisira une représentation sous la forme d'une région floue de  $\mathcal{S}$ , dans laquelle le degré  $\mu_R(x)$  représente le degré avec lequel le point  $x$  satisfait la relation  $R$  (par exemple à **environ 3 cm de**) par rapport à un objet de référence.

Précisons maintenant les différentes relations spatiales de notre ontologie ainsi que les définitions floues que nous avons retenues pour ces relations spatiales (voir Bloch (2005) pour une synthèse des définitions floues existantes).

### 3.2 Description des principaux concepts de l'ontologie

Selon la hiérarchie sémantique proposée par Kuipers et Levitt (1988), les relations spatiales peuvent être séparées entre autres en relations topologiques et relations métriques. Parmi les relations métriques on distingue les relations directionnelles et les relations de distance. Dans les paragraphes suivants, nous résumons les principaux concepts mis en évidence dans la littérature pour leur importance en raisonnement spatial.

#### 3.2.1 Relations topologiques

La topologie est un des aspects fondamentaux de l'espace. Une relation topologique binaire entre deux objets s'appuie sur les notions d'intersection, d'intérieur et d'extérieur. Il existe de nombreux travaux sur la formalisation des relations topologiques. Une des approches principales est la théorie RCC (Region Connection Calculus) qui définit les relations topologiques à partir de la notion de connexion entre régions pour des objets connexes et fermés. Elle définit 8 relations de base disjointes deux à deux et exclusives. Elle a été étendue à des objets vagues dans l'approche *Egg Yolk* de Hazarika et Cohn (2001). Citons également l'approche des 9-intersections de Freksa et al. (2004) dans laquelle une région est définie par 3 ensembles de points : sa frontière, son intérieur et son complémentaire. Une étude complète des relations topologiques dans un cadre qualitatif peut être trouvée dans Vieu (1997).

**Modélisation floue des relations topologiques.** Les relations telles que **intersecte** (connexion en méreotopologie), **à l'intérieur de** (inclusion), **à l'extérieur de** (exclusion) peuvent être simplement définies à partir des concepts ensemblistes flous (complémentations  $c$ ,  $t$ -normes  $\mathcal{T}$ ,  $t$ -conormes  $\mathcal{S}$  (Dubois et Prade (1980))). Les deux types de questions mentionnées dans la section 3.1 peuvent être aisément traitées pour l'inclusion et l'exclusion, et on peut ainsi définir aussi bien le degré avec lequel un objet flou  $\nu$  est inclus dans un autre  $\mu$  (par exemple  $\inf_{x \in \mathcal{S}} \mathcal{S}(c(\nu(x)), \mu(x))$ ) que le degré avec lequel un point  $x$  est dans la zone à l'intérieur d'un objet flou  $\mu$  (par exemple simplement  $\mu(x)$ ).

L'adjacence entre deux ensembles flous peut être définie à partir d'un concept de visibilité non

symétrique ou de manière symétrique à partir de concepts plus topologiques (Bloch (2005)). Dans les deux cas, c'est surtout le premier type de question qui peut être traité.

### 3.2.2 Relations directionnelles

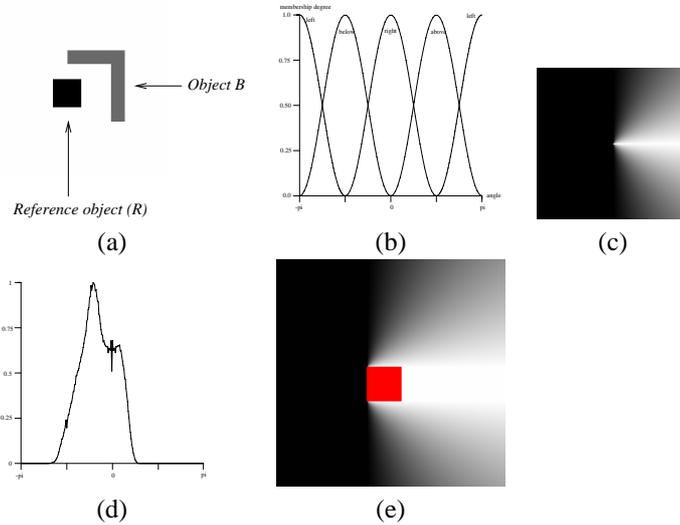
Les relations directionnelles permettent de décrire la position relative d'un objet par rapport à d'autres objets. Pour appliquer une relation directionnelle, il est nécessaire d'orienter l'espace. C'est la notion de système de référence détaillée dans la section 3.2.4. Les principales relations d'orientation sont les relations binaires simples **A droite**, **A gauche**, **Au-Dessus**, **En-Dessous**, **Devant**, **Derrière**. Pour avoir des relations plus spécifiques, ces relations peuvent être combinées entre elles (**Devant - A Droite**). Il existe de plus des relations d'orientation plus complexes comme par exemple la relation ternaire **Entre** ou la relation binaire **Le long de**.

**Modélisation floue des relations directionnelles.** Quelques équipes se sont intéressées à la définition de relations directionnelles dans des formalismes flous, dont une synthèse peut être trouvée dans (Bloch et Ralescu (2003)). Ces approches diffèrent par le mode de représentation des objets et des relations. Les objets sont soit réduits à des points, soit projetés sur un axe lié à la direction d'intérêt soit représentés par des ensembles flous spatiaux. Les relations sont définies soit par des nombres, des nombres flous ou des intervalles représentant le degré avec lequel une relation donnée est vérifiée, soit par des histogrammes d'angles (c.f. figure 5 (d)) ou de forces (Matsakis et Wendling (1999)) représentant l'ensemble des relations entre deux objets. Dans ce dernier cas, la réponse à la première question pour une relation donnée nécessite d'extraire de cette représentation ce qui concerne en particulier cette relation, par exemple par comparaison avec un ensemble flou représentant la sémantique de la relation. Ces représentations par histogrammes permettent également de déterminer quelle est la relation dominante entre deux objets. Le deuxième type de question peut être traité en définissant la région dans laquelle une relation à un objet de référence est satisfaite par une dilatation floue avec un élément structurant représentant (dans le domaine spatial cette fois) la sémantique de la relation floue. Les deux approches sont illustrées dans la figure 5.

### 3.2.3 Relations de distance

Les relations de distance permettent de décrire la distance entre deux objets. Une relation de distance peut être représentée par un nombre sur  $\mathbb{R}^+$  (**A une distance de**) ou encore être spécialisée par des relations telles que **Près** ou **Loin**. Ces relations peuvent être spécifiées en changeant le degré de granularité en rajoutant des quantificateurs (par exemple **Très Loin**).

**Modélisation floue des relations de distance.** Plusieurs distances entre ensembles flous ont été proposées dans la littérature. Une première classe d'approches ne concerne que la comparaison de fonctions d'appartenance, tandis qu'une seconde classe introduit également des distances dans le domaine spatial (une synthèse peut être trouvée dans (Bloch (1999))). Les définitions de la deuxième classe sont beaucoup plus riches et permettent une analyse des structures et des objets dans les images plus générale, plus complète et plus proche des problèmes d'images. Elles sont donc particulièrement intéressantes dès que la disposition topologique et spatiale des structures d'intérêt est importante (c'est le cas la plupart du temps, par exemple en

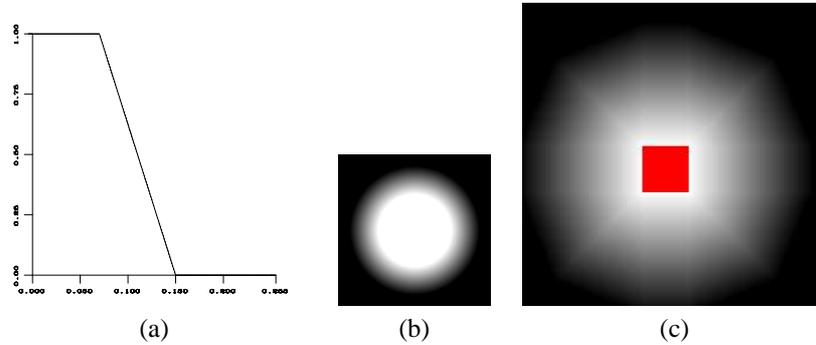


**FIG. 5** – (a) Exemple de deux objets, (b) sémantique des directions sous la forme d'ensembles flous définis sur l'axe des angles, (c) élément structurant donnant la sémantique de **à droite de** dans le domaine spatial, (d) histogramme d'angles entre les deux objets, (e) dilatation floue de l'objet R (le carré) par l'élément structurant.

segmentation, classification, interprétation de scènes, etc.). Ces distances combinent des degrés d'appartenance en différents points de l'espace, en prenant en compte leur distance dans cet espace. Le prix à payer est une complexité accrue du calcul de ces distances. Dans (Bloch (1999)), des approches originales ont été proposées pour définir des distances floues prenant en compte l'information spatiale, qui s'appuient sur les liens entre les dilations morphologiques et les distances. L'avantage du formalisme morphologique est que les distances sont alors exprimées sous forme algébrique et donc plus faciles à étendre au cas flou en préservant leurs propriétés que les expressions analytiques usuelles. Toutes ces approches permettent de répondre au premier type de question.

Pour répondre au deuxième type de question, il faut définir la région de l'espace qui satisfait une propriété de distance par rapport à un objet de référence. Supposons que  $A$  soit un objet déjà reconnu, ou une région connue de l'espace  $\mathcal{S}$ , et que l'on veuille déterminer  $B$  satisfaisant une relation de distance par rapport à  $A$ . La région d'intérêt dans laquelle  $B$  doit être recherché peut être définie par des dilations de  $A$ . Par exemple, si la connaissance exprime que  $d(A, B) > n$ , alors  $B$  doit être recherché dans le complémentaire du dilaté de taille  $n$  de  $A$ . Autre exemple, si  $B$  doit être à une distance comprise entre  $n_1$  et  $n_2$  de  $A$ , la région d'intérêt peut être obtenue en considérant à la fois la distance minimum (qui doit être supérieure à  $n_1$ ) et la distance de Hausdorff (qui doit être inférieure à  $n_2$ ), ce qui s'exprime en termes de dilations comme la différence ensembliste entre le dilaté de taille  $n_2$  de  $A$  et son dilaté de taille  $n_1$ . Dans le cas flou, pour prendre en compte les imprécisions, des dilations floues seront employées. Cette extension nécessite la définition d'éléments structurants flous, dont la fonction d'appartenance  $\nu$  sur  $\mathcal{S}$  peut par exemple vérifier des propriétés de symétrie sphérique (le degré d'appartenance d'un point ne dépend que de sa distance au centre de l'élément

structurant). Un exemple illustrant la relation **proche de** est présenté dans la figure 6.



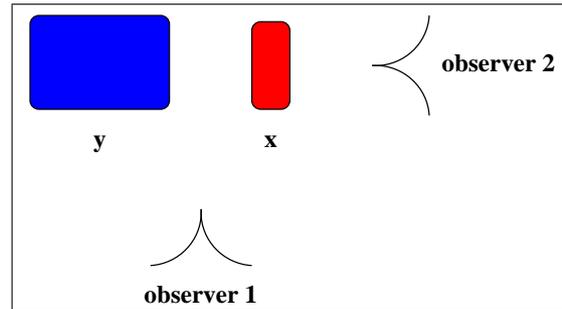
**FIG. 6** – (a) Ensemble flou sur le domaine des distances ( $\mathbb{R}^+$ ) représentant la sémantique de **proche de**. (b) Élément structurant flou déduit de (a). (c) Dilatation floue d'un carré par cet élément structurant, définissant la région de l'espace proche du carré.

### 3.2.4 Système de référence

L'explicitation des relations spatiales entre plusieurs objets, notamment dans le cas des relations métriques, nécessite un système de référence. En effet, prenons l'exemple de la relation directionnelle **x devant y**, la sémantique de la relation ne sera pas la même si le système de référence est l'objet **y** lui-même ou s'il s'agit d'un observateur extérieur. Pour définir une relation binaire entre deux objets, il est donc nécessaire de définir au moins les trois concepts suivant : **l'objet cible**, **l'objet de référence** et **le système de référence**. Il existe de nombreux travaux concernant les systèmes de référence (Klatzky (1998)). En règle générale, un système de référence est classé soit selon le point de vue de l'observation (relatif ou absolu) soit selon la façon dont on utilise la relation (utilisation intrinsèque, extrinsèque ou déictique (Retz-Schmidt (1988))). Illustrons simplement ces trois notions à l'aide de la figure 7. Dans le cas d'un système de référence intrinsèque, la position des objets est définie par rapport à un objet de référence qui détermine à la fois le système de coordonnées et l'orientation de ce système. Par exemple, dans le cas de la figure 7, si l'on considère que  $x$  est l'objet de référence définissant le système de référence, alors on peut alors dire que **y est à gauche de x**. Dans le cas d'un système de référence extrinsèque, l'origine du système de coordonnées peut être définie par un objet de référence mais son orientation dépend de facteurs externes. Par exemple dans le cas de la figure 7, une description de la scène pourrait être **y est à l'ouest de x**. Enfin, dans le cas déictique, la description des relations implique de prendre en compte le point de vue et donc l'observateur. Dans ce cas, l'orientation du système de référence est définie toujours à l'aide d'un objet de référence mais par rapport au point de vue de cet objet. Par exemple dans le cas de la figure 7, si l'on considère l'observateur 2, alors on aura la relation suivante : **y est derrière x**.

Il est donc important d'intégrer la notion de système de référence dans l'ontologie. Dans notre ontologie, toute relation métrique (directionnelle ou de distance) est liée de manière explicite à un système de référence donné et l'utilisation d'une telle relation nécessite la définition

du système de référence associé à cette relation. Considérons comme exemple illustratif la relation **à droite de**. Comme illustré sur la figure 7, la valeur de vérité associée à la relation **x à droite de y** va dépendre du choix du système de référence. La relation est satisfaite pour l'observateur 1 mais pas pour l'observateur 2.



**FIG. 7** – Influence du système de référence : **x** est à droite de **y** pour l'observateur 1 mais pas pour l'observateur 2.

Notons que la notion de référence n'a pas toujours la même importance suivant le type de relations. Par exemple l'expression **x est entre y et z** est invariante en fonction du système de référence, alors que **x est à droite de y et à gauche de z** dépend fortement de la référence. En revanche, la première expression est moins informative que la seconde.

## 4 Représentation formelle des relations spatiales

### 4.1 Concepts de l'ontologie

Dans cette section, nous décrivons la formalisation des différents types de relations spatiales, nécessaire pour définir leur sémantique et pour automatiser des raisonnements spatiaux. Comme mentionné par Le Ber et Napoli (2002), la représentation formelle des relations spatiales doit prendre en compte la double nature de celles-ci. En effet une relation spatiale peut être à la fois un concept en tant que tel et un lien entre concepts. Notre ontologie de relations spatiales doit donc permettre de représenter et différencier le concept de direction **A Droite** (par rapport au système de référence), de la configuration spatiale **A droite de y** et enfin du concept **X à droite de Y**. Ce dernier concept peut être interprété et représenté de deux manières différentes :

1. comme une relation abstraite entre  $X$  et  $Y$  qui est soit vraie soit fausse ;
2. comme une configuration spatiale physique entre deux objets spatiaux  $X$  et  $Y$ .

Comme Le Ber et Napoli (2002), nous suivrons donc ce principe de réification des relations spatiales (illustré sur la figure 9) pour construire notre ontologie. Une relation spatiale ne sera pas un rôle dans le formalisme des logiques de description mais un concept en tant que tel, le concept *SpatialRelation*, ce qui permet de bien modéliser les différents niveaux de concepts

## Ontologie de relations spatiales floues

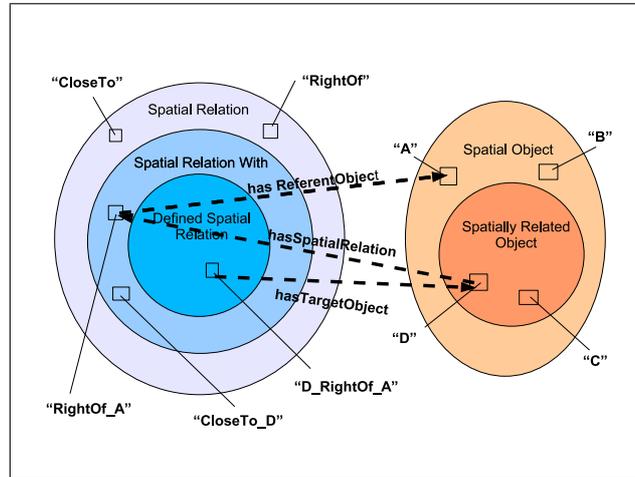


FIG. 8 – Représentation des concepts principaux de l'ontologie de relations spatiales.

dont nous avons besoin pour répondre aux deux types de questions mentionnées dans la section 3.1. La figure 8 est le diagramme de Venn des principaux concepts de l'ontologie.

L'ontologie repose donc sur les 5 concepts principaux suivants : *SpatialObject*, *SpatialRelation*, *SpatialRelationWith*, *SpatiallyRelatedObject* et *DefinedSpatialRelation*.

- Posons la définition suivante  $\text{SpatialObject} \sqsubseteq \top$  pour *SpatialObject*.
- Le concept *SpatialRelation* subsume le concept général *Relation*. Il est défini par rapport à un *ReferenceSystem*. Sa définition est donc :
 
$$\begin{aligned} \text{SpatialRelation} &\sqsubseteq \text{Relation} \sqcap \\ &\quad \exists \text{type.}\{\text{Spatial}\} \sqcap \\ &\quad \exists \text{hasReferenceSystem.ReferenceSystem} \end{aligned}$$
 Le concept *SpatialRelation* a lui-même une relation de subsumption avec *TopologicalRelation* et *MetricRelation* comme décrit sur la figure 2.
- Le concept *SpatialRelationWith* représente l'ensemble des relations spatiales définies selon au moins un objet de référence :
 
$$\begin{aligned} \text{SpatialRelationWith} &\doteq \text{SpatialRelation} \sqcap \\ &\quad \exists \text{hasReferentObject.SpatialObject} \sqcap \\ &\quad \geq 1 \text{hasReferentObject} \end{aligned}$$
- Le concept *SpatiallyRelatedObject* représente l'ensemble des objets spatiaux qui ont comme propriété d'avoir au moins une relation spatiale avec un autre objet spatial. Ce concept permet de représenter des configurations spatiales :
 
$$\begin{aligned} \text{SpatiallyRelatedObject} &\doteq \text{SpatialObject} \sqcap \\ &\quad \exists \text{hasSpatialRelation.SpatialRelationWith} \sqcap \\ &\quad \geq 1 \text{hasSpatialRelation} \end{aligned}$$

- Enfin, le concept **DefinedSpatialRelation** représente l'ensemble des relations spatiales dont l'objet de référence et l'objet cible sont définis.

$$\begin{aligned} \text{DefinedSpatialRelation} &\doteq \text{SpatialRelation} \sqcap \\ &\exists \text{hasReferentObject.SpatialObject} \sqcap \\ &\geq 1 \text{hasReferentObject} \sqcap \\ &\exists \text{hasTargetObject.SpatialObject} \sqcap \\ &= 1 \text{hasTargetObject} \end{aligned}$$

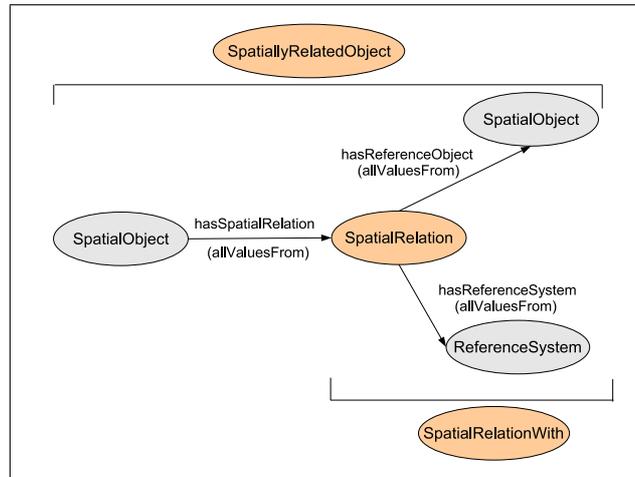


FIG. 9 – Principe de réification des relations spatiales dans l'ontologie.

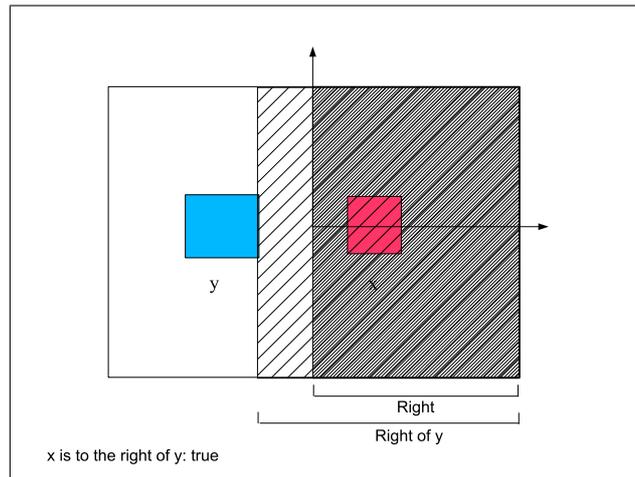
La distinction entre **SpatialRelation**, **SpatialRelationWith**, **SpatiallyRelatedObject** et **DefinedSpatialRelation** est importante. Leur différence est illustrée sur la figure 10. En considérant un système de référence absolu et étant donné la définition du concept **Right\_Of** comme :

$$\begin{aligned} \text{Right\_Of} &\sqsubseteq \text{DirectionalRelation} \sqcap \\ &\sqsubseteq \text{BinarySpatialRelation} \sqcap \\ &\exists \text{inverse.Left\_Of} \end{aligned}$$

la description de cette scène en utilisant notre ontologie serait :

- $y : \text{SpatialObject}$  et  $x : \text{SpatialObject}$  sont deux assertions signifiant que  $x$  et  $y$  sont deux objets spatiaux ou deux instances du concept **SpatialObject**.
- Le concept **Right\_Of\_y** est défini comme :  $\text{Right\_Of\_y} \doteq \text{Right\_Of} \sqcap \exists \text{hasReferentObject}\{y\}$ . Il représente l'ensemble des relations **à droite** possibles avec l'objet  $y$ .
- $x : \text{SpatialObject} \sqcap \exists \text{hasSpatialRelation.Right\_Of\_y}$  représente une configuration spatiale et on a donc  $x : \text{SpatiallyRelatedObject}$ .
- Le concept  $C_0 \doteq \text{SpatialRelation} \sqcap \exists \text{hasReferentObject}\{y\} \sqcap \exists \text{hasTargetObject}\{x\}$  représente l'ensemble des relations spatiales entre  $x$  et l'objet de référence  $y$ .

- $SP_1 : \text{CloseTo} \sqcap \exists \text{hasReferentObject}\{y\} \sqcap \exists \text{hasTargetObject}\{x\}$  et  $SP_2 : \text{RightOf} \sqcap \exists \text{hasReferentObject}\{y\} \sqcap \exists \text{hasTargetObject}\{x\}$  sont deux instances de  $C_0$ .



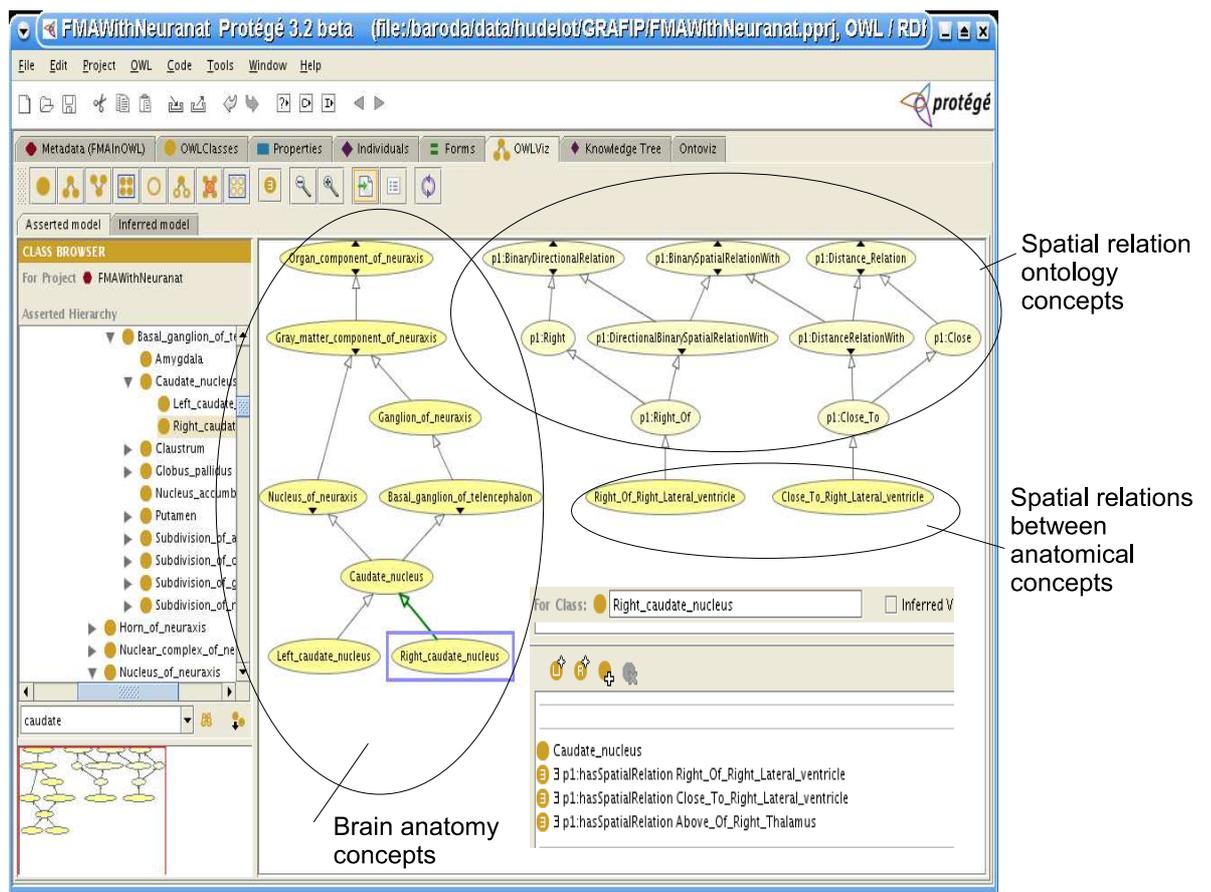
**FIG. 10** – Différence entre trois concepts : **droite** (par rapport au système de référence), **à droite de y** (par rapport à un objet de référence), et **x est à droite de y**.

L'ontologie de relations spatiales a été développée avec le logiciel Protégé OWL<sup>4</sup>, et est disponible sur demande. Elle comprend les 5 concepts principaux décrits ci-dessus ainsi que leurs concepts dérivés en partie illustrés sur la figure 2 (i.e. 8 concepts de base pour les relations directionnelles binaires, 3 concepts de base pour les relations de distance, les 8 concepts de base pour les relations topologiques de la théorie RCC-8 ainsi qu'un concept d'adjacence, des concepts pour les relations ternaires comme par exemple la relation **Entre**). Les relations entre les différents concepts sont les relations utilisées dans les descriptions ci-dessus (*hasReferentObject*, *hasTargetObject*, *hasSpatialRelation*, *hasReferentSystem*,...). La figure 11 présente un exemple de l'utilisation de cette ontologie pour décrire des informations structurelles d'un domaine donné. Dans cette figure, l'ontologie de relations spatiales est importée dans une ontologie sur l'anatomie du cerveau humain (extraite du *Foundational Model of Anatomy* (FMA) (Rosse et Mejino (2003))) et est utilisée pour décrire l'organisation spatiale des structures anatomiques.

## 4.2 Intégration des modèles flous

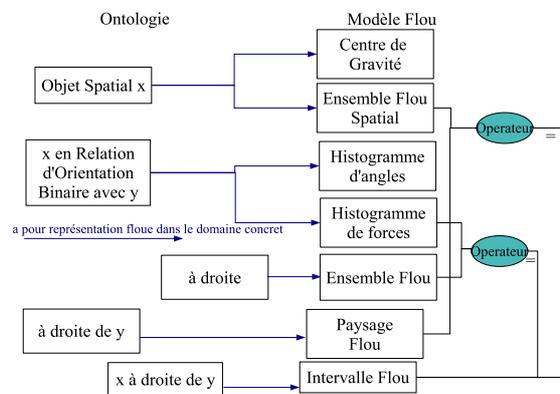
Dans cette section, nous proposons d'introduire le flou dans l'ontologie de relations spatiales à l'aide de domaines concrets flous. L'intégration du modèle flou dans cette ontologie suit l'approche modulaire proposée par Nagypal et Motik (2003). L'intégration syntaxique se fait à l'aide des domaines concrets : elle définit comment relier physiquement un concept de l'ontologie avec le modèle flou. Le type de représentation floue dépend du type de question

<sup>4</sup><http://protege.stanford.edu/plugins/owl/>



**FIG. 11** – Une partie de l'ontologie de l'anatomie cérébrale, extraite de l'ontologie FMA (Rosse et Mejino (2003)), enrichie avec l'ontologie de relations spatiales proposée. Les concepts de cette ontologie sont indiqués par le préfixe **p1**.

posée. Par exemple dans le cas de la relation **Right of**  $R$ , nous sommes intéressés par la région dans l'espace image où la relation peut être satisfaite. Le modèle flou du concept **Right of** sera donc un élément structurant flou défini dans le domaine spatial (figure 5 (c)) et le modèle flou de **Right of**  $R$  sera un paysage flou dans le domaine spatial (figure 5 (e)), calculé concrètement comme la dilatation de la représentation spatiale de  $R$  par l'élément structurant flou. La sémantique de **Right of** peut aussi être représentée par un ensemble flou de l'ensemble des angles, comme illustré dans la figure 5 (b), et l'opérateur permettant de calculer la représentation de  $X$  **Right of**  $Y$  dans le domaine concret prendra alors une autre forme (comparaison avec l'histogramme des angles entre  $X$  et  $Y$  par exemple). La figure 12 résume ces différents liens pour des relations directionnelles. Ces liens se font au travers de la relation *a pour représentation floue dans le domaine concret*, hasFR (types de données en XML Schema dans la mise en œuvre informatique de l'ontologie).

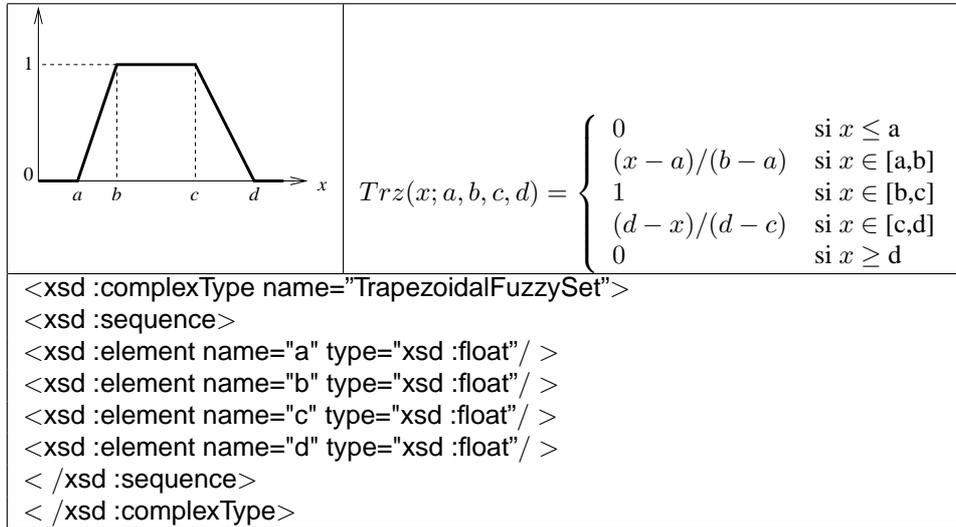


**FIG. 12** – Intégration syntaxique entre l'ontologie de relations spatiales et le modèle flou pour les relations directionnelles et quelques liens entre différents concepts du modèle flou. Les opérateurs sont des opérateurs de comparaison.

Comme l'introduction des domaines concrets en OWL est réalisée par des types de données en XML Schema, nous avons défini un ensemble de types de données permettant de décrire des ensembles flous, des nombres flous, des intervalles flous et des objets spatiaux flous. La figure 13 décrit les types de données en XML Schema utilisés pour décrire des ensembles flous trapézoïdaux.

### 4.3 Fusion et raisonnement

Un des avantages de l'utilisation de domaines concrets spatiaux est la séparation des sémantiques, ce qui est très utile pour la représentation des connaissances et le raisonnement. Alors que l'ontologie des relations est générique, la sémantique de certaines relations peut varier selon le domaine. Par exemple une relation telle que **proche de** n'aura pas la même signification dans un contexte de SIG ou d'interprétation d'images satellitaires que dans un contexte d'interprétation d'images médicales. Cette différence pourra être exprimée dans le modèle flou, alors que l'ontologie des relations reste un support à des raisonnements plus gé-



**FIG. 13** – Un ensemble flou trapézoïdal, sa fonction d'appartenance et la description du schéma XML correspondant.

néraux.

Ces aspects de raisonnement impliquent le plus souvent la combinaison de plusieurs types d'informations, en particulier de plusieurs relations spatiales. Dans cette perspective, le cadre flou est un avantage supplémentaire puisqu'il offre une grande variété d'opérateurs, permettant de combiner des informations hétérogènes (telles que des relations spatiales de sémantiques différentes) selon plusieurs modes de fusion (Dubois et Prade (1985)), et sans faire d'hypothèse sur une métrique éventuelle sur l'espace des différentes informations. Ils s'appliquent également à différents modes de représentation des connaissances spatiales (degrés de satisfaction d'une relation, représentation floue d'une relation sous la forme d'un intervalle flou, d'un ensemble flou spatial, etc.). Ces opérateurs peuvent être catégorisés selon leur comportement, le contrôle éventuel de ce comportement selon les informations à combiner, leurs propriétés et leur spécificités par rapport aux étapes de décision.

Par exemple, si un objet doit satisfaire simultanément plusieurs contraintes spatiales exprimées sous la forme de relations à d'autres objets, les degrés de satisfaction de ces contraintes seront combinés de manière conjonctive, par une t-norme. Les contraintes peuvent aussi être disjonctives et des opérateurs de type t-conorme sont alors plus appropriés. C'est le cas par exemple de structures anatomiques symétriques que l'on peut donc trouver soit dans la partie gauche du corps, soit dans la partie droite. Les opérateurs à comportement variable, comme certaines sommes symétriques, sont intéressants dans les cas où l'on recherche par exemple un renforcement de la dynamique entre des faibles degrés et des forts degrés de satisfaction des contraintes. En particulier, cela facilite la décision puisque des situations différentes seront mieux discriminées.

Dans l'exemple qui suit, la description des structures anatomiques implique essentiellement des conjonctions de relations (par exemple *le noyau caudé droit est à droite des ventricules latéraux ET proche de ceux-ci*), et la fusion sera alors toujours conjonctive (dans

l'exemple du noyau caudé ci-dessus, il s'agira de la conjonction d'une relation directionnelle et d'une relation de distance). L'étape de décision est intégrée dans la procédure de segmentation et ne nécessite donc pas de fixer des seuils sur les degrés de satisfaction des relations ou de leur fusion. Cette approche permet de garder l'imprécision dans les connaissances et leur représentation jusqu'à la toute dernière étape du processus, exploitant ainsi pleinement la modélisation floue.

## 5 Application à la segmentation de structures cérébrales en IRM

### 5.1 Contexte et apprentissage

Dans cette section, nous illustrons comment l'approche proposée peut être exploitée pour la reconnaissance d'objets dans les images. Nous considérons dans cet article le cas de l'analyse d'images cérébrales mais notre approche est généralisable à d'autres images médicales comme en témoignent des travaux récents (Moreno et al. (2006)) ou d'autres domaines d'application comme par exemple l'indexation et la recherche d'images sur le web (Millet et al. (2005)) ou encore l'imagerie satellitaire (Campedel et al. (2008)). Cette application est particulièrement intéressante car la description de l'anatomie cérébrale se fait usuellement de manière hiérarchique : chaque partie du cerveau est divisée en sous-parties jusqu'à un niveau considéré comme suffisamment fin. La description de l'organisation spatiale et hiérarchique du cerveau est une composante principale des descriptions linguistiques de l'anatomie. Depuis quelques années, un effort important a été fait à l'Université de Washington concernant la conception d'une ontologie de l'anatomie canonique du corps humain : l'ontologie FMA (Foundational Model of Anatomy) (Rosse et Mejino (2003)). Si la neuro-anatomie, et en particulier les relations spatiales entre les différentes structures, n'est pas toujours très développée dans ce modèle, les relations spatiales sont plus utilisées dans des descriptions linguistiques<sup>5</sup>. Que ce soit sous forme ontologique ou sous une forme textuelle moins structurée, ces descriptions impliquent des concepts qui sont des objets anatomiques, des caractéristiques de ces objets, ou des relations entre ces objets, qui représentent les éléments sur lesquels s'appuient les experts médicaux, en particulier pour reconnaître les objets dans les images. Ainsi l'ontologie de relations spatiales permet de compléter l'ontologie du domaine<sup>6</sup>, dans notre cas la FMA. Pour cela, nous importons l'ontologie des relations spatiales dans une version allégée de la FMA correspondant au cerveau et nous considérons dans ce cas que chaque *FMA :Anatomical\_Structure* est un *SpatialObject*. De plus, l'enrichissement sémantique fourni par les modèles flous de ces relations permet de formaliser les concepts des ontologies de domaine sous une forme exploitable pour l'interprétation des images et la reconnaissance des objets. Les propositions de cet article permettent donc de servir de guide pour une reconnaissance fondée sur un modèle. Elles permettent une approche systématique pour des méthodes soit progressives, soit globales, telles que nous les avons élaborées, mais sans ce formalisme, dans des travaux antérieurs (Bloch et al. (2003); Colliot et al. (2006); Bengoetxea et al. (2002)). Dans

<sup>5</sup> par exemple <http://www.chups.jussieu.fr/ext/neuranat/index.html>

<sup>6</sup> Une ontologie du domaine est l'ensemble des concepts et des relations entre ces concepts permettant de décrire un domaine donné mais elle n'est pas contre pas restreinte à une application donnée (Guarino (1998))

ces travaux, le choix des structures à reconnaître et des relations était entièrement supervisé. Cette contrainte peut maintenant être levée.

Notons que le choix de cette approche se distingue des approches globales de type recalage d'atlas en ce que les informations structurelles sont représentées et exploitées explicitement, alors qu'elles restent très implicites dans les approches par atlas. De plus les cas pathologiques ne sont en général pas bien pris en compte dans ces approches, surtout lorsque les pathologies induisent des déformations importantes des structures anatomiques par rapport à leur représentation dans l'atlas. En revanche les relations spatiales sont beaucoup plus stables, y compris dans les cas pathologiques, et l'approche proposée a été appliquée avec succès dans de tels cas (Atif et al. (2007)).

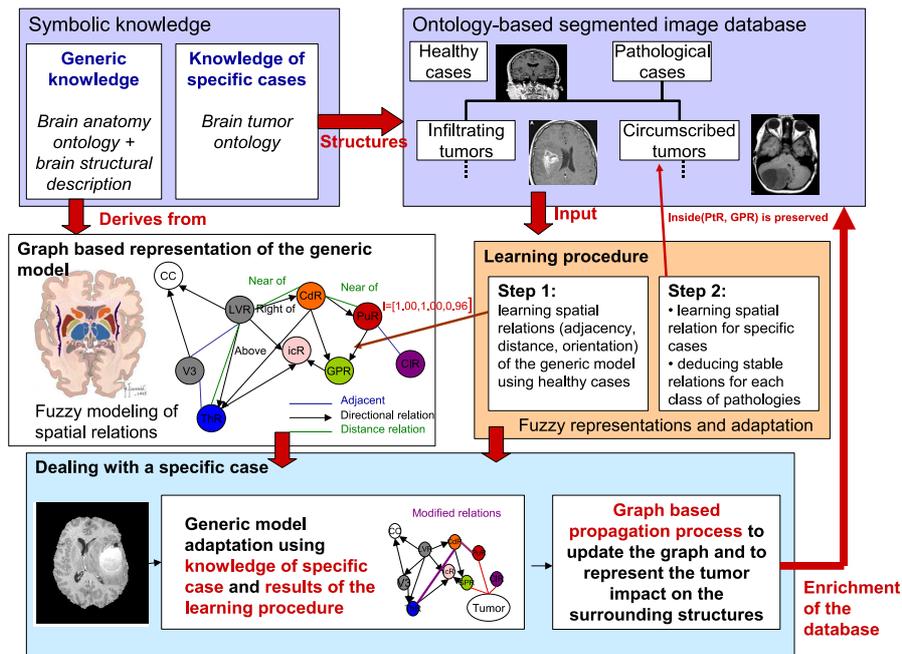
**Utilisation des graphes pour la représentation et le raisonnement.** Les graphes sont un formalisme bien adapté pour l'interprétation d'images que ce soit des graphes spatiaux pour lesquels l'information porte directement sur les objets de la scène (c'est-à-dire que les nœuds sont des régions de l'image et les arcs des relations spatiales entre ces régions) ou des graphes sémantiques pour lesquels l'information n'est plus uniquement de nature spatiale. Les ontologies du domaine peuvent être considérés comme des graphes sémantiques. Cependant, les graphes spatiaux sont des structures plus adéquates pour être utilisées de manière opérationnelle afin de guider la segmentation et l'interprétation d'images (Colliot et al. (2006)). Dans la méthodologie que nous proposons, le modèle générique du cerveau (c'est-à-dire l'ontologie FMA complétée par des descriptions spatiales) ainsi qu'une base de données d'images saines sont utilisés pour construire un graphe représentant la structure générique du cerveau comme illustré dans la figure 14. En particulier, cette base d'images est utilisée pour apprendre les paramètres des modèles flous des relations spatiales.

**Apprentissage des paramètres des modèles flous des relations spatiales** Les relations spatiales sont en général définies à partir de fonctions d'appartenance dépendant de paramètres qu'il faut apprendre en fonction du contexte (Atif et al. (2007)). Cet apprentissage est réalisé à partir d'une base d'images exemples, dans lesquelles les structures correspondant aux concepts de l'ontologie sont segmentées. Un algorithme *leave-one-out* itératif est utilisé afin d'apprendre pour une relation  $R$  donnée, les paramètres de sa représentation floue  $\mu_R$  à partir de la base d'images segmentées. La procédure revient à déterminer pour  $\mu_R$  les paramètres  $(n_1, n_2, n_3, n_4)$  de la fonction trapézoïdale qui lui est associée. Si l'on prend l'exemple d'une relation de distance *proche de*, ces paramètres sont déterminés en calculant la distance maximale entre un objet de référence  $A_c$  et un objet cible  $B_c$  (avec  $c \in C$ , avec  $C$  l'ensemble d'apprentissage et  $c$  l'échantillon d'apprentissage), comme suit :  $d_{max}^c = \max_{x \in B_c} d_{A_c}(x)$ .

Soit  $C$  la base d'images segmentées. La procédure d'optimisation s'écrit, selon un critère d'erreur quadratique moyenne (EQM), comme suit :  $\hat{t} = \operatorname{argmin}_{t \in C} \|\mathbb{E}(\{d_{max}^c\}_{c \in C \setminus \{t\}}) - d_{max}^t\|^2$ , où  $t$  correspond à l'échantillon de test (*leave-one-out*) et  $\mathbb{E}$  l'espérance de l'ensemble  $C \setminus \{t\}$ . A partir de l'ensemble à EQM minimale (i.e,  $C \setminus \{\hat{t}\}$ ) nous calculons une moyenne  $\hat{m}$  et un écart-type  $\hat{\sigma}$ . La fonction d'appartenance associée à la relation  $R$  est définie par un sous-ensemble flou de  $\mathbb{R}^+$  de noyau  $[0, \hat{m}]$  et de support  $[0, \hat{m} + 2\hat{\sigma}]$ . Autrement dit  $n_1 = n_2 = 0, n_3 = \hat{m}$  et  $n_4 = \hat{m} + 2\hat{\sigma}$ .

## Ontologie de relations spatiales floues

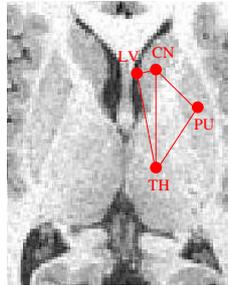
Cette approche permet d'utiliser une modélisation générale des relations, indépendante du contexte d'application, dont seuls les paramètres sont appris pour un domaine d'application donné.



**FIG. 14** – Schéma général de l'approche. Les connaissances symboliques sont représentées sous forme d'ontologies : une ontologie de relations spatiales enrichit une ontologie décrivant l'anatomie du cerveau. Une représentation par graphe du cerveau est déduite du modèle générique et d'une base d'images permettant d'apprendre les représentations floues des relations spatiales. Ce graphe guide la reconnaissance des structures du cerveau dans les images IRM. L'adaptation à des cas pathologiques est réalisée à la fois au niveau de la représentation des connaissances et du raisonnement.

L'approche proposée, illustrée sur la figure 14 dans le cas de la reconnaissance de structures cérébrales dans des images de résonance magnétique (IRM) 3D, contribue à réduire le fossé entre deux problèmes connus : la segmentation et la reconnaissance d'objets dans une image d'une part et la représentation des connaissances d'autre part.

Nous désignons respectivement par LV, RLV and LLV, le *Ventricule Latéral*, le *Ventricule Latéral Droit* et le *Ventricule Latéral Gauche*. Nous considérons aussi d'autres structures anatomiques, telles que les *Noyaux Caudés* (notés CN, RCN, LCN) qui sont des *Noyaux gris* (noté GN) du cerveau ainsi que le putamen (noté PU) et le thalamus (noté TU). La figure 15 illustre ces différentes structures.



**FIG. 15** – Coupe axiale du cerveau illustrant les différentes structures anatomiques considérées : ventricule latéral (LV), noyau caudé (CN), thalamus (TH) et Putamen (PU)

## 5.2 Approche progressive d'interprétation

Dans une approche progressive (Bloch et al. (2003); Colliot et al. (2006)), les structures sont reconnues successivement. Pour rechercher une structure, ses relations à des structures précédemment reconnues sont exprimées et permettent de restreindre la recherche à des zones de l'espace vérifiant ces relations. Dans la suite, nous allons détailler le processus de détection du noyau caudé droit en supposant que le ventricule droit a déjà été segmenté et reconnu. Cette situation est illustrée sur la figure 16. Voici un extrait de la Tbox considérée dans le cas de l'approche progressive :

```

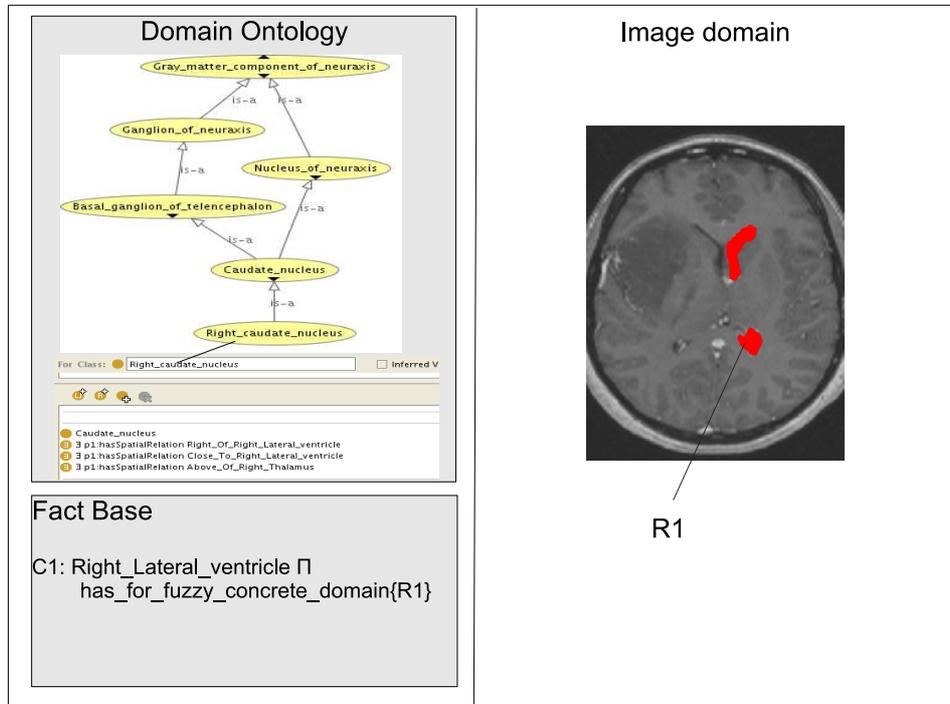
AnatomicalStructure  $\sqsubseteq$  SpatialObject
GN  $\sqsubseteq$  AnatomicalStructure
RLV  $\sqsubseteq$  AnatomicalStructure
LLV  $\sqsubseteq$  AnatomicalStructure
LV  $\equiv$  RLV  $\sqcup$  LLV
Right_of_RLV  $\doteq$  DirectionalRelation  $\sqcap$   $\exists$  hasReferenceObject.RLV
Close_To_RLV  $\doteq$  DistanceRelation  $\sqcap$   $\exists$  hasReferenceObject.RLV
RCN  $\doteq$  GN  $\sqcap$   $\exists$  hasSpatialRelation.(Right_of_RLV  $\sqcap$  Close_To_RLV)
CN  $\doteq$  GN  $\sqcap$   $\exists$  hasSpatialRelation.(Close_To_LV)
CN  $\equiv$  RCN  $\sqcup$  LCN
 $c_1$  : RLV , ( $c_1, R_1$ ) : hasFR
  
```

- Une première étape consiste à extraire de l'information en questionnant l'ontologie du domaine. Le but est de trouver l'ensemble des relations existant entre le ventricule droit connu et le noyau caudé droit. Cette étape peut être automatisée grâce aux ontologies et aux outils associés. Par exemple dans notre cas, nous proposons d'utiliser le langage nRQL de RACER (Haarslev et Moller (2001)). La requête générée est donc :

```

(tbox-retrieve (?x)(and
(?y Right_Caudate_nucleus)
(?y ?x hasSpatialRelation)
(?z Right_Lateral_ventricle)
  
```

## Ontologie de relations spatiales floues



**FIG. 16** – Le ventricule droit correspond à la région R1 dans l’image. L’ontologie du domaine décrit les relations spatiales entre le noyau caudé droit et le ventricule droit. Ces relations vont être exploitées pour guider la segmentation du noyau caudé droit.

( ?x ?z hasReferenceObject)))

Cette requête (*tbox-retrieve*) signifie que l’on interroge l’ensemble des concepts (Tbox) et non les instances de ces concepts (Abox). Plus de détails concernant la syntaxe des requêtes nRQL peuvent être trouvés dans le manuel de Racer <sup>7</sup>.

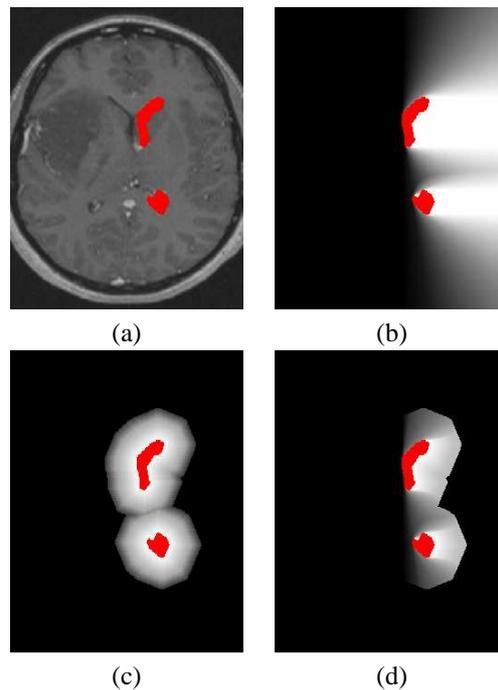
La réponse à une telle requête est **Right\_Of\_Right\_Lateral\_ventricle** et **Close\_To\_Right\_Lateral\_ventricle**. En effet, selon notre ontologie du domaine le noyau caudé droit est **à droite de** et **proche** du ventricule droit et **au-dessus** du thalamus droit (figure 16).

- Selon l’ontologie de relations spatiales, les concepts **Right\_Of\_Right\_Lateral\_ventricle** ou **Close\_To\_Right\_Lateral\_ventricle** sont dérivés du concept *SpatialRelationWith* et leur représentation dans le domaine concret (leur sémantique floue dans l’image) correspond ici à un paysage flou (figure 12). Cette sémantique floue est alors utilisée pour guider le mode opératoire (dans ce cas, une dilatation floue avec un élément structurant

<sup>7</sup><http://www.racer-systems.com/products/racerpro/reference-manual-1-9.pdf>

définit la bonne direction). Un raisonnement similaire est utilisé pour la gestion de la relation **proche de**, modélisée à l'aide d'une autre opération de morphologie mathématique.

- Dans le domaine de l'image, l'espace de recherche pour le noyau caudé droit correspond donc à la région de l'espace à droite et proche du ventricule droit que l'on obtient en fusionnant les résultats des deux opérations de morphologie mathématique (figure 17).



**FIG. 17** – (a) Superposition de la segmentation du ventricule droit et de l'image originale. La région de l'espace correspondant à la zone de recherche pour le noyau caudé droit correspond à la fusion des relations spatiales **à droite du ventricule droit** (b) et **proche du ventricule droit** (c). Le résultat de la fusion est illustré en (d).

L'étape suivante consiste à segmenter le noyau caudé droit. Le paysage flou résultant des étapes précédentes est utilisé pour contraindre la zone de recherche et pour contraindre l'évolution d'un modèle déformable. Une surface initiale est déformée selon un ensemble de forces dont certaines dérivent des relations spatiales. Une description détaillée de cette méthode de segmentation peut être trouvée dans (Atif et al. (2006); Colliot et al. (2006)). La fusion d'informations hétérogènes intervient d'une part pour combiner des informations de natures diverses pour définir la zone de recherche qui satisfait les différentes contraintes spatiales et d'autre part pour fusionner des forces de natures différentes dans l'évolution du modèle déformable.

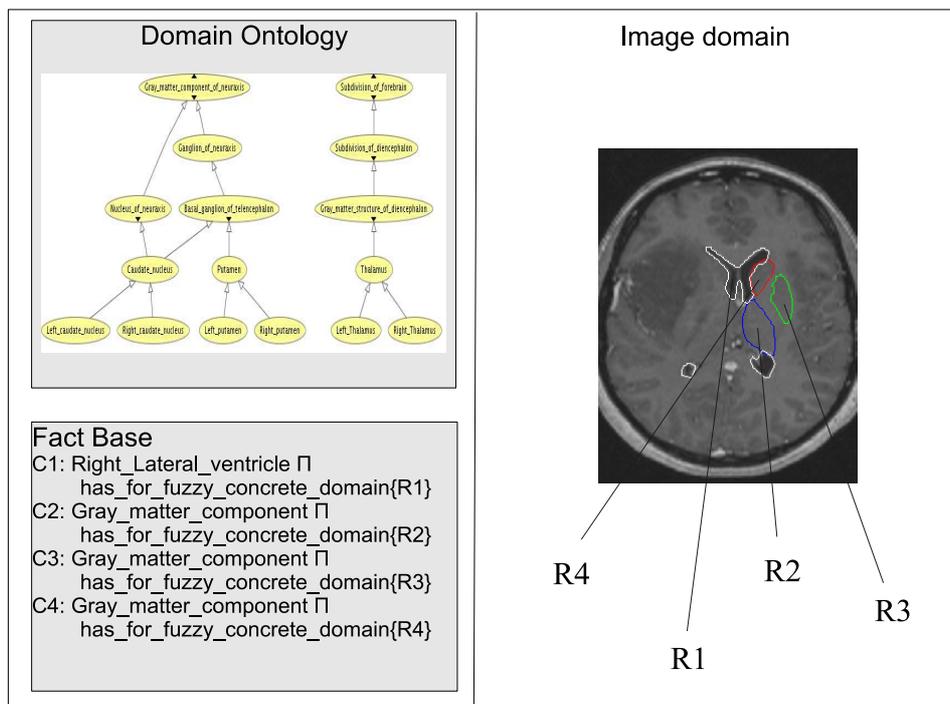
De manière générale, l'approche progressive et une telle représentation des relations spatiales sont appropriées pour des problèmes de navigation dans une scène dont on n'a qu'une

## Ontologie de relations spatiales floues

connaissance partielle. La connaissance sur la scène s'enrichit au fur et à mesure que les objets sont reconnus. La stratégie d'interprétation consiste donc à commencer la reconnaissance par les objets faciles à segmenter et à reconnaître. La structure de la scène est alors apprise de manière progressive et est utilisée pour segmenter et reconnaître des objets plus complexes.

### 5.3 Approche globale

Alors que dans l'approche progressive la segmentation et la reconnaissance sont exécutées simultanément, dans l'approche globale (Bengoetxea et al. (2002)), on segmente d'abord plusieurs objets dans l'image et on utilise la connaissance sur ces objets pour leur reconnaissance. En particulier, la reconnaissance se fait en vérifiant que les relations spatiales satisfaites entre deux objets  $x$  et  $y$  sont les mêmes que celles décrites dans le modèle générique soit dans l'ontologie du domaine. Cette approche est illustrée sur la figure 19.

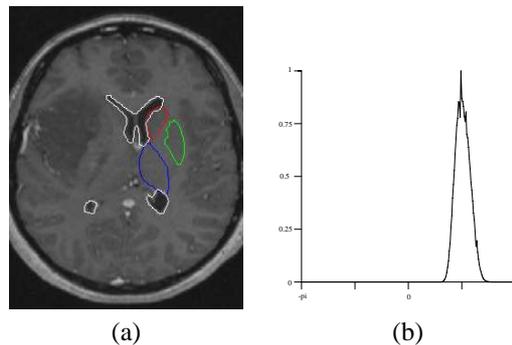


**FIG. 18** – Le ventricule latéral droit correspond à la région R1 dans l'image. L'ontologie du domaine décrit les relations spatiales entre les noyaux gris et le ventricule droit. Ce sont ces relations qui vont être exploitées pour identifier chaque structure individuellement.

- Une méthode de segmentation nous permet d'extraire trois régions correspondant à des noyaux gris. La première étape consiste à calculer les relations spatiales entre les dif-

férentes structures extraites. Nous nous limiterons dans cet exemple aux relations de direction. La figure 18 illustre cette situation.

- Nous voulons trouver toutes les relations directionnelles entre R1, R2, R3, R4, où R1 représente les ventricules latéraux et R2 à R4 les trois régions à reconnaître. L'ontologie de relations spatiales est utilisée pour sélectionner la représentation adéquate pour répondre au premier type de question, c'est-à-dire les représentations floues des concepts  $X$  en relation directionnelle avec  $Y$  (voir section 4.2). L'intégration syntaxique correspond ici à une représentation sous la forme d'un *histogramme d'angles* (voir figure 12). Le mode opératoire sous forme d'un *intervalle flou* permet de calculer les degrés de satisfaction de plusieurs relations directionnelles entre les régions segmentées. Dans cet exemple, les assertions suivantes obtiennent des degrés de satisfaction élevés : **R2 est à droite de R1, R2 est en-dessous de R4, R3 est à droite de R1, R3 est à droite de R4, R4 est à droite de R1.**
- La description des concepts C1, C2, C3, C4 (figure 18) est complétée par les relations directionnelles prédominantes entre R1, R2, R3, R4 et sont ensuite classées dans la hiérarchie à l'aide du raisonneur RACER. Cela nous permet d'identifier et reconnaître chaque structure individuelle. Dans cet exemple, les structures R2, R3 et R4 sont respectivement identifiées comme le thalamus, le putamen et le noyau caudé.



**FIG. 19** – (a) Segmentation de quelques structures. (b) Histogramme d'angles des structures en rouge et en bleu. La comparaison entre cet histogramme et la sémantique de la relation **en-dessous** permet de calculer le degré avec lequel cette relation est satisfaite entre les deux structures (0,9 ici). Ainsi la structure bleue doit être une structure qui est en-dessous d'une autre dans l'ontologie. Un calcul similaire des autres relations permet de reconnaître les structures segmentées : noyau caudé en rouge, putamen en vert et thalamus en bleu.

## 6 Conclusion

Nous avons proposé dans cet article d'associer des modèles ontologiques de l'espace à des modèles flous, définissant la sémantique des concepts de l'ontologie et permettant des modes opératoires de raisonnement. Cette proposition contribue ainsi à réduire le fossé sémantique qui

reste un problème ouvert en interprétation d'images. Nous avons plus particulièrement considéré le cas des relations spatiales, pour lesquelles nous proposons une ontologie, des liens avec des représentations floues via les domaines concrets et des exemples d'application en interprétation d'images. Cette proposition permet aussi de conforter les approches de reconnaissance structurelle par modèles en répondant au problème de l'acquisition et de la représentation des connaissances par l'exploitation du génie ontologique.

**Remerciements** Ce travail a été en partie financé par la région Ile-de-France, le GET et l'ANR, pendant les séjours post-doctoraux de Céline Hudelot et Jamal Atif à l'ENST.

## Références

- Atif, J., C. Hudelot, G. Fouquier, I. Bloch, et E. Angelini (2007). From Generic Knowledge to Specific Reasoning for Medical Image Interpretation using Graph-based Representations. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence IJCAI'07*, Hyderabad, India, pp. 224–229.
- Atif, J., O. Nempont, O. Colliot, E. Angelini, et I. Bloch (2006). Level Set Deformable Models Constrained by Fuzzy Spatial Relation. In *Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, IPMU*, Paris, France, pp. 1534–1541.
- Aufaure, M. et H. Hajji (2002). Semantic Structuration of Image Annotations : A Data Mining Approach. *Multimedia Information Systems*, 38–47.
- Baader, F., D. Calvanese, D. McGuinness, D. Nardi, et P. Patel-Schneider (2003). *The Description Logic Handbook : Theory, Implementation and Applications*. Cambridge University Press.
- Bateman, J. et S. Farrar (2004). Towards a generic foundation for spatial ontology. In *International Conference on Formal Ontology in Information Systems (FOIS-2004)*, Trento, Italy, pp. 237–248.
- Bengoetxea, E., P. Larranaga, I. Bloch, A. Perchant, et C. Boeres (2002). Inexact Graph Matching by Means of Estimation of Distribution Algorithms. *Pattern Recognition* 35, 2867–2880.
- Bloch, I. (1999). On Fuzzy Distances and their Use in Image Processing under Imprecision. *Pattern Recognition* 32(11), 1873–1895.
- Bloch, I. (2005). Fuzzy Spatial Relationships for Image Processing and Interpretation : A Review. *Image and Vision Computing* 23(2), 89–110.
- Bloch, I., T. Géraud, et H. Maître (2003). Representation and Fusion of Heterogeneous Fuzzy Information in the 3D Space for Model-Based Structural Recognition - Application to 3D Brain Imaging. *Artificial Intelligence* 148, 141–175.
- Bloch, I. et A. Ralescu (2003). Directional Relative Position between Objects in Image Processing : A Comparison between Fuzzy Approaches. *Pattern Recognition* 36, 1563–1582.
- Bloch, I. et A. Saffiotti (2004). Some similarities between anchoring and pattern recognition concepts. *AAAI Fall Symposium on Anchoring Symbols to Sensor Data in Single and Multiple Robot Systems*.

- Campedel, M., M. Liéno, I. Kyrgyzov, et H. Maître (2008). Vers la construction d'une ontologie appliquée à l'imagerie satellitaire. In *EGC'07 (atelier ECOI)*, Sophia Antipolis.
- Casati, R., B. Smith, et A. Varzi (1998). Ontological Tools for Geographic Representation. In N. Guarino (Ed.), *Formal Ontology in Information Systems*, pp. 77–85. Amsterdam : IOS Press.
- Cohn, A., D. Hogg, B. Bennett, V. Devin, A. Galata, D. Magee, C. Needham, et P. Santos (2005). Cognitive vision : Integrating symbolic qualitative representations with computer vision. *Cognitive Vision Systems : Sampling the Spectrum of Approaches, LNCS, Springer-Verlag, Heidelberg*, 211–234.
- Colliot, O., O. Camara, et I. Bloch (2006). Integration of Fuzzy Spatial Relations in Deformable Models - Application to Brain MRI Segmentation. *Pattern Recognition 39*, 1401–1414.
- Coradeschi, S. et A. Saffiotti (1999). Anchoring Symbols to Vision Data by Fuzzy Logic. In A. Hunter et S. Parsons (Eds.), *ECSQARU'99*, Volume 1638 of *LNCS*, London, pp. 104–115. Springer.
- Crevier, D. et R. Lepage (1997). Knowledge-based image understanding systems : a survey. *Computer Vision and Image Understanding 67(2)*, 160–185.
- da Costa et al. (Eds), P. (2005). *Proceedings of ISWC Workshop on Uncertainty Reasoning for the Semantic Web*. Galway, Ireland.
- Dameron, O. (2005). Symbolic model of spatial relations in the human brain. In *Mapping the Human Body : Spatial Reasoning at the Interface between Human Anatomy and Geographic Information Science*, University of Buffalo, USA.
- Dameron, O., B. Gibaud, et X. Morandi (2004). Numeric and symbolic knowledge representation of cerebral cortex anatomy : methods and preliminary results. *Surgical and Radiologic Anatomy 26(3)*, 191–197.
- d'Aquin, M., J. Lieber, et A. Napoli (2004). Etude de quelques logiques de description floues et de formalismes apparentés. In *Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications*, Nantes, France, pp. 255–262.
- Dasiopoulou, S., V. Mezaris, I. Kompatsiaris, V. Papastathis, et M. Strintzis (2005). Knowledge-assisted semantic video object detection. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 15(10)*, 1210–1224.
- Ding, Z., Y. Peng, et R. Pan (2004). A Bayesian Approach to Uncertainty Modelling in OWL Ontology. In *International Conference on Advances in Intelligent Systems-Theory and Applications (AISTA2004)*, Luxembourg-Kirchberg, Luxembourg.
- Dominey, P., J. Boucher, et T. Inui (2004). Building an adaptive spoken language interface for perceptually grounded human-robot interaction. In *4th IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, Volume 1, pp. 168–183.
- Donnelly, M., T. Bittner, et C. Rosse (2006). A formal theory for spatial representation and reasoning in biomedical ontologies. *Artificial Intelligence in Medicine 36(1)*, 1–27.
- Dubois, D. et H. Prade (1980). *Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications*. New-York : Academic Press.

- Dubois, D. et H. Prade (1983). On Distance between Fuzzy Points and their Use for Plausible Reasoning. In *Int. Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 300–303.
- Dubois, D. et H. Prade (1985). A Review of Fuzzy Set Aggregation Connectives. *Information Sciences* 36, 85–121.
- Freksa, C., M. Knauff, B. Krieg-Bruckner, B. Nebel, et T. Barkowsky (2004). *Spatial Cognition IV - Reasoning, Action, Interaction*. Springer Series in Perception Engineering. Springer Verlag.
- Gruber, T. R. (1993). Towards Principles for the Design of Ontologies Used for Knowledge Sharing. In N. Guarino et R. Poli (Eds.), *Formal Ontology in Conceptual Analysis and Knowledge Representation*, Deventer, The Netherlands. Kluwer Academic Publishers.
- Guarino, N. (1998). Formal Ontology and Information Systems. *Proceedings of FOIS 98(1998)*, 81–97.
- Haarslev, V., C. Lutz, et R. Moller (1998). Foundations of spatioterminological reasoning with description logics. In *Sixth International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning*, Trento, Italy, pp. 112–123.
- Haarslev, V. et R. Moller (2001). RACER system description. *Proc. of the Int. Joint Conf. on Automated Reasoning (IJCAR 2001)*.
- Han, D., B. You, Y. Kim, et I. Suh (2005). A generic shape matching with anchoring of knowledge primitives of object ontology. In M. Kamel et A. Campilho (Eds.), *ICIAR 2005*, Volume LNCS 3646, pp. 473–480.
- Hazarika, S. et A. Cohn (2001). A taxonomy for spatial vagueness : An alternative egg-yolk interpretation. In *Spatial Vagueness, Uncertainty and Granularity Symposium*, Ogunquit, Maine, USA.
- Holldobler, S., T. Khang, et H. Storr (2002). A fuzzy description logic with hedges as concept modifiers. *Proceedings InTech/VJFuzzy 2002*, 25–34.
- Hudelot, C. (2005). *Towards a Cognitive Vision Platform for Semantic Image Interpretation ; Application to the Recognition of Biological Organisms*. Phd in computer science, University of Nice Sophia Antipolis, France.
- Klatzky, R. L. (1998). Allocentric and egocentric spatial representations : Definitions, distinctions, and interconnections. In *Spatial Cognition*, Volume LNCS 1404, pp. 1–18.
- Klien, E. et M. Lutz (2005). The Role of Spatial Relations in Automating the Semantic Annotation of Geodata. In A. G. Cohn et D. M. Marks (Eds.), *Conference on Spatial Information Theory (COSIT 2005)*, Volume LNCS 3693, pp. 133–148.
- Kuipers, B. J. et T. S. Levitt (1988). Navigation and Mapping in Large-Scale Space. *AI Magazine* 9(2), 25–43.
- Le Ber, F. et A. Napoli (2002). The design of an object-based system for representing and classifying spatial structures and relations. *Journal of Universal Computer Science* 8(8), 751–773.
- Li, Y., B. Xu, J. Lu, D. Kang, et P. Wang (2005). A family of extended fuzzy description logics. In *29th Annual International Computer Software and Applications Conference (COMP-SAC'05)*, Volume 1, Los Alamitos, CA, USA, pp. 221–226. IEEE Computer Society.

- Lutz, C. (2003). Description logics with concrete domains : a survey. *Advances in Modal Logics* 4, 265–296.
- Lutz, C., C. Areces, I. Horrocks, et U. Sattler (2005). Keys, Nominals, and Concrete Domains. *Journal of Artificial Intelligence Research* 23, 667–726.
- Matsakis, P. et L. Wendling (1999). A New Way to Represent the Relative Position between Areal Objects. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 21(7), 634–643.
- Mezaris, V., I. Kompatsiaris, et M. G. Strintzis (2004). Region-based image retrieval using an object ontology and relevance feedback. *Eurasip Journal on Applied Signal Processing* 2004(6), 886–901.
- Millet, C., I. Bloch, P. Hede, et P. Moellic (2005). Using relative spatial relationships to improve individual region recognition. *Proc. 2nd Eur. Workshop Integration Knowledge, Semantics and Digital Media Technol*, 119–126.
- Moreno, A., C. Takemura, O. Colliot, O. Camara, et I. Bloch (2006). Heart Segmentation in Medical Images Using the Fuzzy Spatial Relation Between. *Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, IPMU*, 2052–2059.
- Nagypal, G. et B. Motik (2003). A fuzzy model for representing subjective and vague temporal knowledge ontologies. In *International Conference on Ontologies, Databases and Applications of Semantics*, Catania, Sicily, Italy.
- Petridis, K., D. Anastasopoulos, C. Saathoff, N. Timmermann, I. Kompatsiaris, et S. Staab (2006). "m-ontomat-annotizer : Image annotation : Linking ontologies and multimedia low-level features. *Engineered Applications of Semantic Web Session (SWEA) at the 10th International Conference on Knowledge-Based & Intelligent Information & Engineering Systems (KES 2006)*.
- Retz-Schmidt, G. (1988). Various views on spatial prepositions. *AI Magazine* 9(2), 95–105.
- Rosenfeld, A. (1985). Distances between Fuzzy Sets. *Pattern Recognition Letters* 3, 229–233.
- Rosse, C. et J. L. V. Mejino (2003). A Reference Ontology for Bioinformatics : The Foundational Model of Anatomy. *Journal of Biomedical Informatics* 36, 478–500.
- Sanchez, E. (Ed.) (2006). *Fuzzy Logic and the Semantic Web*. Elsevier.
- Schulz, S., U. Hahn, et M. Romacker (2000). Modeling anatomical spatial relations with description logics. In *Annual Symposium of the American Medical Informatics Association. Converging Information, Technology, and Health Care (AMIA 2000)*, Los Angeles, CA, pp. 779–783.
- Smeulders, A., M. Worring, S. Santini, A. Gupta, et R. Jain (2000). Content-based image retrieval at the end of the early years. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22(12), 1349–1380.
- Stoilos, G., G. Stamou, et J. Pan (2006). Handling imprecise knowledge with fuzzy description logic. In *International Workshop on Description Logics (DL 06)*, Lake District, UK, pp. 119–126.
- Straccia, U. (2005). Description logics with fuzzy concrete domains. In F. Bachus et T. Jaakkola (Eds.), *21st Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-05)*, Edinburgh, Scotland, pp. 559–567. AUAI Press.

- Straccia, U. (2006). A fuzzy description logic for the semantic web. In E. Sanchez (Ed.), *Fuzzy Logic and the Semantic Web, Capturing Intelligence*, Chapter 4, pp. 73–90. Elsevier.
- Thonnat, M. (2002). Knowledge-based techniques for image processing and for image understanding. *Journal de physique. IV* 92.
- Town, C. (2006). Ontological inference for image and video analysis. *Machine Vision and Applications* 17(2), 94–115.
- Vieu, L. (1997). Spatial Representation and Reasoning in Artificial Intelligence. In O. Stock (Ed.), *Spatial and Temporal Reasoning*, pp. 5–41. Kluwer.
- Yang, Y. et J. Calmet (2005). Ontobayes : An ontology-driven uncertainty model. In *International Conference on Intelligent Agents, Web Technology and Internet Commerce (IAWTIC'05)*, Volume 1, pp. 457–464.

## Summary

In several domains of spatial reasoning, such as image interpretation, spatial relations between structures play a crucial role since they are less prone to variability than intrinsic properties of objects. Moreover, they constitute an important part of available knowledge. The semantic interpretation of images can also benefit from representations of useful concepts and the links between them as ontologies. In this paper, we propose an ontology of spatial relations, in order to guide image interpretation and the recognition of the structures it contains using structural information on the spatial arrangement of these structures. As an original theoretical contribution, this ontology is then enriched by fuzzy representations of concepts, which define their semantics, and allow establishing the link between these concepts (which are often expressed in linguistic terms) and the information that can be extracted from images. This contributes to reduce the semantic gap and it constitutes a new methodological approach to guide semantic image interpretation. In our approach, the parameters of the fuzzy representations of spatial relations are learned from a database of images. This methodological approach is illustrated on a medical application, dealing with knowledge-based recognition of brain structures in 3D magnetic resonance images using the proposed fuzzy spatial relation ontology.