

Un modèle de formulation d'applications de traitement d'images

A formulation model for image processing applications

Arnaud Renouf

Régis Clouard

Marinette Revenu

GREYC - Equipe Image
CNRS UMR 6072

Laboratoire GREYC, Equipe Image
6, Boulevard Maréchal Juin
14050 CAEN cedex FRANCE
Arnaud.Renouf@greyc.ensicaen.fr

Résumé

Cet article présente un modèle de formulation d'applications de traitement d'images qui couvre tous les problèmes de transformation d'images en images. De plus, nous proposons une formalisation de ce modèle sous la forme d'une ontologie dans le but de construire un système réalisant l'acquisition des données du problème à résoudre via une interface avec l'utilisateur.

Mots Clef

Ingénierie des connaissances, Modèle de formulation, Application de traitement d'images, Ontologie

Abstract

This article presents a formulation model for image processing applications that includes every transformation problem from images to images. Moreover, a formalization of this model by an ontology is proposed to construct a system that realizes the acquisition of the problem by way of a user interface.

Keywords

Knowledge engineering, Formulation model, Image processing application, Ontology

1 Introduction

Depuis cinquante ans, un grand nombre d'applications de traitement d'images ont été produites dans des domaines très divers (médecine, géographie, robotique, vision industrielle, ...) dont la littérature spécialisée se fait l'écho. Pourtant la formulation de problèmes définissant des applications de traitement d'images n'a jamais été réellement étudiée.

Par application de traitement d'images, nous entendons un logiciel spécialisé dans la réalisation d'objectifs de trans-

formation d'images en images (segmentation, détection, restauration, amélioration et compression), sans interprétation du contenu, dont les images d'entrée sont restreintes à une classe donnée. Par formulation d'applications, nous entendons donc un ensemble d'objectifs de traitement d'images et une classe d'images d'entrée. Une application répond aux besoins d'un "client" et est conçue par un spécialiste du traitement d'images. Ce client, novice du traitement d'images, possède un ensemble d'images sur lesquelles il veut appliquer, en série, des transformations. Par exemple, dans l'application d'analyse granulométrique décrite par X. Arnould [1], l'objectif est d'extraire les joints de grains de céramique, les entrées sont des images de céramiques acquises sous microscope électronique à balayage et les sorties sont des cartes de contours où un contour correspond à un joint (Figure 1-a). Dans l'application de cytologie décrite par O. Lezoray [13], l'objectif est d'extraire et de séparer les noyaux de cellules de séreuse, les entrées sont des images acquises sous microscope optique avec une caméra CCD et les sorties sont des cartes de régions où une région correspond à un noyau (Figure 1-b).

Le traitement d'images n'est pas une fin en soi, mais c'est un préalable indispensable à l'analyse et l'interprétation du contenu des images. Néanmoins, notre étude se limite de façon délibérée au domaine du traitement d'images dégagé des domaines de plus haut niveau qui l'utilisent généralement (vision artificielle, vision industrielle, interprétation). En effet, le peu de considération accordé à la partie traitement d'images par les systèmes de vision est identifié par B. Draper [8] comme l'une des causes de leur échec.

Dans cet article, nous présentons donc un modèle de formulation d'applications de traitement d'images qui couvre tous les problèmes de transformation d'images en images. Cette formulation doit contenir toutes les informations nécessaires et suffisantes pour qu'un spécialiste puisse conce-

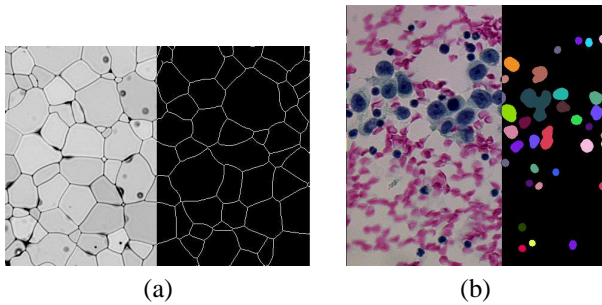


FIG. 1 – (a) Exemple d’application de granulométrie : à gauche l’image d’entrée, à droite le résultat de la transformation. – (b) Exemple d’application de cytologie : à gauche l’image d’entrée, à droite le résultat de la transformation.

voir une ou plusieurs solutions acceptables. La difficulté réside dans la nature qualitative de l’analyse des besoins, qui implique que la formulation du problème définissant l’application ne peut être ni exhaustive, ni exacte [21]. La raison est que les données du problème ne sont pas dans les images parce que :

- une image n’a pas de sens en elle-même : le sens est donné par les intentions de traitement et le contexte de l’application qui sont des connaissances du client.
- le signal est dégradé (bruit, distorsion, perte de la 3D, erroné (occultation, ombres et reflets) et que plusieurs facteurs (lumière, environnement, texture de l’objet, ...) sont confondus dans la valeur d’un pixel [19];

En conséquence, nous constatons que les spécialistes du traitement d’images conçoivent les applications par raffinages successifs au cours de cycles essais-erreurs. Ils ne font donc pas de réelle formulation du problème définissant l’application envisagée ; elle est noyée dans sa résolution. Un modèle général permettant la formulation d’applications de traitement d’images est donc nécessaire afin d’organiser cette démarche, guider la description du problème définissant l’application traitée, et présenter et structurer les informations pertinentes dans le but de transformation les images en images reflétant les résultats attendus.

Des tentatives pour résoudre ce type de problèmes automatiquement ont été menées par le biais de systèmes à base de connaissances tels LLVE [16], CONNY [14], OCAPI [5] et MVP [4]. Néanmoins ces systèmes restent la plupart du temps limités à une liste d’objectifs restreints et assez bien connus. Le manque d’informations sur les objectifs de traitement et les images à traiter est censé être compensé par l’introduction de connaissances de haut niveau dans les systèmes de vision encapsulant ces systèmes de traitement d’images (SIGMA [16], VISIONS [8]). Ils peuvent alors faire l’économie d’une formulation explicite et complète du problème. Ainsi nous retrouvons les connaissances a priori sur le contexte de l’application (type du capteur, type

de bruit, ...) et sur les buts à atteindre, codées implicitement dans la base de connaissances.

Des approches plus récentes amènent des propositions de modélisation plus explicites. A. Nouvel [18] propose une définition des concepts du domaine d’application à l’aide de primitives du traitement d’images. La formulation des objectifs se pose comme la construction des concepts à atteindre. Dans cette approche, l’inconvénient est que le problème est vu comme une tension entre un état de départ et un état d’arrivée et ne peut, de ce fait, s’appliquer qu’à des sous-objectifs relativement simples (il est impossible de spécifier les concepts à atteindre dans des objectifs de restauration ou d’amélioration des images). Y. Saidali [22] présente un modèle pour représenter les chaînes de traitement et le contexte des applications de traitement d’images, mais il est limité au domaine du document. N. Maillot [15] présente une approche plus générale de caractérisation des objets (domaine d’application quelconque) par l’utilisation d’une ontologie de concepts visuels du traitement d’images, mais elle est essentiellement centrée sur la représentation des objets du domaine et délaisse la formulation des objectifs.

Dans notre approche, nous ne partons pas de problèmes de traitement d’images clairement identifiés pour lesquels nous recherchons une méthode optimale (comme dans les systèmes de résolution automatique présentés précédemment), mais plutôt d’applications complètes que nous cherchons à formuler afin de fournir une solution logicielle acceptable pour le client (en termes de réalisation des objectifs de traitement et de respect des contraintes sur les ressources disponibles). Ainsi nous ne réduisons pas la complexité mais nous cherchons, au contraire, à l’explorer. Nous proposons alors un modèle de formulation d’applications de traitement d’images qui organise la description des objectifs et de la classe d’images d’entrée pour une application complète (Section 2). Nous présentons une formalisation de ce modèle sous la forme d’une ontologie (Section 3). Elle sera la base d’un système d’acquisition des connaissances du client sur son domaine. Ces connaissances définissent les données du problème à l’origine de l’application envisagée. Enfin, nous conclurons sur l’état actuel de nos travaux et leurs perspectives.

2 Modèle de formulation

Dans cette section nous identifions les contraintes imposées par la problématique du traitement d’images à la définition d’une modélisation de la formulation d’applications. Nous décrivons alors les hypothèses, dégagées de l’étude d’applications existantes, sur lesquelles nous avons élaboré notre modèle et nous détaillons ensuite le modèle proposé.

2.1 Les contraintes du modèle

C1. Le modèle doit être indépendant de tout domaine d’application. Nous ne restreignons pas les applications de traitement d’images abordées à un ou plusieurs domaines particuliers : aucune connaissance sur les domaines pro-

ducteurs d'images n'est donc introduite a priori dans le modèle. Il en résulte que la formulation du problème définissant une application doit intégrer la définition des concepts du domaine d'étude considéré [15].

C2. Le client doit être spécialiste de son domaine. Le client doit être capable de renseigner le dispositif de formation des images et le contenu de la scène visualisée. Il devra également évaluer les résultats visuellement ou donner les moyens de l'évaluation. Par ailleurs, si nous nous plaçons devant une image sur laquelle nous n'avons aucune connaissance (sur son origine et son domaine de provenance), il nous est impossible de construire une description pertinente de ce que contient l'image. Grâce à ses connaissances et à ses intentions de traitement, le client peut considérer l'application, dans les termes de son métier, et expliciter ses objectifs de transformation des images.

C3. Le modèle doit intégrer des connaissances hétérogènes. La formulation d'un problème définissant une application de traitement d'images fait aussi bien intervenir des données numériques que symboliques, des descripteurs, des relations ou encore des concepts métier. De ce fait l'organisation du modèle doit permettre de structurer et d'associer toutes les informations nécessaires pour formuler le problème traité, quelle que soit leur nature.

2.2 Les hypothèses à la base du modèle de formulation

H1. L'hypothèse téléologique. Cette hypothèse affirme qu'un système de traitement d'images est totalement défini par ses finalités. Ceci justifie que le traitement d'images n'est pas une fin en soi et qu'aborder une application nécessite d'avoir des intentions de traitement. Puisqu'il n'est pas possible de définir une application de traitement d'images par la description des données à atteindre, cette hypothèse amène à renseigner les objectifs de l'application par la liste des tâches à accomplir et des contraintes associées à ces tâches [7]. Par ailleurs l'objectif de l'application ne peut pas se formuler par la caractérisation des résultats attendus en raison de la faiblesse d'expressivité des descripteurs et de la variabilité des configurations possibles [5].

H2. L'hypothèse sémiotique. Cette hypothèse considère qu'une image est un système de signes (le signal mesuré) mis pour représenter une chose réelle ou artificielle (la scène ou le phénomène mesuré) [9] [12]. Elle amène donc à définir une classe en s'intéressant à 3 niveaux de description [7] [25] [2] : le niveau physique décrit l'image en tant que signal mesuré, le niveau perceptif renseigne la syntaxe de l'image (les primitives visuelles la constituant et leurs relations indépendamment des objets réels de la scène) et le niveau sémantique couvre les objets de la scène visualisée. Par exemple, dans l'application de cytologie, une description au niveau perceptif aurait simplement énoncé que les images contiennent des régions plus ou moins convexes de couleur rouge ou bleue alors qu'une description au niveau sémantique amène à définir les concepts de noyau de cel-

lule (région convexe de couleur bleu) et de globule rouge (région convexe de couleur rouge).

H3. L'hypothèse phénoménologique. Cette hypothèse postule que les informations sur la manifestation des objets contenus dans la scène suffisent aux spécialistes du traitement d'images pour orienter leurs choix dans la conception des applications. Elle s'oppose à l'hypothèse ontologique où les objets sont définis par ce qu'ils sont. Par exemple, dans l'application de cytologie, un spécialiste du traitement d'images raisonnera sur les informations de couleur des cellules ou de leur forme et non sur ce qu'est une cellule (unité de base de tout être vivant contenant entre autres des mitochondries et un appareil de Golgi) pour construire son application. Une simple dénotation de la manifestation des concepts métier dans l'image est donc suffisante pour définir la classe d'images au niveau sémantique. Elle peut alors se faire à partir de descripteurs numériques et symboliques pour exprimer les caractéristiques invariantes de ces concepts. C'est une définition par intension : les concepts sont caractérisés par une liste d'invariants, ce qui permet de représenter leur variabilité dans les images de la classe considérée.

Cette dénotation est le résultat d'une observation de la classe d'images d'un point de vue particulier. Elle ne cherche pas à donner du sens à l'image, et est par conséquent isolée de toute connotation. En revanche la connotation est nécessaire pour orienter l'observation vers ce qu'il y a de pertinent dans la manifestation visuelle des concepts, en vue des objectifs de traitement. Nous rejoignons ici l'hypothèse majeure de Tsotsos [24] qui considère que l'attention modèle la perception pour sélectionner les caractéristiques pertinentes.

2.3 Le modèle conceptuel

Finalement, en s'appuyant sur ces trois hypothèses fortes, nous définissons complètement une application de traitement d'images par :

- Des objectifs de transformation d'images qui seront exprimés en termes de :
 - Tâches à accomplir ;
 - Contraintes sur ces tâches ;
 - Contraintes de contrôle.
- Une observation de la classe d'images sur 3 niveaux :
 - Le niveau physique ;
 - Le niveau perceptif ;
 - Le niveau sémantique.

Nous allons ici présenter les choix effectués sur la base de ces hypothèses pour représenter les connaissances nécessaires à la formulation d'application de traitement d'images.

Les objectifs. L'hypothèse téléologique (H1) nous amène à exprimer les objectifs en termes de tâches à accomplir. Une tâche de traitement d'images comprend un but de traitement qui porte sur un objet particulier. Les objets auxquels s'applique ce but peuvent être :

- un objet de l'image ou concept métier ("extraire les joints de grain" ou "extraire les départements d'une carte");
- un type de primitive visuelle lorsqu'aucune information a priori sur le contenu des images n'est disponible ("détecter les contours");
- une partie ou l'intégralité de l'image ("améliorer la qualité subjective des images").

Cette tâche est précisée par deux types de contraintes [6] :

- les contraintes de régulation précisent la portée de la tâche ("séparer les cellules qui se touchent mais laisser groupées celles qui se chevauchent", "détecter les contours dont l'épaisseur est inférieure à 3 pixels");
- les contraintes de rétroaction portent sur la composition attendue du résultat en renseignant les éléments à inclure et à exclure ("inclure les amas de cellules et exclure les cellules touchant le bord de l'image");

Enfin, les contraintes de contrôle permettent d'adapter l'application à son environnement d'exécution (temps de traitement, temps réel, ressources mémoire disponibles, choix de la solution la plus rapide ou la meilleure, ...).

Nous avons donc besoin de représenter chacun des objectifs nécessaires à l'accomplissement des besoins du client par une tâche de traitement d'images et ses contraintes.

La classe d'images. L'hypothèse sémiotique (H2) suggère que la classe d'images se modélise sur 3 niveaux :

- **Le niveau physique** s'attache à décrire les caractéristiques du signal mesuré. Ces caractéristiques sont liées au système d'acquisition utilisé ainsi qu'à son environnement. Nous devons donc représenter les connaissances sur toute la chaîne d'acquisition de l'origine du signal (la scène) au stockage de l'image produite. Cette représentation doit permettre la description des effets produits sur les images par les différentes parties de la chaîne d'acquisition, environnement compris. En effet, dans l'environnement de la mesure, certains facteurs peuvent perturber le signal (poussières, brouillard, pluie, ...).

Le schéma de principe d'une acquisition d'image (Figure 2) identifie les catégories élémentaires qui permettent la description du système d'acquisition. Toutes ces catégories ne sont pas forcément présentes dans le système considéré : dans le cas de l'IRM ou de l'échographie par exemple, aucun système optique n'est présent. De plus certaines parties de la chaîne n'ont parfois pas d'influence sur l'image résultante. Un bon

système optique de caméra ne créera pas de problèmes de distorsion par exemple. Certains dispositifs introduisent également des effets qui vont être prédominants sur l'image. Dans ce cas les bruits introduits par les autres éléments de la chaîne n'auront aucune influence sur l'image de sortie. Néanmoins la possibilité de renseigner chacune de ces catégories nous assure que notre modèle peut absorber n'importe quel système d'acquisition réel, dans le sens de permettre la description des effets produits sur l'image résultante. Cette façon d'appréhender la chaîne d'acquisition nous permet également de prendre en compte des cas tels que les photographies scannées où le bruit du capteur du scanner et de l'appareil photo ne sont pas décrits individuellement mais en tant que bruit résultant de ces deux capteurs. Finalement cette catégorisation permet d'organiser les informations multiples disponibles sur la chaîne d'acquisition et de se focaliser sur ce qu'il y a de pertinent pour le traitement d'images tel que nous l'envisageons (transformation d'images en images).

- **Le niveau perceptif** s'attache à décrire le rendu visuel global de l'image par les primitives visuelles qui la composent (contour, région, zone d'images, points d'intérêt, fond d'image, nuage de points).

Chaque primitive est détaillée par ses caractéristiques géométriques, photométriques, colorimétriques, topologiques, spatiales, de forme ou de texture. Par exemple, les contours peuvent être très contrastés et d'épaisseur faible, les régions de couleur homogène ou caractérisées par une certaine texture ou un fond d'image uniforme et sombre.

- **Le niveau sémantique** s'attache à décrire les objets et concepts métiers qui sont visualisables. Chaque objet ou concept métier de l'image est décrit par sa représentation dans l'image et par les relations qu'il entretient avec les autres concepts (H3). Un nouveau concept n'est introduit que s'il est différent (au sens de la description de ses caractéristiques dans les termes image) de ceux qui sont déjà en place. Ils possèdent forcément un critère qui permet de les discriminer.

Les relations entre les différents concepts sont représentées pour expliquer la construction de la scène et relier ces informations aux objectifs du client. Parmi ces relations nous devons représenter l'agencement spatial des concepts ainsi que les relations de composition et d'héritage. Ainsi nous décrirons des concepts tels qu'une cellule de séreuse (exemple tiré d'une application de cytologie [13]) est composée d'un cytoplasme et d'un noyau, et que ce cytoplasme entoure le noyau.

Chaque concept est décrit individuellement par des primitives visuelles. Ainsi dans l'application d'analyse granulométrique, les grains sont décrits par une

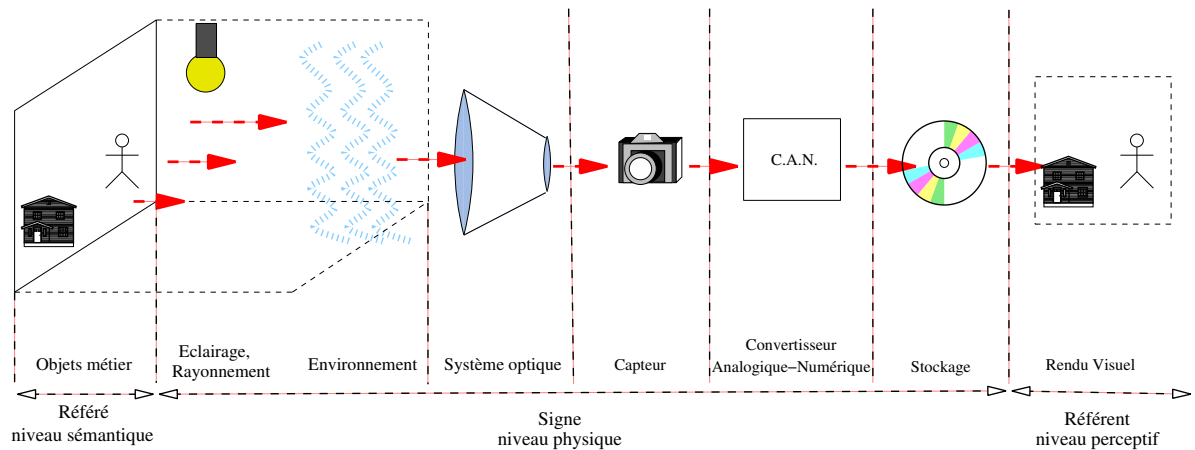


FIG. 2 – Le schéma de principe d'une acquisition d'images définit les 3 niveaux de description.

région d'intensité forte et dont la taille est hétérogène. Les joints de grains sont décrits par des contours sombres de faible épaisseur et moyennement contrastés. Dans l'application de cytologie, le noyau est une région de forme oblongue et de couleur bleu foncé, et le cytoplasme est une région bleu clair qui entoure le noyau.

Exemples de définition de classes d'images et articulation sur les 3 niveaux Chaque observation définissant une classe d'images s'articule sur les 3 niveaux : en fonction des connaissances du client sur le problème, la définition de la classe d'images sera plus ou moins possible sur chaque niveau. Dans la figure 3, nous représentons cette appartenance par la position de l'application dans le triangle sémiotique, qui définit le référentiel de modélisation de la classe d'images, dans le cas de 4 applications différentes.

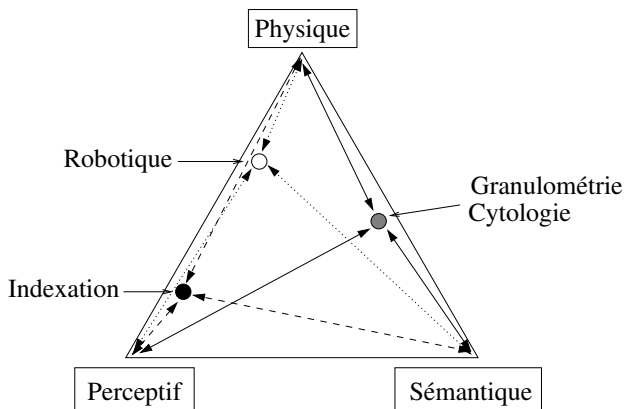


FIG. 3 – 4 types d'applications vues dans le référentiel de modélisation de la classe d'images : la distance au pôle est inversement proportionnelle à l'importance de la description sur ce niveau.

– **La cytologie et l'analyse granulométrique** : dans ces deux domaines une importante quantité d'information

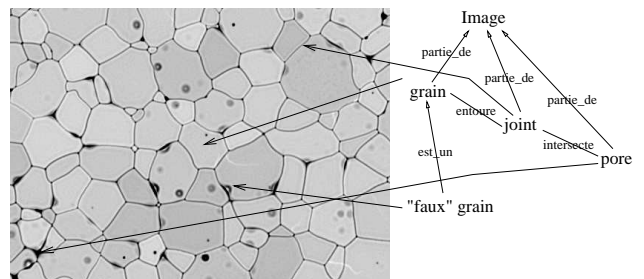


FIG. 4 – Une image d'analyse granulométrique de céramique et les concepts métiers associés.

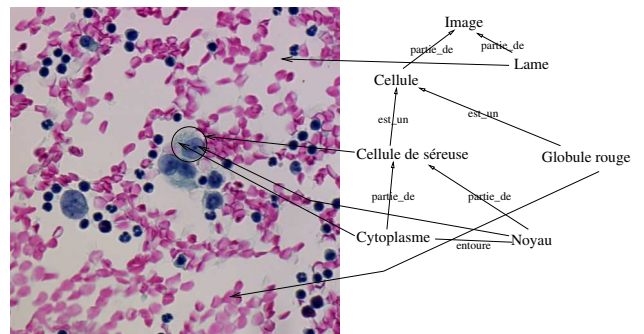


FIG. 5 – Une image de cytologie et les concepts métiers associés.

se décrit au niveau sémantique : la scène est bien connue des clients et les objets sont prédictibles (Figure 3). Dans l'application d'analyse granulométrique des céramiques, une image est composée de grains, de joints de grains et de pores. Les grains sont inclus dans les joints de grains et les pores coupent les joints de grains (Figure 4). Dans l'étude cytologique, l'image est alors composée de cellules qui sont des globules rouges ou des cellules de séreuse. Les cellules de séreuse sont composées d'un cytoplasme qui entoure un noyau (Figure 5).

- **L’indexation** : dans les applications d’indexation et de recherche par l’exemple, très peu d’informations sont disponibles sur le mode d’acquisition (souvent réduit à une caméra CCD avec un bruit blanc gaussien) et les objets sont imprédictibles. Nous sommes alors limités à une description sur le niveau perceptif (Figure 3) en termes de points d’intérêt par exemple.
- **La robotique** : dans ce domaine, les spécialistes de la robotique possèdent une bonne maîtrise de la chaîne d’acquisition (capteur, perturbations de l’environnement) mais les objets visualisés sont imprédictibles (nous ne pouvons donner une description des tables, chaises, étagères, bureau, ...). Cette application se décrit essentiellement au niveau physique et perceptif : souvent nous utilisons une définition des contours pour décrire les objets par leurs bords et les connaissances sur le système d’acquisition renseignent sur le bruit contenu dans les images.

3 Formalisation

Dans le but de formaliser le modèle, nous avons choisi de construire une ontologie de la formulation d’applications de traitement d’images.

3.1 Pourquoi une ontologie ?

Une ontologie est une spécification explicite d’une conceptualisation d’un domaine [11]. En fait, elle explicite les concepts et les relations existant entre ces concepts afin de rendre la connaissance manipulable par tous les acteurs du système : nous voulons retenir une interprétation consensuelle du système par les utilisateurs [10]. Le but des ontologies est donc de définir les primitives, fournies avec leur sémantique, qui sont nécessaires pour représenter la connaissance dans un contexte donné [3].

L’exploitation automatique d’une ontologie par un système artificiel implique une formalisation de certains aspects de l’ontologie (nécessitant une sémantique consensuelle) pour permettre la manipulation formelle de ces aspects [10]. Le client sera également utilisateur et l’expression de ses besoins doit également être formalisée pour la manipulation par le système. Par conséquent, nous avons opérationnalisé notre modèle de formulation d’applications de traitement d’images par une ontologie formelle.

Cette ontologie nous permet donc de formaliser le contexte d’une application de traitement d’images (une classe d’images et un ensemble d’objectifs) ce qui dé-contextualise la connaissance mise en jeu pour la résolution. En effet chaque connaissance mise en jeu lors de la résolution d’applications de traitement d’images est rattachée au contexte dans lequel elle s’applique [17]. Ainsi l’explicitation des connaissances mises en jeu s’en trouve améliorée.

L’ontologie construite fait le lien entre les connaissances du domaine de l’application (détenues par le client) et les connaissances de traitement d’images. Nous rejoignons ici les travaux de N. Maillot [15] où une ontologie des concepts

visuels a été définie pour exprimer les connaissances du client dans les termes du traitement d’images (caractéristiques géométriques, colorimétriques, de texture, spatio-temporelles des concepts du domaine du client). Notre ontologie reprend cette idée et structure plus précisément ces informations. Elle apporte également des éléments pour renseigner le contexte de l’acquisition ainsi que les objectifs de traitement du client sur ses images.

3.2 Organisation de l’ontologie

Nous choisissons de présenter la structure de l’ontologie en utilisant le formalisme CML de CommonKads qui couvre la spécification d’ontologies [23]. L’ontologie de formulation de problèmes de traitement d’images que nous proposons se divise en deux parties principales non indépendantes (Figure 6) :

- une ontologie de la spécification des objectifs de transformation des images.
- une ontologie de la définition de la classe d’images qui organise les concepts nécessaires à la description de la classe d’images sur 3 niveaux.

Dans cette section, nous présentons l’architecture générale de l’ontologie des objectifs et détaillerons plus précisément la définition de la classe d’images.

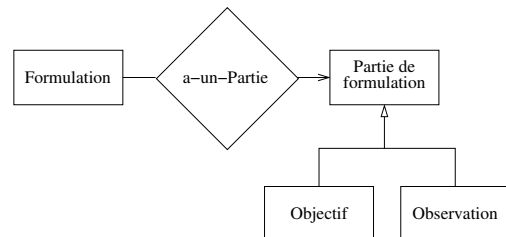


FIG. 6 – Une formulation du problème du client est composée d’un ensemble d’objectifs et d’une observation de la classe d’images.

L’ontologie de la spécification des objectifs. Nous proposons ici un choix de formalisation réalisée en fonction des informations qui sont à représenter pour décrire les objectifs de transformation du client dans les termes du traitement d’images (Figure 7).

L’objectif du client est composé d’un ensemble de tâches de traitement et de contraintes de contrôle. Chaque tâche de traitement est décrite par un but de traitement portant sur un concept métier ou une primitive visuelle, précisée par deux types de contraintes que sont les contraintes de régulation et de rétroaction. Le but s’énonce par un verbe qui représente une intention de traitement (*séparer, segmenter, extraire, ...*). Les 3 catégories de contraintes sont en relation avec les contraintes qui les définissent. Pour les contraintes de régulation, nous retrouvons :

- **les niveaux de détail** qui fixent la portée d’une tâche (*extraire les contours dont l’épaisseur est inférieure à*

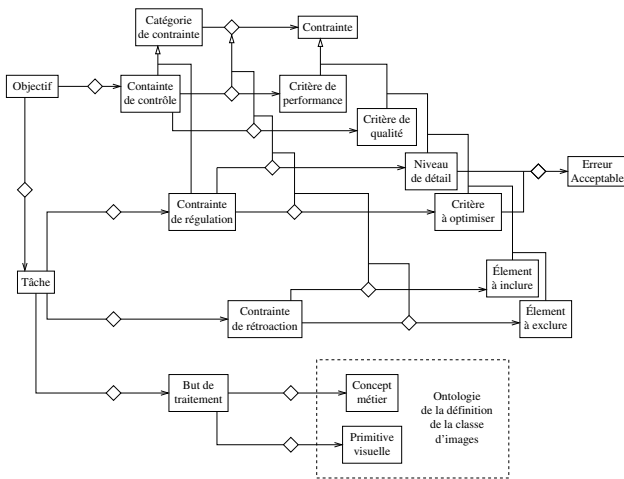


FIG. 7 – Architecture de l'ontologie de spécification des objectifs.

3 pixels, séparer les cellules qui se touchent et laisser en amas celles qui se chevauchent).

- **les critères à optimiser** qui indiquent sur quel élément la tâche se focalise (*localisation des frontières, optimiser la détection des objets*).
- **les erreurs acceptables** qui résolvent les conflits engendrés par les deux contraintes précédentes (*préférer garder des cellules qui se touchent partiellement en amas plutôt que séparer des objets qui se recouvrent, préférer déborder la localisation de la frontière du noyau sur celui-ci plutôt que sur le fond d'image*).

Les contraintes de rétroaction donnent la composition du résultat attendu pour la tâche en question. Elles obligent à respecter les exigences des tâches utilisant ce résultat dans la chaîne de traitement (pour la tâche terminant l'application ces exigences sont celles du système de post-traitement). Ces contraintes sont composées de primitives visuelles ou de concepts métier définis dans la classe d'images (autre dépendance avec l'ontologie de la définition de la classe d'images). Elles définissent donc :

- **les éléments à inclure** dans le résultat du traitement de la tâche (*les joints de grain et les pores* dans l'application d'analyse granulométrique, *les noyaux* dans l'application de cytologie).
- **les éléments à exclure** du résultat (*les "faux" grains* dans l'application d'analyse granulométrique, *les globules rouges* dans l'application de cytologie).

Enfin, les contraintes de contrôle (qui portent sur la solution logicielle complète [6]) sont associées à :

- **des critères de performance** qui spécifient les exigences sur les ressources à utiliser pour le traitement des images (*temps de traitement inférieur à une seconde*)

- **des critères de qualité** qui permettent de décider si la solution obtenue est satisfaisante (*taux de faux-positifs inférieur à 5%, taux de satisfaction des résultats de la segmentation de l'ordre du taux de comparaison inter-experts*).

L'ontologie de la définition de la classe d'images. Nous avons élaboré une architecture des concepts de l'ontologie identique pour les 3 niveaux d'observation de la classe d'images (Figure 8).

Chaque *niveau* (*physique, perceptif et sémantique*) de l'observation de la classe d'images est défini à partir d'*éléments de description* : les *éléments d'acquisition* et les *primitives visuelles* qui sont en relation avec des *catégories d'acquisition* (*chaîne d'acquisition, rendu visuel, concepts métier*) (Figure 9). Chaque *élément de description* est alors dénoté par des *descripteurs* associés à une ou plusieurs valeurs.

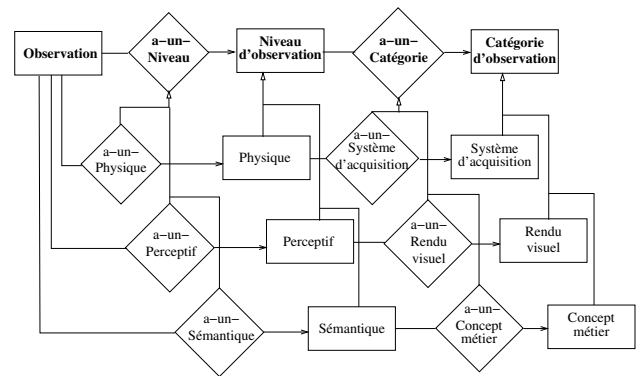


FIG. 9 – Les catégories associées aux 3 niveaux d'observation.

Nous avons par ailleurs contraint les associations possibles entre les différents concepts afin de clarifier leur utilisation et d'amorcer le guidage de l'utilisateur au travers de sa formulation. Ainsi les *éléments de description* ne sont utilisables que pour certaines *catégories* et les *descripteurs* associés à ces éléments sont contraints au préalable. Cette association se réalise en définissant des propriétés affectées aux concepts. La forme d'une région par exemple sera décrite par des descripteurs pertinents pour qualifier cette caractéristique : on relève par exemple le type de forme (circulaire, rectangulaire, ...) ou encore sa concavité, son allongement, ... Les liens entre ces divers descripteurs et les concepts qu'il qualifie (ou quantifie suivant le descripteur) sont donc figés et explicitent les possibilités de description que nous jugeons pertinentes pour le traitement d'images. Nous allons maintenant présenter les *concepts métier*, les *éléments d'acquisition*, les *primitives visuelles*, les *descripteurs* et les *valeurs* qui sont des classes du modèle :

- **Les concepts métier** : cette classe permet de décrire les objets de l'image par leur nom dans le domaine du client et de les caractériser par des primitives visuelles. Des propriétés d'agencement spatial avec les

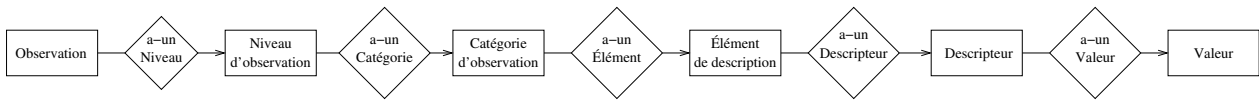


FIG. 8 – Architecture de la définition de la classe d'images.

autres concepts sont également définies. Pour ce faire nous avons défini des propriétés permettant d'expliquer les relations existant entre les différents concepts introduits. Parmi ces relations nous trouvons :

- des relations de subsomption qui sont les liens d'héritage entre les concepts : dans l'exemple d'analyse granulométrique un *faux grain est un grain dont la surface est très faible et dont le nombre de grains voisins est inférieur à 3*.
- des relations de composition : dans l'application de cytologie, *une cellule de séreuse est composée d'un noyau et d'un cytoplasme*.
- des relations spatiales qui caractérisent l'agencement des concepts et permettent des mécanismes de raisonnement dans l'espace. Nous avons utilisé pour cela le formalisme RCC-8 [20] et avons ajouté des relations de position absolue dans l'image (en haut, en bas, à droite, à gauche, devant, derrière) ainsi que des informations de position relative à un autre concept (au dessus, en dessous, à droite, à gauche, devant, derrière). Nous pouvons ainsi exprimer que *le noyau d'une cellule est entouré d'un cytoplasme, qu'un objet A se trouve dans la partie supérieure gauche de l'image, qu'un objet A est devant un objet B*.

Ces concepts sont également caractérisés par leur représentation visuelle. Chaque concept est alors décrit par des *primitives visuelles* qui sont associées à des *descripteurs* qui renseignent sur les propriétés géométriques, photométriques, colorimétriques, de texture, de forme, de contour et topologiques.

- **Les éléments d'acquisition** : nous représentons la chaîne d'acquisition par six éléments :
 - Eclairage (Rayonnement) : caractérise l'influence de l'éclairage (ou du rayonnement en général) sur la scène.
 - Environnement : caractérise les effets de l'environnement de la mesure sur l'image capturée.
 - Système Optique : caractérise le système optique utilisé pour former l'image et ses défauts le cas échéant.
 - Capteur : caractérise les effets du capteur sur l'image obtenue.
 - Convertisseur : caractérise le passage de l'analogique au numérique (la discrétisation du signal).

- Stockage : caractérise le format de stockage de l'image sur le disque de la machine.
- **Les primitives visuelles** sont les éléments de description des images. Elles sont associées aux catégories *rendu visuel* et *concepts métier* des niveaux *perceptif* et *sémantique*. Nous retrouvons ici les concepts de région, contour, zone d'images, point d'intérêt, fond d'image et nuage de points.
- **Les descripteurs** sont groupés par classe suivant les propriétés qu'ils caractérisent. Ainsi nous avons formé des classes de descripteurs qui qualifient ou quantifient les primitives visuelles et d'autres qui renseignent le système d'acquisition.

Les descripteurs associés aux primitives visuelles forment les groupes suivants :

- les descripteurs de couleur : teinte, saturation (degré de pureté), luminance (aspect clair ou sombre) qui permettent de reconstituer les couleurs instinctivement;
- les descripteurs de contour : type, épaisseur, contraste, ... ;
- les descripteurs géométriques : taille, surface, orientation, position, ... ;
- les descripteurs photométriques : intensité ;
- les descripteurs de forme : allongement, excentricité, type de formes, coefficients CSS, Fourier, ... ;
- les descripteurs de texture : orientation, régularité, ... ;
- les descripteurs topologiques : nombre de trous, de cavités.

Les descripteurs utilisés pour la représentation de la chaîne d'acquisition sont :

- les descripteurs du rayonnement ou de l'éclairage : modèle de distribution, position, type de rayonnement, ... ;
- les descripteurs de l'environnement : types de perturbation, importance des perturbations;
- les descripteurs du système optique : défauts, type d'objectif, facteur de zoom, ... ;
- les descripteurs du capteur : type, bruit introduit, résolution, plage de longueur d'ondes, ... ;
- les descripteurs du convertisseur analogique numérique : nombre de bits, échantillonnage spatial;

- [2] F. Aubry and A. Todd-Pokropek. Mimos : a description framework for exchanging medical image processing results. In *Medinfo 2001*, pages 891–895. IOS Press, Amsterdam, V. Patel, R. Rogers and R. Haux edition, 2001.
- [3] B. Bachimont. *Engagement sémantique et engagement ontologique : conception et réalisation d'ontologies en ingénierie des connaissances*, pages 305–323. Eyrolles, 2000.
- [4] S.A. Chien and H.B. Mortensen. Automating image processing for scientific data analysis of a large image database. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8):854–859, august 1996.
- [5] V. Clement and M. Thonnat. A knowledge-based approach to integration of image procedures processing. *CVGIP: Image Understanding*, 57(2):166–184, Mar 1993.
- [6] R. Clouard. Une méthode de développement d'applications de traitement d'images. *Traitement du signal*, 21(4):277–293, 2004.
- [7] R. Clouard, A. Elmoataz, C. Porquet, and M. Revenu. Borg : A knowledge-based system for automatic generation of image processing programs. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(2):128–144, 1999.
- [8] B. Draper, A. Hanson, and E. Riseman. Knowledge-directed vision : Control, learning, and integration. In *Proc. of IEEE*, volume 84, pages 1625–1681, 1996.
- [9] U. Eco. *Le signe*. Le livre de poche, Paris, 1992.
- [10] F. Gandon. Ontology engineering : a survey and a return on experience. Technical Report 4396, INRIA Sophia-Antipolis, mars 2002. ISSN 0249-6399.
- [11] T.R. Gruber. Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing. *International Journal of Human Computer Studies*, 43(5/6):907–928, 1995.
- [12] M. Joly. *Image et les signes : approche sémiotique de l'image fixe*. Nathan, Paris, 1994.
- [13] O. Lezoray and H. Cardot. Cooperation of color pixel classification schemes and color watershed : a study for microscopic images. *IEEE Trans. on Image Processing*, 11(7):783–789, 2000.
- [14] C.E. Liedtke and A. Blömer. Architecture of the Knowledge Based Configuration System for Image Analysis "Conny". In *ICPR'92*, pages 375–378, Den Haag, Netherlands, 1992.
- [15] N. Maillot, M. Thonnat, and A. Boucher. Towards ontology based cognitive vision. *Machine Vision and Applications*, 16(1):33–40, December 2004.
- [16] T. Matsuyama. Expert systems for image processing: knowledge-based composition of image analysis processes. *Comput. Vision Graph. Image Process.*, 48(1):22–49, 1989.
- [17] R. Mizoguchi, M. Ikeda, and K. Sinitsa. Roles of shared ontology in AI-ED Research – Intelligence, Conceptualization, Standardization and Reusability. In *Proceedings of AIED-97*, pages 537–544, Kobe, Japan, August 1997.
- [18] A. Nouvel. *Description de concepts par un langage visuel pour un système d'aide à la conception d'applications de traitement d'images*. PhD thesis, Université Paul Sabatier - Toulouse III, septembre 2002.
- [19] T.A. Poggio, V. Torre, and C. Koch. Computational vision and regularization theory. *Nature*, 317(1):314–319, september 1985.
- [20] D.A. Randell, Z. Cui, and A. Cohn. A spatial logic based on regions and connection. In Bernhard Nebel, Charles Rich, and William Swartout, editors, *KR'92. Principles of Knowledge Representation and Reasoning: Proceedings of the Third International Conference*, pages 165–176. Morgan Kaufmann, San Mateo, California, 1992.
- [21] H. Reichgelt. *Knowledge Representation : an AI perspective*. Ablex Publishing Corporation, Norwood, New Jersey, 1991.
- [22] Y. Saidali. *Modélisation et acquisition de connaissances : application à une plate-forme de traitement d'images*. PhD thesis, Université de Rouen Mont Saint Aignan, décembre 2002.
- [23] G. Schreiber, B. Wielinga, H. Akkermans, W. Van de Velde, and A. Anjewierden. CML: The CommonKADS Conceptual Modelling Language. In Luc Steels, Guus Schreiber, and Walter Van de Velde, editors, *EKA'94*, volume 867 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 1–25, Hoegaarden, Belgium, september 1994. Springer Verlag.
- [24] J.K. Tsotsos. On the relative complexity of active vs. passive visual search. *International Journal of Computer Vision*, 7(2):127–141, 1992.
- [25] J. Van den Elst. *Knowledge modelling for program supervision in image processing*. PhD thesis, Université de Nice-Sophia Antipolis, octobre 1996.