

Détection de contours par règles linguistiques floues

Vincent BOMBARDIER¹, Oliver PEREZ-ORAMAS¹, Jacques BREMONT¹

¹ Centre de Recherche en Automatique de Nancy - CNRS ESA 7039

Equipe PRAISSIH

Université Henri Poincaré, Nancy 1, B.P. 239

54506 Vandoeuvre-lès-Nancy Cédex France

vincent.bombardier@cran.uhp-nancy.fr

Résumé – Dans cet article, nous proposons un opérateur de détection de contours basé sur l'utilisation de règles linguistiques floues. Notre objectif est de pouvoir paramétrer notre opérateur en fonction de connaissances a priori sur le contexte applicatif afin de pouvoir améliorer la détection. Nous présentons tout d'abord le modèle générique de notre opérateur, puis nous spécifions deux opérateurs pour détecter des contours en marche d'escalier en expliquant le principe d'intégration des connaissances. Enfin, nous fusionnons les résultats de ces opérateurs et les comparons à ceux fournis par des opérateurs classiques en utilisant les critères de Fram et Deutsch.

Abstract – We propose in this paper, a fuzzy reasoning edge detectors. The aim of these operators is to introduce high level information in low level image processing such as edge detection in order to adapt image processing to image context conditions and so as to improve the detection. First, we present the fuzzy reasoning edge detection operator framework and then we explain the stages where we integrate a priori information. Then, a fusion operator is proposed and we compare its results with classical edge detector by using Fram and Deutsch criteria.

1. Introduction

Dans cet article, nous présentons un opérateur de détection de contours par règles linguistiques floues. Notre objectif est d'obtenir un opérateur «contextualisable» en fonction du cadre d'application, c'est-à-dire pouvant tenir compte des informations a priori dont on dispose sur le processus d'acquisition, le produit à observer ou la finalité de l'observation. Nous situons nos travaux dans le cadre du Traitement Flou des Images, puis nous nous focalisons sur les traitements à base de règles linguistiques pour leur capacité à intégrer de la connaissance exprimée sous forme linguistique. Nous décrivons notre opérateur que nous déclinons en deux points de vue et nous en comparons les résultats sur des images de test avec les critères de Fram et Deutsch.

1.1 Le Traitement Flou des Images

Le traitement flou des images est un ensemble d'approches qui fait face aux imperfections dans la représentation et le traitement des régions, des classes, des segments ou de l'image entière. Il traite aussi des connaissances et des raisonnements à l'aide de la logique floue dans le but d'améliorer le traitement.

D'après I. Bloch [1], le rôle de la théorie des ensembles flous dans le traitement d'images repose sur deux approches très différentes. D'une part, l'approche **symbolique** qui exploite la logique floue pour représenter des connaissances sémantiques sur le contenu de l'image ou des stratégies de traitement et de décision. D'autre part, dans l'approche **numérique**, les contours, les régions, les classes ou d'autres structures dans les images sont représentées par des ensembles flous. L'avantage essentiel de cette modélisation est d'être plus proche de l'image.

D'autres approches que l'on pourrait qualifier de **numérique-symboliques**, bénéficient de l'approche numérique en représentant des zones, mais aussi les caractéristiques de ces zones avec des ensembles flous et profitent aussi de la capacité de l'approche symbolique pour intégrer, à l'aide de la logique floue, des connaissances externes à l'image initiale dans le processus de *bas niveau* [2], [3], [4] et [5].

Nous avons proposé un modèle de représentation du Traitement Flou des Images (TFI) qui comporte cinq blocs fonctionnels et se décompose en quatre étapes (FIG. 1) : le calcul des propriétés sur l'image d'entrée, leur fuzzification, l'inférence et la défuzzification. Le cinquième bloc, que nous appelons «modèle contextuel», représente la base de connaissances nécessaires à la configuration de l'opérateur. Il concerne le type de propriétés, les fonctions d'appartenance, le mécanisme de raisonnement, la méthode de défuzzification.

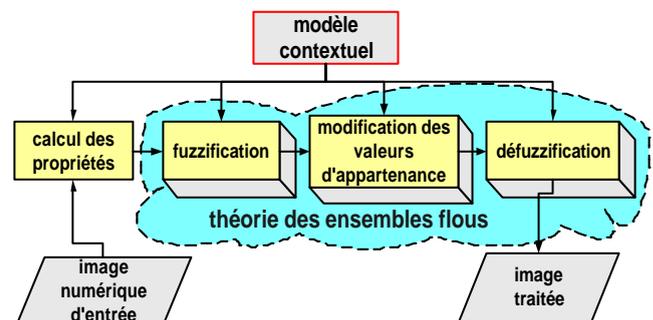


FIG. 1 : Structure générale du traitement flou des images

La partie la plus importante du TFI est la modification des valeurs d'appartenance au moyen de diverses techniques floues, une fois que l'image a été transformée du plan de niveaux de gris vers le plan des valeurs d'appartenance par l'étape de fuzzification.

Parmi les techniques les plus connues, on retrouve 6 catégories principales : les mesures du degré de flou de l'image, la classification floue, la géométrie floue, La morphologie mathématique floue, la morphologie mathématique floue, la théorie des mesures floues et des intégrales floues et les systèmes à base de règles. Une synthèse de ces différentes techniques ainsi que de nombreuses références sont données dans [6].

Dans cet article, nous nous focalisons sur **les systèmes à base de règles**, qui sont l'une des techniques les plus étudiées. En général, elles mettent également en œuvre d'autres techniques parmi celles précitées. Dans une chaîne de traitement d'images traditionnelle, par exemple, les systèmes flous à base de règles peuvent s'appliquer au filtrage, au lissage, à la restauration, à l'amélioration de contraste, à la détection de contour, à la segmentation des images par classification ou à l'interprétation de scènes.

1.2 Les systèmes à base de règles floues en traitement d'images

Selon leur place dans la chaîne de vision, les systèmes à base de règles floues ne s'utilisent pas de la même manière.

Dans le *bas niveau* les conditions prototypes, établies dans les antécédents des règles, sont extraites d'une image modèle ou d'une image améliorée. Ensuite, une comparaison de ces antécédents avec les situations réelles extraites de l'image d'entrée est faite. L'exploitation du pouvoir d'expression linguistique de règles floues se limite à l'utilisation des caractéristiques de l'image en tant que variables. Il s'agit donc d'une approche sémantiquement très pauvre. Quelques applications ne sont que des approximations floues de méthodes traditionnelles.

Dans le *haut niveau*, les antécédents ou conditions prototypes concernent des descriptions du monde réel représentées dans cette image. La comparaison des conditions est faite avec des attributs extraits de l'image, des attributs sur les régions dans la plupart des cas.

Une ignorance totale sur l'origine de l'image se répercuterait en une explosion combinatoire du nombre d'hypothèses. Ici, les règles floues sont utilisées dans une approche sémantiquement plus riche. L'imprécision dans la description des étiquettes est faite naturellement à travers les sous-ensembles flous. Il est fréquent de se concentrer sur la pertinence de la règle en oubliant parfois l'importance des attributs qui ne sont jamais acquis complètement. Une défaillance dans le calcul de ces attributs aura une influence catastrophique à l'issue du *haut niveau* et ceci malgré une « bonne » règle.

Dans le cas d'un système à base de règles, la modification des valeurs d'appartenance est réalisée par un moteur d'inférence. Il faut alors fournir, à cette étape, des règles décrivant l'application de *bas niveau* à effectuer, des données qui reflètent l'état actuel du système et une méthode pour pouvoir mettre en œuvre la résolution du problème. Les règles et les fonctions d'appartenance font partie du modèle contextuel, l'état courant est fourni les valeurs d'appartenance issues de la fuzzification. La méthode utilisée

dépend fortement de l'opérateur d'implication (Mamdani, Larsen, ...).

2. Fuzzy Reasoning Edge Detector

Notre objectif est de proposer un opérateur de détection de contours, paramétrable en fonction du contexte. Nous voulons pouvoir spécifier notre opérateur en fonction de trois critères, à savoir l'objectif du traitement, le contexte d'acquisition et l'objet ou le produit qui est contrôlé par le système de vision. Ainsi, nous cherchons à ce que notre opérateur ne fournisse pas tous les contours de l'image mais uniquement ceux qui sont utiles pour les phases ultérieures de la chaîne de traitements. En outre, nous voulons pouvoir utiliser les connaissances que nous pouvons avoir sur l'environnement d'acquisition (type du capteur, particularité de l'éclairage, ...) et sur le produit à contrôler (couleur, réflectance, forme, orientation, ...).

Nous avons construit un modèle générique d'opérateur de détection de contours, basé sur l'utilisation de règles linguistiques floues qui suit le schéma général présenté dans la figure 1. Nous avons décliné ce modèle générique en deux opérateurs FRED 1 et FRED 2 en configurant le modèle contextuel de deux façons différentes. Ces deux configurations correspondent à deux vues différentes, complémentaires d'un même contour (FIG. 2). Pour cette partie, le modèle de contour que nous cherchons à détecter est un contour «en marche d'escalier» (discontinuité d'ordre 0).

Chaque point de vue est explicité par une définition spécifique du contour, sous la forme d'une expression linguistique, plus souple et plus adaptable qu'une définition analogique [2].

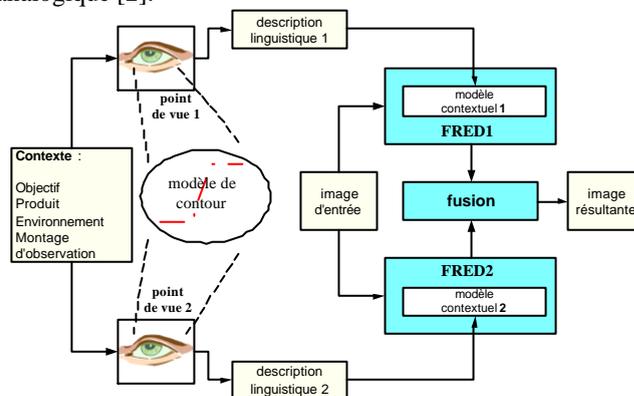


FIG. 2 : Contextualisation des opérateurs FRED1 et 2

Nous décrivons rapidement dans le paragraphe suivant, le choix des différents paramètres de chaque opérateur en fonction des connaissances a priori dont nous disposons. Une étude justifiant ces choix est présentée dans [5].

2.1 Paramétrage de FRED 1

L'opérateur FRED 1 est basé sur la définition linguistique suivante « *un contour correspond à une région de transition entre deux régions homogène* » (FIG. 3). Il vise à pouvoir intégrer des informations a priori concernant le système

d'acquisition, comme la résolution, la netteté, le contraste, le type de capteur ou le type d'éclairage utilisé.

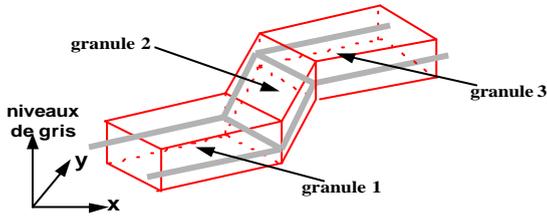


FIG. 3 : Granulation d'un contour en trois régions

2.1.1 Calcul des propriétés

Pour traduire cette définition, nous devons extraire de l'image d'entrée deux attributs caractérisant l'homogénéité et la transition d'une région.

La propriété d'homogénéité est calculée à partir de l'information de luminance à l'intérieur de la région concernée :

$$h[R] = f_1(P_{i,j} - P_{k,l}), \forall k, l \in R \neq i, j$$

où $P_{i,j}$ est la luminance du pixel central de la région et $h[R]$ correspond à la valeur d'homogénéité associée au pixel central. Le choix de la fonction f_1 (moyenne, médiane, minimum, maximum, ...) se fait en fonction du type d'image traitée et de sa qualité (nette, floue, bruitée, texturée, ...) [5].

La propriété de transition $t[R]$ peut être calculée à l'aide d'opérateur de type gradient (Prewitt, Deriche, ...), écart type ou toute autre technique mettant en évidence une transition dans une région.

$$t[R] = f_2(P_{k,l}), \forall k, l \in R$$

La possibilité de choisir les fonctions f_1 et f_2 rend l'opérateur plus flexible et adaptable au type d'image traitée.

2.1.2 Fuzzification

Ensuite, les deux images de caractéristiques sont délivrées à l'étape de fuzzification qui traduit les valeurs en degrés d'appartenance aux termes linguistiques décrivant l'attribut calculé (grande homogénéité, faible transition,

C'est dans cette étape que sont prises en compte des connaissances sur la qualité de l'image acquise en modifiant la forme des fonctions d'appartenance. Par exemple, on sait qu'une image floue (non-nette) risque de présenter des faibles transitions. Nous avons proposé deux méthodes pour cette modification, l'une basée sur le jugement d'experts, l'autre automatique [5].

2.1.3 Modification des valeurs d'appartenance

Dans cette étape, nous avons choisi d'utiliser un mécanisme de raisonnement flou pour traduire la définition linguistique du contour en règles floues. Les règles que nous obtenons sont du type (TAB 1) :

Si l'homogénéité de la région 1 est grande et la transition de la région 2 est grande et l'homogénéité de la région 3 est

grande alors le pixel central de la région 2 est un pixel de contour.

TAB 1: Règles floues pour FRED 1

| Région 1 | Région 2 | Région 3 | Pixel central |
|---------------------|-------------------|--------------------|---------------|
| Grande Homogénéité | Grande Transition | Grande Homogénéité | Contour |
| Autres combinaisons | | | 0 |

Les degrés d'appartenance de sortie sont obtenus grâce à des mécanismes d'inférence de type Mamdani ou Larsen qui représentent en fait des pseudo-implications. En effet, nous avons posé comme critère de ne pas obtenir de contour en sortie si on ne possède aucune information en entrée [5].

2.1.4 Defuzzification

La defuzzification traduit l'ensemble flou de sortie « contour » en une valeur précise correspondant à un niveau de gris. Cette étape n'est nécessaire que pour obtenir une image de sortie visualisable. Dans notre cas, elle ne sera faite qu'après la fusion des résultats des deux opérateurs FRED 1 et FRED 2. Nous avons choisi la méthode du maximum pour cette étape.

2.2 Paramétrage de FRED 1

L'opérateur FRED 2 a été construit dans l'objectif de prendre en compte des informations sur le produit ou l'objet à observer par vision. Ces informations se traduisent au niveau des contours par des spécifications sur leur symétrie (ombres portées, ...), leur longueur ou leur orientation par exemple. Il est basé sur la définition linguistique suivante : « un contour se trouve dans une région fortement symétrique et de longueur suffisante ». Pour cet opérateur, nous ne nous intéressons qu'à la région centrale du contour (région 2 de la figure 3).

La connaissance de la taille du contour à détecter se traduit dans le dimensionnement de la région dans laquelle sont calculées les propriétés. L'orientation se traduit, elle, dans la construction des masques pour le calcul de la symétrie.

2.2.1 Calcul des propriétés

Pour cet opérateur, nous extrayons deux attributs de l'image, la pente qui nous permet de vérifier que l'on est bien dans une région de transition et la symétrie.

La propriété de symétrie S est calculée en comparant le niveau de gris d'un pixel avec celui du pixel réfléchi par rapport à la direction du gradient. La valeur de symétrie est obtenue en sommant les différences pour chaque paire de pixels comparés.

La pente correspond à la différence entre les valeurs moyennes des pixels de deux sous-régions, situées de part et

$$S = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=-n/2}^{n/2} \sum_{j=-n/2}^{n/2} |P_{i,j} - P_{i,jr}|$$

d'autre de la ligne de contour. Les pixels situés sur cette ligne n'interviennent pas dans le calcul.

2.2.2 Fuzzification

Cette étape est similaire à celle décrite pour l'opérateur FRED 1. Les deux propriétés sont décomposées chacune en deux termes linguistiques. Les fonctions d'appartenance retenues sont des fonctions triangulaires symétriques, monotones croissantes ou décroissantes.

2.2.3 Modification des valeurs d'appartenance

Le mécanisme d'inférence est le même que pour l'opérateur FRED 1. Les règles floues obtenues, données dans le tableau 2, sont du type :

Si la région entourant le pixel central a une grande symétrie et une forte pente alors le pixel central est un pixel de contour.

TAB 2: Règles floues pour FRED 2

| Symétrie | Pente | Pixel Central |
|----------|--------|----------------|
| Petite | Faible | Contour Faible |
| Petite | Faible | Contour Faible |
| Grande | Forte | Contour Moyen |
| Grande | Forte | Contour Fort |

2.3 Fusion

Pour fusionner les résultats fournis par les opérateurs FRED 1 et 2, nous utilisons un opérateur de compromis F qui a un comportement prudent lorsque les deux opérateurs ne sont pas du même avis et indulgent lorsqu'ils sont d'accord mais ne donnent pas une réponse forte [5] :

$$F = \min \left(1, \frac{\min(x, y)}{1 - \min(x, y)} \right) \quad \forall (x, y) \in [0, 1]^2,$$

3. Comparaisons

Bien que l'objectif soit un peu différent, nous avons voulu comparer les résultats fournis par notre opérateur avec ceux délivrés par des opérateurs plus classiques, dont l'objectif est de fournir tous les contours de l'image. Nous utilisons pour cette comparaison, le protocole défini dans l'ouvrage de J.P. Cocquerez et S. Philips sur la segmentation [7]. Nous appliquons les critères de Fram et Deutsch [8] P1 et P2 sur des images, présentant une transition verticale dont nous faisons varier l'amplitude. Ces images ont été perturbées par un bruit gaussien d'un écart type de deux niveaux de gris.

Le critère P1 est significatif de la détection et de la robustesse au bruit. P2 caractérise la continuité des contours. Le réglage des paramètres des différents opérateurs a été effectué de façon à avoir P1 proche de P2 [5].

TAB 3 : Résultats de l'évaluation quantitative

| | a = 6 | | a = 12 | |
|---------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | P1 | P2 | P1 | P2 |
| LoG | 0.8519 | 0.8519 | 0.9815 | 0.9808 |
| Canny | 0.7059 | 0.6923 | 0.8333 | 0.8333 |
| Deriche | 0.9273 | 0.9808 | 0.9623 | 0.9808 |
| Prewitt | 0.6818 | 0.7143 | 0.9815 | 0.9630 |
| FRED1 | 0.8226 | 0.9808 | 0.9623 | 0.9815 |
| FRED2 | 0.1404 | 0.9804 | 0.1369 | 0.98 |
| Fusion | 0.9615 | 0.9615 | 0.9623 | 0.9808 |

Le tableau 3 montre que notre opérateur est comparable à l'opérateur de Deriche en ce qui concerne FRED 1. Logiquement, l'opérateur FRED 2 est lui plus performant sur le critère P2 puisqu'il a pour but de prendre ne compte la forme des contours (longueur, orientation,...).

4. Conclusion

Nous avons présenté un opérateur capable de d'intégrer le contexte applicatif du système de vision qui l'utilise, afin d'améliorer la détection. Nous avons appliqué FRED à la détection de contours en marche d'escalier et déclinant FRED1et FRED2 qui en exprime deux points de vue. On pourrait exprimer d'autres points de vue et utiliser un opérateur FRED 3 dont l'objectif serait l'unicité du contour ou sa localisation. Les résultats comparatifs montrent que l'opérateur ainsi proposé est efficace au sens des critères de Fram et Deutsch.

Néanmoins, il s'avère autrement plus intéressant des lors que l'on a un contexte spécifique pour le paramétrer. Dans le cadre d'une application biomédicale[3], nous avons utilisé notre opérateur pour détecter « les contours d'une aorte d'un Homme dans une angiographie rénale ». Cela nous a permis de prendre en compte le fait les aortes sont des artères plutôt larges, et plus ou moins verticales dans l'image et qu'une angiographie délivre une image plutôt floue et peu contrastée.

Références :

- [1] I. Bloch, H. Maitre, Fuzzy Mathematical Morphologies: A comparative study. Pattern Recognition, Vol. 28, No. 9, pp. 1341-1387, 1995.
- [2] V. Bombardier, O. Pérez-Oramas, J. Brémont, *Integrating Quality in Fuzzy Reasoning Edge Detection*, FUZZY-IEEE'2000.
- [3] Jaulent M.C., Bombardier V., Chenak I., Pérez-Oramas O. *Fuzzy quantification of artery lesions in renal arteriographies*, FUZZY SYSTEMS IN MEDECINE., Springer-Verlag, Germany, Feb 2000, 698 pp., isbn 3-7908-1263-3.
- [4] Pérez-Oramas O., V. Bombardier, J. Brémont, "Fusion of images after segmentation by various fuzzy reasoning edge detection operators and context knowledge integration," *IPMU'2000*, July 3-7, 2000, Madrid, Spain.
- [5] Pérez-Oramas O., *Contribution à une méthodologie d'intégration de connaissances pour le traitement d'images. Application à la détection de contours par règles linguistiques floues*. Thèse de l'Université Henri Poincaré-Nancy 1, September 22, 2000.
- [6] V. Bombardier, O. Pérez-Oramas, J. Brémont., *A propos du traitement d'images par règles linguistiques floues*, LFA'2000, La Rochelle, 18-21 octobre 2000, pp. 205-212, ISBN 2-85428-543-3.
- [7] Cocquerez J. P., Philipp S., *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson Paris, 1995.
- [8] Fram J. R., Deutsch E.S., *A Quantitative Study of the orientation bias of the some Edge Detection Schemes*, *IEEE Trans. On Comp.*, vol. 27, 205-213, 1978.