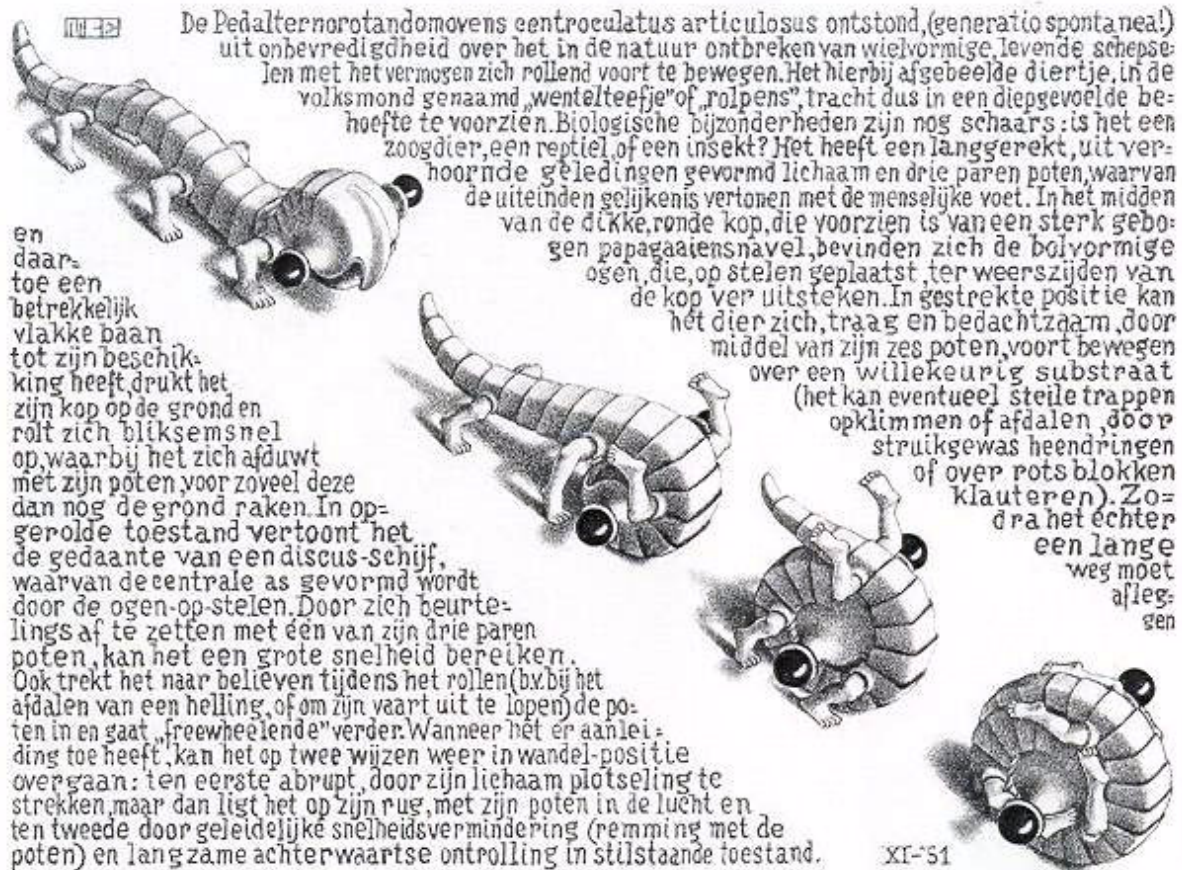


MÉTHODES ALTERNATIVES EN TRAITEMENT DU SIGNAL ET DES IMAGES



MÉMOIRE D'HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

présenté par

Olivier Strauss

Université Montpellier II



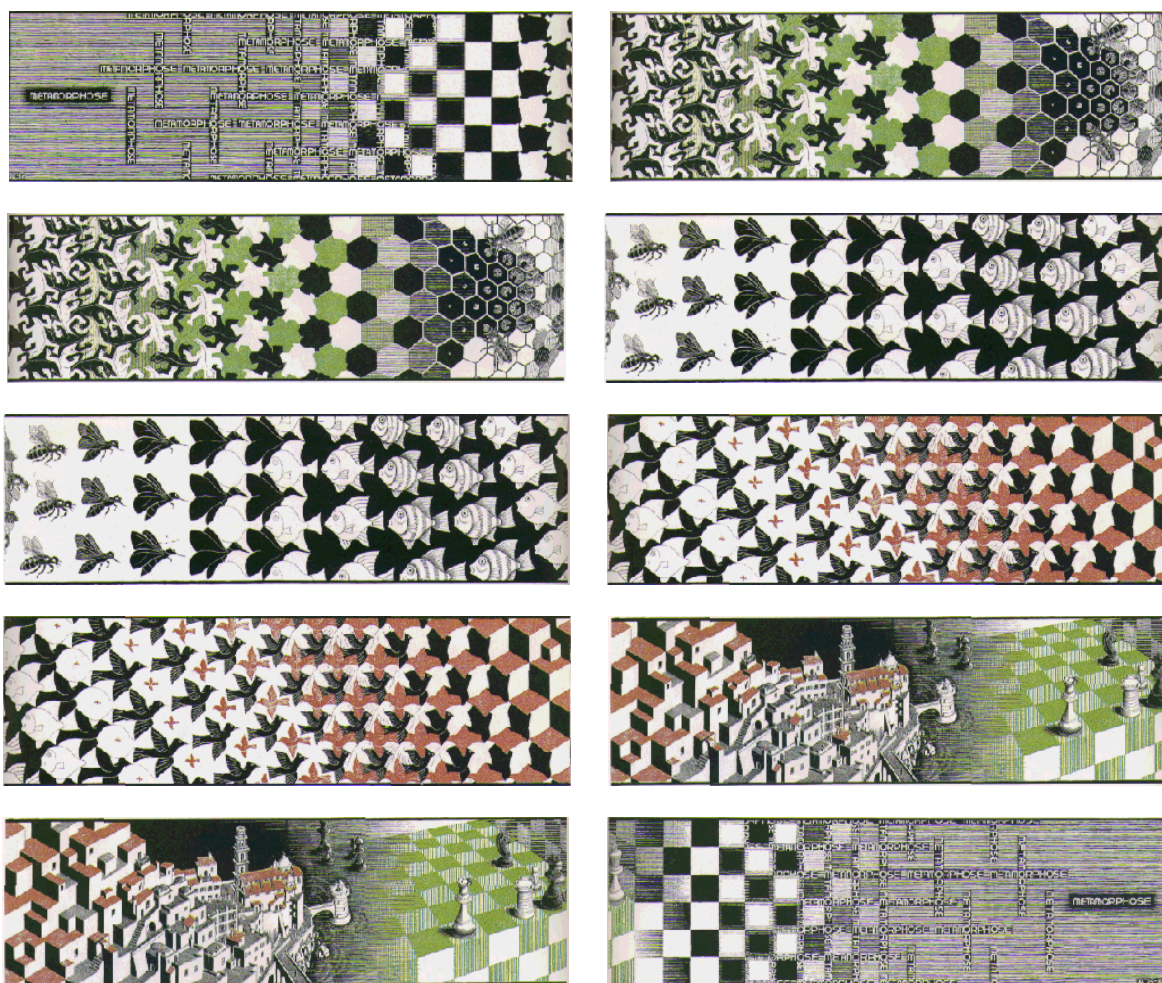
Spécialité : traitement du signal et des images

“L’auteur étudie les fois que le lancement de la tomate il provoque la réaction yellante chez la Chantatrice et demontre que divers plusieurs aires de la cervelle elles etait implicatées dans le response, en particulier, le trajet légumier, les nuclei thalameux et le figure musicien de l’hémisphère nord.”

Résumé de “Démonstration expérimentale d’une organisation tomatotopique chez la cantatrice, (Cantatrix sopranica L.)”

Georges Perec¹, Cantatrix Sopranica et autres écrits scientifiques,

Paris, Le Seuil, 1991.

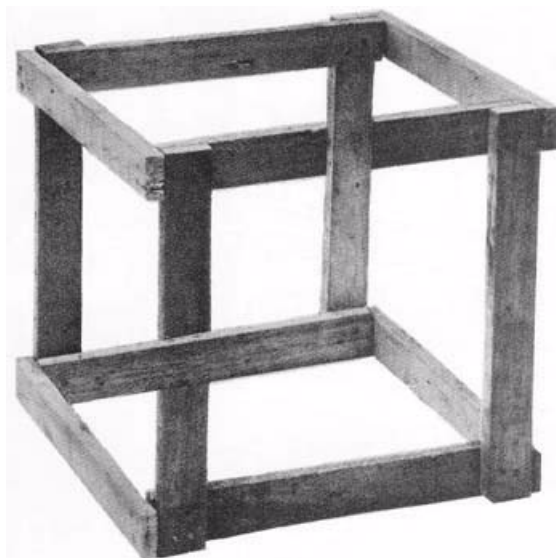


1. Laboratoire de physiologie, Faculté de Médecine Saint-Antoine, Paris, France

SOMMAIRE

Curriculum Vitæ	3
Etat civil	3
Emploi	3
Formation	3
Carrière Universitaire	4
Séjour à l'étranger	4
Encadrement de Recherche	4
Contrats de Recherche	6
Responsabilité collectives	8
Responsabilités dans le cadre de la recherche	8
<i>Responsabilités assurées au LIRMM</i>	8
<i>Responsabilités actuelles</i>	8
Responsabilités dans le cadre de l'enseignement	8
<i>Responsabilités actuelles à l'Université Montpellier ii</i>	8
<i>Responsabilités pédagogiques</i>	8
<i>Organisation de colloques</i>	9
<i>Recensions</i>	9
<i>Collaboration industrielles</i>	9
Synthèse des travaux de recherche	10
Introduction	10
<i>Prologue</i>	10
<i>Exemple : échantillonnage et quantification en traitement d'image</i>	10
<i>Vers un nouveau modèle de représentation</i>	12
Historique	13
<i>Statistique et sous-ensembles flous, un premier contact</i>	13
<i>Perception pour la localisation</i>	14
<i>Transformation de Hough floue</i>	16
<i>Images en mouvement</i>	16
<i>Stéréovision</i>	18
<i>Vision omnidirectionnelle</i>	18
<i>Histogrammes quasi-continus</i>	20
<i>Fusion de données géoréférencées</i>	21
<i>Reconstruction tomographique</i>	21
Eléments mathématiques	23
Introduction	23
<i>Espérances mathématique et intégrale de Choquet</i>	23
<i>Noyau sommatif</i>	25
<i>Noyau maxitif (ou non-sommatif)</i>	25
<i>Relation entre noyau maxitif et noyau sommatif</i>	26
<i>Granularité des noyaux</i>	27
<i>Représentation des signaux numériques</i>	28
<i>Traitement des signaux numériques</i>	31
<i>Agrégation avec des noyaux sommatifs</i>	32
<i>Accumulation avec des noyaux sommatifs</i>	33
<i>Agrégation avec des noyaux maxitifs</i>	34

<i>Accumulation avec des noyaux maxitifs</i>	36
<i>Lien entre agrégation avec des noyaux sommatifs et avec des noyaux maxitifs</i>	36
<i>Lien entre accumulation avec des noyaux sommatifs et avec des noyaux maxitifs</i>	37
<i>Lien entre accumulation et mesure</i>	38
<i>Partition de l'espace</i>	38
<i>Matrice d'interaction possibiliste</i>	38
Traitement des signaux et des images	40
<i>Introduction</i>	40
<i>Filtrage logique et fusion</i>	40
<i>Histogramme Quasi-Continu</i>	42
<i>Estimation de densité</i>	43
<i>Estimation du mouvement apparent</i>	46
<i>Morphologie floue dans les images omnidirectionnelles</i>	48
<i>Fusion de données cartographiques</i>	50
<i>Transformée de Hough floue</i>	52
<i>Modélisation des opérateurs de projection en tomographie</i>	53
Conclusion et perspectives	57
<i>Epilogue</i>	57
<i>Perspectives</i>	57
Références	60
Liste des publications	61
Articles parus dans un livre	61
Articles parus dans une revue internationale	61
Articles parus dans une revue nationale	61
Articles parus dans des conférence internationales	61
Articles parus dans des conférence nationales	62
Articles acceptés non encore parus :	63
Articles soumis en attente :	63



CURRICULUM VITÆ

I. ETAT CIVIL

Nom	Strauss
Prénom	Olivier
Date de naissance	27 février 1963
Nationalité	Française
Adresse personnelle	24, rue du Cardinal de Cabrières, 34000 Montpellier
Téléphone	04.67.60.74.09
Situation de famille	Pacsé

II. EMPLOI

Académie	Montpellier
Etablissement	Université Montpellier II. UFR de sciences, IUT de Nîmes
Section CNU	61
Emploi n°	838
Laboratoire	LIRMM
Téléphone / Fax	04.67.41.85.87 / 04.67.41.85.00
Mel	strauss@lirmm.fr

III. FORMATION

1992 Thèse de Doctorat soutenue le lundi 13 janvier 1992, Université Montpellier II :
"Perception de l'environnement par vision en lumière structurée : segmentation des images par poursuite d'indices".
Spécialité : Composants, Signaux et Systèmes Option : Automatique
Jury : M.J. Aldon, S. Castan, A. Fournier, O. Faugeras, B. Jouvencel, C. Rouchouze.

1988 Diplôme d'Etude Approfondie en Optoélectronique et Hyperfréquences préparé à l'ENSERG^a (INPG^b), Université de Grenoble

1986, 1987 Licence et maîtrise EEA, Université Claude Bernard Lyon

1985 Diplôme Universitaire Général A (Mathématique et Physique) Université de Dijon.

a. École Nationale Supérieure d'Electronique et de Radio-électricité de Grenoble
b. Institut National Polytechnique de Grenoble

IV. CARRIÈRE UNIVERSITAIRE

- octobre 1999 Avancement à la 1ère classe des Maître de Conférences
- septembre 1992 Maître de Conférences à l'Université Montpellier II, titularisation en octobre 1993.
- septembre 1991 Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche à l'Université Montpellier II
- septembre 1989 Moniteur de l'Enseignement Supérieur

V. SÉJOUR À L'ÉTRANGER

juillet 1995 - décembre 1995

Séjour de recherche (détachement de l'Université) en collaboration avec Mike Lee et Howard Wang au MBARI¹ sur la perception des robots sous-marins. Cette collaboration a été rendue possible grâce à une bourse d'échange délivrée par l'OTAN².

VI. ENCADREMENT DE RECHERCHE

A. ENCADREMENT DE THÈSES

2005-2007 : Thèse de Kevin Loquin : "Approche non-additive en traitement du signal et des images".

2001-2004 : Thèse de Christophe Rabaud : "Méthode possibiliste de mise en correspondance dense d'indices dans les images stéréoscopiques".

1998-2001 : Thèse de Frédéric Comby : "Estimation du mouvement apparent majoritaire dans une séquence d'images vidéo par accumulation des votes bimodaux sur un histogramme approché".

1993-1996 : Thèse de Laurent Charbonnier : "Localisation d'un robot mobile par mise en correspondance de cartes télémétriques : utilisation du concept de ressemblance".

B. CO-ENCADREMENT DE THÈSES

2002-2004 : Thèse de Jean Noël Paoli³ : "Fusion de données hétérogènes géoréférencées".

2001-2003 : Thèse de Nathalie Pessel⁴ : "Auto-calibrage d'une caméra en milieu sous-marin".

2001-2003 : Thèse de Benoît Telle⁴ : "Méthode ensembliste pour une reconstruction tridimensionnelle garantie par stéréovision".

1998-2002 : Thèse de Geovany Borgès⁴ : "Cartographie de l'environnement et localisation robuste pour la navigation de robots mobiles", prix *Meilleure thèse en Automatique* organisé par le Club EEA, 2003.

1996-2001 : Thèse d'Erwan Lavarec⁴ : "Estimation de mouvements 3d à l'aide d'une caméra et de capteurs proprioceptifs".

1. Monterey Bay Aquarium Research Institute (Monterey California USA)

2. Organisation du Traité de l'Atlantique Nord

3. Encadrant principal : Bruno Tisseyre.

4. Encadrante principale : Marie José Aldon.

C. ENCADREMENT DE STAGE DE DEA (MASTER II RECHERCHE)

1991-1992 : Pierre Loonis : “ Modélisation 2D de l’environnement d’un robot mobile à l’aide d’un capteur LASER”.

1992-1993 : Amina Kellou : “Mise en Correspondance de deux images de profondeur par logique floue”.

1992-1993 : Patrick Maurine : “Détection d’obstacle par capteur light stripe”.

1993-1994 : Sandrine Wasielewski : “Calibrage d’un système multicapteur caméra / télémètre LASER ”.

1994-1995 : Eric Aimé : “Approche intelligente pour la fusion de mesures inertielles d’un véhicule sous-marin”.

1994-1995 : Laurent Tremel : “Estimation du mouvement à partir d’une séquence vidéo”.

1995-1996 : Sabine Cressient : “Estimation du déplacement d’un véhicule au voisinage d’une cible fixe à géométrie connue”.

1996-1997 : Patrick Franco : “Etude de méthodes de défuzzification”.

1997-1998 : Frédéric Comby : “Navigation référencée terrain par corrélation d’images de profondeur”.

1999-2000 : Nathalie Pessel : “Coopération de deux méthodes de localisation par images bathymétriques”.

2000-2001 : Olivier Gasté : “Coopération de capteurs inertiels et d’analyse d’image pour la reconstruction de mosaïque d’images sous marines”.

2000-2001 : Thomas Blum : “Stabilisation d’images vidéo”.

2000-2001 : Armonrit Puttipipat-Kajorn : “Création de mosaïques d’images diagraphiques en utilisant une caméra omnidirectionnelle”.

2001-2002 : Guillaume Chanel : “Flot optique dans les images omnidirectionnelles”.

2001-2002 : Olivier Aucourt : “Mise en correspondance d’images couleur”.

2002-2003 : Alice Viera : “Détection d’événements anormaux dans une séquence d’images omnidirectionnelles”.

2002-2003 : Etienne Moll : “Calibrage d’un système omnidirectionnel”.

2003-2004 : Benoît Louvat : “Reconstruction tomographique possibiliste”.

2003-2004 : Vincent Brandou : “Segmentation de données tomographiques tridimensionnelles utilisant un filtrage adaptatif”.

2003-2004 : Yannick Frambourg : “Reconstruction tomographique d’images médicales”.

2004-2005 : Dinh Vinh Do ; “Images omnidirectionnelles en réalités virtuelles”

2004-2005 : Saïd Omar Chamouine : “Reconstruction tomographique utilisant une représentation de la numérisation par pavage continu”.

2004-2005 : Irachi Bacar : “Problème inverse appliqué à la reconstruction 3D d’image de sonar latéral”.

2004-2005 : Pascal Falgueres : “Analyse de la distorsion dans une chaîne de transfert d’images cryptées”.

2005-2006 : Farouk Nouzi : “Simulation de tomographie: approche discrète pondérée”.

2005-2006 : Habib Djebali : “Analyse et cryptanalyse d’un système de chiffrement d’images”.

2005-2006 : Maryline Artaud : “Estimation de vitesse et compensation de mouvements dans des images en robotique sous-marine”.

2005-2006 : Ashvin Sobhee : “Filtrage des images omnidirectionnelles”.

2006-2007 : Nicolas Barbier : “Reconstruction tridimensionnelle possibiliste à partir de silhouettes”.

VII. CONTRATS DE RECHERCHE

A. UNION : 1994-1996

Projet Esprit : élaboration de méthodes pour la fusion de données permettant de prendre en compte les défauts des données provenant des capteurs de mouvement des sous-marins. Premières applications du filtre à hypothèse.

B. IFREMER : 1997

Contrat d’incitation : étude de la mise en correspondance entre des données provenant d’un capteur ultrasonore multi-faisceaux et une carte de fonds sous-marins. Cette mise en correspondance permet l’estimation de la position du robot sous-marin dans le repère de la carte. La méthode développée au cours de ce contrat tourne actuellement sur un démonstrateur d’IFREMER.

C. IFREMER : 2000-2001

Contrat d’incitation : étude de l’utilisation des données provenant des capteurs de mouvement du robot sous-marin pour la construction d’une mosaïque d’images sous-marines.

D. ECL : 2001-2002

ECL est une entreprise de construction et de surveillance de lignes à haute tension basée à Perpignan. Nous avons étudié et réalisé un logiciel interactif de stabilisation d’images vidéo thermiques acquise à bord d’un véhicule en mouvement (hélicoptère, véhicule terrestre, ...).

E. ROBEA : 2002-2005

Robea est un programme interdisciplinaire de recherche de CNRS.

Projet Omnibot : l’objectif de ce projet est de proposer une démarche reposant sur un champ de compétences pluridisciplinaires permettant la mise en œuvre d’une chaîne de perception omnidirectionnelle optimale. Nous nous intéressons à concevoir et optimiser une boucle de perception-commande, en partant du composant (imageur) jusqu’à la commande du robot. Dans le cadre de ce projet, j’ai redéfini des outils de morphologie mathématique adaptés aux images omnidirectionnelles. J’ai aussi développé la partie “recherche de la cible dans les images” utilisée par les asservissements visuels omnidirectionnels.

F. RNTL : 2002-2005

Projet WACIF : projet exploratoire RNTL 2002 ayant pour objet de lever certains des verrous technologiques relatifs à la mise au point d’objets communicants dotés de fonctionnalités robotiques. Nous cherchons à mener une étude de faisabilité sur 24 mois allant jusqu’à la mise au point de démonstrateurs permettant le test d’acceptation sociologique de tels objets. J’étais responsable dans ce projet de la tâche de détection d’événements anormaux.

G. SHERPA : 2006-2009

Le projet SHERPA, bipède bio-inspiré pour le transport, est conçu comme une étape indispensable à la création d'une ambition nationale en robotique humanoïde. Il s'agit de concevoir et démontrer l'intérêt d'un engin robotique bipède destiné au transport d'objets, en s'approchant de certaines caractéristiques clés des êtres vivants et en l'imaginant dès l'origine comme une entité dotée de modes de commande bio-inspirés liés à des capteurs riches (caméra omnidirectionnelle avec traitement temps réel bio-inspiré). Dans ce projet je suis co-responsable de la partie vision avec Frédéric Comby.



RESPONSABILITÉ COLLECTIVES

I. RESPONSABILITÉS DANS LE CADRE DE LA RECHERCHE

1 • RESPONSABILITÉS ASSURÉES AU LIRMM

J'ai été membre du conseil de laboratoire du LIRMM de septembre 2001 à septembre 2005 et membre de la commission bibliothèque depuis sa création (1998) jusqu'à 2003.

2 • RESPONSABILITÉS ACTUELLES

Membre de la Commission de spécialiste 61^{ème} section.

Membre du conseil de laboratoire du LIRMM.

Fondateur avec William Puech de la thématique image du LIRMM.

III. RESPONSABILITÉS DANS LE CADRE DE L'ENSEIGNEMENT

1 • RESPONSABILITÉS ACTUELLES À L'UNIVERSITÉ MONTPELLIER II

Co-responsable, avec Bruno Jouvencel, du parcours Robotique-Automatique de la nouvelle habilitation du Master STPI-EEA.

2 • RESPONSABILITÉS PÉDAGOGIQUES

1993-2003 : Responsable du module de Robotique du département Génie Mécanique et Productive de l'IUT de Nîmes.

1999-2003 : Responsable des poursuites d'études du département Génie Mécanique et Productive de l'IUT de Nîmes.

2003-2004 : Responsable des modules informatiques du projet LMD EEA (Université Montpellier II).

2002-2007 : Co-responsable avec William Puech du module image de l'école doctorale I2S¹.

2001-2004 : Co-animation avec William Puech du Club Image du Languedoc regroupant cinq chercheurs des différentes disciplines de l'école I2S autour de la problématique de l'enseignement pluridisciplinaire du traitement d'images.

Je suis actuellement responsable de plusieurs unités d'enseignements dans les parcours STPI et Info (L et M) :

- Génie informatique L2 STPI-EEA
- Systèmes mono-variables échantillonnés et non-linéaires L3 STPI-E.E.A
- Génie Informatique et Réseaux L3 STPI-E.E.A
- Génie informatique M1 STPI-EEA
- Capteurs et Traitement d'images M1 STPI-EEA
- Perception et vision M2 STPI-EEA
- Optimisation et génie logiciel M2 STPI-EEA
- Traitement d'Informations Imprécises M2 I2A-R
- Traitement et Analyse d'Images M2 I2A-R

1. Information, Structures, Systèmes

3 • ORGANISATION DE COLLOQUES

Responsable de l'organisation du colloque francophone sur la logique floue et ses applications LFA'02, Montpellier 21-22 octobre 2002.

Participation à l'organisation du colloque francophone sur la logique floue et ses applications LFA'07, Nîmes 22-23 novembre 2007.

Participation à l'organisation 12ème journées d'études et d'échanges COmpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels CORESA'07, Montpellier 8-9 novembre 2007.

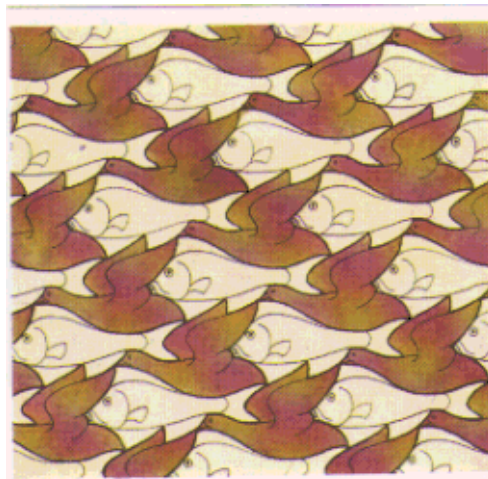
4 • RECENSIONS

Relecteur pour les revues : IEEE Transaction on Medical Imaging, IEEE Transaction on System Man and Cybernetics, Fuzzy Sets and Systems, Pattern Recognition, EURASIP Journal on Image and Video Processing.

Relecteur pour les conférences LFA, GRETSI, SMPS, ITSC, ...

5 • COLLABORATION INDUSTRIELLES

Correspondant scientifiques pour plusieurs entreprises dans le domaine de l'image : Intrasense, Quantum Medical Imaging, Wany, ECL, 3D Feel, LPR Editor, CEA, HDRsoft, ...



SYNTHÈSE DES TRAVAUX DE RECHERCHE

I. INTRODUCTION

A. PROLOGUE

Rédiger un mémoire d'habilitation à diriger des recherches est un exercice sans filet : il ne semble pas exister de canevas pour guider le rédacteur. Comme cette habilitation remplace la défunte *thèse d'état*, certains des mémoires que j'ai pu lire convergeaient vers ce type de rédaction. D'autres dressent un bilan plus ou moins détaillé des activités de recherches soit en essayant de mettre en évidence un fil conducteur, soit en se focalisant sur un point particulier qui semble singulariser la démarche de recherche du rédacteur. La difficulté à laquelle je me suis heurté, lors de cette rédaction, est due principalement à ma position un peu singulière dans mon département de recherche. Mon appartenance au département robotique du LIRMM a, pendant longtemps, donné à mes travaux une teinte robotisée. Cependant, le cœur de mon travail se trouve plutôt en traitement du signal avec comme préoccupation principale la robustesse des techniques mises en œuvre.

Le traitement du signal est la discipline qui développe et étudie les techniques de modification et d'interprétation des signaux. A son apparition dans les années 60, elle faisait largement appel aux résultats de la théorie de l'information. Cette théorie traite des phénomènes imprévisibles (aléatoires) et repose essentiellement sur le calcul des probabilités. La théorie des probabilités permet de modéliser efficacement certains phénomènes aléatoires et d'en faire une étude théorique.

La probabilité d'un événement est une mesure (classiquement comprise entre 0 et 1) du degré de certitude (ou de confiance) qui peut lui être associé. Cette mesure est généralement évaluée par statistique (calibrage, plan d'expérience, induction de propriétés, ...) en se basant sur des répétitions expérimentales et en associant le nombre d'occurrences d'un événement à sa probabilité. Ce modèle ne convient évidemment plus lorsque le nombre d'informations est faible, ou lorsque le modèle sous-jacent du comportement phénoménologique est incorrect (ou inconnu).

Depuis l'avènement et la popularisation des ordinateurs, les données traitées sont généralement disponibles sous forme numérique, c'est-à-dire échantillonnées et quantifiées. Échantillonnées veut dire qu'on ne dispose pas de la totalité de l'information mais d'un nombre restreint ces valeurs, réparties régulièrement ou non dans l'ensemble des valeurs admissibles. Quantifiées signifie que les valeurs ne sont disponibles que sous la forme d'une relation de proximité ou d'adéquation (souvent binaire) par rapport à des prototypes définis arbitrairement (par exemple les entiers compris entre 0 et 255 pour les niveaux de gris dans les images, des échelles qualitatives de rendement pour les sols, ...). Pour représenter la dégradation de l'information induite par l'échantillonnage ou la quantification, on utilise classiquement soit une distribution de probabilité, soit un intervalle. Très tôt je me suis intéressé à de nouvelles théories de représentation de l'information (sous-ensembles flous, probabilités imprécises, roughs sets, théorie de la croyance, ...) et à leur utilisation en traitement du signal. C'est très certainement la principale singularité du travail que je présente dans ce mémoire.

B. EXEMPLE : ÉCHANTILLONNAGE ET QUANTIFICATION EN TRAITEMENT D'IMAGE

Dans le domaine du traitement d'image, on suppose que le niveau de gris associé à chaque pixel est la réalisation d'une variable aléatoire dont la variance est reliée au pas de quantification (± 0.5). Ce modèle est raisonnable ; on peut même, moyennant une modélisation physique poussée du comportement des éléments photosensibles et des convertisseurs analogique-numérique, avoir une bonne idée de la densité de probabilité de cette variable aléatoire. Sans cette étude, on dispose d'un modèle arbitraire sans pouvoir tenir compte de cet aspect arbitraire dans la suite du traitement ; sinon le modèle est fiable mais particulièrement complexe. Cependant, quel que soit le modèle probabiliste choisi, il n'est utilisable que si

on réalise un traitement statistique sur un nombre important de valeurs de niveaux de gris d'une région de l'image. Dans la majorité des traitements bas-niveaux, le voisinage considéré pour capter une information statistique sur une image est réduit à moins d'une vingtaine de pixels. C'est le cas par exemple pour les calculs variationnels (gradient, flot optique, variance, ...). Un tel voisinage est insuffisant pour pouvoir appuyer un raisonnement statistique sur la distribution présumée des niveaux de gris. Il en résulte une faible robustesse des traitements proposés que l'on tente parfois de résoudre en utilisant des techniques de régularisation. On peut rendre ces traitements plus robustes par l'utilisation de statistiques de rang. Celles-ci nécessitent cependant plus de données que les statistiques de moment, donc risquent de faire payer en biais l'augmentation de la robustesse. Enfin, ce type de représentation ne permet pas de prendre en compte certains défauts comme les phénomènes de saturation. La saturation intervient soit à cause de la nature du phénomène physique utilisé pour mesurer l'information, soit à cause des bornes choisies pour représenter les niveaux de gris de l'image. En effet, si la quantité de flux lumineux reçue par un élément du capteur photo-sensible excède le niveau représenté par la valeur la plus haute de la quantification (classiquement 255), alors la valeur attribuée sera cette valeur haute.

Intéressons nous maintenant à l'échantillonnage de l'image. Une image est obtenue en partitionnant une portion de l'espace projectif par un réseau d'éléments photo-sensibles. La valeur attribuée à chaque élément est une *image (au sens propre)* de la quantité de lumière qu'il a reçu pendant le temps d'exposition. Ces éléments (pixels) sont répartis de façon régulière sur la rétine. Classiquement, en traitement du signal, on émet l'hypothèse que le signal échantillonné est la convolution d'un signal continu inconnu avec une distribution périodique de dirac, ce qui permet de transposer les outils définis en continu. Cette modélisation suppose que la surface d'intégration est très inférieure à l'espacement entre les pixels, ce qui est rarement vrai. Enfin, cette transposition est impossible si l'échantillonnage n'est pas régulier.

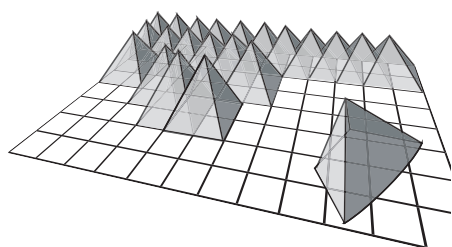
La modélisation probabiliste est plus juste. Elle considère que la valeur I_{ij} obtenue sur la surface d'échantillonnage positionnée en un point de coordonnées réelles (x_i, y_j) est la réalisation d'un processus aléatoire d'intégration. L'adéquation entre la valeur I_{ij} et la luminance en un point voisin (x_i+dx, y_j+dy) est une fonction qui passe par un maximum en $dx=dy=0$. La position (x_i, y_j) est donc le mode de cette distribution. Les inconvénients de ce type de méthode sont pratiquement les mêmes que ceux que nous avons soulevés précédemment pour la quantification. Le choix de la distribution est prépondérant. Classiquement, on choisit une distribution Gaussienne en arguant que, la valeur obtenue étant issue d'un processus d'intégration, le théorème de la limite centrale peut être invoqué. Dans ses travaux, Kamgar-Parsi a montré qu'il était pertinent de modéliser l'échantillonnage par une distribution uniforme. Cette représentation est plus proche du phénomène de pavage de l'espace réalisé par le capteur d'image, mais fait perdre l'aspect *modal* de la répartition de confiance. De façon générale, la représentation probabiliste modélise mieux les variations aléatoires induites par les défauts des capteurs que les défauts de connaissance du signal induit par l'échantillonnage (qui n'est pas un phénomène aléatoire).. Enfin, il n'est pas possible de représenter correctement la méconnaissance que l'on a de l'espace non couvert par la mesure (effet de bord).

A l'opposé de cette démarche probabiliste, les travaux de E. Walter ont montré que les techniques issues de la modélisation par intervalle \int_{13} permettaient d'obtenir des estimations garanties. Dans cette optique, le pixel peut être représenté par un pavé bidimensionnel. Les outils utilisés sont proches de ceux connus sous l'appellation *calcul d'erreur*. En probabilité, on associe souvent ce calcul appelé *pire cas* aux calculs des intervalles de confiance. Il est bon de noter que, s'il existe des ponts théoriques entre calcul d'erreur et calcul statistique probabiliste, les résultats obtenus par les deux méthodes sont de nature différente. Avec le calcul d'erreur, on conserve l'aspect arbitraire de la représentation de l'échantillonnage et on gagne la garantie des résultats. Avec le calcul probabiliste et les intervalles de confiance, on traite de l'aspect aléatoire du signal, les estimations produites sont précises mais leur

garantie est liée au nombre de données utilisées. L'estimation par intervalle saisit mieux la méconnaissance des espaces intermédiaires laissés vides par l'échantillonnage. C'est une méthode qui présente peu de nuance mais dont les résultats restent fiables même si le nombre de données est faible.

C. VERS UN NOUVEAU MODÈLE DE REPRÉSENTATION

Pour pallier les défauts de représentation de l'échantillonnage et de la quantification qui sont présents dans tous les signaux numériques, j'ai essayé de trouver des méthodes permettant de conserver l'aspect nuancé du traitement de l'information sans perdre en robustesse vis-à-vis des défauts de cette représentation. C'est à dire trouver un modèle qui allie la robustesse de la représentation par intervalle à l'aspect nuancé de la représentation probabiliste. Or la généralisation pondérée du partitionnement par intervalle, c'est le partitionnement flou. Un pavé flou peut être vu comme un emboîtement continu de pavés affectés d'une mesure de confiance. Du point de vue probabiliste, un intervalle flou peut être considéré comme la représentation d'un emboîtement d'intervalles de confiance. En d'autres termes la représentation floue contient la représentation probabiliste et la représentation intervalliste. Par contre, les représentations floues et probabilistes n'étant pas de même nature, les résultats obtenus pas les outils propres aux sous-ensembles flous ne peuvent produire des résultats probabilistes. Le passage d'une théorie à l'autre fait perdre de l'information.



Le flou permet d'appréhender l'aspect imprécis de l'échantillonnage et de la quantification tandis que les probabilités saisissent l'aspect aléatoire d'informations précises mais contradictoires. Il semble important de faire cohabiter ces deux approches dans un même cadre. Si on se réfère aux travaux les plus pertinents dans ce domaine (Dubois, de Cooman, ...) une méthode adéquate pour faire cohabiter ces deux approches semble faire intervenir

un modèle imprécis des probabilités.

Dans les travaux que je présente dans la suite de ce document, j'ai essayé d'utiliser une modélisation adéquate de l'imperfection des données en cherchant un compromis entre des modèles mettant l'accent sur l'imprécision et ceux mettant l'accent sur l'incertitude. Les premiers sont robustes mais peuvent réduire le contenu informatif de l'ensemble des données, les seconds amènent de l'arbitraire donc réduisent la robustesse des traitements.

Ce mémoire propose une présentation de mes travaux de recherche depuis 1992, c'est à dire la date de ma prise de fonction en tant que maître de conférences. Hors cette partie introductive, il se compose de trois parties principales. Dans la section II que j'ai baptisé *Historique*, je propose une vision chronologique (ou presque) de ma démarche de recherche. Cette partie met l'accent sur les applications de mes recherches et sur mes encadrements. La section III, *Eléments Mathématiques*, propose une vision unifiée des principaux outils que j'ai utilisés pour développer les applications présentées dans la section précédente. J'ai essayé de faire le travail de présentation succinct que j'aurais aimé trouver lorsque j'ai démarré cette thématique. Enfin la section IV, *Traitement des signaux et des images*, montre comment j'ai utilisé l'approche présentée dans la section III pour réaliser la plupart des applications présentées en section II. Certains de mes travaux n'utilisent cependant pas les outils présentés dans cette partie, ou simplement des approches voisines. La section V est une conclusion classique faisant un bilan de mon travail et présentant rapidement quelques perspectives à court terme.

Beaucoup des travaux que je présente ici sont anciens. Il ne m'a pas semblé opportun de référencer une bibliographie qui risque de ne plus être à jour. Hormis la section III, les seules références correspondent à mes publications. Elles sont repérées par [9]. Dans la section III, *Eléments Mathématiques*, les références nécessaires à la littérature sont repérées par [9].

II. HISTORIQUE

A. STATISTIQUE ET SOUS-ENSEMBLES FLOUS, UN PREMIER CONTACT

Comme toi, Lecteur, ma carrière de chercheur a vraiment commencé en thèse. Mon encadrante, Marie-José Aldon, s'intéressait alors aux systèmes de vision active utilisant une caméra et un plan LASER. Elle m'avait proposé d'étudier l'utilisation d'un tel système pour réaliser un capteur extéroceptif pour la robotique mobile. Au début de ma thèse, le thème à la mode en perception pour la robotique mobile était la fusion de données. Je m'étais donc fixé comme but de réaliser un système de perception, incluant ce système de vision active, basé sur un principe de fusion de données. A cette époque, sous l'impulsion de Hugh Durrant White et Nicolas Ayache, la méthode la plus utilisée, en fusion de données, était le filtre de Kalman. Pour réaliser une fusion de données avec un filtre de Kalman (comme avec la plupart des principes de fusion de données) il faut disposer d'une estimation de l'erreur de mesure et de l'erreur de modélisation, ce qui est une limite particulièrement invalidante.

Bien sûr, le sujet a beaucoup évolué au cours de la thèse. Hormis les travaux de base associés aux systèmes de vision incluant calibrage, étalonnage d'erreur, analyse et reconstruction, j'ai été confronté à un problème qui me semblait pourtant simple mais qui ne trouvait pas de solution satisfaisante dans les méthodes classiques de traitement du signal et qui concernait la fusion de critères hétérogènes. Un heureux hasard a mis entre mes mains le livre de logique floue de Kaufmann. Le thème de la logique floue et plus particulièrement du contrôle flou, était lui aussi très à la mode dans les années 90. Comme beaucoup de novices, je n'avais pas complètement saisi la portée de ce nouvel outil de représentation et mes premières utilisations étaient certainement maladroites.

J'avais proposé d'utiliser une sémantique floue issue de l'observation du comportement des critères, dans différentes situations, combinée à une analyse mathématique objective de ces critères, lorsque celle-ci était possible. En immergeant l'espace des critères dans le domaine sémantique, j'avais réussi à obtenir une méthode robuste de mise en correspondance d'indices hétérogènes qui permettait de réaliser une segmentation itérative "en ligne" d'une image obtenue par le système de vision en lumière structurée.

Un des points clef de ce travail reposait sur l'utilisation de l'aspect bipolaire de l'interprétation (objective ou subjective) d'un critère. Pour fixer les idées, prenons l'exemple d'un critère basé sur un test statistique classique d'hypothèse paramétrique. Ce type de test consiste à comparer deux distributions statistiques à partir de leur description paramétrique (par exemple moyenne/écart type). Cette comparaison est mesurée par deux probabilités d'événements contradictoires qu'on appelle respectivement l'hypothèse nulle et l'hypothèse alternative. En fixant un seuil à une de ces probabilités, on sépare l'espace de réponse du test en deux régions qui sont la région de rejet et la région d'acceptation. Ce qui est troublant, c'est qu'en fixant le même seuil aux deux probabilités (rejet à tort et acceptation à tort) on obtient un partitionnement de l'espace de réponse au test qui ne respecte ni le tiers exclus, ni la non contradiction. Plus simplement, les deux régions d'acceptation (définie par la probabilité de rejet à tort) et de rejet (définie par la probabilité d'acceptation à tort) ont une intersection non-nulle ce qui semble contredire les axiomes même des probabilités. La réponse à un test statistique peut être facilement représentée par une partition floue de l'ensemble du domaine de définition du test puisque cette représentation admet la contradiction et le tiers inclus.

Enfin, je m'étais intéressé, au cours de mes travaux de thèse, aux techniques dites de ré-échantillonnage (Bootstrap et Jackknife) pour valider ou invalider automatiquement des estimations et pour estimer les variances des erreurs associées à ces estimations.

En fait, dès le départ de mes travaux de recherche, la plupart des ingrédients de ce qui allait me préoccuper dans les années qui ont suivi étaient là à savoir statistique (paramétrique et non paramétrique), robustesse, représentation de l'erreur, sous-ensembles flous, ... La suite de mes recherches

m'a permis de tisser des liens de plus en plus étroits entre tous ces thèmes avec toujours en toile de fond une volonté de mettre la théorie au service de problèmes concrets touchant différents domaines du traitement du signal tels que le filtrage, la mise en correspondance, le traitement d'images, l'estimation, la reconstruction, ...

B. PERCEPTION POUR LA LOCALISATION

Lors de mon recrutement au LIRMM, les thèmes principaux du département de robotique du laboratoire concernaient la robotique de manipulation et la robotique mobile terrestre. C'est donc tout naturellement que j'ai continué à m'intéresser à la perception pour les robots mobiles.

Pour un robot, percevoir pour se localiser consiste en l'utilisation des données provenant des différents capteurs dont il est équipé pour estimer sa position par rapport aux objets composant son environnement. Cette estimation peut être absolue, on donne alors la position du robot dans un référentiel fixe par rapport à l'environnement, ou relative, on tente alors d'estimer la position du robot par rapport à une position antérieure.

Les informations nécessaires pour estimer le mouvement d'un robot mobile sont obtenues au moyen de différents types de capteurs proprioceptifs (capteurs inertiels, odomètres ...), ou extéroceptifs (caméras, télémètres, ...). Chaque capteur présente un certain nombre de limitations caractéristiques de la technologie employée. Citons par exemple le manque de précision des télémètres ultrasonores, l'ambiguïté sur l'information de profondeur délivrée par un système de vision, le bruit important des capteurs accélérométriques ou encore la dérive thermique des gyromètres.

À cause de ces limitations, l'extraction d'une information de déplacement à partir de données capteur est un travail délicat mettant en œuvre des techniques associées au traitement du signal. Une des méthodes les plus utilisées pour réaliser cette extraction consiste à mettre en correspondance des primitives extraites des mesures de l'environnement avec des primitives issues du modèle de l'environnement. Lorsque le modèle est construit au fur et à mesure du déplacement du robot on parle de SLAM¹. L'estimation de mouvement par appariement de primitives implique deux processus qui sont l'extraction des primitives et la mise en correspondance de ces primitives.



J'ai encadré la thèse de Laurent Charbonnier concernant la localisation relative d'un robot navigant sur un sol plat par mise en correspondance d'images télémétriques. L'environnement considéré dans cette étude est un environnement d'intérieur composé principalement de plans verticaux (murs, armoires, portes, ...). Nous avons développé tout d'abord une méthode de segmentation de ces données (extraction de primitives) alliant précision, fiabilité et répétabilité. L'originalité de cette méthode consiste en l'association de techniques statistiques et floues. Dans cette démarche, contrairement à ce que je développerai par la suite, la théorie des sous-ensembles flous n'est pas utilisée pour faire des statistiques mais pour fusionner dans un espace logique pondéré et bipolaire, des critères statistiques multi-seuillés. Les performances de cet algorithme ont été

mises à l'épreuve dans le laboratoire de recherche sur les systèmes (HEUDIASYC²) de l'UTC³ pour des travaux similaires. Dans un second temps, nous avons mis au point une technique d'appariement utilisant un raisonnement bipolaire⁴ multi-valué⁵ $\int 1$ basé sur le concept de ressemblance. Nous avons

1. Simultaneous localisation and mapping
2. Unité Heuristique et Diagnostic des Systèmes Complexes
3. Université de Technologie de Compiègne
4. Un raisonnement bipolaire est un raisonnement qui s'appuie sur une évaluation de la pertinence des deux hypothèses d'une alternative. Il permet de représenter une méconnaissance totale des prémisses de ce raisonnement.

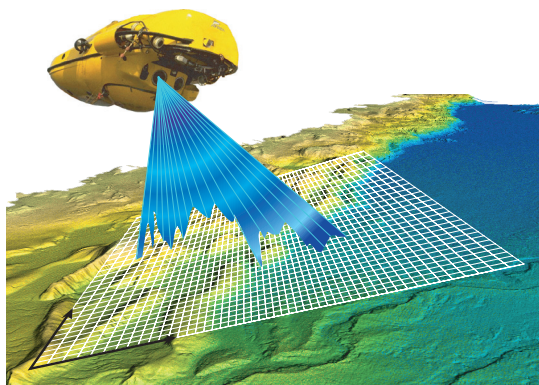
choisi ce raisonnement à cause de sa grande robustesse (moindre sensibilité à une erreur de modélisation). La mise en œuvre informatique de cette méthode a été rendue possible par l'utilisation d'un algorithme dynamique. Le passage de la mise en correspondance à l'estimation du mouvement du capteur entre les deux prises d'images est immédiat. Cette méthode d'estimation a été expérimentée sur un des robots mobiles du LIRMM (voir figure ci-dessus) muni d'un télémètre laser à balayage horizontal [15], [16], [18], [19], [20], [22].

Geovanny Borgès a poursuivi ces travaux de localisation sous la direction de Marie-José Aldon. Nous avons collaboré sur des aspects de segmentation utilisant les "fuzzy c-means" ainsi que sur les processus de fusion des informations délivrées par les capteurs [37].

Parallèlement à ses activités de robotique terrestre, l'équipe robotique du LIRMM s'est intéressé à la robotique sous-marine. J'ai participé activement aux travaux de thèse de Sandrine Wasielewski concernant l'estimation de mouvement d'un robot sous-marin par suivi de cible en vision monoculaire. Je lui ai apporté des idées originales pour la segmentation des images vidéo et l'extraction des primitives. Ces innovations ont considérablement augmenté la robustesse du processus complet [1], [25].

Lors de mon séjour au MBARI¹, j'ai mis au point un filtre récursif basé sur l'utilisation conjointe de trois théories de traitement de l'erreur : les statistiques, les possibilités et les sous-ensembles grossiers (rough sets). Le travail sur ce filtre - appelé Guess Filter ou filtre à hypothèses - a débuté en 1995 par le stage de DEA de Eric Aimé. Ce filtre a été testé pour traiter les données inertielles du véhicule sous-marin expérimental du MBARI. Ces tests ont montré la grande robustesse que l'on pouvait attendre de ce principe c'est-à-dire la faible dépendance de la qualité du filtrage vis-à-vis des hypothèses qui ont amené à la définition d'un filtre spécifique.

J'ai montré qu'il était possible d'utiliser ce principe pour réaliser une vraie fusion de données au sens où l'on peut spécifier dans le filtre des relations statistiques ou logiques entre les données. Le processus obtenu réalise alors à la fois des inférences de bas et de haut niveaux. J'ai testé la fusion de données inertielles provenant d'un compas magnétique et d'un gyromètre et je l'ai comparée à d'autres méthodes comme, par exemple, celle utilisant un filtre de Kalman. Cette étude a montré que, lorsque les hypothèses qui conduisent à la définition des filtres sont bien respectées, tous les filtres ont un comportement analogue. Cependant lorsque ces hypothèses ne sont plus respectées, le filtre à hypothèses continue de converger tandis que tous les autres divergent ou prennent du retard [24]. De retour au LIRMM, j'ai mis au point un processus automatique d'analyse des signaux capteurs permettant de définir les paramètres du filtre de façon automatique. J'ai expérimenté avec succès ce filtre sur les données accélérométriques du véhicule omnidirectionnel du LIRMM. Ces études ont donné lieu à deux publications [23], [24].



J'ai encadré le stage de DEA de Frédéric Comby concernant la mise en correspondance de données télémétriques ultrasonores sous-marines avec une carte de relevé topographique des fonds marins. La méthode que nous avons mise au point est apparentée aux techniques connues sous le nom de corrélation. Son utilisation a permis d'estimer le déplacement du robot sous-marin au fur et à mesure de son déplacement contrairement à ce que permettent les méthodes existantes qui nécessitent l'acquisition d'un grand nombre de données pour pouvoir faire

5. Multivalué fait référence au fait que les opérateurs logiques utilisés respectent un ordre préférentiel sur les hypothèses envisagées

1. Monterey Bay Aquarium Research Institute (Monterey California USA)

cette mise en correspondance. Ce travail a donné lieu à deux publications [26], [35]. Cette méthode a été implantée sur un robot sous-marin de l'IFREMER¹ basé à Toulon. Elle est utilisée conjointement avec une méthode absolue de mise en correspondance dont les qualités sont complémentaires. Nathalie Pessel a continué cette approche au cours de son stage de DEA. Ce travail est publié dans le chapitre "images de profondeur et navigation sous marine" du livre dirigé par Jean Gallice sur les images de profondeur [2].

C. TRANSFORMATION DE HOUGH FLOUE

Entre 1994 et 1996, dans le cadre de la collaboration entre la France et la Syrie (oui il y en avait à l'époque), j'ai été donné des cours à l'ISSAT², école d'ingénieur francophone de Damas, sur la logique floue et ses applications au contrôle de processus. J'avais alors tenté de mettre l'accent sur la capacité de la théorie des sous-ensembles flous à généraliser une démarche binaire classique. Pour illustrer mon cours, j'avais proposé à mes étudiants une vision floue de la transformation de Hough, qui était alors un outil que j'utilisais beaucoup dans les procédures de calibrage des caméras (pour repérer les points de calibrage sur les images). J'ai bien sûr testé cette version de la transformation de Hough et j'ai constaté que la généralisation floue de la transformation de Hough avait des propriétés intéressantes d'invariance à la translation dans l'espace des paramètres. En fouillant un peu plus l'aspect théorique de cette transformation, j'ai mis en évidence le fait que son utilisation permettait de résoudre un bon nombre des problèmes classiques de cette transformation tel que l'instabilité de la détection. Le travail sur la transformation de Hough a donné lieu à deux publications [3], [17]. Ce travail est très certainement le premier jalon de la démarche théorique que j'expose dans la section III : Eléments Mathématiques.

D. IMAGES EN MOUVEMENT

Une des méthodes les plus classiques d'estimation différentielle du mouvement, connue sous le nom de *flot optique*, consiste à relier les variations de niveaux de gris des pixels dans un flot d'images au déplacement de la projection des objets perçus. Cette méthode est basée sur l'utilisation d'estimateurs de dérivées spatio-temporelles des niveaux de gris sur une séquence d'images. L'utilisation de ces estimateurs entraîne deux défauts majeurs : elle contraint d'une part la méthode à n'être applicable que pour de très petits déplacements et d'autre part elle induit un biais par le fait que l'estimation de mouvement ne peut être fiable que sur des zones très texturées de l'image, là où justement les estimateurs de dérivées sont les moins fiables. Enfin les erreurs induites par l'échantillonnage et la quantification du signal sont complètement ignorées.

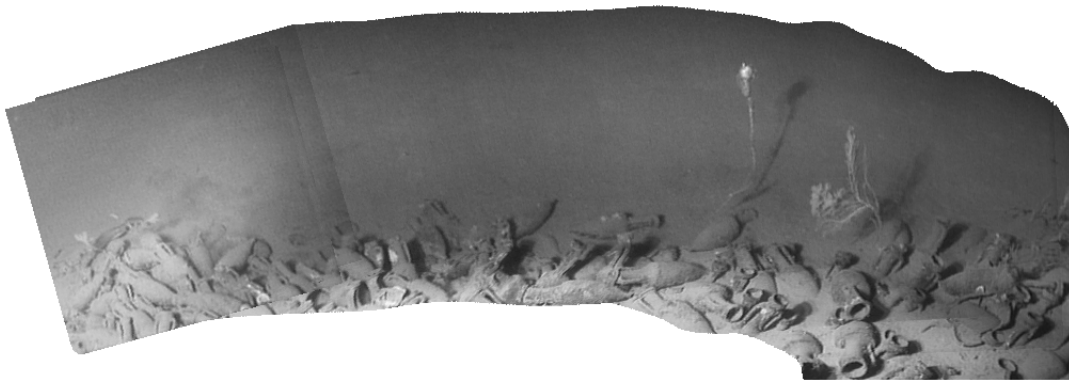
Je me suis, dans un premier temps, intéressé à l'utilisation d'un estimateur de dérivées récursif à horizon infini. Cette étude a fait l'objet du stage de DEA de Laurent Tremel que j'ai encadré. Elle a montré une nette amélioration du processus d'estimation du mouvement sans augmentation notable des temps de calcul (qui est une des faiblesses de la méthode).

J'ai travaillé avec Erwan Lavarec, au cours de sa thèse, sur une méthode basée sur l'utilisation conjointe de la théorie des possibilités, des sous-ensembles flous et des statistiques robustes (statistiques de rang) pour une mise en correspondance à la fois locale et globale des pixels de deux images successives d'une séquence d'images. Son principe consiste à estimer le mouvement sous la forme d'une distribution de possibilités. Nous avons obtenu des résultats prometteurs sur des données mono-dimensionnelles (ligne d'une image). Sa généralisation en deux dimensions (image usuelle) a montré de grandes qualités de robustesse.

1. Institut français de recherche pour l'exploitation de la mer

2. Institut Supérieur des Sciences Appliquées et de Technologie

J'ai encadré la thèse de Frédéric Comby, dont les travaux ont prolongé ceux d'Erwan Lavarec. De cette collaboration est issue une approche particulièrement novatrice du problème d'estimation du mouvement dominant dans une séquence d'images. Elle se démarque des approches classiques par le fait que les hypothèses sur les relations entre le mouvement apparent et les variations du niveau de gris des pixels du flot d'images influent très peu sur la robustesse du procédé. L'originalité de ce travail repose sur l'utilisation d'un ensemble de techniques de représentation de l'imprécis et de l'incertain permettant de minimiser a priori dans le processus d'estimation. L'estimation du mouvement majoritaire fait appel à l'estimation de la densité de probabilité du mouvement puis à la recherche du mode principal de cette distribution. Ces deux étapes sont réalisées grâce à une extension de la technique des histogrammes, les histogrammes quasi-continus, qui permettent de prendre en compte les défauts de type imprécision et incertitude dans les données et de minimiser l'influence du partitionnement de l'espace paramétrique de représentation du mouvement. Nous parlerons plus précisément de cette technique dans la section G. Un autre point important de ce travail concerne l'utilisation d'une approche sémantique de la relation liant mouvement et variation des niveaux de gris de l'image permettant de transformer en calcul des propositions linguistiques de type ressemblance. Ces deux approches complètement novatrices ont donné d'excellents résultats sur des données synthétiques et réelles. Elles ont donné lieu à de nombreuses publications [4], [27], [28], [29], [38].



Suite au travail de Frédéric Comby, qui portait sur les images à niveaux de gris, j'ai encadré le stage de DEA d'Olivier Aucourt sur une approche équivalente concernant les images couleurs. Il en est ressorti que l'on pouvait, avec une faible augmentation des calculs, utiliser facilement l'information couleur.

La méthode d'estimation de mouvement permettant de traiter le flot d'images en temps réel, nous l'avons utilisée pour obtenir une stabilisation logicielle d'images. Ce travail a fait l'objet du stage de DEA de Thomas Blum qui s'est déroulé dans le cadre d'un contrat de recherche avec la société ECL.

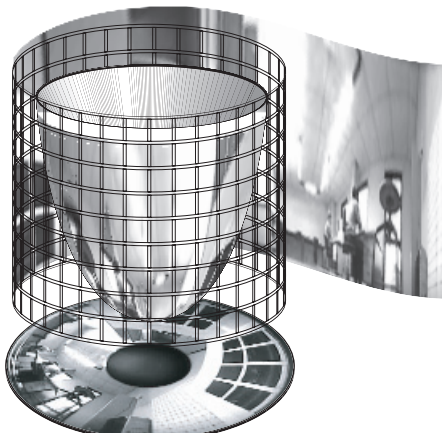
Nous avons aussi utilisé la méthode d'estimation de mouvement apparent pour réaliser des mosaïques d'images qui sont des images de haute résolution obtenues par superposition d'images de faible résolution. L'implantation de cet algorithme a fait l'objet d'un contrat universitaire signé avec l'IFREMER.

Nous avons modifié la méthode mise au point avec Frédéric Comby de façon à réaliser un suivi de cible projective, c'est à dire suivre, dans une séquence d'image, la projection d'un objet défini sur la première image de la séquence. Le suivi que nous proposons repose sur une mise en correspondance robuste entre le mouvement et les variations d'intensité des pixels à l'aide d'un jeu de règles bipolaire floues. Ces règles sont apprises directement sur l'image initiale. L'estimation du mouvement du motif est réalisée en inversant l'ensemble de ces règles par abduction et en accumulant le résultat sur un histogramme quasi-continu. Cette technique, comme toutes les techniques de ce type, ne gère pas les changements d'aspect. Par contre elle s'est avérée particulièrement robuste aux bruits d'acquisition, de numérisation, aux variations locales ou globales d'illumination. Cette robustesse est due, comme dans la méthode d'estimation du mouvement majoritaire, à la description sémantique de la relation entre mouvement et variation de niveau de gris. Cette méthode a fait l'objet de deux publications [31], [40].

E. STÉRÉOVISION

En septembre 2001, je me suis intéressé à la vision stéréoscopique. Je souhaitais voir s'il était possible de dériver notre travail dans le domaine de la mise en correspondance des distribution d'illumination dans les images et de l'appliquer à la création de cartes de disparités stéréoscopiques. J'ai encadré, sur ce sujet, la thèse de Christophe Rabaud portant sur la mise en correspondance dense et robuste d'indices bas niveau dans les images stéréoscopiques. Le but de ce travail était de créer des images 3D denses en se basant uniquement sur des informations de répartition de niveaux de gris et de calibrage garanti. Le calibrage garanti (estimation par méthode intervalliste) a fait l'objet de la thèse de Benoît Telle sous la direction de Marie José Aldon (travaux auxquels j'ai participé). Les travaux de référence du domaine ne proposent généralement que des cartes 3D éparses en se basant sur des appariements de points d'intérêts. Nous avons obtenu des résultats très intéressants en terme de robustesse vis-à-vis du modèle géométrique en utilisant, une fois encore, la description sémantique bas niveau de l'image pour intégrer, dans un même algorithme, la mise en correspondance par appariement de motif, les contraintes épipolaires et les contraintes d'ordre [42].

F. VISION OMNIDIRECTIONNELLE



Depuis septembre 2000, je m'intéresse aux images obtenues avec des caméras omnidirectionnelles. Une caméra omnidirectionnelle est une caméra donnant une image de l'environnement couvrant 360° . Parmi les nombreuses techniques permettant de réaliser un tel capteur, nous avons opté pour celle consistant à munir une caméra classique d'un réflecteur catadioptrique de forme conique, parabolique ou hyperbolique délivrant une image anamorphosée. Lorsqu'une telle caméra est placée sur un robot, l'image anamorphosée se déforme d'une façon caractéristique en fonction du mouvement effectué. S'il n'est pas possible de remonter complètement au mouvement du robot à partir du mouvement projectif, il

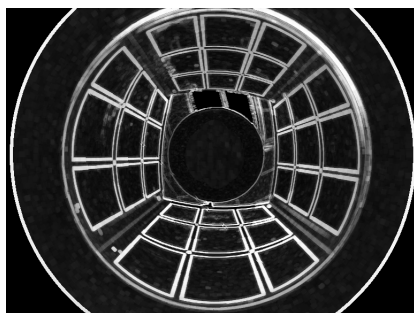
est par contre possible d'estimer la cohérence entre le mouvement projectif et le mouvement délivré par les capteurs inertiels ou odométriques du robot. De même, si on connaît un des mouvements (la rotation par exemple qui peut être mesurée de façon fiable par un compas), on peut remonter au mouvement du robot dans le plan du sol.

Nous avons, dans un premier temps, fait une étude sur le redressement des images omnidirectionnelles. Il s'agit ici de créer des images perspectives ordinaires à partir d'images anamorphosées. Ce redressement n'est possible que si le capteur est à point de vue unique. C'est ce type de capteur que nous utilisons. J'ai réalisé un premier travail sur le calibrage simple d'un tel système. Ce travail s'est poursuivi par le stage de DEA d'Amonrit Puttipatkajorn au cours duquel nous avons étudié et mis au point plusieurs méthodes temps-réel de création d'images perspective de haute résolution. L'originalité de ce travail se situe dans le fait que l'algorithme respecte la disparité des échantillonnages des deux images source (anamorphosée) et cible (perspective). Les travaux analogues se contentent généralement d'utiliser des algorithmes d'interpolation uniforme, ce qui provoque une disparité de qualité entre les différentes zones de l'image.

Suite à ce travail, nous nous sommes engagé dans deux contrats de recherche collaborative portant sur l'utilisation des caméras omnidirectionnelles en robotique mobile.

Le projet WACIF¹ (qui était un projet exploratoire RNTL² 2002) a eu pour objet l'étude d'un robot de télé-présence autonome doté de fonctionnalités de navigation, de localisation, d'apprentissage, d'alerte et de communication. Dans ce projet, qui a fait intervenir en collaboration quatre laboratoires (LASMEA³, CEA, LIRMM, France Telecom R&D) et deux industriels (Wany), nous étions responsables du sous-programme 3 concernant le développement du module de détection d'événements anormaux. Dans le cadre de ce projet, un événement anormal était caractérisé par un mouvement dans la scène qui n'est pas provoqué par le déplacement "volontaire" du robot. Une pré-étude avait été réalisée par Guillaume Chanel concernant le flot optique dans les images omnidirectionnelles. La méthode que nous avons mise au point, au cours du stage de DEA d'Alice Viera, s'appuie sur un calibrage de la relation dynamique qui lie le mouvement du robot et le déplacement apparent sur l'image anamorphosée. Le calibrage de cette relation a fait l'objet du stage de DEA d'Etienne Moll. Cette relation étant identifiée, nous avons utilisé la théorie des possibilités pour prédire une image "intervalliste" représentant l'ensemble des images que l'on peut déduire de la connaissance du mouvement du robot ainsi que la précision (et la confiance) en cette connaissance. En comparant statistiquement l'image courante à l'image prédite, il est alors possible de détecter, avec un très haut niveau de certitude, tout mouvement anormal dans l'environnement du robot. Ce principe a été implanté par l'équipe du CEA sur les cartes du robot Pekee.

Le projet OMNIBOT⁴ (ROBEA⁵ 2002) nous a lié à trois laboratoires de recherche français (LASMEA, IRISA⁶, CREA⁷) autour de la vision omnidirectionnelle et de son utilisation pour la commande de robots mobiles. Notre travail dans ce projet a concerné la redéfinition des outils de base du traitement d'images pour les images omnidirectionnelles et la création d'algorithmes robustes de poursuite de motifs sur les images, algorithmes qui servent de base aux asservissements visuels des robots mobiles. Nous avons particularisé l'algorithme de poursuite basé sur l'utilisation du modus tollens généralisé.



Suite à ces travaux, je me suis intéressé à la redéfinition des opérateurs de morphologie mathématique de façon à les adapter aux images omnidirectionnelles. A cause de l'anamorphose des images omnidirectionnelles, il est impossible de positionner le capteur de façon à ce qu'un maillage isotrope défini dans l'espace objet se projette de façon isotrope dans l'espace image. L'utilisation d'opérateurs de morphologie à élément structurant isotrope viole donc, du point de vue de l'objet, la propriété d'invariance par translation. Dans notre approche, l'élément structurant est défini dans un espace projectif plus régulier du point de vue de l'objet, et est projeté sur l'image omnidirectionnelle.

Cette projection ne pouvant par essence plus être représentée par une union de pixels de l'image. C'est pourquoi nous avons opté pour une approche utilisant une représentation floue de l'image et de l'élément structurant. L'intégrale de Choquet nous permet alors de redéfinir les outils de base que sont la dilatation, l'érosion et le gradient morphologique. Nous avons montré par ailleurs que cette approche pouvait permettre de réaliser des désanamorphoses de meilleure qualité que celles obtenues par des techniques classiques. Ces travaux ont fait l'objet de plusieurs publications [6], [7], [32], [43].

-
1. Robot de télé-présence autonome doté de fonctions de navigation, de localisation, d'apprentissage, d'alerte et de communication
 2. Réseau National de recherche et d'innovation en Technologies Logicielles
 3. Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique et d'Automatique
 4. De la vision omnidirectionnelle à la commande de robot mobile
 5. Robotique et entités artificielles
 6. Institut de recherche en informatique et systèmes aléatoires
 7. Centre de Robotique d'Electrotechnique et d'Automatique

G. HISTOGRAMMES QUASI-CONTINUS

J'ai déjà mentionné ce terme d'*Histogrammes quasi-continus*, dans ce mémoire, sans en donner vraiment de définition. Un histogramme quasi-continu, c'est simplement une extension de la notion d'histogramme faisant intervenir des sous-ensembles flous et des mesures floues. Je reviendrai sur les aspects mathématiques de cette technique dans la partie III.

Ce thème des histogrammes quasi-continu a, dans un premier temps, émergé dans mes recherches pour les raisons tout à fait pratiques que j'ai abordées dans la section D. Il s'agissait, dans le cadre de l'estimation du mouvement apparent majoritaire, de réaliser un estimateur de mode d'une distribution de mesures. Les estimateurs de mode sont rares et souvent difficiles d'utilisation. On leur préfère les estimateurs de moments ou parfois les estimateurs de rang qui sont plus simples à mettre en œuvre.

Après avoir évalué un bon nombre de méthodes classiques incluant les estimateurs robustes de type R-estimateurs et L-estimateurs ainsi que des méthodes d'identification de distributions multimodales, nous avons fini par développer notre propre technique en essayant d'exploiter au mieux la relation étroite qui lie la densité de probabilité sous-jacente à un échantillon et l'histogramme que l'on peut bâtir avec cet échantillon.

L'utilisation des histogrammes est une des méthodes les plus répandues pour visualiser la densité de probabilité associée à un échantillon d'observations. C'est un outil dont la mise en œuvre est très simple. Cependant, il est rarement utilisé pour réaliser des analyses statistiques pour bon nombre de raisons. Tout d'abord l'estimation de la densité que réalise un histogramme est assujettie à la dualité imprécision/incertitude. Cette dualité peut être exprimée ainsi : plus on souhaite se rapprocher d'une fonction continue, plus il faut réduire la taille du partitionnement indispensable à la réalisation d'un histogramme, mais plus la valeur de l'accumulateur associé à chaque élément de la partition (ou cellule) est faible, rendant arbitraire l'estimation produite. A l'inverse, un pas d'échantillonnage trop grand fait perdre la variabilité de la densité de probabilité sous-jacente et augmente l'aspect discontinu de l'estimation de la densité. De plus, les paramètres permettant de définir l'histogramme, c'est à dire le nombre de cellules et la position de ces cellules sur l'espace de référence, ont une très grande influence sur l'allure de la densité reconstruite.

L'influence de l'apriorisme sur les histogrammes en fait un outil dont la robustesse et la fiabilité sont trop faibles pour être utilisé dans des procédures d'estimation ou d'analyse statistique. En tant qu'outils de visualisation, ils permettent cependant de poser des hypothèses sur la forme de la densité observée et donc de guider des procédures d'estimations paramétriques. Il est important de noter que rien n'oblige à utiliser une partition régulière de l'intervalle de référence. Cependant l'irrégularité de la partition serait un nouvel élément à régler, rajoutant de l'a priori sur l'estimation.

Nous avons proposé de réduire l'influence du caractère arbitraire du partitionnement en remplaçant simplement le partitionnement binaire des histogrammes classiques par un partitionnement flou. Cette idée, très simple à la base et directement inspirée par mes travaux précédents sur la transformation de Hough, permet de trouver une solution intéressante à des problèmes statistiques classiques. Le nom d'histogramme quasi-continu (proposé par Didier Dubois) vient de la possibilité offerte par cette technique de manipuler une distribution continue de densité par des opérations discrètes sur les accumulations. J'ai ainsi pu montrer que l'on pouvait dériver, à partir des histogrammes quasi-continus, des estimateurs de mode, de fractiles et de moments précis et peu coûteux en temps de calcul. Ces travaux ont fait l'objet de plusieurs publications [27], [28], [39], [41], [45].

Le fait de remplacer une partition binaire par une partition floue a des implications théoriques et pratiques importantes. Entre autre, les accumulations réalisées sur une partition floue ne peuvent pas être considérées comme indépendantes. La relation entre densité sous-jacente et densité estimée devient une relation d'encadrement qui est liée à la théorie des probabilités distordues. N'ayant pas les compétences

mathématiques pour étudier ces propriétés, j'ai recruté Kevin Loquin, qui est ingénieur en mathématiques appliquées, sur un sujet de thèse portant au départ sur les histogrammes quasi-continus mais qui a divergé vers l'utilisation des sous-ensembles flous en traitement du signal. C'est de notre collaboration qu'est issue la partie théorique que je propose en section III et qui a déjà fait l'objet de plusieurs publications [33], [48], [50] et propositions de publications.

H. FUSION DE DONNÉES GÉORÉFÉRENCÉES

Au cours des dix dernières années, la gestion de données spatialisées a pris une importance considérable dans de nombreux domaines d'application : étude des sols, agriculture de précision, ... Ces données présentent souvent une grande hétérogénéité de résolution et de nature. Une même zone d'étude peut contenir des échantillons dont la taille varie de un à mille. Les valeurs retournées peuvent être quantitatives ou qualitatives avec des niveaux de description et de signification très disparates. Depuis 2001, je travaille en collaboration avec un groupe de chercheurs impliqués dans ce type de problématique dont Bruno Tisseyre (Agro Montpellier), Jean Michel Roger et Serge Guillaume (Cemagref). En septembre 2003, le démarrage de la thèse de Jean Noël Paoli a particulièrement enrichi cette collaboration. Ce travail de thèse a permis de proposer une méthode de fusion et d'exploitation de données géoréférencées permettant d'inférer la valeur d'une variable sur une zone de requête quelconque à partir d'un ensemble de données quantitatives comme qualitatives. Cette méthode permet de prendre en compte non seulement les imprécisions et les incertitudes données par étalonnage des systèmes, mais aussi des données expertes et ce indépendamment de l'adéquation de l'échantillonnage aux répartitions de ces données, sans pour autant faire appel de façon explicite à des méthodes interpolatives. De ces travaux sont issus quatre publications [5], [30], [44], [46].

I. RECONSTRUCTION TOMOGRAPHIQUE

En 2003, nous avons mis en place, William Puech et moi-même, un cycle de conférences autour de l'image dans le cadre des modules doctoraux. A l'occasion d'une de ces conférences, j'ai rencontré Denis Mariano-Goulart, enseignant-chercheur praticien du service de médecine nucléaire du CHU Lapeyronie. De nos discussions, il est ressorti que, contrairement à ce que je pensais, le problème de la reconstruction tomographique était loin d'être clos.

La reconstruction tomographique est basée sur l'hypothèse que l'émission (ou l'absorption) des particules détectées est indépendante de la direction d'observation. Il existe différentes façons de représenter ce phénomène soit en s'appuyant sur la transformée de Radon, soit en considérant la répartition géométrique des capteurs vis-à-vis de l'objet à reconstruire.

Un des principaux problèmes auquel se heurte la reconstruction tomographique est la difficulté de représenter de façon différenciée l'imprécision de localisation de l'émission (ou de l'absorption) des particules due à l'aspect discret des espaces image, et l'incertitude de la réalisation de l'hypothèse d'émission (ou d'absorption) uniforme. Les deux phénomènes étant traités de la même façon, l'image reconstruite fait apparaître des artefacts qui sont la trace de l'échantillonnage des images. Ces artefacts sont d'autant plus visibles qu'on demande à la reconstruction d'être nette (problème de convergence).

En tomographie d'émission, l'approche floue n'avait été, jusqu'à présent, étudiée que pour réaliser de l'interprétation automatique de données et de la segmentation. J'ai décidé d'essayer de l'inclure dans un processus de reconstruction. J'ai alors proposé de remplacer la transformée de Radon discrète par la transformée de Hough floue (voir section C). Dans un premier temps, cette étude a eu pour but la redéfinition d'une matrice d'interaction utilisant une approche possibiliste au lieu de l'approche probabiliste classique. Cette substitution dénormalise le problème et permet de mieux prendre en compte la différence qui existe entre l'imprécision due à l'échantillonnage des images d'une part et les hypothèses de radiation uniforme sur lesquelles s'appuie la reconstruction d'autre part. En utilisant une matrice d'interaction possibiliste avec des processus de reconstruction classique, on obtient des images recons-

truites moins "bruitées", c'est à dire des images où les artefacts dus à l'échantillonnage sont considérablement atténués. Le début de cette étude a été réalisé dans le cadre du stage de DEA de Benoit Louvat et a fait l'objet de plusieurs autres stages (Saïd Omar Chamouine, Farouk Nouzi).

L'information délivrée par l'image reconstruite est souvent insuffisante. En effet, les médecins aimeraient connaître l'impact des conditions expérimentales d'acquisition et de reconstruction, pour évaluer la fiabilité de la radiométrie mesurée (et reconstruite). Cette mesure locale de fiabilité peut aussi être utilisée pour rendre plus robuste les processus de segmentation et d'interprétation automatique des images.

Lorsqu'on représente l'échantillonnage par une partition floue, cela revient à représenter, dans un unique formalisme, une famille de partitions emboîtées indexées par des niveaux de confiance. C'est une représentation riche contenant une bipolarité graduée. Cette bipolarité permet de construire des estimateurs supérieurs et inférieurs comme l'ont montré nos travaux sur les estimations de densité. Il semble donc envisageable d'utiliser cette propriété pour trouver de nouvelles méthodes de reconstruction s'appuyant sur l'aspect bipolaire de ces distributions de confiance non-sommative. On pourrait alors estimer l'imprécision de l'image radiométrique sous forme d'intervalle (usuels ou flous).

Ce travail fait partie des objectifs visés par le projet AMENOPHIS¹. Nous avons, dans un premier temps, proposé de remplacer les opérateurs usuels de projection et rétroprojection précis utilisés en reconstruction tomographique, par des opérateurs basés sur une modélisation floue de l'échantillonnage et de la réponse impulsionnelle des capteurs. Ces opérateurs produisent une estimation imprécise de l'activité projetée en ce sens qu'elle produit des intervalles en lieu et place d'une valeur unique. Nous avons montré, grâce à des expérimentations et des simulations, la forte corrélation existant entre la largeur d'un intervalle et la variance du bruit projeté. Cette corrélation est bien sûr liée à l'ergodicité du bruit de mesure. Trois publications sont actuellement soumises autour de ce travail.

1. Approche non-sommative pour la reconstruction et la quantification robuste des images de tomographie d'émission

III. ÉLÉMENTS MATHÉMATIQUES

A. INTRODUCTION

Beaucoup d'applications en traitement du signal et des images numériques reposent implicitement sur la possibilité de reconstruire un signal continu, ou une densité de répartition associée à ce signal, à partir d'un ensemble d'échantillons bruités [28]. La plupart de ces méthodes utilisent une distribution, ou plus souvent une fonction, permettant de définir un voisinage pondéré autour de chaque échantillon, pour modéliser le processus de mesure, ou autour du point où l'on veut réaliser l'estimation pour améliorer les propriétés statistiques de l'estimation.

Ce voisinage pondéré porte différents noms dans la littérature. On l'appelle réponse impulsionnelle lorsqu'il s'agit de modéliser le processus d'acquisition, fonction-test lorsqu'on s'adresse à la théorie des distributions, fonction caractéristique en théorie ensembliste, élément structurant en morphologie mathématique et enfin noyau en statistiques. Nous regroupons, dans ce mémoire, toutes ces dénominations autour du terme *noyau*. Parmi les noyaux les plus connus, citons le noyau uniforme, le noyau Gaussien, l'impulsion de Dirac, le pavé ou la boule.

Le traitement du signal s'est développé autour de la théorie des probabilités. Les noyaux sont donc très souvent perçus comme associés à des densités de probabilité et utilisés en tant que tels. Si un noyau est considéré comme définissant une densité de probabilité, alors il doit vérifier la propriété de base des densités de probabilité que nous appelons *sommativité*. Nous parlerons alors de noyaux *sommatifs*.

Les techniques de traitement du signal que nous considérons dans ce mémoire sont celles qui utilisent une approche à noyau. Elles font toutes appel, implicitement ou explicitement, à une technique connue sous le nom d'agrégation.

B. ESPÉRANCES MATHÉMATIQUE ET INTÉGRALE DE CHOQUET

L'opérateur le plus souvent utilisé pour réaliser l'agrégation d'un ensemble discret de valeurs associées à une mesure de confiance est la somme pondérée. Cette somme pondérée n'est justifiée que lorsque la mesure de confiance est additive. Lorsque la mesure de confiance n'est pas additive, il faut lui substituer sa généralisation non-additive qu'est l'intégrale de Choquet asymétrique discrète [4][12].

B.1. Mesure de confiance

Le modèle le plus général pour une mesure de confiance est connu sous les noms historiques de capacité ou mesure floue [31]. Soit Ω l'espace des valeurs, on appelle capacité une fonction d'ensemble ν ayant les propriétés suivantes :

$$\nu : 2^\Omega \rightarrow [0, 1] \text{ telle que } \nu(\emptyset) = 0, \nu(\Omega) = 1 \quad (1)$$

et $\forall (A, B) \subseteq \Omega^2, A \subseteq B \Rightarrow \nu(A) \leq \nu(B)$.

Une conséquence immédiate de cette définition concerne les conjonction et disjonction d'ensembles :

$$\forall A \in \Omega, \forall B \in \Omega, \nu(A \cup B) \geq \max(\nu(A), \nu(B)) \text{ et } \nu(A \cap B) \leq \min(\nu(A), \nu(B)).$$

On peut associer à toute capacité ν une capacité complémentaire ν^c par :

$$\forall A \in \Omega, \nu^c(A) = 1 - \nu(A^c),$$

où A^c est l'ensemble complémentaire de A dans Ω .

Une mesure de probabilité P n'est alors qu'un cas particulier de capacité vérifiant l'axiome d'additivité de Kolmogorov :

$$\forall A \in \Omega, \forall B \in \Omega, A \cap B = \emptyset \Leftrightarrow P(A \cup B) = P(A) + P(B). \quad (2)$$

Dû à l'additivité, la capacité complémentaire d'une mesure de probabilité est elle-même :

$$\forall A \in \Omega, P^c(A) = 1 - P(A^c) = 1 - (1 - P(A)) = P(A).$$

Une mesure de possibilité Π est un cas particulier de capacité vérifiant l'axiome de maxitivité :

$$\forall A \in \Omega, \forall B \in \Omega, \Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B)). \quad (3)$$

La capacité complémentaire d'une mesure de possibilité est une mesure de nécessité vérifiant :

$$\forall A \in \Omega, \forall B \in \Omega, N(A \cap B) = \min(N(A), N(B)). \quad (4)$$

v est une capacité convexe [5] si :

$$\forall (A, B) \in \Omega^2, v(A) + v(B) \leq v(A \cup B) + v(A \cap B)$$

et concave si :

$$\forall (A, B) \in \Omega^2, v(A) + v(B) \geq v(A \cup B) + v(A \cap B).$$

Remarque 1 : si v est une capacité convexe, v^c est une capacité concave et inversement.

Par exemple une mesure de possibilité est une capacité concave tandis qu'une mesure de nécessité est une capacité convexe. Une probabilité est à la fois convexe et concave.

Si une capacité v est concave, elle définit un ensemble de mesures de probabilités [14] appelé noyau de la capacité [2] et noté $\mathcal{N}(v)$ satisfaisant :

$$\forall P \in \mathcal{N}(v), \forall A \in \Omega, v^c(A) \leq P(A) \leq v(A). \quad (5)$$

B.2. Agrégation discrète

Soit Ω , un ensemble discret de N éléments : $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_N\}$ et P une mesure de probabilité associée à l'agrégation de ces N éléments. On appelle espérance de la valeur associée à la mesure de probabilité P la moyenne arithmétique pondérée $E_P(\Omega)$:

$$E_P(\Omega) = \sum_{n=1}^N \omega_n P(\omega_n) = \sum_{n=1}^N p_n \omega_n \text{ en posant } p_n = P(\omega_n). \quad (6)$$

Si l'agrégation des éléments de Ω est associée à une mesure de confiance non-additive (ou capacité) v , on peut généraliser l'agrégation additive en utilisant l'intégrale de Choquet [10] :

$$I_v(\Omega) = \sum_{n=1}^N (\omega_{(n)} - \omega_{(n-1)}) v(A_{(n)}) = \sum_{n=1}^N \omega_{(n)} (v(A_{(n)}) - v(A_{(n+1)})), \quad (7)$$

où $(.)$ est une permutation triant les ω_n par ordre croissant : $\omega_{(1)} \leq \omega_{(2)} \leq \dots \leq \omega_{(N)}$, les ensembles $A_{(n)}$ sont appelées coalitions de niveau ω_n : $A_{(n)} = \{\omega_{(n)}, \dots, \omega_{(N)}\}$, et par convention $A_{(N+1)} = \emptyset$ et $\omega_{(0)} = 0$.

L'intégrale de Choquet n'est a priori définie que pour des valeurs positives. Son extension pour des valeurs positives et négatives s'appelle l'intégrale de Choquet asymétrique [26].

Soit $r \in \{1, \dots, N\}$ un index tel que $\omega_{(1)} \leq \dots \leq \omega_{(r)} < 0 \leq \omega_{(r+1)} \leq \dots \leq \omega_{(N)}$, on pose $\Omega^- = \{-\omega_{(1)}, \dots, -\omega_{(r)}, 0, \dots, 0\}$ et $\Omega^+ = \{0, \dots, 0, \omega_{(r+1)}, \dots, \omega_{(N)}\}$, l'intégrale de Choquet asymétrique est définie par :

$$\overset{\circ}{\mathcal{C}}_v(\Omega) = \mathcal{C}_v(\Omega^+) - \mathcal{C}_v(\Omega^-).$$

Pour ne pas surcharger les notations et parce que l'intégrale asymétrique de Choquet n'est autre que l'extension naturelle de l'intégrale de Choquet, nous utiliserons, dans la suite de ce mémoire, la même notation pour l'intégrale de Choquet simple et intégrale de Choquet asymétrique.

Propriété 1 : si v est additive alors $\mathcal{C}_v(\Omega) = E_v(\Omega)$.

Propriété 2 : si v est concave alors $\mathcal{C}_{v^c}(\Omega) \leq \mathcal{C}_v(\Omega)$.

Une propriété important, issue des travaux de Schmeidler [21] et Denneberg [5], concerne le noyau des capacités concaves.

Propriété 3 : si v est concave alors $\forall P \in \mathcal{N}(v), \forall A \in \Omega, \mathcal{C}_{v^c}(A) \leq E_P(A) \leq \mathcal{C}_v(A)$.

Ces bornes étant généralement atteintes, la propriété 3 peut encore être énoncée de la façon suivante :

$$\mathcal{C}_v(\Omega) = \sup_{P \in \mathcal{N}(v)} E_P(\Omega) \text{ et } \mathcal{C}_{v^c}(\Omega) = \inf_{P \in \mathcal{N}(v)} E_P(\Omega). \quad (8)$$

C. NOYAU SOMMATIF

On appelle noyau sommatif, une distribution (ou plus simplement une fonction) positive κ à valeur dans $[0, 1]$ définie sur un domaine Ω et vérifiant la propriété de normalisation sommative :

$$\int_{\Omega} \kappa(\omega) d\omega = 1 \quad (9)$$

Les noyaux sommatifs sont très utilisés en traitement du signal et des images pour réaliser des filtres discrets ou continus (filtrage stochastique, filtrage fréquentiel, anti-aliasing, ...), des reconstitueurs, des interpolateurs et de façon générale, pour assurer un passage discret-continu dans les algorithmes de traitement des signaux échantillonnés. Ils permettent aussi de modéliser la réponse impulsionnelle des capteurs.

Les noyaux sommatifs sont aussi la base de l'estimation non-paramétrique de densité, c'est à dire la reconstruction de la densité de probabilité sous-jacente d'un échantillon expérimental [16][23][24].

Lorsque ces noyaux sont positifs, ils peuvent être assimilés à des densité de probabilité, c'est à dire qu'ils induisent sur Ω une mesure de probabilité, notée P définie par :

$$\forall A \subseteq \Omega, P(A) = \int_A \kappa(\omega) d\omega = \int_{\Omega} \chi_A(\omega) \kappa(\omega) d\omega, \quad (10)$$

où χ_A est la fonction caractéristique de A .

La mesure P vérifie l'axiome d'additivité de Kolmogorov (2).

D. NOYAU MAXITIF (OU NON-SOMMATIF)

On appelle noyau maxitif (ou non-sommatif), une distribution (ou plus simplement une fonction) π à valeur dans $[0, 1]$ définie sur un domaine Ω et vérifiant la propriété de normalisation maxitive :

$$\sup_{\omega \in \Omega} \pi(\omega) = 1 \quad (11)$$

Les noyaux maxitifs peuvent être vus comme des distributions de possibilité [6] induisant sur Ω une mesure de possibilité, notée Π définie par :

$$\forall A \subseteq \Omega, \Pi(A) = \sup_{\omega \in A} \pi(\omega) = \sup_{\omega \in \Omega} \chi_A(\omega) \pi(\omega) \quad (12)$$

qui vérifie l'axiome de maxitivité (3).

Du à la non-additivité de la mesure de possibilité, la relation entre la possibilité d'un ensemble et celle de son complémentaire est affaiblie par rapport au cas sommatif :

$$\forall A \subseteq \Omega, A \cap B = \emptyset, \max(\Pi(A), \Pi(A^c)) = \Pi(A \cup A^c) = \Pi(\Omega) = 1. \quad (13)$$

Ce qui veut dire que, sur deux événements complémentaires, l'un au moins doit être complètement possible. Du fait de ce manque de symétrie, on définit la mesure de nécessité d'un événement comme le complémentaire à un de la mesure de possibilité de son événement contraire :

$$\forall A \subseteq \Omega, N(A) = 1 - \Pi(A^c) = 1 - \sup_{\omega \in A^c} \pi(\omega) = \inf_{\omega \in A} \pi(\omega). \quad (14)$$

Le voisinage associé au noyau maxitif π peut être aussi associé à un sous-ensemble flou normalisé F dont la fonction d'appartenance est définie par :

$$\forall \omega \in \Omega, \mu_F(\omega) = \pi(\omega). \quad (15)$$

E. RELATION ENTRE NOYAU MAXITIF ET NOYAU SOMMATIF

Une mesure de possibilité peut être vue comme un cas particulier de mesure de probabilité supérieure [6], qui est une notion introduite par Peter Walley [30]. En ce sens, une mesure de possibilité est la borne supérieure d'un ensemble de mesure de probabilité noté $\mathcal{N}(\Pi)$. Toute mesure de probabilité appartenant à $\mathcal{N}(\Pi)$ est dite dominée par Π au sens où :

$$\forall A \subseteq \Omega, N(A) \leq P(A) \leq \Pi(A). \quad (16)$$

Remarque 2 : En fait, la propriété $P(A) \leq \Pi(A)$ induit trivialement $N(A) \leq P(A)$. Il suffit pour le montrer de passer au complémentaire.

On dit aussi que la mesure de probabilité P est consistante avec la mesure de possibilité Π . En ce sens, un noyau maxitif π définit un ensemble de noyaux sommatifs.

Si un noyau maxitif définit un ensemble de noyaux sommatifs, de même un noyau sommatif κ peut définir l'ensemble des noyaux maxitifs qui le dominent. Il peut être alors intéressant de trouver des relations plus étroites entre noyaux sommatifs et noyaux non-sommatifs. Se pose alors la question de l'existence d'une transformation bilatérale entre noyaux sommatifs et noyau maxitif.

Dans la littérature, on trouve un très grand nombre de transformations probabilité \Leftrightarrow possibilité. Si on demande à une telle transformation de respecter trois contraintes qui sont :

- la consistance : une transformation $P \Leftrightarrow \Pi$ doit être telle que $P \in \mathcal{N}(\Pi)$,
- le respect de l'ordre : $\pi(x) > \pi(y) \Rightarrow \kappa(x) > \kappa(y)$,
- la spécificité : $\mathcal{N}(\Pi)$ doit être le plus petit ensemble tel que $P \in \mathcal{N}(\Pi)$,

alors la seule transformation admissible est celle proposée par Dubois et Prade [7] et définie par :

$$\pi_P(\omega) = \sup_{\alpha} \{1 - P(I_{\alpha}^*), \omega \in I_{\alpha}^*\} \quad (17)$$

où I_{α}^* est le plus petit intervalle de confiance de niveau α défini par la mesure de probabilité P .

C'est sur cette transformation que nous nous appuyons pour définir la relation entre noyau sommatif et noyau maxitif. Si κ est un noyau sommatif positif définissant une mesure de probabilité P_κ , on lui associe le noyau maxitif E définissant une distribution de possibilité $\pi_E = \pi_{P_\kappa}$. Cette relation est inversible.

Lorsque le noyau sommatif κ est monomodal, de mode ω_m , alors cette transformation est obtenue simplement par :

$$\pi_{P_\kappa}(\omega) = \pi_{P_\kappa}(\phi(\omega)) = \int_{-\infty}^{\omega} \kappa(u)du + \int_{\phi(\omega)}^{\infty} \kappa(u)du, \quad (18)$$

où ϕ est une application définissant implicitement un symétrique $\phi(\omega)$ à tout ω par :

$\forall \omega \in (-\infty, \omega_m]$, $\phi(\omega) \in [\omega_m, \infty)$ et $\kappa(\phi(\omega)) = \kappa(\omega)$. Si κ est symétrique on a simplement $\phi(\omega) = 2\omega_m - \omega$.

Un résultat important à été montré concernant les noyaux monomodaux symétriques bornés [7]. En effet le noyau triangulaire T_Δ centré de support $[-\Delta, \Delta]$ est le noyau maxitif le plus spécifique dominant tout les noyaux sommatifs centrés de support $[-\Delta, \Delta]$. Ce qui veut dire qu'un noyau triangulaire maxitif permet de définir un ensemble de noyaux sommatifs monomodaux symétriques et bornés. Comme ces noyaux sont les plus utilisés en traitement du signal, cette propriété confère au noyau triangulaire, pour l'approche maxitive, le même rôle particulier qu'ont les noyaux uniformes et Gaussiens pour l'approche sommative, c'est à dire le noyau utilisé lorsqu'on n'a pas suffisamment de connaissance sur les propriétés du système utilisé. Le noyau uniforme donne un poids identique à chaque événement élémentaire tandis que le noyau Gaussien est souvent pris comme une généralisation de tous les noyaux monomodaux symétriques à cause du théorème de la limite centrale. Toutes ces propriétés peuvent être facilement étendues dans d'autres dimensions.

Cette transformation probabilité \leftrightarrow possibilité est souvent appelée *transformation objective* pour la différentier de la *transformation subjective* plus couramment utilisée [8]. La transformation subjective est donnée par :

$$\tilde{\pi}_{P_\kappa}(\omega) = \int_{\Omega} \min(\kappa(u), \kappa(\omega))du. \quad (19)$$

Elle respecte la consistance et l'ordre mais pas la spécificité car on a toujours :

$$\pi_{P_\kappa}(\omega) \leq \tilde{\pi}_{P_\kappa}(\omega). \quad (20)$$

Les calculs utilisant les possibilités subjectives [7] étant souvent plus aisés que ceux utilisant les possibilités objectives, il est important de noter que, dû à la propriété (20), toutes les probabilités dominées par π_{P_κ} le sont aussi par $\tilde{\pi}_{P_\kappa}$.

F. GRANULARITÉ DES NOYAUX

L'association d'un noyau maxitif à tout noyau sommatif par la transformation objective nous a permis de définir un indice de comportement des noyaux sommatifs en traitement du signal. En effet, dans la plupart des applications en traitement du signal, les noyaux sont utilisés pour étendre la notion de voisinage de façon à assurer un passage *lisse* entre continu et discret [28] (on parle parfois de voisinages pondérés). Un bon indice de comportement d'un voisinage doit refléter :

- la capacité d'intégration du noyau vu comme réponse impulsionnelle d'un capteur,
- le pouvoir de résolution du noyau lorsqu'il est utilisé en reconstruction,
- la capacité du noyau à collecter des événements dans des applications d'estimation de densité ou de comptage.

Dans le cas d'un voisinage binaire, cette notion est parfaitement représentée par la granularité \int_{17} du voisinage : soit $E \subseteq \Omega$ un voisinage, la granularité de E est définie par :

$$|E| = \int_E d\omega = \int_{\Omega} \chi_E(\omega) d\omega. \quad (21)$$

Lorsque le voisinage est défini par un noyau sommatif, cette notion de granularité est difficile à étendre. Les noyaux sont alors plutôt caractérisés par des indices d'informativité tels que l'entropie de Shannon ou l'indice de Gini. Par contre l'indice de granularité peut être facilement étendu aux noyaux maxitifs : soit E , un noyau maxitif de fonction d'appartenance μ_E , sa granularité est définie par :

$$|E| = \int_{\Omega} \mu_E(\omega) d\omega. \quad (22)$$

Nous avons montré que si κ était un noyau sommatif et E son noyau maxitif associé par la transformation (17), alors $\Gamma(\kappa) = |E|$ était un indice du comportement de κ respectant les propriétés énoncées ci-dessus et entretenant une relation étroite avec les indices couramment utilisés en traitement du signal et en statistique. Nous appellerons donc $\Gamma(\kappa)$ la granularité de κ . Par exemple, si deux noyaux κ_1 et κ_2 ont une même granularité, alors les estimations de densité produites par ces deux noyaux sont très proches [51].

G. REPRÉSENTATION DES SIGNAUX NUMÉRIQUES

G.1. Du continu au numérique

Un signal peut être vu comme une distribution (ou plus simplement une fonction) allant d'un espace support Ω vers un espace de valeur Ξ :

$$s : \Omega \rightarrow \Xi, \omega \rightarrow s(\omega). \quad (23)$$

L'espace de valeur Ξ , comme l'espace support Ω , sont généralement isomorphes à l'espace des entiers, des réels voire des complexes. En traitement d'image, par exemple, l'espace support Ω est un pavé de \mathbb{R}^2 tandis que l'espace de valeur est un pavé de \mathbb{N} , si l'image est à niveau de gris, et un pavé de \mathbb{N}^3 si l'image est trichromique. Pour un signal issu d'un capteur accélérométrique, le support est la droite temporelle, donc un pavé de \mathbb{R}^+ , tandis que l'espace valeur est un pavé de \mathbb{R} (le bornage du pavé est dû aux saturations des capteurs).

Un échantillon numérique peut être vu comme une mesure quantifiée d'un signal continu sous-jacent. La quantification est souvent ignorée dans ces modèles au profit de l'échantillonnage. Le modèle le plus classique d'échantillonnage utilise la distribution de Dirac (ou mesure de Dirac) δ . S_w , la mesure du signal s en $w \in \Omega$, s'écrit alors comme la convolution du signal avec une mesure de Dirac traduite en w :

$$S_w = \int_{\Omega} s(u) \delta(w - u) du. \quad (24)$$

De façon duale, on peut alors considérer cet échantillon comme un signal à part entière, c'est à dire une distribution indexée sur la distribution de Dirac : $s^*(\omega) = S_w \delta(w - \omega)$ définie en tout point $\omega \in \Omega$.

L'équation (24) modélise une mesure ponctuelle du signal s . Ce modèle est assez éloigné de la réalité car les processus physiques de mesure font appel à des intégrations locales impliquant des phénomènes capacitifs. Une modélisation plus raisonnable de la mesure du signal s en $w \in \Omega$ est donné par :

$$S_w = \int_{\Omega} s(u) \kappa(w - u) du, \quad (25)$$

où κ est un noyau sommatif modélisant la réponse impulsionnelle du capteur. La modélisation du signal échantillonné fait alors intervenir v , l'inverse par convolution de cette réponse impulsionnelle : $s^*(\omega) = S_w v(\omega - \omega)$. On doit cependant remarquer que dans la majorité des cas, la réponse impulsionnelle est mal connue, voir inconnue. Il est cependant possible de définir un noyau d'interpolation v en se basant sur d'autres critères comme ses propriétés de filtrage fréquentiel ou statistique. Dans ce cas, il est possible de revenir à l'expression précédente, impliquant la distribution de Dirac, en ne considérant plus le signal s mais la convolution de s avec l'inverse de la réponse impulsionnelle du capteur et que nous noterons S :

$$S(\omega) = \int_{\Omega} s(u) v(\omega - u) du \text{ et donc } S_w = \int_{\Omega} S(u) \delta(w - u) du. \quad (26)$$

Il est important de noter que le choix pour v de l'inverse par convolution de la réponse impulsionnelle du capteur ne garantit l'exactitude de la reconstruction qu'aux points de mesure et en supposant une absence de bruit ou d'erreur de mesure.

G.2. Échantillonnage régulier, échantillonnage irrégulier

On appelle généralement *signal numérique* un ensemble de N mesures $(S_n)_{n=1\dots N}$ à valeur dans Ξ associées à N localisations $(\omega_n)_{n=1\dots N}$ à valeur dans Ω . Ces localisations peuvent être régulièrement réparties sur Ω dans le cas d'un échantillonnage systématique ou irrégulièrement dans le cas de mesures aléatoires ou non-organisées.

Lorsque l'échantillonnage est régulier, la relation entre le signal à échantillonner et le pas (la fréquence) d'échantillonnage doit être fixée par le théorème de Shannon.

Dans le cas où les phénomènes mesurés sont soumis à des aléas gênants, on réalise alors des mesures dispersées sur l'espace Ω aléatoirement, ou concentrées autour d'une localisation particulière.

Si on a affaire à des signaux linéaires, le théorème de superposition permet de définir un signal échantillonné S^* associé au signal continu s par :

$$S^*(\omega) = \sum_{n=1}^N S_n v(\omega_n - \omega). \quad (27)$$

G.3. Imprécision et incertitude sur les signaux

L'échantillonnage, la numérisation, le processus de mesure ainsi que la transmission et le stockage du signal numérique amène des défauts d'adéquation entre le signal numérique et le signal analogique dont il est supposé être la mesure. Ces défauts portent soit sur le support, soit sur la valeur et peuvent être de trois natures différentes :

- incertitude : défaut d'adéquation entre la mesure et la réalité,
- imprécision : défaut intrinsèque au système de mesure,
- incomplétude : absence d'information ou défaut total de fiabilité.

Un exemple permet souvent de mieux comprendre cette distinction. Nous allons considérer le cas simple de l'acquisition d'une image numérique. On peut voir un appareil photo numérique comme un instrument permettant de mesurer l'illumination sur un ensemble discret de points coplanaires de l'espace (rétine). Lorsque l'appareil prend plusieurs photos d'une scène identique au cours d'un laps de temps suffisamment court pour qu'on puisse considérer que les conditions expérimentales ne varient pas, la variation de la mesure de luminance est associée à un défaut d'**incertitude** de la valeur (c'est à dire qu'une forte va-

riation de la mesure entre deux expériences reflète le manque de confiance que l'on peut avoir dans la valeur de la mesure). La mesure de luminance en chaque point (pixel) est quantifiée (généralement sur 256 niveaux – le blanc est associé au niveau 255 et le noir au niveau 0). Le défaut associé à cette quantification induit une méconnaissance de la valeur sur chaque plage de quantification est associée à un défaut d'**imprécision**. Enfin, il existe, sur toute rétine, un ensemble de pixels ne délivrant pas de signal ou délivrant un signal pas fiable. Ce défaut est une **incomplétude** de la valeur.

Le support élémentaire de l'information de luminance est le pixel. On distingue généralement pixel physique et pixel numérique. Cette distinction peut être utile pour mieux comprendre ce qu'est un défaut attribué au support. La mesure de luminance est effectuée par l'intégration de la variation de courant provoqué par la projection de la luminance sur chaque capteur élémentaire pendant la durée de l'ouverture du diaphragme de l'appareil. Chaque pixel physique est positionné régulièrement sur la surface de la rétine. Un défaut inconnu (ou non identifiable) de cette régularité est associé à de l'**incertitude** sur la localisation de la mesure. L'**imprécision** est intrinsèque au processus de mesure de luminance. Chaque capteur a une surface d'intégration non négligeable vis à vis de l'espace entre les capteurs. On ne peut donc pas considérer la mesure de luminance comme ponctuelle. C'est un défaut d'imprécision de la localisation de la mesure. Enfin, toute variation de la luminance dans les zones de la rétine qui ne sont pas couvertes par les capteurs n'a aucune influence sur l'ensemble des mesure de luminance produite par la rétine. Ce défaut est une **incomplétude**.

Cette séparation peut sembler artificielle car tous ces phénomènes sont liés. Par exemple comment identifier les variations statistiques du signal de luminance lorsque la variance de celles-ci est comparable au pas de quantification ? Ou encore comment connaître les points de l'espace de la rétine où le signal est inconnu lorsque la position des capteurs est soumise à un aléa ? Je pense cependant qu'une modélisation propre et différenciée des défauts de la mesure permet de rendre plus robuste toute démarche de traitement du signal, au sens où les estimations délivrées peuvent prendre en compte tous les dysfonctionnements connus des mesures et aussi une méconnaissance (ou une inconsistance) de ces défauts.

Dans le contexte du traitement du signal, les noyaux peuvent modéliser la connaissance que l'on peut acquérir sur la précision, en associant un voisinage à chaque mesure, comme sur l'incertitude, en associant une mesure de confiance à la valeur ou au support.

G.4. Noyau associé à la valeur / noyau associé au support

L'association d'un noyau à la valeur d'une mesure permet d'en caractériser un défaut d'estimation dû soit à une variation aléatoire de la mesure (bruit de mesure), soit une erreur intrinsèque au processus de mesure, soit à sa représentation (numérique, qualitative, ...). Un noyau peut aussi être associé à une valeur afin de caractériser le voisinage de cette valeur qui permettrait de réaliser une opération d'agrégation, de classification, etc.

L'association d'un noyau au support permet de modéliser la réponse impulsionnelle du processus de mesure, ou de définir la zone d'imprécision de cette mesure associée au processus d'échantillonnage. Il permet aussi de modéliser un défaut de connaissance sur la localisation de la mesure ou de définir un voisinage sur l'espace du support permettant de mettre à profit l'ergodicité du bruit pour en réduire l'impact ou de définir une zone sur laquelle on veut déterminer les propriétés du signal.

De façon générale, on appelle bruit de mesure un écart entre la valeur délivrée par le capteur et la valeur qu'il aurait dû acquérir si les conditions d'obtention du signal avaient été idéales. Dans la vision classique, les mesures sont souvent considérées comme la superposition du signal et du bruit. Le bruit étant généralement associé aux défauts du capteur réalisant la mesure. Si le bruit a des propriétés aléatoires, tandis que le signal est certain, des opérations de filtrage statistique peuvent être mises en œuvre pour extraire le signal de la mesure. Parmi ces procédures, il est possible de simplement

répéter la mesure en un même point et d'estimer le signal en agrégeant les mesures. Cependant, comme il est souvent difficile de répéter une mesure exactement en un même point, les noyaux sont utilisés pour définir un voisinage pondéré autour du point où l'on souhaite réaliser une estimation du signal et donc régulariser l'estimation. Si le bruit a des propriétés d'ergodicité, on peut remplacer l'agrégation de mesures répétitives sur un même point par une agrégation locale de mesures différentes autour de ce même point (toujours en utilisant un noyau). C'est le principe de la plupart des filtrages statistiques en traitement du signal (moindres carrés, filtre de Kalman, filtres particuliers, ...).

Dans le cas où le bruit est ergodique, les variations locales du signal autour d'une position sont issues de la superposition locale des variations du signal et des variations aléatoires de la mesure. S'il est possible de définir un voisinage ayant une étendue suffisamment faible pour que les variations du signal dans ce voisinage puissent être considérées comme négligeables, alors les variations locales de la mesure sur ce voisinage peuvent être imputées au bruit. Il serait donc théoriquement possible de définir des voisinages pondérés d'une granularité telle que les variations estimées dans ce voisinage puissent être associées au niveau de bruit local. Par exemple, si un signal a été échantillonné par un noyau de granularité Γ respectant les conditions de Shannon, il est possible de définir un voisinage pondéré de granularité Γ et de réaliser une estimation de la variance locale. Le seul problème est que cette estimation fait intervenir peu de mesures et donc est peu fiable.

Une autre façon de réaliser cette opération est de choisir un ensemble de noyaux de même granularité et de faire une estimation de la variation des agrégations locales. Puisque la réponse impulsionnelle du capteur est de granularité Γ , les variations des agrégations obtenues sont liées au niveau de bruit. Une telle opération peut être réalisée facilement en utilisant les propriétés de domination des noyaux maxitifs sur les noyaux sommatifs comme nous le verrons par la suite.

De façon plus synthétique, une variation de la localisation associée à un noyau induit une variation de la mesure... qui peut être aussi associée à un noyau.

H. TRAITEMENT DES SIGNAUX NUMÉRIQUES

Un signal numérique discret peut être considéré comme un ensemble de N mesures $(S_n)_{n=1\dots N}$ à valeur dans Ξ associées à N localisations $(\omega_n)_{n=1\dots N}$ à valeur dans Ω . Ces localisations peuvent être régulièrement réparties sur Ω dans le cas d'un échantillonnage systématique ou irrégulièrement dans le cas de mesures aléatoires par exemple. Les N mesures sont généralement considérées comme indépendantes.

On peut diviser la très grande majorité des techniques associées au traitement du signal en deux catégories :

- la première consiste à estimer la valeur du signal (ou de sa mesure) en un point $w \in \Omega$,
- la seconde consiste à estimer la densité du signal (ou de la valeur du signal) autour d'une position (ou d'une valeur) particulière.

A la première catégorie appartiennent le filtrage, la reconstruction, l'interpolation, ... tandis que la seconde catégorie concerne plutôt l'estimation des propriétés statistiques du signal (comme par exemple l'estimation de densité, de moments, de fractiles, ...) et certaines transformations (Fourier, Laplace, ondelettes, Gabor, Hough, Radon).

Toutes ces techniques font appel à une méthodologie générale appelée agrégation. Nous distinguerons ici deux types d'agrégation : l'agrégation estimative (estimation de la valeur) que nous appellerons simplement **agrégation** et l'agrégation cumulative (estimation de la densité) que nous appellerons simplement **accumulation**. Dans la démarche estimative, le noyau représente un voisinage dans lequel un ensemble de valeurs peuvent être supposées comme étant des réalisations d'une même mesure. Dans la démarche cumulative, les réalisations sont supposées se superposer.

I. AGRÉGATION AVEC DES NOYAUX SOMMATIFS

C'est la démarche classique du filtrage des signaux discrets. Dans ce contexte l'agrégation consiste à estimer la valeur du signal s en un point quelconque $w \in \Omega$. Pour ce faire, on associe à cette opération un noyau d'agrégation sommatif η . Ce noyau définit autour de w un voisinage pondéré caractérisé en tout point $u \in \Omega$ par la distribution (ou plus simplement la fonction) $\eta(w - u)$. Parallèlement, le processus de mesure est caractérisé par le noyau sommatif ν définissant, autour de chaque point de mesure ω_n , un voisinage caractérisé en tout point $u \in \Omega$ par la distribution (ou plus simplement la fonction) $\nu(\omega_n - u)$. L'estimation $\hat{S}(w)$ de la valeur de la mesure du signal en w est obtenue par l'agrégation additive suivante :

$$\hat{S}(w) = \xi(w) \int_{\Omega} \left(\sum_{n=1}^N S_n \nu(\omega_n - u) \right) \eta(w - u) du = \xi(w) \sum_{n=1}^N S_n \int_{\Omega} \nu(\omega_n - u) \eta(w - u) du$$

$$\hat{S}(w) = \xi(w) \sum_{n=1}^N S_n \kappa(\omega_n, w) \quad (28)$$

avec $\kappa(\omega_n, w) = \int_{\Omega} \nu(\omega_n - u) \eta(w - u) du$ et $\xi(w)$ un facteur de normalisation dépendant de l'application.

Il existe de nombreuses façons de choisir le coefficient de normalisation $\xi(w)$. La plupart s'appuient sur un principe de conservation d'énergie. Nous donnons ici les deux principales.

•) Normalisation de type filtrage

Dans le contexte du filtrage, le coefficient de normalisation exprime le fait que l'énergie locale du signal doit être conservée. Une façon plus simple d'exprimer cette contrainte est de dire que, si le signal ne subit aucune variation locale, la valeur estimée est égale à la valeur du signal :

$$\text{si } \forall n, S_n = A \text{ alors } \forall w, \hat{S}(w) = A. \quad (29)$$

Dans ce cas $\hat{S}(w) = \xi(w) \sum_{n=1}^N A \kappa(\omega_n, w) = A$, d'où $\xi(w) \sum_{n=1}^N \kappa(\omega_n, w) = 1$ et donc :

$$\xi(w) = \frac{1}{\sum_{n=1}^N \kappa(\omega_n, w)} \quad (30)$$

Le filtrage s'écrit alors :

$$\hat{S}(w) = \sum_{n=1}^N S_n p_n \text{ avec } p_n = \frac{\kappa(\omega_n, w)}{\sum_{i=1}^N \kappa(\omega_i, w)} \quad (31)$$

La valeur p_n peut être vue comme le poids de la $n^{\text{ième}}$ observation dans l'estimation de la mesure \hat{S} en w . Ce poids est obtenu par la convolution des deux noyaux ν et η translatés et par la normalisation de cette pondération. Cette pondération induit, pour chaque valeur de w , une distribution de probabilité permettant de réaliser une estimation au sens classique du terme :

$$\hat{S}(w) = E_p[S_n] \quad (32)$$

où P est une mesure de confiance additive définie autour de w par la distribution p_n . Cette mesure de probabilité peut aussi être vue comme une probabilité conditionnelle de Bayes $P(w|\omega_n)$, c'est à dire la probabilité pour que la mesure en w soit représentée par la mesure en ω_n .

•) *Normalisation de type mesure*

Dans ce cas, les noyaux définissent une zone d'accumulation de l'énergie du signal. En supposant que le système de mesure se comporte de façon identique en tout point Ω , le coefficient de normalisation $\xi(w)$ ne dépend pas de w . Si on ne dispose pas d'autre information, il est généralement considéré comme unitaire :

$$\xi(w) = 1 \quad (33)$$

La valeur de la normalisation peut aussi être fixée a posteriori pour assurer la conservation de l'énergie. C'est souvent ce qui est préconisé dans les transformations.

Remarque 3 : On passe facilement de la normalisation de type mesure à la normalisation de type densité en multipliant l'expression (32) par

$$\sum_{n=1}^N \kappa(\omega_n, w) \quad (34)$$

qui est souvent associé au support occupé par les N observations si celles-ci sont non-interactives.

J. ACCUMULATION AVEC DES NOYAUX SOMMATIFS

La plupart des accumulations concernent des opérations statistiques sur le signal $\int_{15}f$. Chaque réalisation de la mesure est censée représenter un ensemble potentiel de réalisations suivant une distribution connue et représentée par le noyau v . L'accumulation consiste à définir un voisinage sommatif autour d'une localisation $\omega \in \Omega$ à l'aide du noyau η et à estimer la densité des mesures dans ce voisinage (indépendamment de la valeur). La valeur accumulée au point ω est $Acc(\omega)$:

$$Acc(\omega) = \xi(\omega) \sum_{n=1}^N \int_{\Omega} v(\omega_n - u) \eta(\omega - u) du = \xi(\omega) \sum_{n=1}^N \kappa(\omega_n - \omega) \quad (35)$$

avec $\kappa(\omega_n - \omega) = \int_{\Omega} v(\omega_n - u) \eta(\omega - u) du$ et $\xi(\omega)$ un coefficient de normalisation.

Dans la majorité des applications, le coefficient de normalisation est fixé de façon à créer une projection de densité. La projection de densité nécessite de réaliser la contrainte suivante :

$$\int_{\Omega} Acc(\omega) = N \quad (36)$$

$$\int_{\Omega} Acc(\omega) = \int_{\Omega} \xi(\omega) \sum_{n=1}^N \kappa(\omega_n - \omega) d\omega = \sum_{n=1}^N \int_{\Omega} \xi(\omega) \kappa(\omega_n - \omega) d\omega \quad (37)$$

Cette contrainte est réalisée si $\xi(\omega) = 1$ puisque κ est un noyau sommatif.

Si $Acc(\omega)$ doit estimer une densité locale alors $\int_{\Omega} Acc(\omega) = 1$ ce qui est facilement réalisé si $\xi(\omega) = \frac{1}{N}$.

Remarque 4 : Dans la démarche sommative, les noyaux v et η , représentant respectivement la distribution a priori des réalisations et le voisinage sur lequel on souhaite réaliser l'agrégation cumulative,

sont interchangeables.

K. AGRÉGATION AVEC DES NOYAUX MAXITIFS

L'agrégation utilisant un modèle de voisinage par noyau maxitif semble proposer un modèle plus général que celle utilisant les noyaux sommatifs. Cette agrégation peut être additive, maxitive, ou autre comme nous allons le montrer maintenant.

Dans l'approche maxitive, chaque mesure S_n du signal (pris comme étant précis dans un premier temps) est associée à un sous-ensemble flou E_n généralement obtenu par translation d'un sous-ensemble flou de base E : $\mu_{E_n}(\omega) = \mu_E(\omega - \omega_n)$.

Comme dans l'approche sommative, on souhaite connaître une estimation de la valeur de la mesure du signal s en un point $w \in \Omega$. Pour ce faire, analogiquement à l'approche sommative, il faut associer à cette position un sous-ensemble flou W (issu de la translation en w d'un noyau de base F centré, par exemple le noyau triangulaire). Les noyaux n'étant pas sommatifs, on doit remplacer l'opération additive classique par une intégrale prenant la forme générale suivante :

$$\hat{S}(w) = \xi(w) \sum_{n=1}^N (S_{(n)} - S_{(n-1)}) \psi(\{E_{(n)}, \dots, E_{(N)}\} \rightarrow W). \quad (38)$$

où le symbole $(.)$ définit une opération de tri classant les S_n par ordre croissant : $S_{(1)} \leq S_{(2)} \leq \dots \leq S_{(N)}$. L'ensemble $\{E_{(n)}, \dots, E_{(N)}\}$ est appelé coalition de niveau $S_{(n)}$ et est noté $A_{(n)}$. $\xi(w)$ est un facteur de normalisation. La fonction $\psi(A_{(n)} \rightarrow W)$ mesure la confiance en la capacité à transférer la connaissance que l'on a de la distribution du signal défini sur la coalition $A_{(n)}$ vers la localisation caractérisée par le sous-ensemble W . Cette fonction est généralement associée à une mesure de compatibilité entre le sous-ensemble W et la coalition $A_{(n)}$.

Définition 1 : une mesure de transfert est une application à valeur dans \mathbb{R}^+ , croissante par inclusion ($A \subseteq B \Rightarrow \psi(A \rightarrow W) \leq \psi(B \rightarrow W)$) et nulle pour la coalition vide ($\psi(\emptyset \rightarrow W) = 0$).

Remarque 5 : si la mesure ψ est additive, l'expression (38) est identique à l'expression (28).

Au cours de mes travaux, j'ai fait un certain nombre de propositions pour définir cette mesure de transfert. Toutes aboutissent à la définition de fonctions concaves :

$$\forall A \subseteq \Omega, \forall B \subseteq \Omega, \psi(A \rightarrow W) + \psi(B \rightarrow W) \geq \psi((A \cup B) \rightarrow W) + \psi((A \cap B) \rightarrow W) \quad (39)$$

Soit $\Theta = \{E_{(1)}, \dots, E_{(N)}\}$ l'ensemble des supports d'information, chaque fonction de transfert concave permet de définir une mesure de transfert convexe associée par :

$$\psi^c(A \rightarrow W) = \psi(\Theta \rightarrow W) - \psi(A^c \rightarrow W). \quad (40)$$

La convexité de ψ^c s'exprime par le fait que :

$$\psi^c(A \rightarrow W) + \psi^c(B \rightarrow W) \leq \psi^c((A \cup B) \rightarrow W) + \psi^c((A \cap B) \rightarrow W). \quad (41)$$

Les mesures de transfert sont assimilables à des capacités de Choquet si elles sont normalisées, c'est à dire si $\psi(\Theta \rightarrow W) = 1$.

Remarque 6 : à partir d'une mesure de transfert ψ non normalisée, on peut très facilement définir une mesure de transfert normalisée v par :

$$v(A \rightarrow W) = \frac{\psi(A \rightarrow W)}{\psi(\Theta \rightarrow W)} \quad (42)$$

ou plus généralement, si la mesure de transfert ψ est bipolaire, c'est à dire si $\psi(A \rightarrow W) + \psi(A^c \rightarrow W) \neq \psi(\Theta \rightarrow W)$ par :

$$v(A \rightarrow W) = \frac{\psi(A \rightarrow W)}{\psi(A \rightarrow W) + \psi(A^c \rightarrow W)} \quad (43)$$

Remarque 7 : si la mesure de transfert est normalisée et concave, elle définit un ensemble de mesures de transfert additives notée $\mathcal{N}(v)$ et définie par :

$$P(W|\cdot) \in \mathcal{N}(v) \Leftrightarrow \forall A \subseteq \Theta, v^c(A \rightarrow W) \leq P(W|A) \leq v(A \rightarrow W). \quad (44)$$

•) *Possibilité qualitatives*

Dans cette approche la fonction $\psi(A \rightarrow W)$ est simplement la possibilité conjointe de W et de A c'est à dire le degré maximal d'appartenance d'un élément de façon conjointe à A et à W . Elle peut être encore vue comme la confiance maximale que l'on peut accorder au fait qu'il existe au moins un élément de A qui est dans W (et vice-versa). Cette fonction, notée $\Pi(W;A)$, est définie par :

$$\Pi(W;A) = \Pi(W \cap A) = \sup_{u \in \Omega} \{\min(\mu_W(u), \mu_A(u))\}. \quad (45)$$

•) *Possibilité quantitative*

L'approche quantitative consiste à considérer que W définit une distribution de possibilité autour du point w . Cette distribution de possibilité est définie par :

$$\pi_W(u) = \mu_W(u) \quad (46)$$

Dans ce cas, la mesure de compatibilité entre la coalition A et le sous-ensemble W se note $\Pi_W(A)$ et s'obtient par intégrale de Choquet :

$$\Pi_W(A) = \int_0^1 \sup_{u \in \Omega} \{\mu_A(u) | \pi_W(u) \geq \alpha\} d\alpha. \quad (47)$$

•) *Granularité*

L'approche par granularité s'inspire du modèle de croyance transférable de P. Smets [25] et propose de donner un poids de transfert de l'ensemble A vers l'ensemble W au pro-rata de l'intersection de A et W . L'extension de ce principe au transfert d'une coalition floue A vers un ensemble flou W s'obtient par intégration des intersections des coupes de niveau :

$$\Gamma_W(A) = \int_0^1 |W^\alpha \cap A^\alpha| d\alpha = \Gamma(W \cap A) \quad (48)$$

qui n'est autre que la mesure de granularité de l'intersection de W et A . Cette capacité est additive si les sous-ensembles support E_n sont disjoints, sinon elle est convexe (preuve dans [53]).

En ce qui concerne la normalisation, le principe est le même que celui énoncé en section I, avec comme simple différence le fait que la normalisation dite de *transfert de densité* est obtenue par les expressions (42) et (43) et non par l'expression (31) qui est une normalisation proprement additive.

Remarque 8 : l'utilisation des expressions (42) et (43) pour réaliser une normalisation de densité dans le cas où la capacité est additive aboutit à l'expression (31).

L. ACCUMULATION AVEC DES NOYAUX MAXITIFS

Dans l'approche maxitive, le défaut de localisation de la $n^{\text{ième}}$ mesure est associé au noyau maxitif E_n (translation d'un noyau centré E en ω_n) tandis que le voisinage du point $\omega \in \Omega$ autour duquel on souhaite réaliser l'accumulation est représenté par le noyau maxitif W . La valeur accumulée au point ω est $\text{Acc}(\omega)$:

$$\text{Acc}(\omega) = \xi(\omega) \sum_{n=1}^N \beta(W|E_n) \quad (49)$$

où $\beta(W|E_n)$ est une mesure de compatibilité entre W et E_n autorisant l'accumulation. L'approche maxitive étant une extension pondérée de l'approche ensembliste, on peut voir deux mesures limites de cette compatibilité qui sont la possibilité et la nécessité. Dans cette approche l'ensemble E_n définit une distribution de possibilité associée à la $n^{\text{ième}}$ mesure, tandis que W peut être vu comme un ensemble emboîté d'ensemble consonants associés à des confiances différentes.

$\beta(W|E_n) = \Pi(W;E_n)$ ou $\beta(W|E_n) = \Pi_W(E_n)$ définit à quel point les deux ensembles pourraient avoir un élément commun. $\beta(W|E_n) = N(W;E_n)$ ou $\beta(W|E_n) = N_W(E_n)$ définit à quel degré si un élément appartient à E_n , il doit appartenir à W (c'est à dire à quel degré E_n est inclus dans W).

Contrairement à l'approche sommative, le rôle des noyaux E et W n'est pas du tout symétrique, particulièrement à cause de la mesure de nécessité. De plus l'accumulation est par essence imprécise, sauf si les mesures sont précises, c'est à dire si le noyau E est la distribution de Krœnecker :

$$\mu_E(\omega) = d(\omega) = \begin{cases} 1, & \text{si } \omega = 0 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}, \quad (50)$$

c'est l'approche généralement utilisée dans les travaux de la littérature car les mesures sont considérée comme précises.

Remarque 9 : l'approche maxitive rejoint l'approche sommative si on pose $\beta(W|E_n) = \Gamma_{E_n}(W)$ et qu'on suppose l'additivité des $\beta(W|\cdot)$.

M. LIEN ENTRE AGRÉGATION AVEC DES NOYAUX SOMMATIFS ET AVEC DES NOYAUX MAXITIFS

Les liens qui existent entre agrégation avec des noyaux sommatifs et agrégation avec des noyaux maxitifs sont directement issus du fait que l'intégrale de Choquet généralise l'opérateur d'agrégation additif.

Propriété 4 : l'utilisation d'une capacité possibiliste utilisant l'expressions (45) et la normalisation (43) donne une mesure de possibilité dominant toute mesure de probabilité de type $P(W|A)$.

Propriété 5 : si on pose $p_n = \psi(E_n \rightarrow W)$ en définissant ψ à partir de la granularité (expression (48)) on retrouve l'approche additive à noyaux sommatifs.

L'habitude d'utiliser l'agrégation additive pousse la plupart des utilisateurs à poser $p_n = \psi(E_n \rightarrow W)$ et ce même dans un contexte possibiliste. Si cette démarche peut se comprendre quand ψ est défini à partir de la granularité (puisque'on retrouve l'approche additive), elle ne me semble pour l'instant ne pas avoir de sens si ψ est défini à partir des possibilités (subjectives ou objectives).

Propriété 6 : si ν est une capacité convexe, elle définit un ensemble de mesures de probabilités $\mathcal{N}(\nu)$ telles que : $\forall P \in \mathcal{N}(\nu), \mathcal{V}_{\nu,c}(\Omega) \leq E_P(\Omega) \leq \mathcal{V}_{\nu}(\Omega)$. Les mesures de probabilités dominées sont des probabilités conditionnelles de la forme $P(W|\cdot)$.

N. LIEN ENTRE ACCUMULATION AVEC DES NOYAUX SOMMATIFS ET AVEC DES NOYAUX MAXITIFS.

Avant de poursuivre plus avant, il est important de bien visualiser ce qu'on entend par accumulation. Le modèle que nous prendrons ici est la pluie de particules. Soit à supposer que l'on cherche à connaître la densité de répartition d'une pluie de petites particules (comme du sable) à partir d'un échantillon aléatoire de la position de N de ces particules : $\{\omega_1, \dots, \omega_N\}$. La loi des grands nombres nous dit que le rapport entre le nombre de particules, tombées en un point donné au nombre de particules lâchées tend vers un rapport fixe qu'on a coutume d'appeler la *densité de répartition en ce point*. Cette loi ne tient bien sûr que lorsque le nombre de particules lâchées tend vers l'infini. Tout le problème est d'estimer cette loi (ou d'en avoir une représentation) en se basant sur un nombre fini de particules. Il n'est pas possible d'estimer cette loi de façon ponctuelle (il y aurait trop de points de Ω n'ayant reçu aucune particule, particulièrement aux endroits de faible densité). C'est pourquoi on utilise la convergence des histogrammes pour réaliser cette estimation [23]. En chaque point de $\omega \in \Omega$, on définit un voisinage binaire $V(\omega)$ de rayon Δ et on estime la densité en ce point par :

$$f(\omega) = \sum_{n=1}^N \frac{1}{N\Delta} \chi_{V(\omega)}(\omega_n), \quad (51)$$

où $\chi_{V(\omega)}$ est la fonction caractéristique du voisinage $V(\omega)$.

Cette méthode un peu brute induit des estimations de densité *en marche d'escalier* c'est à dire plutôt discontinues. La généralisation de cette approche utilisant des noyaux sommatifs ou maxitifs est présentée dans les sections J et L. En remarquant que $(\chi_{V(\omega)}/N\Delta)$ se comporte comme un noyau sommatif, il a été proposé par Parzen de remplacer cette fonction par un noyau κ . Le rôle de κ est d'induire sur cette estimation ses propres propriétés de continuité et de dérivabilité. C'est la généralisation sommative. En utilisant la généralisation canonique floue des fonctions caractéristiques, on obtient l'approche maxitive. Nous reviendrons sur cette approche dans la partie IV traitant des applications.

Dans l'approche que nous avons présentée dans la section J, *Accumulation avec des noyaux sommatifs*, le noyau κ est issu de la convolution de deux noyaux ν et η , le premier représentant une distribution locale a priori des réalisations, le second représentant le voisinage dans lequel l'accumulation est réalisée. Leurs rôles sont facilement échangeable. Dans cette approche, l'accumulation de chaque mesure $(\xi(\omega)\kappa(\omega_n - \omega))$ peut être vue comme la contribution en ω de la densité locale produite autour de la mesure ω_n , comme la confiance que l'on a dans la coïncidence des deux valeurs ω et ω_n ou encore comme la proportion des coïncidences qu'on obtiendrait entre ω et ω_n en générant des distributions aléatoires à partir de ν et η .

Dans l'approche que nous avons présentée dans la section L, *Accumulation avec des noyaux maxitifs*, le rôle des deux noyaux maxitifs n'est pas échangeable. C'est cette non-échangeabilité qui induit les propriétés intéressantes de cette approche par rapport à l'approche sommative. Dans l'approche maxitive, le noyau E_n représente un ensemble de positions admissibles pour la mesure ω_n à différents niveaux de confiance. Le noyau W représente lui l'ensemble sur lequel on souhaite mesurer l'accumulation (qui pourrait aussi être considéré comme l'ensemble des positions admissibles pour le point d'estimation ω). Si E_n est inclus dans W alors, quelle que soit la densité de répartition de la mesure, elle sera nécessairement incluse dans W et sera donc nécessairement accumulée. C'est l'accumulation inférieure. Parallèlement, s'il y a intersection entre E_n et W , alors il existe au moins une position de la mesure qui pourrait être accumulée. C'est l'accumulation supérieure. Si le noyau W domine un noyau η et que le noyau F domine le noyau ν , alors l'accumulation sommative induite par le noyau κ est comprise entre les accumulations maxitives possibles et nécessaires. L'écart entre les deux accumulateurs est symptomatique de l'adéquation (ou de l'inadéquation) entre le noyau W à accumuler et la précision des N mesures.

O. LIEN ENTRE ACCUMULATION ET MESURE

Accumulation et mesure ont un lien étroit dû au fait que la mesure d'un signal fait intervenir des phénomènes capacitifs c'est à dire des accumulations d'énergie. En ce sens, une mesure de signal peut être vue comme une accumulation de signaux élémentaires sur un voisinage de Ω défini par la réponse impulsionnelle du capteur. Cette similitude se retrouve dans l'expression de la mesure comme de l'accumulation. Si κ est le noyau sommatif définissant la réponse impulsionnelle du capteur et s le signal, la valeur du signal mesuré $S(\omega)$ en $\omega \in \Omega$ est donnée par la convolution de s et de κ :

$$S(\omega) = (\kappa \otimes s)(\omega). \quad (52)$$

De même, si on considère l'ensemble des N observations indépendantes $\{\omega_1, \dots, \omega_N\}$ comme définissant le signal \mathfrak{x} par :

$$\mathfrak{x}(\omega) = \sum_{n=1}^N \delta(\omega - \omega_n), \quad (53)$$

alors l'accumulation $Acc(\omega)$ en une position définie autour de $\omega \in \Omega$ par le noyau sommatif κ est donnée par :

$$Acc(\omega) = (\kappa \otimes \mathfrak{x})(\omega), \quad (54)$$

qui est très similaire à l'expression (53). Si maintenant il existe un défaut de connaissance du noyau κ , il est naturel de remplacer ce noyau par une famille de noyaux, ce que permet l'approche maxitive. Cette approche permet de modéliser une méconnaissance du voisinage d'accumulation ou de la réponse impulsionnelle du capteur, ou encore de modéliser un défaut mal connu du processus d'obtention des données.

P. PARTITION DE L'ESPACE

Pour pallier les défauts de représentation de l'échantillonnage et de la quantification qui sont présents dans tous les signaux numériques, il est important de trouver des méthodes permettant de conserver l'aspect nuancé du traitement de l'information sans perdre en robustesse vis-à-vis des défauts de cette représentation, c'est à dire trouver un modèle de représentation de l'échantillonnage qui allie la robustesse de la représentation par intervalle [13] à l'aspect nuancé de la représentation probabiliste. Or la généralisation pondérée du partitionnement par intervalle, c'est le partitionnement flou [18].

La plupart des noyaux utilisés en traitement du signal étant monomodaux, centrés, symétriques et positifs, nous avons choisis de représenter l'échantillonnage par des sous-ensembles flous de fonctions d'appartenance linéaires dont la granularité est égale à la granularité de l'échantillonnage. De tels sous-ensembles définissent des distributions de possibilités dominant les distributions de probabilité définies par des noyaux sommatifs positifs, monomodaux, symétriques et centrés de granularité inférieure ou égale à la granularité de l'échantillonnage. La grande majorité des opérateurs de traitement des signaux échantillonnés que nous avons utilisés s'appuient sur cette représentation.

Q. MATRICE D'INTERACTION POSSIBILISTE

De nombreuses applications de traitement du signal utilisent une relation fonctionnelle binaire liant deux espaces. Lorsque ce traitement est numérique (et donc que les signaux sont échantillonnés), cette relation est parfois difficile à exploiter à cause de la disparité des échantillonnages induits soit par la fonctionnelle elle même, soit par des processus de mesure disparates en résolution ou en densité. Par exemple, dans la transformation de Hough, l'espace associé à l'image est lié à un espace paramétrique par une fonctionnelle exprimant le fait qu'un point de l'image appartient (ou non) à la forme paramétrée par un point de l'espace paramétrique. Dans ce cas, c'est la fonctionnelle qui induit la disparité. En fusion

de cartes, les espaces de départ et d'arrivée sont les mêmes, par contre les capteurs délivrant les informations à fusionner ont des propriétés disparates de résolution, de densité, de répétabilité, ... Dans la plupart des applications classiques de traitement d'image (morphologie, filtrage, ...), les espaces de départ et d'arrivée sont les mêmes, par contre les noyaux utilisés pour réaliser les opérations sont généralement d'une granularité supérieure à la granularité de l'échantillonnage de l'image.

Notons f une fonctionnelle binaire reliant les éléments de deux espaces Ω_1 et Ω_2 . On dira que $\omega_1 \in \Omega_1$ et $\omega_2 \in \Omega_2$ sont liés si $f(\omega_1, \omega_2) = 0$. Il y a deux façons classiques de prendre en compte cette disparité entre les deux espaces échantillonnés. La première est d'étendre la relation binaire aux ensembles, la seconde est de calculer un indice de compatibilité entre un élément du premier espace et un élément du second espace.

Dans le premier cas, on conserve une relation binaire : un sous-ensemble du premier espace est (ou non) en relation avec un élément du second espace. Cette relation est induite par le principe d'extension, c'est à dire que $\forall A \subseteq \Omega_1, \forall B \subseteq \Omega_2$ A est en relation avec B si :

$$\exists \omega_1 \in A, \exists \omega_2 \in B, f(\omega_1, \omega_2) = 0. \quad (55)$$

On dit alors que A et B *peuvent* être en relation et on note cet indice de possibilité $\Pi(A|B)$.

Dans le second cas la relation est pondérée. L'indice de compatibilité peut être associé à la probabilité, en tirant aléatoirement un élément dans A et un élément dans B, d'avoir deux éléments en correspondance par f . Ce calcul direct n'est pas très aisé. Il est grandement simplifié en associant une distribution de probabilité (souvent Gaussienne) à chacun des deux ensembles. On obtient ainsi une approche à noyau classique. Dans le cas où les deux espaces Ω_1 et Ω_2 sont identiques, cet indice peut être obtenu facilement par :

$$\beta(A|B) = \int_{\Omega} \kappa_A(u) \kappa_B(u) du, \quad (56)$$

où κ_A (resp. κ_B) est le noyau associé à A (resp. à B). Sinon il faut utiliser le théorème d'extension associé aux noyaux, et donc :

$$\beta(A|B) = \int_{\Omega_1} \int_{\Omega_2} \kappa_A(\omega_1) \kappa_B(\omega_2) \delta(f(\omega_1, \omega_2)) d\omega_2 d\omega_1. \quad (57)$$

La généralisation de la première approche fait intervenir des sous-ensemble flous, c'est à dire des distributions de possibilités quantitatives ou qualitatives. Elle permet de calculer un indice de compatibilité entre A et B noté à nouveau $\Pi(A|B)$. La généralisation de la seconde approche consiste à trouver une mesure de confiance convexe, généralement une possibilité, dominant la mesure de confiance $\beta(A|B)$.

Il existe alors un lien direct entre les deux approches dû à la domination des possibilités sur les probabilités. Si le sous ensemble flou A (resp. B) définit une distribution de possibilité dominant κ_A (resp. κ_B), alors $\Pi(A|B)$ domine la mesure de compatibilité définie par κ_A et κ_B .

Dans la section G, nous avons introduit la notion d'échantillonnage et de représentation des signaux numériques échantillonnés. Soient $(C_k)_{k=1\dots K}$ un pavage de Ω_1 et $(D_n)_{n=1\dots N}$ un pavage de Ω_2 , l'ensemble des interactions possibilistes entre ces deux pavages peut être représentée par la matrice (souvent creuse) de $K \times N$ éléments formées des $\pi_{k,n} = \Pi(C_k|D_n)$. C'est cette matrice que nous appelons *matrice d'interaction possibiliste*. Elle est utilisée en morphologie floue, en reconstruction tomographique, en estimation de densité, pour définir la transformation de Hough floue, ... et de façon plus générale pour réaliser des opérations discrètes permettant de manipuler les signaux continus sous-jacents.

IV. TRAITEMENT DES SIGNAUX ET DES IMAGES

A. INTRODUCTION

Dans la section II j'ai présenté une vision historique de mes recherches. Dans la section III, j'ai proposé une tentative de synthèse non exhaustive des techniques que je mets au point actuellement pour résoudre des problématiques de traitement du signal. Cette section, intitulée *Traitement des signaux et des images*, présente un panorama des applications de la section II utilisant une technique décrite en section III. Chaque sous-paragraphe présente une des applications que j'ai traitées, la technique que j'ai employée et le (ou les) problème(s) que cette technique m'a permis de résoudre. La plupart sont présentés de façon très synthétique, car ils se réfèrent à des publications disponibles, sauf le dernier, *Modélisation des opérateurs de projection en tomographie*, qui est un travail récent ; les articles s'y rapportant ne sont pas encore parus. Je prie mon lecteur d'excuser cette présentation sous forme de catalogue qui en fait une partie moins agréable à lire.

B. FILTRAGE LOGIQUE ET FUSION

Filtrage et fusion sont souvent vus comme deux processus parents, surtout dans la communauté du traitement du signal. Depuis de nombreuses années, la méthode la plus utilisée pour réaliser à la fois filtrage et fusion bas niveau (c'est à dire au niveau signal) est le filtre de Kalman. Ce filtre est une extension du filtre moindres carrés multi-dimensionnel prenant en compte une évolution connue du modèle. Cette méthode utilise une représentation probabiliste des bruits de mesure et de modèle pour minimiser récursivement l'erreur d'identification d'un ensemble de paramètres liés aux mesures par une fonction linéaire (filtre de Kalman classique) ou non-linéaire (filtre de Kalman étendu). Plusieurs reproches sont communément faits à cette technique :

- il est impossible de prendre en compte de façon différenciée imprécision et incertitude sur la mesure,
- la convergence du filtre est liée tout autant aux mesures qu'au modèle de bruit,
- la version non-linéaire de ces filtres a tendance à diverger facilement.

La technique de filtrage que j'ai proposé en 1997 sous le nom de *Guess-filter*¹ s'appuie sur un partitionnement flou de l'espace des paramètres et une caractérisation de l'erreur de mesure par un sous-ensemble flou non normalisé. Pour simplifier l'explication de ce processus, supposons qu'on dispose récursivement à chaque instant k , d'une mesure m_k liée à un paramètre θ par une fonction connue de type $m_k = f(\theta)$.

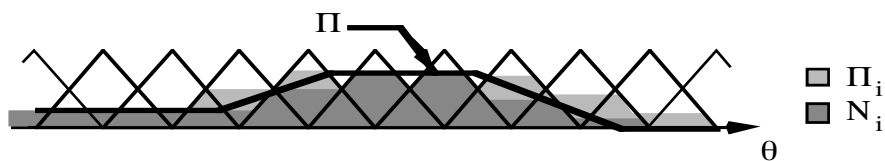


Figure 1 : Décomposition d'un sous-ensemble flou sur une partition.

L'idée sous-jacente de cette technique est de représenter une distribution de confiance sur le paramètre θ à identifier par des mesures supérieures (Π_i) et inférieures (N_i) de cette confiance sur la partition fixée a priori sur l'espace des θ . La connaissance du sous ensemble flou M_k représentant la $k^{\text{ième}}$ mesure permet d'émettre une hypothèse sur la distribution de confiance de θ . Cette hypothèse est confrontée à la distribution actuelle. Si les deux distributions sont en contradiction, leur fusion est réalisée par une opération disjonctive. Si elles sont en accord, leur fusion est réalisée par une opération conjonctive. Dans la majorité des cas, il y a ni accord ni conflit total entre les deux hypothèses. L'agrégation est alors réalisée par une opération pondérée réalisant pour une part une conjonction et pour

1. ou filtre à hypothèse.

une part complémentaire une disjonction. L'extraction de la valeur la plus probable est réalisée par une opération de type moyenne tronquée.

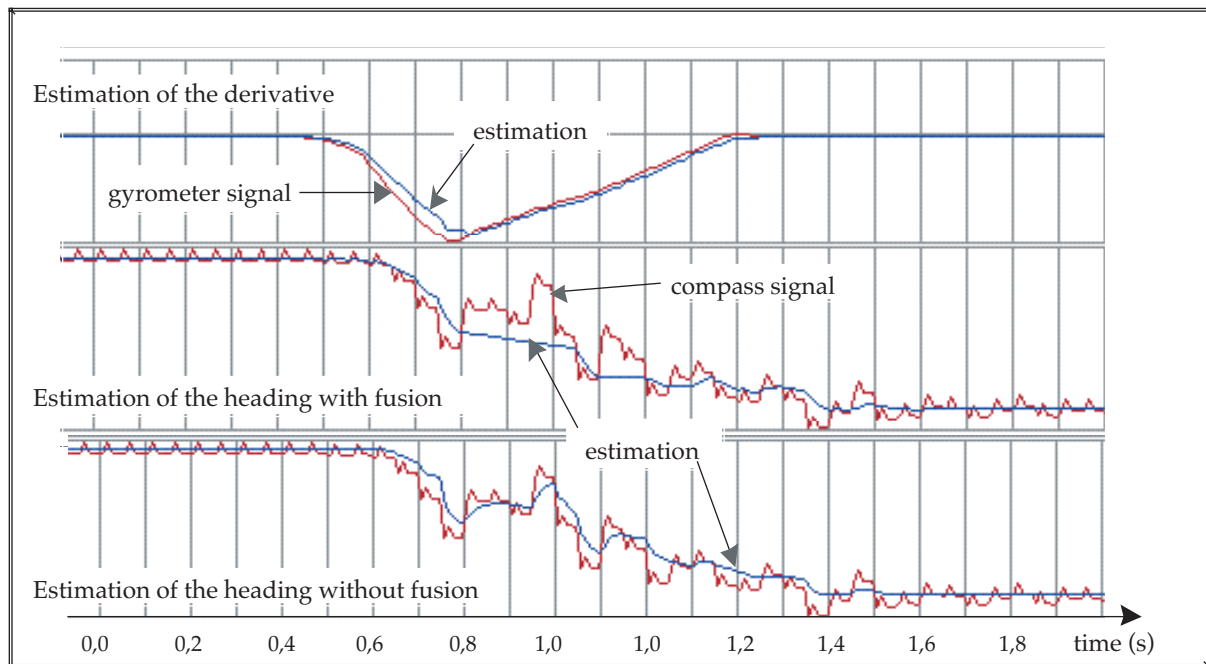


Figure 2 : Fusion de signaux pour l'estimation de l'attitude d'un véhicule sous-marin.

Ce même principe peut être utilisé pour fusionner deux signaux liés par une fonctionnelle. C'est ce que nous avons fait en fusionnant les signaux issus d'un gyromètre (mesure de vitesse angulaire) et ceux issus d'un inclinomètre (position angulaire) pour l'estimation de l'attitude d'un véhicule sous-marin. Les défauts de ces deux capteurs sont facilement représentables par des distributions de possibilité. La figure 2 est extraite de [24] et présente les résultats de cette fusion. Nous avons réalisé une étude comparative entre cette approche et l'approche Kalman. Il s'avère que les changements d'états sont beaucoup mieux pris en compte dans cette approche (voir figure 3).

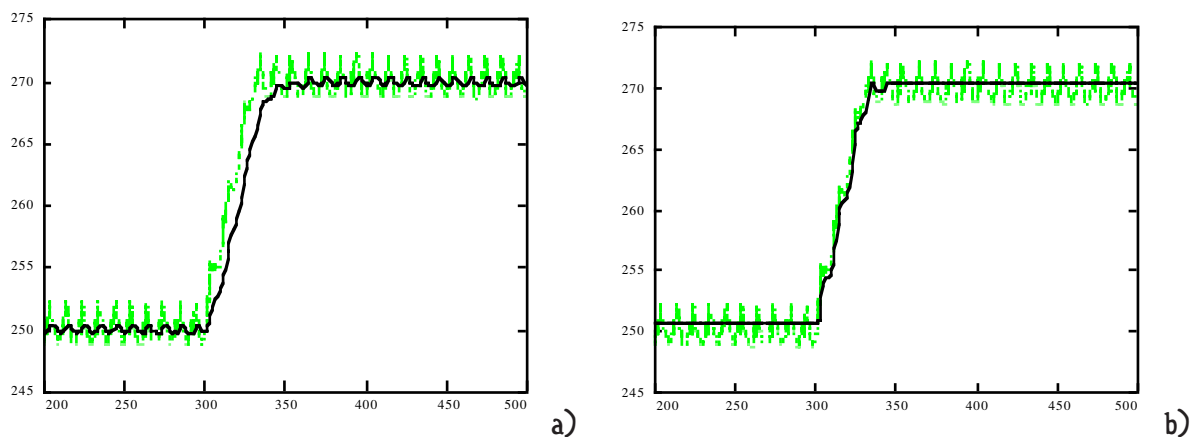


Figure 3 : Comparaison du filtrage d'un signal par approche Kalman (a) et Guess (b)

Au cours de travaux bibliographiques récents, j'ai remarqué une forte ressemblance entre l'approche filtre à hypothèse et celle portant le nom de filtrage particulière. Un filtre particulière peut être vu comme un ensemble de noyaux sommatifs indépendants caractérisés par leurs moments (généralement d'ordre 1 et 2) auxquels on adjoint des techniques de création, reproduction et mutation propres aux algorithmes génétiques. Une des principales différences avec les méthodes génétiques est que les tirages sont indexés sur une fonction d'importance générée à partir des probabilités estimées des parti-

cules. C'est alors la densité des noyaux autour d'une valeur $\omega \in \Omega$, ainsi que leur mesure de probabilité, qui définissent la vraisemblance de ω . D'autre part, la probabilité d'une particule dépend de son activation par les mesures. En ce sens, un filtre à hypothèse peut être assimilé à un filtre particulaire dont les particules sont fixées de façon arbitraire et dont la vraisemblance des cellules est définie par la mesure de confiance qui leur est associée et qui est fonction de la répétition de leur activation. Chaque cellule de la partition est une particule indépendante. C'est de la coalition des particules qu'est extraite la valeur de sortie du filtre (comme dans le cas du filtre particulaire).

C. HISTOGRAMME QUASI-CONTINU

De façon formelle, un histogramme quasi-continu est simplement un histogramme construit sur une partition floue (figure 5) en lieu et place d'une partition binaire (figure 4).

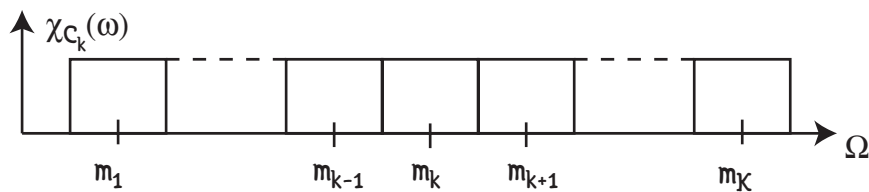


Figure 4 : partition binaire.

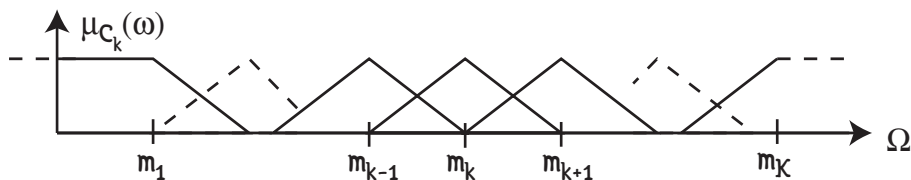


Figure 5 : partition floue triangulaire.

Soit Ω l'espace des données, $(\omega_n)_{n=1\dots N}$ les N données et $(C_k)_{k=1\dots K}$ les K cellules de l'histogramme. Comme pour un histogramme classique, on associe un accumulateur Acc_k à chaque cellule C_k de la partition. L'accumulation est réalisée par l'utilisation de l'expression (49). Lorsque les données sont précises, on obtient une accumulation précise comme dans le cas classique. C'est une des particularités des histogrammes quasi-continus que de permettre la prise en compte de l'imprécision des données dans la construction de l'histogramme. Une autre particularité importante de ces histogrammes est induite par la partition floue : les sensibilités à la position (figures 6 et 7) et à la granularité de la partition, sont très fortement atténuées.

En tant qu'outil de visualisation des données, les histogrammes quasi-continus sont donc plus stables. Ce type d'histogramme avait déjà été étudié par le passé par Scott et Sheather en 1985 sous le nom de "binned kernel density estimator" [22] mais avec des noyaux sommatifs, sans possibilité de prendre en compte l'imprécision des données.

Le principal intérêt des histogrammes quasi-continus, et qui justifie leur nom, est la possibilité qu'ils offrent de manipuler, par des opérations discrètes, une estimation robuste de la densité de probabilité sous-jacente à un échantillon. Pour comprendre cette propriété, il nous faut tout d'abord aborder l'estimation de densité basée sur les histogrammes.

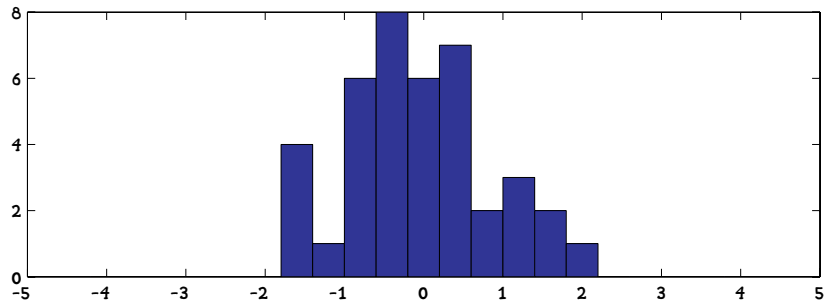
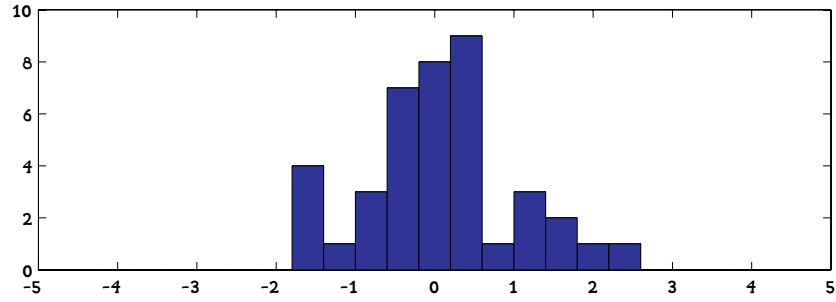


Figure 6 : Translation d'un histogramme binaire.

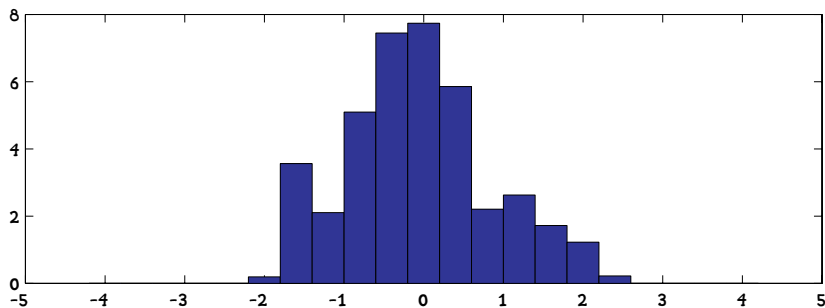
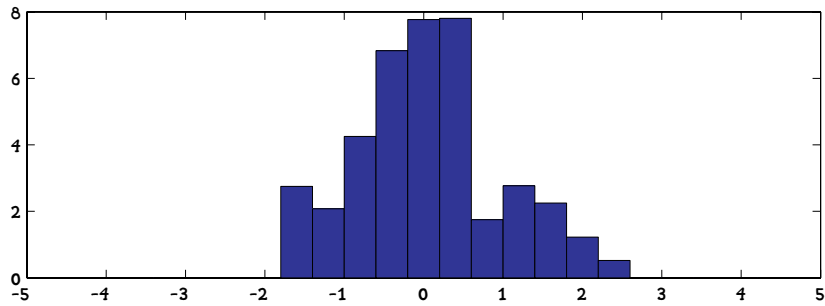


Figure 7 : Translation d'un histogramme quasi-continu.

D. ESTIMATION DE DENSITÉ

Si C_k est une des cellules d'un histogramme classique et que f est la densité sous-jacente à l'ensemble des N données, alors $P(C_k)$, la probabilité qu'un élément tiré au hasard de la distribution appartienne à C_k est donnée par :

$$P(C_k) = \int_{C_k} f(x) dx = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(\frac{Acc_k}{N} \right) \quad (58)$$

où Acc_k est l'accumulation des données dans la cellule C_k :

$$\text{Acc}_k = \sum_{n=1}^N \chi_{C_k}(\omega_n), \quad (59)$$

où χ_{C_k} est la fonction caractéristique de C_k .

Dans le cas des histogrammes quasi-continus, c'est la même chose. Une cellule d'un histogramme quasi-continu peut être vue comme un emboîtement de cellules binaires associées à des mesures de confiances croissantes. Si C_k est une cellule floue, alors C_k^α , la coupe de niveau α de C_k peut faire l'objet d'un processus d'accumulation Acc_k^α par la formule (59). De l'agrégation de toutes les accumulations Acc_k^α par une intégrale de Choquet associée à la mesure de confiance α , en remarquant que, si α croît, Acc_k^α décroît, résulte l'expression (49). L'expression (58) étant vraie pour chaque α coupe et la probabilité étant croissante par inclusion, la probabilité du sous-ensemble C_k peut aussi être définie par l'expression (58).

Le nombre de données étant limité, il est d'usage d'approximer la densité de probabilité en chaque nœud m_k de la partition par :

$$f(m_k) = \frac{P(C_k)}{\Delta} \quad (60)$$

où Δ est la largeur de la cellule. Si C_k est un sous ensemble flou, cette largeur est remplacée par la granularité (intégrale de la largeur via les α coupes).

L'histogramme ne permet donc d'estimer la densité de probabilité qu'en des points discrets de Ω en fixant, via le voisinage, la granularité de l'approximation. Il serait évidemment possible de multiplier les nœuds de l'histogramme sans diminuer la granularité des ensembles. C'est l'idée sous-jacente à la méthode d'estimation de densité par la méthode dite de Parzen-Rosenblatt [23]. Cette méthode permet d'avoir une estimation de la densité de probabilité en chaque point de Ω via le noyau de convolution utilisé. Naturellement, la modification du noyau amène une modification de la densité estimée pour une granularité donnée et pour une fonctionnelle donnée. Cette variabilité disparaît lorsque la granularité des noyaux utilisés tend vers 0 et que le nombre de données tend vers l'infini. C'est la convergence de ce type d'estimateur. Reste comme inconvénient majeur la nécessité d'estimer cette densité en un nombre important de localisations.

L'objet des histogramme quasi-continus est de permettre de manipuler la densité sous-jacente d'un ensemble de données, via un ensemble réduit d'opérations discrètes. Cette idée est simple à illustrer. Soit à supposer que le processus d'accumulation ait permis de calculer $P(C_k)$, la probabilité de chaque cellule C_k (binaire pour l'exemple), il est possible d'obtenir une estimation de la moyenne $\hat{\omega}$ de l'ensemble des données $\{\omega_1, \dots, \omega_N\}$ par :

$$\hat{\omega} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \omega_n \approx \sum_{k=1}^K P(C_k) m_k \quad (61)$$

En toute rigueur cette estimation est imprécise puisque le choix du milieu de l'intervalle m_k est arbitraire. Donc, on devrait écrire :

$$\hat{\omega} \in \hat{O} \approx \sum_{k=1}^K P(C_k) \left[m_k - \frac{\Delta}{2}, m_k + \frac{\Delta}{2} \right] = \left[\sum_{k=1}^K P(C_k) m_k - \frac{\Delta}{2}, \sum_{k=1}^K P(C_k) m_k + \frac{\Delta}{2} \right], \quad (62)$$

\hat{O} étant un intervalle des valeurs de $\hat{\omega}$ dont l'imprécision est induite par le partitionnement. Cette démarche revient à pré-classifier les données puis à les traiter via les classes arbitrairement choisies.

Elle peut être facilement étendue au flou par intégration des α coupes. Pour étendre et raffiner cette idée, nous avons proposé de traiter les accumulateurs de l'histogramme comme un signal discret issu de la convolution du noyau d'accumulation avec un signal continu, c'est à dire d'utiliser la technique du transfert discret-continu présentée dans les paragraphes I et K.

Dans une première approche, nous avons considéré que les accumulateurs étaient indépendants ; nous avons alors utilisé des techniques de transfert amenant une additivité de l'estimateur de densité obtenu. C'est cette approche qui a été utilisée pour démontrer la convergence des histogrammes quasi-continus en MSE (Mean Squared Error) et IMSE (Integrated Mean Squared Error). Elle présente des différences minimales par rapport à l'approche de Scott et Sheather. C'est aussi celle employée par van den Berg et al. [29] pour réaliser des apprentissages. Le transfert additif nous a permis de définir des estimateurs de mode et de fractiles qui ont trouvé de nombreuses applications en traitement du signal et des images. L'estimateur de mode consiste simplement en l'extraction des maxima locaux d'une estimation discrète de la dérivée de la densité de probabilité sous-jacente. L'estimateur de fractile utilise l'estimation itérative du transfert de comptage sur un intervalle ouvert dont la borne supérieure est le fractile recherché. Cette procédure s'avère être d'une complexité faible si on la compare à l'approche classique induisant un tri des données [3]. Dans cette dernière application, la classification opérée par l'histogramme peut être vue comme un pré-tri.

Dans nos derniers travaux, nous avons rejeté l'hypothèse d'indépendance des comptages. Cette hypothèse est valide dans le cas d'une partition binaire et de données précises. En effet, dans ce cas, si la donnée ω_n contribue à l'incrément de l'accumulateur Acc_k , elle ne contribue à l'augmentation d'aucun autre accumulateur. Le lien entre les accumulations provient de la densité de répartition des données, qui est justement ce qu'un histogramme doit permettre de visualiser. Dans le cas d'une partition floue forte, le fait que la propriété de conservation des comptages soit préservée, c'est à dire que :

$$\sum_{k=1}^K Acc_k = N, \quad (63)$$

pourrait laisser à penser que l'on peut étendre l'hypothèse d'indépendance des comptages. Cependant, le fait de remplacer une partition binaire par une partition floue provoque une dispersion des comptages qui invalide cette hypothèse d'indépendance : si la donnée ω_n contribue à l'incrément de l'accumulateur Acc_k , elle contribue généralement aussi à l'incrément soit de Acc_{k-1} soit de Acc_{k+1} . C'est en fait la contre-partie de la réduction de la sensibilité de cet estimateur à la translation de la partition.

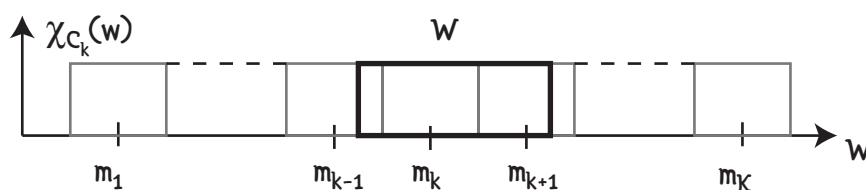


Figure 8 : Transfert de comptage sur l'ensemble W .

En utilisant les méthodes agrégatives de passage discret-continu présentées en section K, il est possible d'obtenir des accumulations intervallistes dont l'imprécision reflète la confusion induite par la partition sur les données. Pour expliquer cette propriété, revenons à la partition binaire illustrée sur la figure 8. Soit W , un intervalle sur lequel on souhaite estimer l'accumulation. Soit on émet l'hypothèse d'une répartition connue (par exemple uniforme) des données sur chaque cellule de la partition. Dans ce cas le transfert se fait au pro-rata de l'intégrale de cette fonction de répartition sur W . C'est le principe du transfert pignistique. Soit on n'émet aucune hypothèse sur cette répartition, sinon qu'elle est bornée par l'intervalle C_k , et donc une valeur maximale de l'accumulation en W peut être obtenue en transférant tous les accumulateurs dont les cellules intersectent W (ici C_{k-1} , C_k et C_{k+1}), tandis que la

valeur minimale est obtenue en transférant uniquement les accumulateurs associés à des cellules incluses dans W (ici C_k).

La généralisation de ce principe est obtenue par le transfert proposé en section K avec une normalisation de type transfert de densité. Associée à la normalisation :

$$\overline{P(W)} = \frac{\overline{Acc(W)}}{\overline{Acc(W)} + \overline{Acc(W^c)}}, \quad \underline{P(W)} = \frac{\underline{Acc(W)}}{\underline{Acc(W)} + \underline{Acc(W^c)}}, \quad (64)$$

elle permet de définir des fonctionnelles d'estimation de la densité de probabilité en chaque point de Ω . C'est ce qu'illustrent les figures 9 et 10 avec les données classiques des durées de l'éruption du Old Faithful geyser.

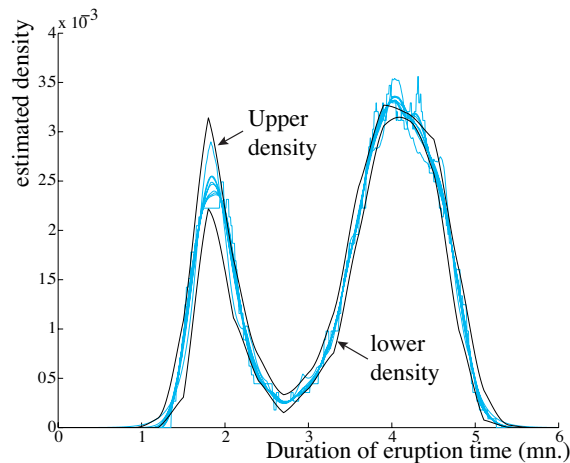


Figure 9 : Transfert de densité pignistique.

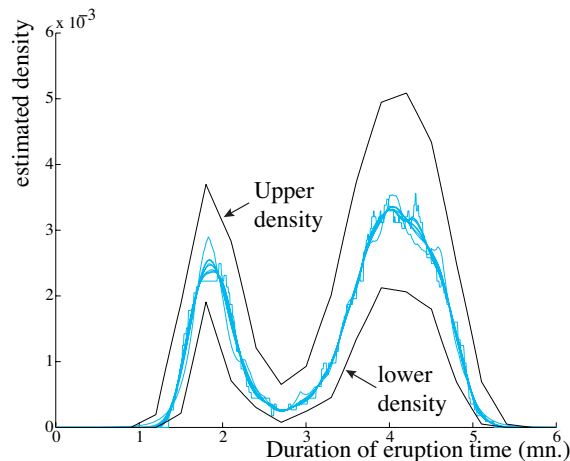


Figure 10 : Transfert de densité possibiliste.

E. ESTIMATION DU MOUVEMENT APPARENT

L'estimation du mouvement apparent exposé dans la section II.D s'appuie sur une représentation paramétrique du mouvement projeté. On nomme Ξ l'espace paramétrique décrivant le mouvement, Ω l'espace image et f une fonctionnelle associant paramètre de mouvement et variation de position dans l'espace image. Les paramètres peuvent être, par exemple, associés au mouvement du mécanisme portant le capteur d'image tandis que la fonction f est une projection perspective.

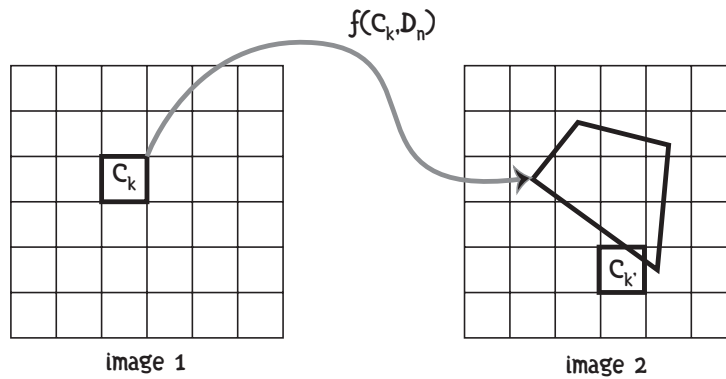


Figure 11 : Vote des pixels.

L'estimation du mouvement majoritaire repose sur la recherche du mode de la distribution des mouvements projetés. Pour ce faire, on définit une partition arbitraire sur l'espace paramétrique Ξ et une partition sur l'espace image associé à l'échantillonnage de l'image (généralement ces partitions ont des fonctions d'appartenance linéaires). Ensuite, on utilise le principe d'extension pour associer, à toute cellule de la partition de l'espace image et à toute cellule de l'espace paramétrique, un pavé de l'espace image. Le reste de la procédure est basé sur le vote. On dira que le pixel représenté par la cellule C_k de l'espace image vote pour le mouvement représenté par la cellule D_n de l'espace paramétrique s'il existe une cellule $C_{k'}$ de l'espace image intersectant le pavé obtenu par le principe d'extension tel que la valeur de niveau de gris associée à $C_{k'}$ dans la seconde image soit compatible avec la valeur du niveau de gris associée à C_k dans la première image.

Généralement, dans ce type de démarche, la compatibilité est associée à la ressemblance des niveaux de gris. Cette association est peu robuste car très dépendante de la stabilité de l'illumination et de l'adéquation du modèle de ressemblance. Nous avons choisi de représenter cette compatibilité de façon bipolaire par une mesure de possibilité et une mesure de nécessité. Pour ce faire, les pixels sont divisés en deux classes duales, les blancs et les noirs. Les deux pixels associés aux cellules C_k et $C_{k'}$ sont dits possiblement compatibles s'ils appartiennent à la même classe. Ils sont dits possiblement incompatibles s'ils appartiennent à deux classes différentes. Cette façon bipolaire de représenter la compatibilité permet de modéliser :

- la difficulté à associer, par classification, des niveaux de gris intermédiaires à d'autres niveaux de gris intermédiaires,
- la quantification des niveaux de gris (la possibilité de classification d'un pixel dans la classe noire n'est pas égale à un moins la possibilité de l'attribuer à la classe blanche s'il y a une imprécision dans la valeur),
- la méconnaissance complète des niveaux de gris en dehors du cadre de l'image.

La généralisation floue de ce principe permet de définir un vote bipolaire pondéré de chaque pixel de l'espace image pour chaque cellule de l'espace paramétrique. Ces votes bipolaires sont accumulés dans un histogramme quasi-continu associé à la partition de l'espace paramétrique. La recherche du (ou des) mode(s) de cet histogramme permet d'obtenir des estimations du mouvement majoritaire (et des mouvements minoritaires) associés aux mouvements apparents entre les images 1 et 2. Du à l'utilisation des histogrammes quasi-continus, l'impact du partitionnement arbitraire sur la détection du mode est moindre par rapport à une procédure analogue utilisant un partitionnement binaire (par exemple les méthodes de corrélation).

L'utilisation de ce même principe permet de réaliser des poursuites de motifs dans une séquence d'images. Encore une fois le principe est simple à expliquer en raisonnant en binaire. Le motif à poursuivre est défini dans l'image initiale par M pixels, c'est à dire M cellules de la partition associées à M classifications bipolaires noir/blanc. D'autre part, comme dans le cas précédent, le mouvement est associé à

un espace paramétrique Ξ recouvert par les pavés de la partition $(D_n)_{n=1\dots N}$. A chaque cellule D_n , on associe un accumulateur Acc_n . Le mouvement du motif est associé au mode de la distribution sous-jacente à l'accumulateur. La principale différence entre les deux approches vient de la méthode d'obtention des votes menant à l'accumulation ; cette méthode utilise des règles bipolaires. Ces règles sont de simples relations causales de type "si ... alors ..." associant chaque pixel du motif et chaque mouvement à une classification :

- $RN_{n,m}$: si le mouvement est paramétré par D_n alors le pixel associé à C_m est noir,
- $RB_{n,m}$: si le mouvement est paramétré par D_n alors le pixel associé à C_m est blanc.

Ces deux règles sont antagonistes. Ce qui nous intéresse ici est d'évaluer la possibilité de chaque règle. Elles peuvent être vraies toutes les deux, ou l'une des deux seulement (trois états possibles). La relation entre classification des pixels et mouvement est donc représentée par $2 \times M \times N$ règles (soit $M \times N$ règles bipolaires). La possibilité de ces règles est apprise sur l'image initiale en utilisant le principe illustré sur la figure 11. La règle $RN_{n,m}$ (rsp. $RB_{n,m}$) est possiblement vraie s'il existe un pixel C_k intersectant le pavé issu de la projection de C_m par f paramétrée par D_n appartenant à la classe noire (rsp. blanche). Tout pixel n'appartenant pas au motif est supposé de classification inconnue (donc à la fois possiblement blanc et noir).

Les règles ainsi définies relient l'espace des mouvements à l'espace des classifications. L'objet du suivi de motif est d'estimer la position du motif dans chaque image de la séquence, donc de déduire le mouvement à partir de la classification des M pixels formant le motif. C'est pourquoi le vote de chaque pixel du motif, associé à l'image courante, vis à vis du mouvement représenté par la cellule D_n , utilise le principe du modus tollens : "or le pixel n'est pas noir (blanc) donc le mouvement n'est pas D_n ". On fait ainsi voter chaque pixel du motif pour (ou contre) le mouvement paramétré par D_n puis on recherche le mode de la distribution sous-jacente à l'ensemble des accumulateurs. Ce mode est choisi alors comme position courante, ce qui permet de mettre à jour la position initiale du motif sur la nouvelle image. Dû à la modélisation binaire ainsi qu'à l'utilisation des histogrammes quasi-continus, la poursuite de cible s'avère très robuste vis à vis des changements d'éclairage (un des principaux problèmes du suivi projectif de cible) comparée à des méthodes utilisant le flot optique ou la corrélation. Par contre un changement d'aspect de la cible ne peut être pris en compte par une méthode aussi simple (ni par aucune méthode de ce type d'ailleurs).

Il faut remarquer cependant qu'une des faiblesses de cette méthode est sa complexité algorithmique qui augmente exponentiellement avec la dimension de l'espace paramétrique. Actuellement, seule une modélisation du mouvement ne dépassant pas 3 paramètres permet une implantation temps réel (25 images/seconde). Il est à noter que le temps de calcul des accumulateurs peut être fortement réduit par une approche multi-échelle ou en utilisant un partitionnement irrégulier calculé avec une approche diophantienne.

F. MORPHOLOGIE FLOUE DANS LES IMAGES OMNIDIRECTIONNELLES

L'adéquation des outils de la morphologie pour analyser des images projectives réelles est liée au fait qu'il est possible de positionner le capteur et les objets dont on analyse l'image de façon à ce qu'un maillage régulier défini sur l'objet se projette en un maillage régulier sur l'image. De cette propriété découle le fait qu'une opération de morphologie, définie avec un élément structurant régulier sur l'image, est la projection d'une opération morphologique équivalente à celle que l'on aurait obtenue sur l'objet. Dans le cas où ces conditions ne sont pas respectées, les disparités de résolution dues à la perspective induisent une modification morphologique sur l'image ne correspondant pas à une modification morphologique équivalente sur l'objet. Sur la figure 12, on voit qu'un traitement d'érosion n'affecte pas uniformément les lignes d'un quadrillage vu en perspective.

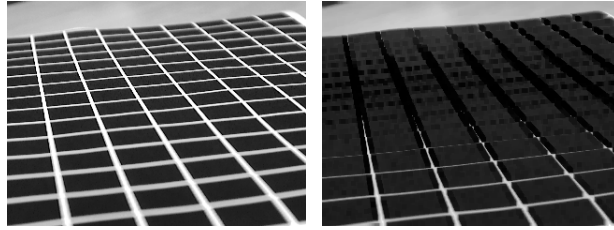


Figure 12 : érosion sur une image perspective.

Dans le cas des images omnidirectionnelles, il est quasiment impossible de positionner le capteur de façon à ce qu'un maillage régulier sur la scène se projette de façon isotrope sur l'image (figure 13). Par contre, l'étalonnage préalable d'un capteur omnidirectionnel à point de vue unique permet de connaître la projection d'un noyau régulier défini sur toute image perspective reconstruite à partir de l'image omnidirectionnelle anamorphosée. Nous avons proposé de nous appuyer sur cette propriété pour redéfinir des opérateurs de morphologie adaptés aux images omnidirectionnelles à niveau de gris. Ces opérateurs font intervenir un élément structurant de taille variable qui ne peut donc être exprimé comme une union de pixels. C'est pourquoi la morphologie que nous définissons est par essence une morphologie floue.

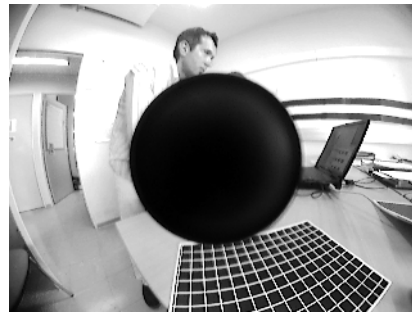


Figure 13 : image omnidirectionnelle.

Nous avons donc proposé une méthode à élément structurant (noyau) variable utilisant les particularités des objectifs omnidirectionnels à point de vue unique. Cette méthode s'appuie sur les outils que nous avons défini dans la partie III (Eléments Mathématiques). On associe une partition floue à l'image omnidirectionnelle dans sa version anamorphosée. D'autre part, l'élément structurant servant à définir l'opérateur morphologique, est obtenu en projetant, sur l'image omnidirectionnelle, un noyau flou issu d'un espace dans lequel l'invariance par translation peut être respectée (par exemple le cylindre englobant le capteur omnidirectionnel). Cette projection est illustrée dans le cas binaire sur la figure 14.

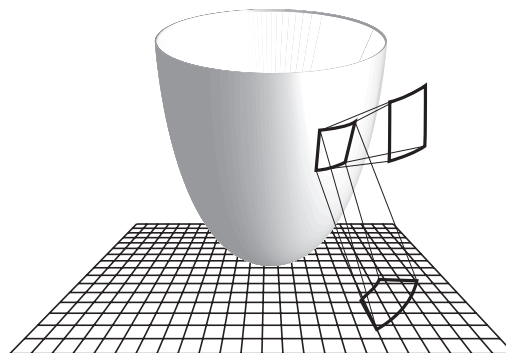


Figure 14 : projection du noyau.

Il est alors possible de définir une matrice d'interaction dont chaque élément $\pi_{n,m}$ représente la possibilité d'appartenance du pixel m au voisinage défini par l'élément structurant variable autour du pixel n . L'agrégation possibiliste des niveaux de gris de l'image permet de définir un opérateur semblable à

une dilatation (quand on utilise une mesure de possibilité) et à une érosion (quand on utilise une mesure de nécessité). Ces opérations sont de vraies dilatations et érosions si on utilise l'intégrale de Sugeno. Nous avons obtenu ainsi des opérateurs qui avaient un sens dans l'espace projectif. Tous ces résultats sont reportés dans [6], [7] et [43].

G. FUSION DE DONNÉES CARTOGRAPHIQUES

Dans la plupart des applications faisant intervenir des données géoréférencées, comme l'agriculture de précision, l'étude des sols, la surveillance des pollutions, ... se pose le problème de la fusion de données dont la nature, la résolution, la fiabilité ou l'échantillonnage sont très disparates. Dans ce domaine, les géostatistiques et les méthodes de krigeage sont les plus utilisées. Elles sont basées sur une étude des variations spatiales des mesures utilisant un variogramme. Cette approche souffre de deux limites principales qui sont l'impossibilité de prendre en compte des données qualitatives (avis d'experts, ...) et la difficulté de prendre en compte des données de densité faible ou en faible nombre.

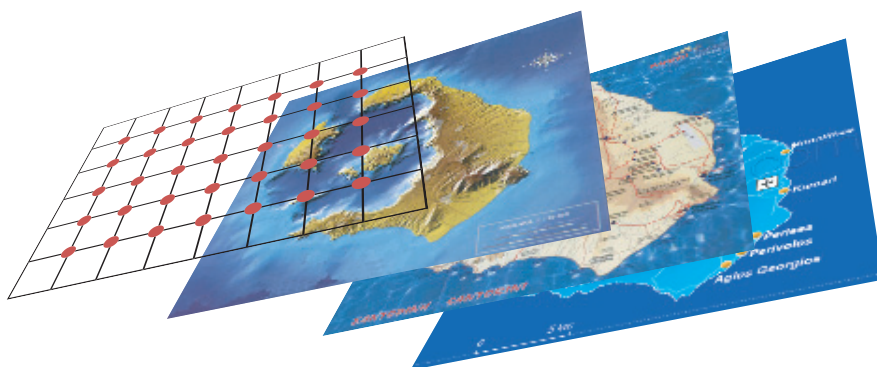


Figure 15 : Fusion de cartes.

L'objet de la fusion d'informations cartographiques est de permettre d'extraire ou de représenter des informations utiles sur un espace support (géographique) sur lequel on dispose d'un certain nombre de mesures. Le but en est de définir des zones uniformes vis à vis d'un certain critère (zone de forte végétation, zone à irriguer, zone d'attaque épidémiologique, ...) ou de qualifier une zone particulière.

Dans le cadre de la collaboration que nous avons mis en place avec des équipes de recherche en agromonie, nous avons développé une méthode originale de fusion de données cartographiques basée sur des outils méthodologiques proches de ceux développés dans la section III.

Soit Ω l'espace du support et Ξ l'espace de la mesure, un élément d'information cartographique est caractérisé, dans cette approche, par un sous-ensemble flou $(F, \mathcal{M}) \subseteq \Omega \times \Xi$. Chaque sous-ensemble flou caractérise les défauts connus du processus de mesure. Toutes les mesures à fusionner ont le même espace support, par contre l'espace des mesures varie en fonction du capteur utilisé. L'objet de la méthode que nous proposons est de permettre d'estimer un élément d'information cartographique à partir d'un ensemble d'éléments d'information cartographique, c'est à dire d'agrèger les connaissances issues des cartes pour en extraire une information sur toute zone (de l'espace support) couverte par les données. Elle est basée sur une représentation experte de l'information. Chaque espace des mesures fait l'objet d'un partitionnement, et chaque élément de la partition est associé à un label (par exemple faible, moyen, fort).

Pour expliquer simplement le principe de la méthode, supposons, dans un premier temps, un seul espace de mesure Ξ faisant l'objet d'une partition en trois sous-ensembles flous $(C_i)_{i=1,2,3}$ associés à trois labels $(L_i)_{i=1,2,3}$. On dispose de N mesures, c'est à dire de N ensembles $(E_n)_{n=1,2,\dots,N}$ de Ω associés à N ensembles $(\mathcal{M}_n)_{n=1,2,\dots,N}$ de Ξ . Chaque mesure est qualifiée par sa compatibilité avec les trois

labels. Cette compatibilité est définie par les mesure de possibilité $\Pi_{L_i}(\mathcal{M}_n) = \Pi(C_i; \mathcal{M}_n)$ et de nécessité $N_{L_i}(\mathcal{M}_n) = N(C_i; \mathcal{M}_n)$.

L'agrégation des N mesures sur une zone de requête $R \subseteq \Omega$ consiste simplement en l'estimation des mesures de compatibilité de R avec les labels $(L_i)_{i=1, \dots, 3}$ c'est à dire $\Pi_{L_i}(R)$ et $N_{L_i}(R)$. Pour obtenir cette agrégation on utilise une intégrale de Choquet associée à une mesure de compatibilité des supports d'information avec la zone de requête : $\Pi(R|E_n) = \pi_{E_n}$. L'utilisation de la mesure de possibilité pour réaliser l'intégration rend la méthode trop sensible à des données aberrantes. C'est pourquoi nous avons défini une méthode d'agrégation utilisant une fonction de transfert (qui n'est pas donnée dans la section III) généralisant la notion de fractile. La définition de la fonction de transfert Ψ nécessite celle de rang relatif ρ :

$$\rho(\pi) = \frac{\sum_{\pi_{E_n} \leq \pi} \pi_{E_n}}{\sum \pi_{E_n}} \quad (65)$$

$$\Psi(A) = \begin{cases} 0 & \text{si } \rho(\Pi(A)) \leq (1 - \beta) - \frac{\delta}{2} \\ 1 & \text{si } \rho(\Pi(A)) \geq (1 - \beta) + \frac{\delta}{2} \\ \frac{\rho(\Pi(A)) + \beta - 1}{\delta} + \frac{1}{2} & \text{sinon} \end{cases} \quad (66)$$

La valeur de β est la valeur de fractile utilisée (typiquement 0.9) c'est à dire le complémentaire de la proportion de mesures aberrantes attendues. δ est un paramètre définissant la quantité d'informations agrégées. Ces deux valeurs doivent respecter $2\beta - \delta \geq 0$ pour que Ψ soit une capacité.

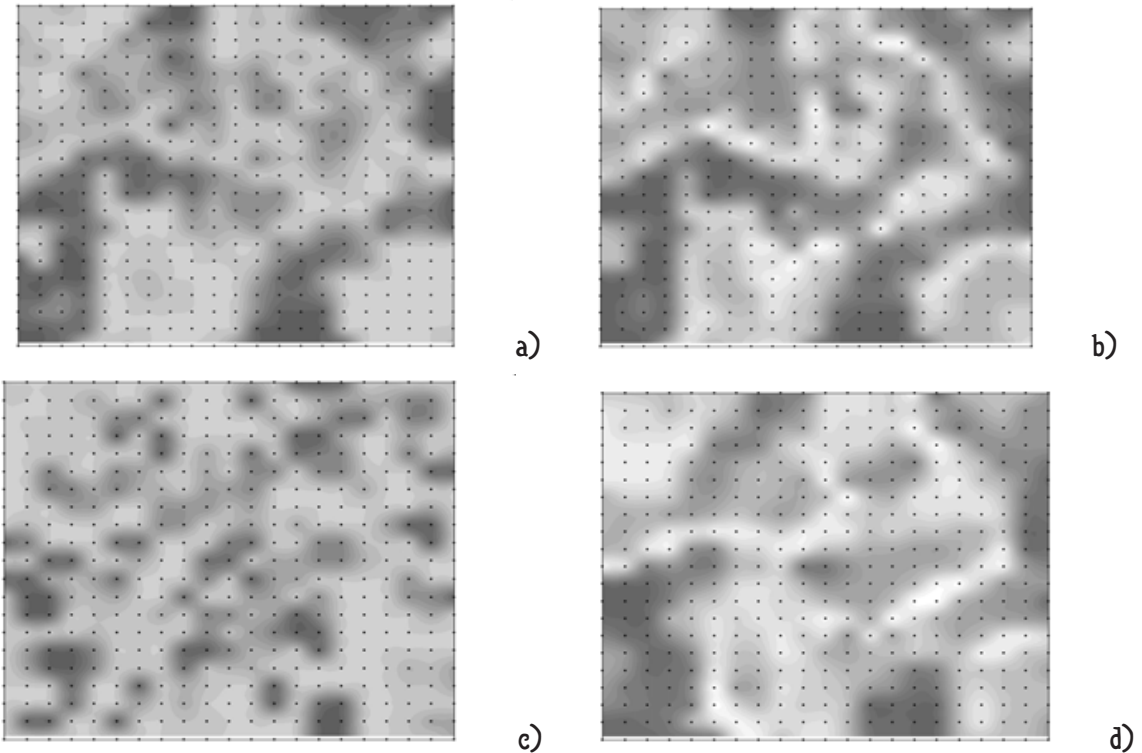


Figure 16 : Carte de rendement obtenue avec 2400 points de mesures : approche classique (a), approche floue (b) et avec 120 points de mesures : approche classique (c), approche floue (d).

Dans ce contexte, la fusion d'information consiste à lier les labels associés à chaque mesure par des règles apprises ou définies par un expert et généraliser l'approche qui vient d'être présentée. Cette méthode est exposée plus en détail dans [5] ainsi que dans la thèse de Jean Noël Paoli.

L'exemple de la figure 16 est extrait de [46]. Il propose la reconstruction d'une carte de classification de rendement par une méthode classique (a, c) et une méthode floue (b, d) avec 2400 mesures bruitées réparties sur la carte (a, b) et 120 mesures tirées au hasard dans les 2400 mesure précédentes (c, d). Sans entrer dans les détails de ce travail, cet exemple montre que la classification floue est beaucoup moins sensible à la rareté des données que l'approche classique.

H. TRANSFORMÉE DE HOUGH FLOUE

La transformation de Hough a été introduite par Hough pour permettre la détection d'alignements de points sur des images. Elle a, par la suite, été étendue pour permettre la détection de n'importe quelle forme (cercles, splines, ...) sur n'importe quel type d'images (planes, volumiques, ...). La transformée de Hough classique s'appuie sur l'utilisation d'une fonctionnelle paramétrée reliant chaque point de l'image à la forme à détecter. Son principe a été généralisé pour permettre aussi la détection de formes non paramétrisables.

Le principe de la transformation de Hough classique est très simple. Ω est l'espace image et $\Phi = \{\omega_1, \dots, \omega_N\} \subseteq \Omega$ l'ensemble des N points de l'image sur lesquels on cherche à mettre en évidence une forme particulière. f est la fonctionnelle décrivant cette forme et Ξ l'espace des paramètres de cette fonctionnelle. Pour réaliser une transformation de Hough, il suffit de partitionner l'espace des paramètres en K cellules $(D_k)_{k=1\dots K}$ et de compter, pour chaque D_k , le nombre de points de Φ tels que $\exists d \in D_k, f(\omega_n, d) = 0$. L'évidence de la présence d'une forme paramétrée par D_k est liée à la valeur relative de son accumulateur Acc_k par rapport aux autres accumulateurs. Finalement, une transformation de Hough peut être vue comme une construction d'histogramme.

Sous sa forme la plus simple, la transformation de Hough n'est pas très robuste. Elle est sensible à l'échantillonnage de l'espace des paramètres, comme un histogramme ordinaire, elle ne permet pas de prendre en compte l'imprécision systématique de localisation des points de l'image due à l'échantillonnage, ni l'incertitude liée à la détection des points sur lesquels on recherche une forme donnée (par exemple des points de contour).

La technique que nous avons proposé pour améliorer les performances (et surtout la robustesse) de la transformée de Hough s'appuie sur les méthodes exposées dans la section L : *Accumulation avec des noyaux maxitifs*. Elle consiste à modéliser l'échantillonnage de l'image, comme de l'espace paramétrique, par une partition floue et d'associer une mesure de confiance à chaque point détecté sur l'image. Les accumulations sont réalisées par une modification de l'équation (49) prenant, dans l'approche présentée dans [3], la forme d'une intégrale de Sugeno. Soient $(C_n)_{n=1\dots N}$ les N pixels de l'image auxquels sont associés N mesures de confiance $(\pi_n)_{n=1\dots N}$, et soit $(D_k)_{k=1\dots K}$, les K cellules de l'espace paramétrique, l'accumulateur associé à D_k est Acc_k donné par :

$$Acc_k = \sum_{n=1}^N \min(\Pi(D_k|E_n), \pi_n) \quad (67)$$

Cette accumulation peut aussi être obtenue au moyen d'une intégrale de Choquet, si la mesure de confiance est difficile à obtenir. On obtient alors l'approche que nous avons utilisée en tomographie et qui est exposée dans la section qui suit :

$$Acc_k = \sum_{n=1}^N \Pi(D_k | E_n) I_n, \quad (68)$$

où I_n est un simple indicateur non-normalisé (qui peut être le niveau de gris, l'intensité du gradient, ...).

I. MODÉLISATION DES OPÉRATEURS DE PROJECTION EN TOMOGRAPHIE

En médecine nucléaire, le développement de traceurs métaboliques de plus en plus spécifiques, tant en tomographie par émission monophotonique (TEMP) qu'en tomographie par émission de positons (TEP), tout comme la nécessité d'exploiter des mesures standardisées de fixation en oncologie ont, depuis une vingtaine d'années, orienté de nombreux travaux vers la recherche d'algorithmes de tomographie destinés à améliorer l'information quantitative absolue reconstruite dans les voxels. Ces efforts ont permis une bonne maîtrise de la modélisation de l'opérateur de projection (matrice de Radon, artefacts d'acquisition). De nombreux travaux de recherche ont ensuite porté sur la régularisation du problème mal conditionné qui sous-tend toute reconstruction tomographique. Cependant, l'ajustement rigoureux de fonctionnelles de régularisation et d'adéquation aux données, tout comme le choix optimal d'un nombre d'itérations à évaluer relève de procédures encore trop longues et trop complexes pour être utilisables au quotidien dans les départements hospitaliers d'imagerie médicale.

Les méthodes actuelles de reconstruction tomographique reposent toutes sur une inversion numérique de la transformée de Radon. Cette façon de poser le problème a conduit au développement de méthodes analytiques (inversion directe, rétroprojection filtrée) ou algébriques (algorithmes itératifs de types MLEM par exemple) de reconstruction. Cependant la complexité algorithmique et le mauvais conditionnement du problème de tomographie ne permettent pas d'accéder directement à la connaissance du bruit reconstruit dans les coupes. En conséquence, la comparaison d'activités reconstruites à distance, dans le temps ou l'espace, reste largement spéculative.

Les travaux de recherche destinés à évaluer les caractéristiques statistiques du bruit reconstruit dans des coupes ont débuté dès la fin des années 1980. Ils ont permis très vite, d'évaluer, pour des modèles de projection simples, l'effet d'un opérateur de projection. Cependant, la généralisation à un algorithme non régularisé de type ML-EM n'a été obtenue qu'une vingtaine d'années plus tard. La complexité numérique des algorithmes de tomographie, en particulier lorsqu'ils sont régularisés, rend la quantification de l'erreur de reconstruction particulièrement complexe. Parce que la plupart des algorithmes de reconstruction sont non-linéaires, les propriétés statistiques des images reconstruites ne peuvent pas directement être déduites des connaissances de la statistique d'émission et de détection. Plusieurs approches ont été proposées visant à quantifier l'erreur de reconstruction. Ces approches se basent généralement sur l'hypothèse que l'image reconstruite est celle qui maximise un critère combinant à la fois une représentation géométrique fine du problème, une modélisation de la statistique attendue de la projection et une régularisation prenant en compte l'apriorisme sur les images à reconstruire. Elles tentent de projeter l'erreur en utilisant une méthode classique en mesure et en traitement d'image consistant à passer par la Jacobienne de la fonctionnelle de projection. Cette approche présuppose que l'on soit capable d'évaluer et d'inverser numériquement ou analytiquement cette Jacobienne. La grande dimension des vecteurs intervenant dans les opérations de projection ainsi que leur mauvais conditionnement ne permettent pas de traiter ce problème de projection d'erreur de la manière usuelle. Il faut simplifier les opérations de projection d'erreur de façon à les rendre calculables et à minimiser l'impact des approximations nécessaires sur l'estimation de la quantification. C'est ce type de calcul que proposent la plupart des auteurs. En changeant de théorie de représentation de l'erreur, nous espérons lever, au moins en partie, cette difficulté.

Dans l'approche que nous proposons, nous contourrons la difficulté représentée par la complexité algorithmique de la transformée de Radon en modélisant les opérateurs de tomographie (opérateurs de pro-

jection et de rétroprojection) au moyen d'un outil mieux adapté aux aspects numériques du problème qu'est la transformée de Hough (voir section H). L'utilisation de celle-ci pour représenter un transfert projectif de densité nécessite de modéliser l'échantillonnage par des noyaux non-sommatifs ce qui permet une représentation différenciée de l'échantillonnage d'une part et des variations aléatoires de densité d'autre part. Autre particularité, le transfert de densité ne peut plus être posé de façon générale par une intégrale discrète classique. Il faut lui substituer une intégrale de Choquet (ou de Sipos). Cette substitution n'augmente pas sensiblement la complexité algorithmique, mais permet de répercuter sur la valeur estimée l'imprécision provoquée par l'échantillonnage d'une part et par le niveau local de bruit de la zone reconstruite d'autre part. Le problème est mieux posé en ce sens que les méthodes utilisées sont purement discrètes et que les imprécisions induites par la discrétisation sont partie intégrante de la modélisation.

Le principe de base de la transformée de Hough est de compter, pour un ensemble discret de droites de l'espace, le nombre de points de l'image appartenant à chacune de ces droites. L'approche systématique consiste à partitionner un espace paramétrique de représentation des droites (généralement (ρ, θ)) et à compter pour chaque couple de paramètres, le nombre de points intersectant (ou proches de) la droite représentée par ce couple. Un point de coordonnées (x, y) de l'image intersecte la droite représentée par le couple de paramètres (ρ, θ) si l'équation $x \cos(\theta) + y \sin(\theta) = \rho$ est vérifiée.

La formulation de la transformée de Hough pour une image binaire de N pixels de coordonnées $(x_n, y_n)_{n=1 \dots N}$ et dont les intensités binaires associées sont I_n est :

$$\text{Acc}(\rho, \theta) = \sum_{n=1}^N d(x_n \cos(\theta) + y_n \sin(\theta) - \rho) I_n. \quad (69)$$

avec d , l'impulsion de Krœnecker, définie par $d(0) = 1$ et $d(u \neq 0) = 0$.

La formulation de la transformée de Hough coïncide avec celle de la transformée de Radon discrète lorsque les images de densité d'activité sont supposées binaires avec un échantillonnage régulier et que le modèle d'échantillonnage choisi est le peigne de Dirac pour la transformée de Radon. Cependant là s'arrête la coïncidence. En effet, la transformée de Radon discrète projette une densité (de photons émis) sur une densité (de photons détectés) tandis que la transformée de Hough ne fait que du comptage et ne respecte donc aucune contrainte de conservation d'énergie.

De nombreux auteurs se sont intéressés à la normalisation de la transformée de Hough. En effet, la densité potentielle des alignements sur une image n'étant pas uniforme, la prise en compte de cette non-uniformité est importante dans les opérations de détection utilisant cette transformée. Cette normalisation n'est possible que si on connaît, a priori, toutes les configurations des alignements sur l'image, ce qui est le cas pour les images discrètes usuelles. La normalisation permet d'associer à chaque point de l'espace paramétrique non plus une accumulation mais une densité de probabilité de présence d'alignements.

D'autre part, comme pour la transformée de Radon, l'échantillonnage des espaces image et paramétrique pose un problème de continuité de la représentation et donc de choix de la densité d'échantillonnage de l'espace paramétrique. Si quelques tentatives d'utilisation de noyaux sommatifs ont été utilisées pour régulariser ce problème, se confondant avec la discrétisation classique de la transformée de Radon, l'approche la plus rigoureuse consiste à utiliser un pavage des espaces en présence : on associe, à chaque pixel de l'espace image, un pavé de l'image $X_n \times Y_n$, et à chaque dixel de l'espace paramétrique, un pavé de l'espace paramétrique $P_k \times \Theta_k$. L'accumulation est obtenue en remplaçant la coïncidence $d(x_n \cos(\theta) + y_n \sin(\theta) - \rho)$ par $\Pi(X_n, Y_n, P_k, \Theta_k)$ qui vaut 1 s'il existe un couple (x, y) de $X_n \times Y_n$ et un couple (ρ, θ) de $P_k \times \Theta_k$ tel que $x \cos(\theta) + y \sin(\theta) = \rho$. Cette approche permet de minimiser l'impact du choix du pas d'échantillonnage sur la densité obtenue. Cependant, cette densité

est très bruitée au sens où l'aspect tout-ou-rien de la représentation intervalliste se répercute en une instabilité des projections au voisinage des frontières de la partition. Certains auteurs ont proposé d'utiliser des splines ou des ondelettes (de Haar par exemple) pour pallier ce problème. Nous proposons simplement de remplacer cette approche par sa généralisation floue.

À ce stade, la transformée de Hough floue permet d'estimer une densité d'alignement sur les projections à partir de réalisations binaires. Dans le contexte qui nous intéresse ici, tous se passe comme si chaque point de l'image était considéré comme radiant ou non. La projection de l'image (c'est à dire le sinogramme) est par contre considérée comme une densité de radiation mesurée.

La dernière généralisation considère une approche multi-seuillage de l'image, très proche finalement de la réalité d'obtention des images d'émission. Cette approche permet d'utiliser la transformation de Hough pour réaliser des opérations d'estimation de densité par projection de densité, et donc se rapprocher du problème d'inversion projective. L'association de la généralisation floue et de la prise en compte des images sous une forme fonctionnelle fait intervenir des opérateurs d'agrégation que nous avons vu dans la partie K : Agrégation avec des noyaux maxitifs.

On note $(C_n)_{n=1\dots N}$ l'ensemble des cellules associées aux pixels de l'espace image et $(D_k)_{k=1\dots K}$ l'ensemble des cellules associées aux dexels de l'espace de projection. La modélisation de la relation entre espace image et espace des projections par la transformation de Hough conduit à la définition d'une matrice d'interaction dont chaque élément $\pi_{k,n}$ représente la possibilité (c'est à dire la borne supérieure d'une classe de mesures de confiance) pour un photon émis par le pixel numéro n de participer à l'activité mesurée par le dexel numéro k . Parallèlement, la discrétisation de la transformée de Radon définit une matrice d'interaction, appelée matrice de Radon, dont chaque élément $r_{k,n}$ représente la probabilité pour un photon émis par le pixel numéro n de participer à l'activité mesurée par le dexel numéro k . Si les noyaux sommatifs utilisés pour calculer la matrice de Radon sont dominés par les noyaux non-sommatifs utilisés pour calculer la matrice de Hough, alors la distribution de possibilité définie par la transformation de Hough domine la distribution de probabilité définie par la transformation de Radon au sens où : $\forall(k, n), \pi_{k,n} \geq r_{k,n}$. De plus, si le calcul des possibilités est basé sur les possibilités quantitatives, cette distribution vérifie le principe de maximum de spécificité (c'est la distribution dominante la plus précise).

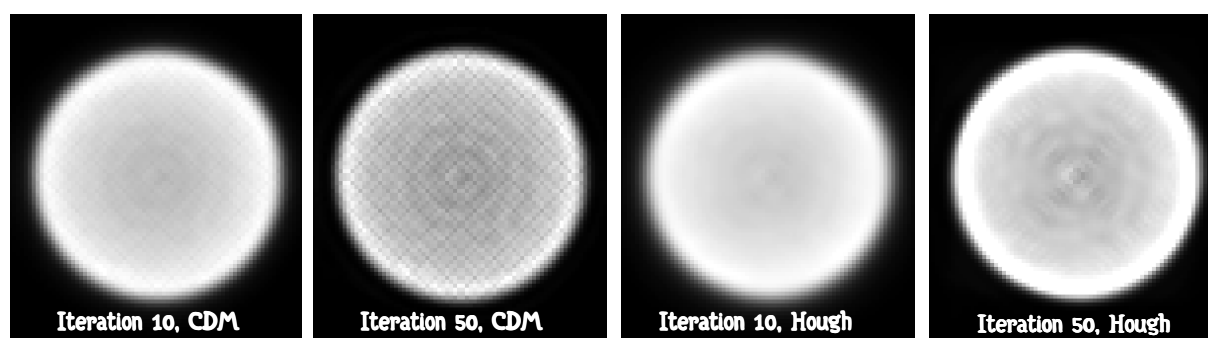


Figure 17 : reconstruction, pour 10 et 50 itération de l'algorithme MLEM, d'une distribution uniforme de radioactivité utilisant une matrice de Radon utilisant le modèle du disque concave (CDM) et une matrice de Hough (Hough).

Une des premières étapes des travaux que nous avons réalisés, avec Denis Mariano-Goulart, a consisté en l'évaluation du comportement des procédures d'inversion classiques en tomographie (ART, EM, rétro-projection filtrée) lorsque la matrice de Radon est remplacée par une matrice de Hough. Il s'avère que, dû à la propriété de domination, l'utilisation des coefficients possibilistes issus de la modélisation des opérateurs de projection par la transformation de Hough induit moins d'artefacts de discrétisation que l'utilisation des coefficients de Radon avec une résolution (granularité) équivalente. La résolution des noyaux utilisés ayant un impact direct sur la résolution des objets reconstruits, cette première étude

montre que l'on a tout intérêt à utiliser ces coefficients. Sur la figure 17, on peut voir que, si pour 10 itérations de la reconstruction aucun artefact de discrétisation n'apparaît ni pour le modèle Radon, ni pour le modèle Hough, dès 50 itérations ces artefacts apparaissent pour Radon mais pas pour Hough.

La seconde étape de ce travail à été réalisé en partenariat avec Agnès Rico qui est une spécialiste des intégrales floues. Notre hypothèse est que l'utilisation d'une mesure de confiance non additive basée sur cette modélisation peut permettre de quantifier le bruit de projection. Nous avons utilisé les techniques décrites dans la partie K pour réaliser des opérateurs de projection délivrant une estimation intervalliste et non plus une estimation précise de la projection. Nous avons montré sur des simulations ainsi que sur des acquisitions réelles que la largeur des intervalles produits était complètement corrélée avec la projection du bruit de mesure. La figure 18 montre l'estimation du coefficient de corrélation de Kendall entre la variance statistique du bruit de projection (avec une méthode classique) et la largeur de l'intervalle de projection (avec la méthode non-additive).

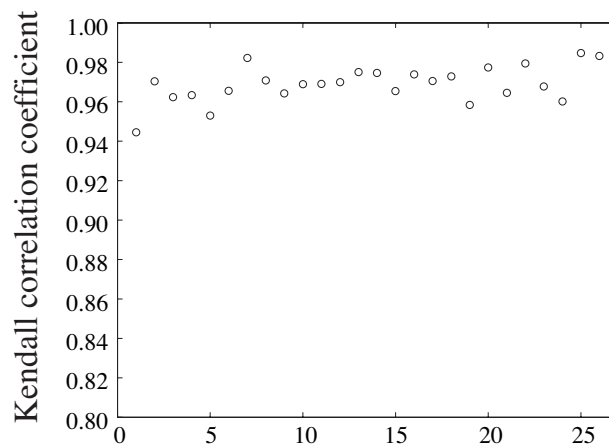


Figure 18 : Coefficient de corrélation de Kendall entre variance de projection et largeur d'intervalle de projection pour 25 expériences réelle utilisant un fantôme de Jaszack.

Nous entamons maintenant une troisième étape, qui fait l'objet du projet AMENOPHIS, consistant à proposer des méthodes de reconstruction propres à cette modélisation.

V. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

A. EPILOGUE

Le mémoire que vous venez de lire, si vous n'êtes pas passé directement à la conclusion, présente une période d'une quinzaine d'années de recherche. J'ai essayé d'y mettre en valeur l'originalité de ma démarche tout en montrant le cheminement qui m'a mené de l'utilisation d'outils classiques de mathématiques appliquées au traitement du signal à la nécessité de développer de nouveaux outils en m'appuyant sur des théories plus récentes. Je montre ce cheminement dans la partie intitulée *Historique* en y associant les doctorants et stagiaires de mastère qui y ont participé. J'ai ainsi, petit à petit, abouti à un ensemble de techniques, que j'ai tenté de regrouper dans la section intitulée *Éléments Mathématiques*, qui amalgament plusieurs théories existantes comme l'estimation à noyau, les possibilités, les prévisions cohérentes, les sous-ensembles grossiers, les mesures floues, ... Le lien entre les deux premières parties est réalisé dans la troisième partie intitulée *Traitement des signaux et des images* dans laquelle j'ai introduit, de façon simplifiée, comment j'ai utilisé les outils de la seconde partie pour résoudre les problèmes pratiques présentés dans la première partie. En ce sens ma démarche est plus proche des sciences pour l'ingénieur que des mathématiques appliquées. Mes travaux ont toujours été très proches des applications.

J'ai volontairement omis certains de mes travaux dans ce mémoire, en tout cas dans les deux dernières parties, non parce qu'ils me semblaient mineurs mais parce qu'ils ne rentraient pas dans la vision unifiée que j'ai tenté de présenter. C'est le cas, par exemple, du travail que j'ai fait avec Pirjo Vajja sur les réseaux neuro-flous [21].

Si j'ai publié régulièrement mon travail, il est notable que j'ai pendant très longtemps négligé de publier en revue. Cette négligence est due principalement au fait, qu'au début de ma carrière, je ne souhaitais pas persévérer très longtemps dans le métier d'enseignant-chercheur. J'ai privilégié les publications en conférences dont le retour était rapide et qui permettaient des échanges fructueux avec d'autres chercheurs. Sur toutes mes propositions d'articles en conférence, je n'ai d'ailleurs essuyé que deux refus en début de carrière. Mon point de vue a évolué suite à deux événements majeurs. Le premier est sans conteste le fait que j'aie obtenu un poste d'enseignant sur Montpellier avec des thèmes d'enseignements beaucoup plus proches de mes préoccupations scientifiques que celui que j'occupais à Nîmes. Le second est l'accroissement en nombre et en dynamique de l'équipe qui s'est formée autour du thème traitement d'images. Il y a peu d'habilités dans l'équipe, ce qui pose des problèmes quant à l'encadrement doctoral. Je suis un des plus anciens, il est donc naturel pour moi de passer cette habilitation. Depuis 2005 j'ai entamé une politique de publication en journaux qui commence à porter ses fruits. Les six mois de congés recherche qui m'ont été octroyés par l'université de Montpellier sur l'année universitaire 2005-2006 m'ont permis de terminer un certain nombre de travaux que j'avais mis de côté par manque de temps et de faire six propositions de publications.

B. PERSPECTIVES

Dans ce mémoire j'ai essayé de souligner l'approche originale de mon travail, c'est à dire l'utilisation de théories généralement associées à des techniques d'intelligence artificielle pour réaliser des tâches de traitement du signal. Cette thématique n'en est qu'à ses débuts. Un travail important doit être maintenant réalisé pour en développer les aspects théoriques. Quant aux aspects pratiques, cette technique permet a priori de revisiter un bon nombre d'applications faisant l'objet de techniques classiques. Le champ des applications est trop large pour être couvert par une seule équipe. Heureusement, d'autres équipes commencent à s'intéresser à ces aspects. Citons par exemple Irina Perfilova pour l'aspect traitement du signal ou Thomas Runkler [19] et Jan Van den Berg [29] pour les histogrammes basés sur une partition floue.

Sur le plan théorique, de nombreux points doivent être abordés comme :

- la convergence des histogrammes quasi-continus lorsqu'on utilise une technique de transfert imprécis,
- le rapport qui existe entre variabilité aléatoire d'un signal et estimation supérieure et inférieure,
- le comportement des approches à noyaux maxitifs pour résoudre des problèmes d'inversion,
- ...

De ces développements théoriques vont dépendre les développements d'applications dans le domaine du traitement du signal que je mettrai en place dans un futur proche. Le challenge de ces travaux sera de montrer l'intérêt pour un utilisateur classique de changer de cadre théorique. Il est maintenant clair que l'utilisation du principe de domination va nous permettre de réaliser des estimateurs fournissant des intervalles en lieu et place des estimations ponctuelles délivrés par les estimateurs classiques. La largeur de ces intervalles est fortement corrélée aux variations d'estimations qui auraient été obtenues avec une approche classique. Cette modélisation devrait permettre, par exemple, d'obtenir des techniques d'inversion (ou d'identification) permettant de conserver, dans un processus itératif, une représentation de l'erreur d'estimation au lieu de tenter maladroitement de la propager en fin d'estimation. Ces techniques se trouveraient alors à la frontière entre les techniques intervallistes et les techniques statistiques. Dans le cadre du projet AMENOPHIS, nous espérons ainsi reconstruire des images de tomographie d'émission dont l'erreur a priori de reconstruction est minimisée, comme dans les méthodes classiques, mais aussi quantifiée dans le processus de reconstruction lui-même. L'erreur de reconstruction dépend de l'image, des propriétés de l'imageur, de l'algorithme de reconstruction choisi, du nombre d'itérations, ... et le fait de savoir que cette erreur est minimisée ne rend pas le diagnostic plus sûr pour autant. Or, en tomographie d'émission, la majorité des diagnostics sont basés sur la comparaison de des activités reconstruites dans différentes zones de l'image. Cette comparaison peut être rendue plus robuste si on dispose, pour chaque mesure d'activité reconstruite, d'une estimation de l'erreur de reconstruction.

Nous avons clairement établi récemment un lien entre l'approche morphologique floue et l'approche maxitive à noyaux [49]. Nous espérons mettre à profit ce lien pour créer des techniques de filtrage mixtes se basant sur les deux approches. De telles techniques peuvent permettre de réaliser des fusions d'informations dont la densité, la répartition et la nature sont différentes – comme nous l'avons déjà fait dans le cadre de l'agriculture de précision. Elles permettent aussi de prendre en compte des données expertes contradictoires et mettre à profit la bipolarité pour représenter un manque d'information, voire une absence d'information. Notre travail en fusion de données devrait permettre à terme d'aboutir à un processus de fusion d'informations permettant de prendre en compte de façon distincte des connaissances sur l'imprécision, l'incertitude ou l'incomplétude des données et ce au niveau du support comme au niveau de la valeur des observations. Nous avons d'ailleurs commencé un travail de reconstruction de forme tridimensionnelle à partir de silhouettes minimisant l'impact de la disparité d'échantillonnage et de l'arbitrarité du seuil de binarisation sur la qualité de l'objet reconstruit.

Beaucoup de travail reste à faire sur les histogrammes quasi-continus. Grâce au travail de Kevin Loquin, nous avons quelques preuves initiales telles que la convergence des histogrammes basés sur une partition floue. Cette preuve concerne l'approche classique c'est à dire celle supposant les accumulations dans deux cellules différentes comme étant indépendantes. Comme je l'ai précisé dans la section IV.C, cette hypothèse n'est pas valide dans le cas de ce type d'histogrammes puisqu'une accumulation dans une cellule entraîne automatiquement une accumulation dans une cellule voisine. L'approche correcte nous semble induire forcément une procédure de transfert imprécis, c'est à dire une estimation imprécise

de la probabilité induite par les observations sur tout sous-ensemble de l'ensemble de référence. Il nous faudra donc établir une preuve montrant que les bornes de l'intervalle d'estimation convergent vers la loi sous-jacente lorsque le nombre d'observations tend vers l'infini et que la granularité des ensembles concernés tend vers zéro. Cette preuve devra aussi être étendue aux histogrammes impliquant des observations imprécises. Sur le plan des applications, nous essayerons d'étendre la notion de mode pour aboutir à une définition de mode imprécis, c'est à dire un ensemble (classique ou flou) des modes possibles d'une distribution sous-jacente à un ensemble d'observations. Nous espérons aussi réaliser des estimateurs robustes [11] utilisant la représentation imprécise de la distribution de probabilité sous-jacente à un ensemble d'observations.

Cette liste n'est bien sûr pas close. Son amplification dépendra beaucoup des besoins exprimés par des application industrielles, médicales, ... lors de nos différentes collaborations. Nous démarrons, par exemple, des travaux sur la fusion d'images classiques en vue de l'obtention d'images haute-résolution. Les techniques exposées dans la partie *Eléments Mathématiques* semblent tout-à-fait adéquates pour réaliser ce type d'applications.



✎ RÉFÉRENCES ✎

- [1] S. Benferhat, D. Dubois, S. Kaci, H. Prade, Bipolar possibility theory in preference modeling: Representation, fusion and optimal solutions, *Information Fusion*, Volume 7, Issue 1, March 2006, Pages 135-150.
- [2] G. Carlier, R. Dana, Core of convex distortions of a probability, *Journal of Economic Theory*, Vol. 113, Issue 2, (2003) pp. 199-222
- [3] C. Cheng, E. Parzen, Unified estimators of smooth quantile and quantile density functions , *Journal of Statistical Planning and Inference*, Volume 59, Issue 2, (1997) 291-307.
- [4] G. Choquet Theories of capacities, *Ann. Institut Fourier (Grenoble)* V,1953,131-295.
- [5] D. Denneberg. *Non Additive Measure and Integral*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht (1994).
- [6] D. Dubois, Possibility theory and statistical reasoning, *Computational Statistics & Data Analysis*, Volume 51, Issue 1, (2006) 47-69.
- [7] Dubois D., Prade H, Smets P., A definition of subjective possibility, *International Journal of Approximate Reasoning*, In Press, Corrected Proof, Available online 30 March 2007.
- [8] D. Dubois, H. Prade, *Possibility theory: an approach to computerized processing of uncertainty*, Plenum Press, London, 1985.
- [9] D. Dubois, L. Foulloy, G. Mauris, H. Prade, Probability-possibility transformation, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities, *Reliable Computing*, volume 10, (2004) 273-297.
- [10] M. Grabisch, T. Murofushi, M. Sugeno Eds, *Fuzzy Measures and Integrals: Theory and Applications*, Physica-Verlag, Berlin, 2000.
- [11] P. Hubert, *Robust Statistics*, J. Wiley and sons, 1981.
- [12] J. Marichal, An axiomatic approach of the discrete Choquet integral as a tool to aggregate interacting criteria, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 8 (6) (2000) 800-807.
- [13] R. Moore. *Interval analysis*. Prentice-Hall, 1966.
- [14] Y. Narukawa, V. Torra, Fuzzy measure and probability distributions: distorted probabilities, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, volume 13, n° 5, (2005) 617-629.
- [15] E. Parzen, Non parametric statistical data modeling, *J. amer. Statist. Assoc.* 74, (1979) 105-131.
- [16] E. Parzen, On estimation of a probability density function and mode, *Ann Math. Statist.*; 33, (1962) 1065-1076.
- [17] Z. Pawlak. *Rough sets: theoretical aspects of reasoning about data*. Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [18] I. Perfilieva, V. Novák, A. Dvorák, Fuzzy transform in the analysis of data, *International Journal of Approximate Reasoning*, In Press, Corrected Proof, Available online 1 July 2007,
- [19] T. Runkler, Fuzzy histograms and fuzzy chi-squared tests for independance, *FUZZ-IEEE 2004*, IEEE international conference on fuzzy systems, Volume 3, (2004) 1361-1366.
- [20] T. Sager, Estimating modes and isopleths, *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 12(5), pp. 529-557.
- [21] D. Schmeidler, Integral representation without additivity, *Proceedings of the American Mathematical Society* volume 97, #2 (1986).
- [22] D. Scott, S. Sheather, 1985. Kernel density estimation with binned data. *Communications in statistics. Theory and methods* 14, 1353-1359.
- [23] B. Silverman, *Density estimation for statistics and data analysis*, Chapman & Hall/CRC, London 1986.
- [24] J. Simonoff, *Smoothing methods in statistics*, Berlin, Germany, Springer-Verlag, 1996.
- [25] P. Smets, The transferable belief model, *Artificial Intelligence* (66), (1994) 191-243.
- [26] M. Sugeno *Theory of fuzzy integrals and its applications*, Ph.D Thesis Tokyo Institute of Technology 1974.
- [27] S. Siegel, *Non parametric statistics*, Mc Graw Hill, 1988.
- [28] M. Unser, A. Aldroubi, M. Eden, B-Spline Signal Processing: Part I—Theory, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 2, (1993), 821-833.
- [29] J.Van den Berg, W. Van den Bergh, U. Kaymak, Probabilistic and statistical fuzzy set foundations of competitive exception learning, *FUZZ-IEEE* (2001) 1035-1038.
- [30] P. Walley. *Statistical Reasoning with Imprecise Probabilities*. Chapman and Hall, New York, 1991.
- [31] R. Yager, Uncertainty representation using fuzzy measures, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Part B, Volume 32, Issue 1, (2002) 13-20.

LISTE DES PUBLICATIONS

I. ARTICLES PARUS DANS UN LIVRE

- [1] S. Wasielewski, M.J. Aldon, O. Strauss : "Monocular vision applied to accurate ROV localization", Field & Service Robotics, Springer Verlag, ISBN: 1 85233 0392, 1998.
- [2] O. Strauss : "Méthodes de navigation référencées terrain", Images de profondeur (Traité IC2, série traitement du signal et de l'image), dirigé par Jean Gallice, collection Hermès, 2002.

II. ARTICLES PARUS DANS UNE REVUE INTERNATIONALE

- [3] O. Strauss : "Use The Fuzzy Hough Transform (towards reduction of the precision/uncertainty duality), Pattern Recognition, Volume 32, Issue 11, November 1999, Pages 1911-1922.
- [4] F. Comby, O. Strauss, "Using Quasi-Continuous Histograms for Fuzzy Main Motion Estimation in Video Sequence", Fuzzy Sets and Systems, Volume 158, Issue 5, 1 March 2007, Pages 475-495.
- [5] J-N Paoli, O. Strauss, B. Tisseyre, J-M Roger, S. Guillaume, "Spatial Data Fusion for Qualitative Estimation of Fuzzy Request Zones: Application on Precision Viticulture", Fuzzy Sets and Systems, Volume 158, Issue 5, 1 March 2007, Pages 535-554.
- [6] O. Strauss, F. Comby, "Variable kernel fuzzy morphological operations for single viewpoint omnidirectional images", Pattern Recognition, Volume 40, issue 12, 29 Aug 2007, pp. 3578-3596.

III. ARTICLES PARUS DANS UNE REVUE NATIONALE

- [7] O. Strauss, F. Comby, "Opérations morphologiques floues à noyaux variables pour images omnidirectionnelles à point de vue unique", revue Traitement du Signal, numéro spécial sur la vision omnidirectionnelle, 2005, vol. 22, n°5, pp. 453-468.
- [8] F. Comby, C. Caderas de Kerleau, O. Strauss, "Étalonnage de caméras catadioptriques hyperboloïdes", revue Traitement du Signal, numéro spécial sur la vision omnidirectionnelle, 2005, vol. 22, n°5, pp. 419-431.

IV. ARTICLES PARUS DANS DES CONFERENCES INTERNATIONALES

- [9] M.J. Aldon, O. Strauss, H. Huot Soudain : "Structured Light for 3D Robot Vision", IEEE International Workshop on Sensorial Integration for Industrial Robots : Architectures and Applications, Zaragoza, Spain, November 22-24 1989, pp. 149 - 154.
- [10] M.J. Aldon, O. Strauss : "Structured Light and 2D Vision for 3D Scene Analysis", IMAGE'COM 90, premier colloque international sur les chaînes professionnelles de l'image, Bordeaux, France, November 19-21 1990, pp. 222-227.
- [11] M.J. Aldon, O. Strauss : "3D Surface Segmentation Using Active Sensing", Fifth IEEE International Conference on Advanced Robotics : Robots in Unstructured Environments, Pisa, Italy, June 19-22 1991, pp. 1371-1376
- [12] M.J. Aldon, O. Strauss : "Shape Decomposition Using Structured Light Vision", IWVF'91, International Workshop on Visual Form, Capri, Italy, may 27-30, 1991
- [13] M.J. Aldon, O. Strauss : "A New Shape Segmentation Approach for Active Vision Systems", CVPR'91, IEEE international conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, Hawaiï, june 3-6, 1991, pp. 708-710
- [14] M.J. Aldon, O. Strauss : "Segmentation of Cross-Sectional Images Using Fuzzy Logic", Fuzz'IEEE 93, Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems, San Francisco, California, USA, march 28-april 1, 1993
- [15] L. Charbonnier, O. Strauss : "A suitable polygonal approximation for LASER range finder data", IV'95 Intelligent Vehicles, Detroit, USA, September 25-26, 1995, pp. 118-123.
- [16] S. Wasielewski, O. Strauss : "Calibration of multi-sensor system range finder / camera", IV'95 Intelligent Vehicles, Detroit, USA, September 25-26 1995, pp. 472-477.
- [17] O. Strauss : "Reducing the precision / uncertainty duality in the Hough transform", ICIP'96 International Conference on Image Processing, Lausanne, Switzerland, September 16-19 1996, pp. 967-970.
- [18] L. Charbonnier, J.D. Tardos, O. Strauss : "Robust segmentation of 3D LASER range finder", WAC'96 2nd World Automation Congress, Montpellier, France, May 27-30 1996, vol. 3, pp. 167-172.
- [19] L. Charbonnier, O. Strauss, L. Montano, J.D. Tardos : "Map building using 3D laser range finder", ERNET'96 Advances in Robotics, Proceedings of the Research Workshop of ERNET - European Robotics Network, Darmstadt, Germany, September 9-10 1996, pp. 223-230.

- [20] L. Charbonnier, O. Strauss : "Navigation of an indoor mobile robot using LASER range finder data", SOCO'96 international ICSC Symposia on Soft Computing, University of Reading, U.K., March 26-28 1996, pp. B63-B67.
- [21] P. Vajja, P. Deplanques, O. Strauss : "Improving a complete min-sum fuzzy neural network", IIA'96 international ICSC Symposian on Intelligent Industrial Automation, University of Reading, U.K., March 26-28 1996, pp. B21-B26.
- [22] J.A. Castellanos, J. Neira, O. Strauss, J.D. Tardos : "Detecting high level features for mobile robot localization", IEEE/SICE/RSJ, International Conference on Multi sensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, Washington DC, USA, December 8-11 1996, pp. 611-618.
- [23] O. Strauss, E. Aimé : "Filtering data by using three error theories together : the Guess filter", EUFIT'96, Fourth European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, Aachen, Germany, September 2-5 1996, pp. 1640-1644.
- [24] O. Strauss : "Filtering and fusing compass and gyrometer data using Guess filter", FUZZ-IEEE'97 Sixth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona, Spain, July 1-5, 1997, pp. 1593-1599.
- [25] S. Wasielewski, M.J. Aldon, O. Strauss : "Monocular vision applied to accurate ROV localization", FSR'97 International Conference on Field and Service Robotics, Canberra, Australia, December 8-10 1997, pp.327-333
- [26] O. Strauss, F. Comby, M.J. Aldon : "Multibeam sonar image matching for terrain-based underwater navigation", OCEANS'99 : MTS/IEEE International Conference, Seattle, Washington, US, September 13-16, 1999.
- [27] O. Strauss, F. Comby, M.J. Aldon, "Rough Histograms for Robust Statistics", ICPR'2000 15th International Conference on Pattern Recognition, Barcelona, Catalonia, Spain, 3-8 September 2000.
- [28] F. Comby, O. Strauss, M.J. Aldon, "Possibility theory and rough histograms for motion estimation in a video sequence", IWVF'01 : 4th International Workshop on Visual Form, Capri, Italy, May 28-30 2001.
- [29] F. Comby, O. Strauss, M.J. Aldon, "Fuzzy approach of motion estimation", FUZZY-IEEE'01: 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Melbourne, Australia, December 2-5 2001.
- [30] Paoli J-N., Tisseyre B., Strauss O., Roger J-M., Methods to define confidence intervals for kriged values: Application on Precision Viticulture data. In: Proceedings of 4th ECPA, edited by J. Stafford, A. Werner, Wageningen Academic Publishers, The Netherlands, pp. 521-526, 2003.
- [31] O. Strauss, F. Comby, "Template Tracking using Generalized Modus Tollens", IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Reno, Nevada, USA, May 22-25 2005.
- [32] O. Strauss, F. Comby, "Fuzzy Morphology for Omnidirectional Images", ICIP'05: International Conference on Image Processing , 2005, pp. II.141-II.144.
- [33] K. Loquin, O. Strauss, "Fuzzy histograms and density estimation", Third International Workshop On Soft Methods In Probability And Statistics, SMPS 2006, University of Bristol, UK, September 5-7 2006, pp.45-52.
- [34] F. Jacquy, K. Loquin, F. Comby, O. Strauss, "Non-additive approach for gradient-based edge detection", ICIP'07 International Conference on Image Processing, San Antonio, Texas, USA, Vol.III, pp 49-52, September 16-19, 2007.

V. ARTICLES PARUS DANS DES CONFERENCES NATIONALES

- [35] F. Comby, O. Strauss, M.J. Aldon, "Corrélations de mesures sonar avec un modèle numérique de terrain" GRETSI 99, 17ème colloque sur le traitement du signal et des images, Vannes, France, 13-17 septembre 1999, pp. 821-824.
- [36] O. Strauss, E. Lavarec : "Histogrammes approchés : application aux statistiques d'ordre", LFA'99, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Valenciennes, France, 21-22 octobre 1999, pp. 161-168.
- [37] G.A. Borges, M.J. Aldon, O. Strauss : "Estimation de mouvement par appariement de droites 2D dans des images de distance", RFIA'2000, Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielles, Paris, France, 1-3 février 2000.
- [38] O. Strauss, F. Comby, M.J. Aldon : "Théorie des possibilités et histogrammes approchés pour l'estimation du mouvement dominant dans une séquence vidéo", LFA'00, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, La Rochelle, France, 18-20 octobre 2000, pp. 80-88.
- [39] O. Strauss, F. Comby, "Estimation Modale par Histogramme Quasi-Continu", LFA'02, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Montpellier, France, 21-22 octobre 2002, pp. 35-42.
- [40] O. Strauss, F. Comby, "Poursuite de cible par modus tollens généralisé", LFA'03, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Tours, France, 26-27 novembre 2003, pp. 295-302.
- [41] O. Strauss, F. Comby, "Les histogrammes quasi-continus", XXXV^{èmes} Journées de Statistiques, Lyon, 2-6 juin 2003, pp. 847-850.
- [42] C. Rabaud, O. Strauss, F. Comby, "Une nouvelle approche de mise en correspondance stéréoscopique dense utilisant des méthodes d'inférences imprécises", LFA'04, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Nantes, France, 18-19 novembre 2004.
- [43] O. Strauss, F. Comby, "Opérations Morphologiques Floues pour Images Omnidirectionnelles", LFA'04, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Nantes, France, 18-19 novembre 2004.
- [44] J.N. Paoli, O. Strauss, B. Tisseyre, J.M. Roger, S. Guillaume, "Fusion de données géoréférencées", LFA'04, Rencontres

Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Nantes, France, 18-19 novembre 2004.

- [45] O. Strauss, "Estimation Imprécise de Densité de Probabilité par Transfert Imprécis de Comptage", GRETSI'05 : 20ème Colloque GRETSI sur le Traitement du Signal et des Images, 2005, pp. 165-168.
- [46] J.N. Paoli, O. Strauss, B. Tisseyre, P. Lagacherie, "Utilisation d'un variogramme flou dans une méthode d'agrégation sémantique", LFA'06, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Toulouse, France, 19-20 novembre 2006, pp. 303-306.
- [47] F. Jacquy, F. Comby, O. Strauss, "Détection de Contours Floue pour les Images Omnidirectionnelles", LFA'06, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Toulouse, France, 19-20 novembre 2006, pp. 379-386.
- [48] K. Loquin, O. Strauss, "De la granularité des noyaux d'échantillonnage", LFA'06, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Toulouse, France, 19-20 novembre 2006, pp. 387-394.
- [49] O. Strauss, K. Loquin, "Vers une approche unifiée du filtrage des images", LFA'07, Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications.

VI. ARTICLES ACCEPTÉS NON ENCORE PARUS :

- [50] K. Loquin, O. Strauss, "Histogram density estimators based upon a fuzzy partition", accepté pour publication dans la revue *Statistics & Probability Letters*
- [51] K. Loquin, O. Strauss, "On granularity of summative kernels", accepté pour publication dans la revue *Fuzzy Sets and Systems*.

VII. ARTICLES SOUMIS EN ATTENTE :

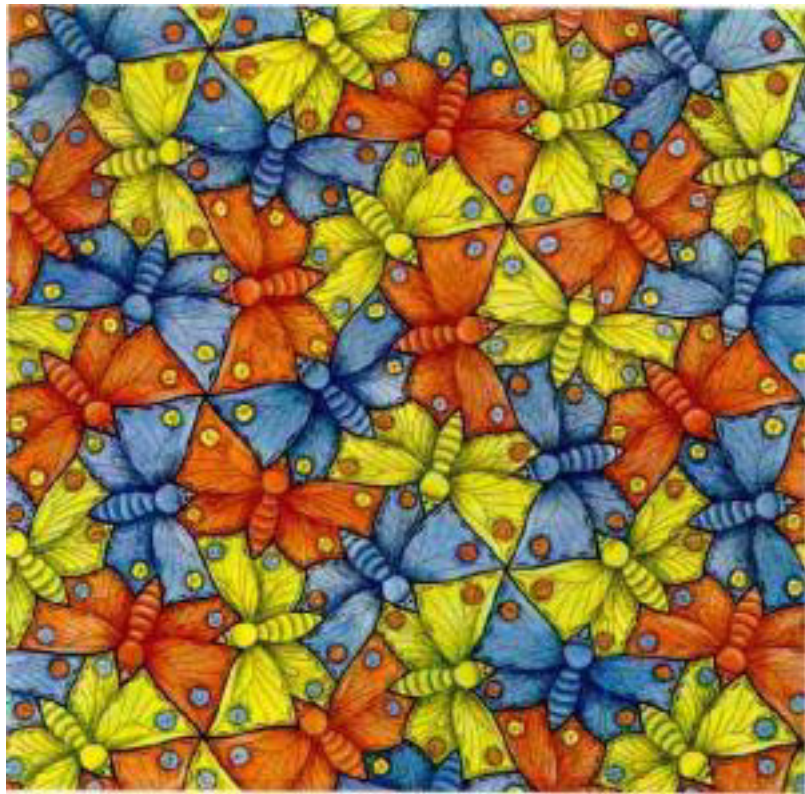
- [52] O. Strauss, D. Mariano-Goulart, "Reduction of sampling artefacts in Single Photon Emission Computed Tomography using fuzzy-cell Hough transform" soumis a *IEEE Transaction on PAMI*.
- [53] O. Strauss, A. Rico, D. Mariano-Goulart, "A new projection operator for quantified tomographic reconstruction" soumis a *IEEE Transaction on PAMI*.
- [54] O. Strauss, "An empirical study of statistics with quasi-continuous histograms", soumis à *Fuzzy Sets and Systems*.
- [55] O. Strauss, A. Rico, D. Mariano-Goulart, "Choquet integral as projection operator for quantified tomographic reconstruction" soumis à *Fuzzy Sets and Systems*.
- [56] F. Jacquy, F. Comby, O. Strauss, "Fuzzy Edge Detection for Omnidirectional Images", soumis à *Fuzzy Sets and Systems*.



Le jury de cette habilitation est composé de :

Isabelle BLOCH	Rapporteur
Michèle ROMBAUT	Examineur
Marie-José ALDON	Invitée
Didier DUBOIS	Rapporteur
El Mustapha MOUADDIB	Rapporteur
Patrick RIVES	Examineur
Jean-Claude BAJARD	Examineur
André CROSNIER	Examineur

Je remercie mon jury pour l'excellente influence qu'il a eu sur mes travaux.



Illustrations de M.C. Escher