



HAL
open science

Invariants et Approches Neuronales pour le Traitement du Signal

Gilles Burel

► **To cite this version:**

Gilles Burel. Invariants et Approches Neuronales pour le Traitement du Signal. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bretagne Occidentale (UBO), Brest, 1996. tel-04024903

HAL Id: tel-04024903

<https://hal.univ-brest.fr/tel-04024903v1>

Submitted on 24 Mar 2023

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

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

Habilitation à Diriger des Recherches

Présentée à
l'Université de Bretagne Occidentale
par

Gilles BUREL

**Invariants et Approches Neuronales
pour le Traitement du Signal**

Soutenue le 3 avril 1996, devant le jury ainsi composé:

Président: G. Stamon Professeur à l'Université Paris V - Sorbonne

*Rapporteurs: C. Jutten Professeur à l'Université de Grenoble
A. Richard Professeur à l'Université H. Poincaré, Nancy I
J. Ronsin Professeur à l'INSA de Rennes*

*Examineurs: L.C. Calvez Professeur à l'Université de Brest
J.Y. Catros Responsable Etudes Amont à Thomson-TSI, Toulouse
P. Vilbé Professeur à l'Université de Brest*

Document 2: Rapport de Synthèse

E-leac'h 'ma ann dour ar sioula
E vez ann douanna.

*Où l'eau montre le plus de placidité
Elle a le plus de profondeur.*

L.F. Salvet, Lavarou koz a Vreiz-Izel, 1878

Sommaire

HDR G. Burel

Document 1: Curriculum Vitæ

Sommaire	5
Remerciements	7
Organisation Générale	9
Curriculum Vitæ	11
Activités de Recherche	13
Administration et Encadrement	15
Activités d'enseignement	19
Publications	21

Document 2: Rapport de Synthèse

Sommaire	31
Remerciements	33
Organisation Générale	35
Sommaire du rapport de synthèse	37
Rapport de Synthèse	39
Publications	85
Autres Références	91
Description des Articles Présentés	93
Annexes	95

Remerciements

Je voudrais en premier lieu remercier les membres du jury, qui m'ont fait l'honneur de s'intéresser à mes travaux: Monsieur Stamon, qui a accepté la présidence du jury, Messieurs Jutten, Richard, et Ronsin, les rapporteurs, qui ont bien voulu donner beaucoup de leur temps pour évaluer ce travail, et les examinateurs, Messieurs Calvez, Catros et Vilbé, pour leur participation au jury et diverses discussions enrichissantes.

J'ai eu plaisir à encadrer les thèses de Hugues Hénocq et Nadine Rondel, que je remercie vivement pour leur enthousiasme, leur volonté d'aboutir, et, bien sûr, leur contribution essentielle à ce travail. Les travaux de recherche qu'ils ont initialisés se poursuivent, directement ou indirectement, dans le cadre des thèses de Patrick Leprince, Vincent Démoulin, Pascal Galerne et Hélène Thomas, avec lesquels il m'est très agréable de travailler.

Mener des études amont en milieu industriel n'est pas une tâche aisée. Certaines études auraient sans doute difficilement été possibles sans le soutien de Monsieur Jean-Yves Catros qui, lorsqu'il était responsable de laboratoire à Thomson-LER, m'a en permanence encouragé dans ma volonté de concilier aspects applicatifs et aspects théoriques. Je tiens donc à lui exprimer ici ma vive reconnaissance. J'ai également une pensée particulière pour mes collègues de Thomson, notamment Isabelle Pottier et Dominique Carel, qui ont eu l'occasion de contribuer à ce travail dans une ambiance stimulante.

Monsieur Calvez, Professeur à l'Université de Brest, par ses encouragements et ses conseils, m'a beaucoup aidé dans la démarche qui aboutit à la présentation d'un dossier d'habilitation. Je voudrais lui exprimer ici mes sincères remerciements.

Je voudrais remercier également les enseignants de l'université de Brest, qui ont facilité mon intégration dans mes nouvelles fonctions de professeur associé à temps partiel, ainsi que mes collègues de l'Ecole Navale, Messieurs Yao et Collet, avec lesquels nous démarrons une collaboration enrichissante. Je tiens enfin à remercier Madame Le Goff, secrétaire du Laboratoire d'Electronique, dont l'aide pour l'organisation de la soutenance m'a été très précieuse.

Je n'oublie pas, bien sûr, celles et ceux qui, en dehors du milieu professionnel, m'ont apporté leur soutien et leur amitié, et qui, sans nul doute, se reconnaîtront ici.

Organisation Générale

HDR G. Burel

D'un point de vue général, le mémoire est organisé en deux parties. La première partie (document 1) donne un aperçu de mon expérience en matière de recherche et d'enseignement, ainsi qu'en matière d'administration et d'encadrement. La seconde partie (document 2) est constituée d'un rapport de synthèse, qui aborde différents travaux de recherche réalisés depuis 1988. Une liste de publications, et la présentation de 8 articles complètent ce rapport.

Sommaire du Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

Contents

1	Introduction	39
2	Réseaux de Neurones et Applications	40
2.1	Contexte	40
2.2	Quelques rappels concernant les réseaux de neurones	42
2.3	Résultats théoriques et nouveaux algorithmes d'apprentissage	44
2.3.1	Amélioration de l'algorithme de rétropropagation du gradient	44
2.3.2	La Représentation Scalaire Distribuée	45
2.3.3	La Quantification Vectorielle Topologique	45
2.4	Applications	46
2.4.1	Classification de textures	46
2.4.2	Détection et localisation de visages	48
2.4.3	Compression d'images par coopération de réseaux	49
2.5	Conclusion concernant les modèles et applications	52
3	Invariants 3D	53
3.1	Introduction	53
3.2	Décomposition d'une forme 3D sur les harmoniques sphériques	54
3.3	Construction d'invariants par calcul tensoriel	58
3.3.1	Rappels de calcul tensoriel	58
3.3.2	Construction de tenseurs	59

Sommaire du Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

3.3.3	Obtention d'invariants par contraction tensorielle	60
3.4	Conclusion concernant les invariants 3D	60
3.5	Détermination de l'orientation d'objets 3D	61
3.6	Conclusion	62
4	Estimation de sources et d'angles d'arrivée	63
4.1	Introduction	63
4.2	Séparation aveugle de sources	64
4.2.1	Position du problème	64
4.2.2	Principe de la méthode	66
4.3	Détermination des angles d'arrivée	69
4.3.1	Position du problème	69
4.3.2	Solutions connues	71
4.3.3	Approche proposée	72
4.3.4	Exploitation simultanée d'information statistique et géométrique	74
4.3.5	Résultats expérimentaux	74
4.3.6	Discussion	77
4.3.7	Un exemple d'application à un autre domaine	78
4.4	Conclusion	79
5	Commande référencée capteur	80
6	Conclusion générale	82

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

1 Introduction

Le présent mémoire décrit des travaux de recherche menés au sein des Laboratoires Electroniques de Rennes de Thomson (rattachés récemment à Thomson Multimédia). Cette activité, liée au domaine des réseaux de neurones en traitement de l'image et du signal, a été développée dans le cadre de thèses, dont j'ai assuré l'encadrement, ainsi que dans le cadre de projets d'étude. Cette recherche couvre l'aspect algorithmique (recherche de nouveaux modèles et algorithmes d'apprentissage), et l'aspect application dans les domaines de l'image et du signal.

Dans la section 2, nous présentons un bref rappel du contexte, ainsi qu'une synthèse de notre contribution à l'élaboration de modèles neuronaux et à la résolution d'applications par une approche neuronale. Puis, dans les sections suivantes, nous rapportons des travaux plus récents. Ces travaux portent simultanément sur les modèles neuronaux eux-mêmes (section 4), et sur les prétraitements, indispensables à notre avis, pour toute exploitation efficace des modèles neuronaux (section 3). Dans la section 3, nous présentons une théorie qui permet d'établir des invariants 3D. Ceux-ci constituent un puissant prétraitement dans le cadre d'applications de reconnaissance d'objets tridimensionnels. Dans la section 4, il est question de séparation de sources et d'estimation d'angles d'arrivée. On développe notamment une approche neuronale qui permet d'exploiter les deux grands types d'information a priori dont on peut disposer: l'information statistique et l'information géométrique. Pour cela, des contraintes sont imposées sur la structure du réseau de neurones. Enfin, dans la section 5, on mentionne des travaux qui viennent de démarrer: leur objectif, outre l'asservissement référencé capteur, est d'intégrer, dans un contexte robotique, les techniques de traitement de l'image et du signal développées précédemment.

Dans l'exposé qui suit, nous restons volontairement à un certain niveau de généralité: les articles présentés en annexe permettent d'approfondir les différents points que nous allons évoquer.

2 Réseaux de Neurones et Applications

2.1 Contexte

Les réseaux de neurones connaissent un regain d'intérêt depuis 1986, ce qui correspond notamment à la date de la publication de l'ouvrage collectif *Parallel Distributed Processing* [68]. L'idée consistant à s'inspirer du fonctionnement du système nerveux est cependant bien plus ancienne, mais l'absence de moyens informatiques puissants a limité la portée des modèles d'inspiration neuronale. Toutefois, au delà de toute explication d'ordre scientifique, il faut sans doute voir dans ce regain d'intérêt pour les réseaux de neurones un phénomène d'avalanche, initialisé notamment par la présentation de démonstrations efficaces du point de vue de l'impact psychologique (comme par exemple le système *Net-Talk* aux USA [71]), l'organisation de conférences spécialisées, et l'engagement de dépenses de recherche importantes de la part des organismes militaires américains (DARPA notamment), le tout étant relayé par les médias, avec un nombre croissant d'articles dans des revues à large public.

Après une phase d'optimisme excessif, inhérente à la nature du phénomène, on assiste depuis 2 ou 3 ans à un plus grand réalisme dans le domaine des réseaux de neurones, la nécessité de validation des modèles neuronaux sur des applications réelles étant maintenant largement admise, et l'importance de l'écart entre un problème "jouet" et une application opérationnelle étant mieux comprise. De plus, outre l'obtention de financements pour la recherche en neuronal, ce regain d'intérêt a eu pour avantage la mise en lumière de travaux antérieurs présentant des concepts novateurs, tels que la conservation de la topologie [62] et l'analyse en composantes indépendantes [61].

Les Laboratoires Electroniques de Rennes contribuent à la recherche dans le domaine des réseaux de neurones depuis plusieurs années. Notre premier souci a été de déterminer l'intérêt des réseaux de neurones pour l'industriel. Ce point n'était pas du tout clair à l'époque: il suffit en effet de se rapporter aux actes des conférences des années 86-89 pour se rendre compte de l'absence quasi-systématique de validation des modèles neuronaux sur des applications réelles.

Nous avons ainsi été amenés à rechercher une solution neuronale à plusieurs applications de traitement de l'image et du signal. La conclusion qui en ressort¹ est la suivante: en général, pour les applications pour lesquelles il existait une solution classique, les réseaux de neurones fournissent une solution au moins aussi performante, pour un coût de développement bien plus faible, et une meilleure

¹Nous avons publié en 1990 et 1993 des articles de synthèse [10] [18], dont nous nous sommes inspirés pour cette section

Rapport de Synthèse

adaptativité (ceci étant dû aux capacités d'apprentissage). Nous avons également traité des applications pour lesquelles on ne connaissait pas, ou peu, de solutions classiques: localisation de visages [2], encadrement de véhicules militaires [24], par exemple. Cette recherche a permis de mettre en évidence un certain nombre de points clés, à prendre en compte pour une mise en œuvre efficace de réseaux de neurones en traitement de l'image et du signal:

- Utiliser des modèles et des algorithmes d'apprentissage efficaces: ceci nous a conduit à concentrer notre effort sur certains modèles, tels que le perceptron multicouche et le modèle des cartes topologiques, qui nous apparaissaient comme étant les mieux à même de résister à l'épreuve des données réelles. Ce choix, qui pouvait apparaître comme étant à contre courant au moment de nos premiers travaux (les modèles entièrement connectés étant alors à l'honneur, comme on pourra s'en convaincre en consultant [60] par exemple), est maintenant fait par un grand nombre de laboratoires universitaires et industriels, à tel point que ces méthodes sont presque devenues des méthodes "classiques".
- Ne pas négliger le problème de réglage de paramètres. La plupart des algorithmes neuronaux dépendent d'un certain nombre de paramètres, dont le réglage est souvent délicat. En laboratoire, on peut admettre qu'un opérateur passe du temps à réaliser ce réglage en fonction des images ou des signaux traités (il faut toutefois prendre garde à la généralité des résultats qui en découleront). Pour une application opérationnelle, une telle procédure n'est pas possible, d'une part pour une question de temps, et d'autre part pour une question de compétence de l'opérateur (celui-ci n'est pas supposé être un spécialiste de l'algorithmique). C'est pourquoi nous avons été amenés à développer des méthodes de réglage automatique des paramètres d'apprentissage.
- Tirer profit des connaissances acquises en traitement de l'image et du signal. Nous avons souvent défendu les méthodes mixtes, combinant du traitement d'image et des réseaux de neurones, de préférence à des méthodes "tout-neuronal". Nous avons par exemple montré, dans le domaine de la reconnaissance de chiffres manuscrits [21], la simplification considérable qui résulte de la mise en œuvre de prétraitements sur l'image.

Après un bref rappel de la notion de réseau de neurones, nous présenterons un résumé des travaux menés au niveau des modèles neuronaux, suivi de trois exemples d'applications ² traitées, afin d'illustrer trois points clés:

²Le lecteur intéressé par d'autres applications traitées dans le cadre de nos travaux pourra se référer aux articles listés en bibliographie

Rapport de Synthèse

- La mise en œuvre d'un prétraitement réversible, au sens du problème à traiter: ce point est illustré par l'application de segmentation d'images par texture.
- L'importance des traitements qui entourent le réseau de neurones: prétraitements, post-traitements, constitution et gestion de la base d'apprentissage, etc. Ceci est illustré par l'application de localisation de visages.
- La coopération de différents modèles de réseaux de neurones: ce point est illustré par l'application de compression d'images.

2.2 Quelques rappels concernant les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont des modèles théoriques de traitement de l'information inspirés des observations relatives au fonctionnement des neurones biologiques et du cortex cérébral. Le domaine des réseaux de neurones n'est pas nouveau car il a son origine dans des travaux conduits durant les années 40 (modèle de Hebb pour l'évolution des connexions synaptiques). Ces travaux conduisirent au modèle du perceptron dans les années 60 (modèle qui a principalement été appliqué à la reconnaissance de caractères). Mais ce n'est qu'à partir de 1986 que la recherche dans ce domaine a connu une expansion importante.

Il est bien connu que des problèmes aisés à résoudre pour l'être humain (par exemple localiser et reconnaître les divers objets présents sur une image, ou encore comprendre l'écriture manuscrite) sont très difficiles pour l'ordinateur. On peut donc émettre l'hypothèse que le cerveau humain est plus performant sur ce type de problème parce qu'il utilise un modèle de traitement de l'information très différent de ceux qui ont cours aujourd'hui en informatique. Ainsi, le cerveau traite l'information de façon massivement parallèle. La mémoire y est diffuse et non pas localisée comme dans un ordinateur classique, ce qui rend le système très robuste par rapport aux dégradations (on perd quelques centaines de milliers de neurones par jour sans dégradation significative des performances). De plus, la notion de programmation n'existe pas: l'acquisition des connaissances se fait par apprentissage, c'est à dire par organisation automatique de la structure interne en fonction des données reçues de l'extérieur.

On est encore loin de comprendre toutes les subtilités du fonctionnement du neurone biologique. Cependant, les observations réalisées par les neurobiologistes permettent d'élaborer un modèle simplifié³ qui est représenté figure 1. Un neurone indicé j reçoit des entrées O_i provenant d'autres neurones. Il en effectue une somme pondérée $X_j = \sum_i W_{ij} O_i$, où chaque coefficient de pondération W_{ij} représente la

³Un grand nombre de modèles a été proposé. On ne présente ici qu'un modèle particulier de neurone et de réseau.

Rapport de Synthèse

force de la connexion entre le neurone i et le neurone j . Les connexions peuvent être excitatrices (W_{ij} positif) ou inhibitrices (W_{ij} négatif). La valeur de sortie du neurone est obtenue en appliquant une fonction non-linéaire saturante à la somme pondérée.

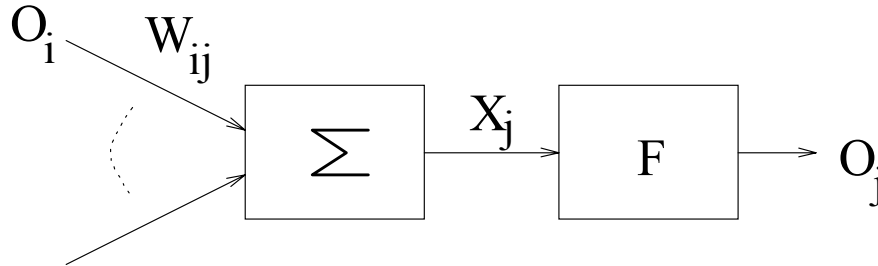


Figure 1: Le modèle du neurone

Le système nerveux est en première approximation organisé en plusieurs couches (figure 2): une couche de neurones récepteurs (situés dans la rétine pour la perception visuelle), une couche de neurones moteurs qui activent les muscles et, entre ces deux couches, plusieurs couches dites “cachées” car elles ne sont pas directement en contact avec le monde extérieur. L’apprentissage consiste en une adaptation progressive des connexions synaptiques. Ainsi, en présence de stimulations sensorielles sur sa couche d’entrée, le réseau de neurones fournira une réponse appropriée sur sa couche de sortie.

Les lois régissant la modification des connexions synaptiques dans le cerveau sont très mal connues. Cependant, un algorithme d’apprentissage efficace (mais probablement très éloigné de la réalité biologique) a été proposé en 1986 par Rumelhart et al. [69]. Cet algorithme, connu sous le nom de rétropropagation du gradient, est pour une certaine part dans le regain d’intérêt actuel pour les réseaux de neurones. Le principe consiste à présenter successivement des stimulations (ou exemples) sur la couche d’entrée du réseau. Pour chaque exemple, on calcule les sorties fournies par le réseau. La comparaison de ces sorties avec les sorties attendues permet d’obtenir une mesure d’erreur. Il suffit alors de modifier légèrement les coefficients de connexions W_{ij} dans le sens inverse du gradient de l’erreur pour réduire progressivement l’écart entre les sorties obtenues et les sorties appropriées.

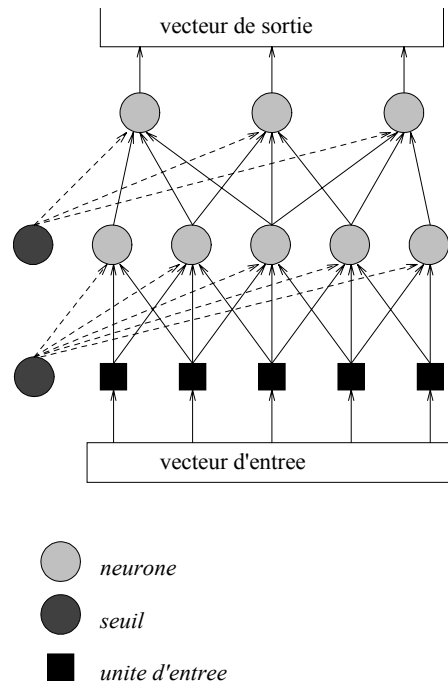


Figure 2: Le perceptron multicouche (PMC)

2.3 Résultats théoriques et nouveaux algorithmes d'apprentissage

Les modèles neuronaux qui ont donné lieu au plus grand nombre d'applications industrielles sont le perceptron multicouche [69] et le modèle des cartes topologiques [62]. Nous présentons dans cette section des travaux qui visent d'une part à améliorer le modèle du perceptron multicouche (en améliorant son algorithme d'apprentissage, la rétropropagation du gradient, et en généralisant le modèle du neurone grâce à la représentation scalaire distribuée), et d'autre part à mieux comprendre le modèle des cartes topologiques.

2.3.1 Amélioration de l'algorithme de rétropropagation du gradient

Nous avons, dans un premier temps, proposé des améliorations de l'algorithme de rétropropagation du gradient, qui visent à permettre une mise en œuvre aisée et efficace sur nos applications de traitement de l'image et du signal [41] [35].

Rapport de Synthèse

Pour cela, nous avons développé des méthodes de réglage automatique des paramètres d'apprentissage (paramètres d'initialisation des coefficients de pondération, vitesse d'apprentissage, filtrage passe-bas, etc). Nous avons également proposé une fonction d'erreur spécialement adaptée aux problèmes de classification. De plus, afin de limiter l'effet des phénomènes de nature à perturber l'apprentissage, un modèle de neurone qui comprend des contrôleurs de saturation et de perturbation sur les potentiels a été élaboré.

2.3.2 La Représentation Scalaire Distribuée

L'application de compression d'images, présentée plus loin, a fait ressortir certaines insuffisances du modèle du perceptron multicouche lorsqu'il est utilisé comme prédicteur pour un problème fortement non-linéaire. En conséquence, nous avons proposé une nouvelle approche [6], qui permet d'accroître les capacités du PMC à traiter des problèmes fortement non-linéaires (voir article présenté en annexe 1). L'idée consiste à représenter la sortie du neurone non pas par un scalaire, mais par une fonction. Nous désignons par "Représentation Scalaire Distribuée" (RSD) ce passage de l'espace des scalaires à l'espace des fonctions. Nous avons élaboré un algorithme d'apprentissage pour ce nouveau modèle, et nous l'avons validé sur des applications de réduction de dimensionnalité et de prédiction.

2.3.3 La Quantification Vectorielle Topologique

L'algorithme de Quantification Vectorielle Topologique s'inspire du modèle des Cartes Topologiques de Kohonen [62]. Celui-ci trouve son inspiration dans une structure locale particulière existant dans certaines aires du cortex (fig 3). Les neurones sont organisés en couches et, à l'intérieur de chaque couche, chaque neurone émet vers ses voisins les plus proches des connexions excitatrices et vers les neurones plus éloignés des connexions inhibitrices. Tous les neurones reçoivent les mêmes entrées. Kohonen a proposé un algorithme d'apprentissage pour ce type de réseau.

Nous avons mené une étude théorique [13] de l'algorithme de Kohonen, qui nous permet de trouver l'état de quasi-équilibre de cet algorithme et de démontrer qu'il minimise, sous certaines conditions, une fonction d'énergie. Ces résultats nous ont conduit à proposer un nouvel algorithme de Quantification Vectorielle, l'algorithme VQNF (filtered Vector Quantization with Neighbourhood [35]) qui présente la particularité de conserver la topologie, et possède, par rapport à l'algorithme de

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

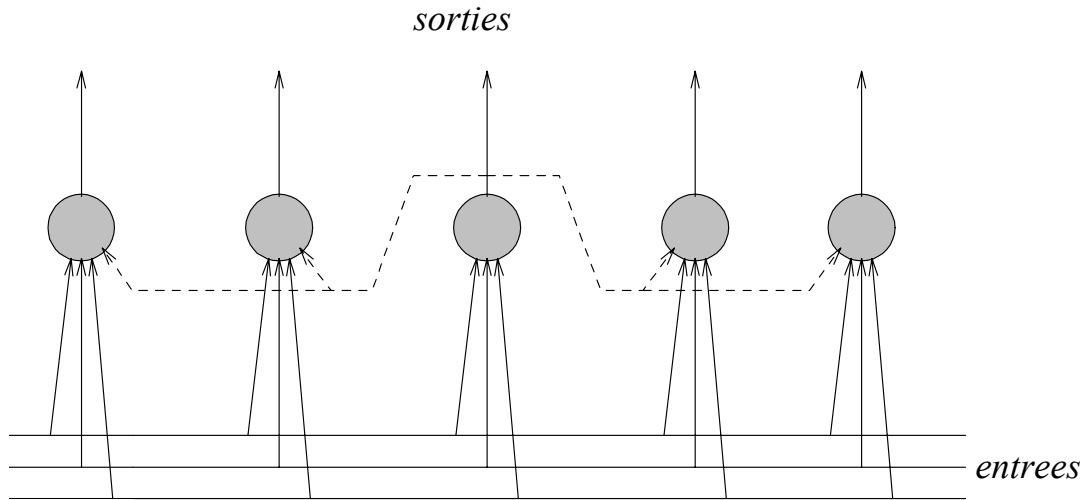


Figure 3: Modèle de Kohonen (1D)

Kohonen, l'avantage de ne pas nécessiter de réglage de paramètres, et de minimiser inconditionnellement une fonction d'énergie.

2.4 Applications

2.4.1 Classification de textures

Cette application nous permet d'illustrer l'idée qui consiste à utiliser un prétraitement réversible au sens de l'application (voir article présenté en annexe 2). En effet, le problème qui se pose souvent en traitement d'images est la détermination judicieuse des variables caractéristiques à extraire dans le prétraitement. Un choix plus ou moins arbitraire dépendant de la connaissance que l'on a de l'application, ou tout simplement de l'intuition est une approche possible. C'est la démarche qui est généralement adoptée. Nous avons étudié une autre approche basée sur l'idée que le prétraitement doit réduire le volume de données à traiter, et introduire des invariances par rapport à certaines transformations géométriques, mais ne doit pas introduire de perte d'information. Autrement dit, le prétraitement doit être réversible au sens de l'application à traiter.

La texture est une caractéristique importante pour la segmentation de divers types

Rapport de Synthèse

d'images, des images médicales aux images aériennes. De nombreux travaux ont été réalisés dans le domaine de la classification de textures [75]. On trouvera par exemple une comparaison de différentes méthodes dans [66]. Un point commun aux diverses méthodes proposées est le choix d'un ensemble de caractéristiques considérées comme représentatives de la texture (densités spectrales, paramètres extraits des matrices de co-occurrence, etc).

Une conjecture intéressante a été émise par Gagalowicz [59]: “Deux textures naturelles non structurées possédant les mêmes histogrammes et les mêmes fonctions d'autocovariance ne sont pas discriminables visuellement”. La figure 4 illustre cette conjecture. Le cadre de gauche contient quatre textures naturelles. Pour chacune de ces textures, l'histogramme et l'autocovariance ont été calculés et une texture synthétique possédant même autocovariance et histogramme a été générée (cadre de droite). On constate que les textures synthétiques laissent la même impression visuelle que les textures naturelles, ce qui illustre la conjecture.

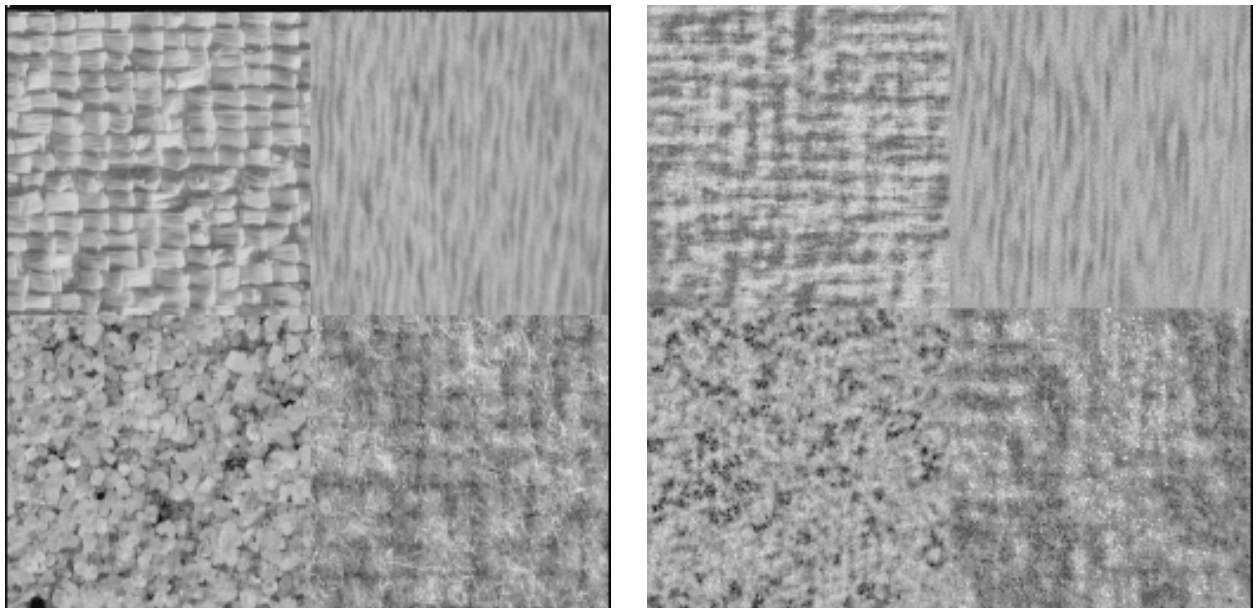


Figure 4: Textures de Brodatz (à gauche) et leur synthèse (à droite)

On a donc un ensemble de paramètres suffisamment pertinents pour la discrimination visuelle des textures. Cependant, le nombre de ces paramètres est toujours très grand. Une première solution serait de calculer un petit nombre de caractéristiques (entropie de l'histogramme, etc). Mais le risque est alors de perdre de l'information

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

pertinente. Une seconde solution [5] est d'utiliser un classifieur suffisamment puissant pour traiter directement un tel volume de données. Nos expérimentations ont montré qu'un réseau de neurones est capable d'assurer une telle tâche.

La figure 5 montre, à gauche, deux trames d'une image infra-rouge⁴ sur laquelle on distingue trois grands types de fonds: ciel, végétation, et constructions. Nous avons utilisé un perceptron multicouche alimenté directement par l'autocovariance et l'histogramme d'une fenêtre d'observation que l'on déplace sur l'image. En sortie, il y a trois neurones (un pour chaque classe de texture). Après apprentissage, on balaie toute l'image, et la classification fournie par le réseau est représentée sur l'image de droite de la figure 5. Les trois niveaux de gris correspondent aux trois classes. Compte tenu de la mauvaise qualité des images dans le domaine infra-rouge (faible contraste, fort bruit, lignage, etc), la classification obtenue est tout-à-fait convenable.

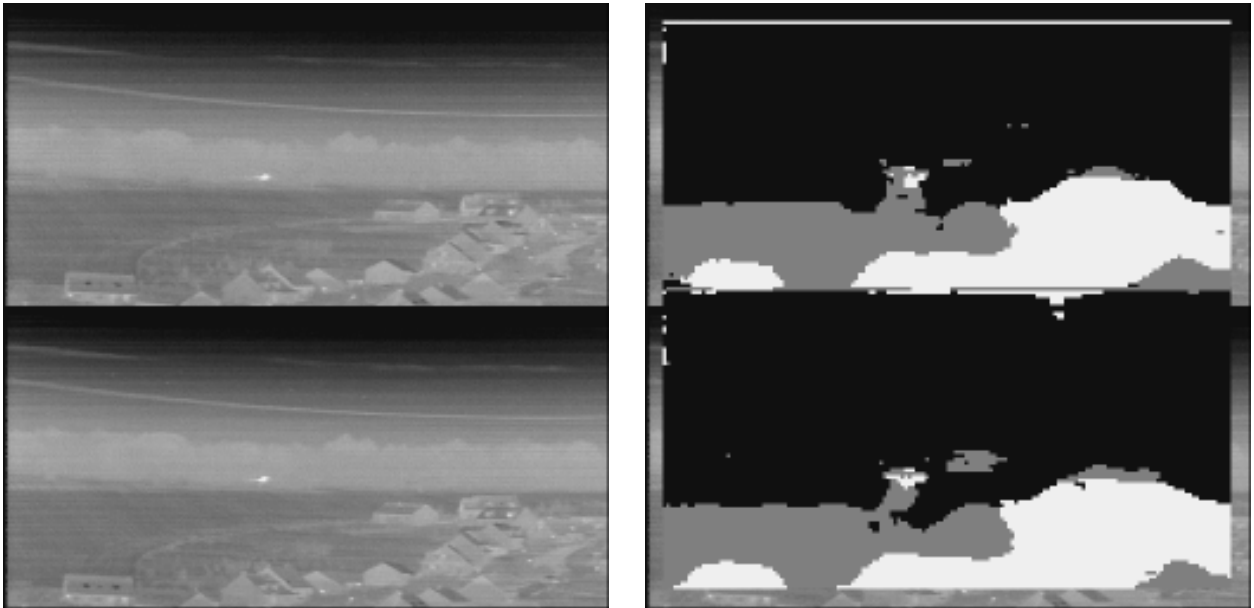


Figure 5: Classification sur image Infra-Rouge

2.4.2 Détection et localisation de visages

Un procédé automatique de détection/localisation de visages sur images numériques a été proposé [2]. La détection/localisation de visages consiste, à partir d'une image

⁴Ce travail a été réalisé en partie dans le cadre du programme Thomson CSF "Veille Panoramique Infra-Rouge et Réseaux de Neurones"

Rapport de Synthèse

numérique, à fournir les coordonnées des coins de fenêtres rectangulaires encadrant les visages présents dans l'image. Une indication de confiance peut également être associée à chaque fenêtre.

Il n'existe pas de modèle de visage, du fait d'une part de la forte variabilité d'un individu à l'autre, et d'autre part de la non rigidité d'un visage. On est donc confronté à un problème bien plus difficile que les problèmes classiques de reconnaissance d'objets rencontrés en traitement d'images (reconnaissance de pièces industrielles par exemple), pour lesquels on peut construire des modèles a priori. De plus, dans le cadre d'applications réalistes, on ne maîtrise ni la distance visage-caméra (la taille d'un visage sur l'image peut donc être quelconque), ni les conditions d'éclairage. Enfin, un visage n'est pas nécessairement vu de face. Il faut donc être capable de le détecter même s'il est légèrement de profil.

Pour surmonter ces problèmes, nous avons développé une méthode (annexe 3) basée sur les concepts suivants:

- Apprentissage par l'exemple, ce qui permet de surmonter la non-existence de modèle a priori.
- Analyse multi-résolution de l'image, afin de surmonter le fait que l'on ne maîtrise pas la distance visage-caméra. Cette analyse multi-résolution est complétée par un post-traitement visant à supprimer des détections imbriquées.
- Normalisation locale afin d'obtenir une certaine insensibilité par rapport aux conditions d'éclairage.
- Création d'une base d'apprentissage variée, contenant notamment des visages de face et légèrement de profil, avec possibilité d'ajout d'exemples locaux pour les applications de mesure d'audience.

La figure 6 montre un exemple de résultat obtenu. Les points mentionnés ci-dessus, et le détail de la méthode [2] illustrent l'importance de l'ensemble des traitements qui entourent le réseau de neurones: prétraitement (multi-résolution, normalisation, ...), post-traitement (détection des fenêtres imbriquées, fusion temporelle, ...), gestion de la base d'apprentissage. Il est souvent superflu de chercher à optimiser un réseau de neurones si ces différents points ont été négligés.

2.4.3 Compression d'images par coopération de réseaux

Des méthodes de compression d'images par Quantification Vectorielle ont déjà été proposées dans la littérature. L'idée consiste à grouper les pixels de l'image par blocs

Rapport de Synthèse



Figure 6: Détection et localisation automatique de visages

et à remplacer chaque bloc par un index qui se rapporte à un dictionnaire. Pour que la compression soit efficace, il faut que le dictionnaire soit de bonne qualité, c'est à dire qu'il contienne des blocs bien représentatifs de ce que l'on peut trouver dans une image. Un algorithme efficace pour la génération automatique d'un dictionnaire a été proposé en 1980: l'algorithme LBG [63].

Nous avons spécifié et évalué une nouvelle méthode de compression d'images [22], qui utilise deux algorithmes neuronaux nouveaux que nous avons développés: l'algorithme VQNf [13] et la Représentation Scalable Distribuée [6]. L'algorithme VQNf permet de créer un dictionnaire aussi efficace que LBG, tout en présentant le grand avantage de préserver la topologie. Cette conservation de la topologie se traduit par le fait que l'image des index reste cohérente: les figures 7 et 8 permettent de comparer les images des index obtenues, selon l'algorithme qui a créé le dictionnaire (la luminance est proportionnelle à l'index). Cette cohérence de l'image des index permet une nouvelle compression: la compression de l'image des

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

index elle-même. Cette compression est réalisée grâce à un prédictor. La prédiction produite par un perceptron multicouche (PMC) à Représentation Scalaire Distribuée est nettement meilleure [35] que la prédiction fournie par un PMC classique, ou par un prédictor linéaire classique.



Figure 7: Image des index (dictionnaire créé par VQNF)

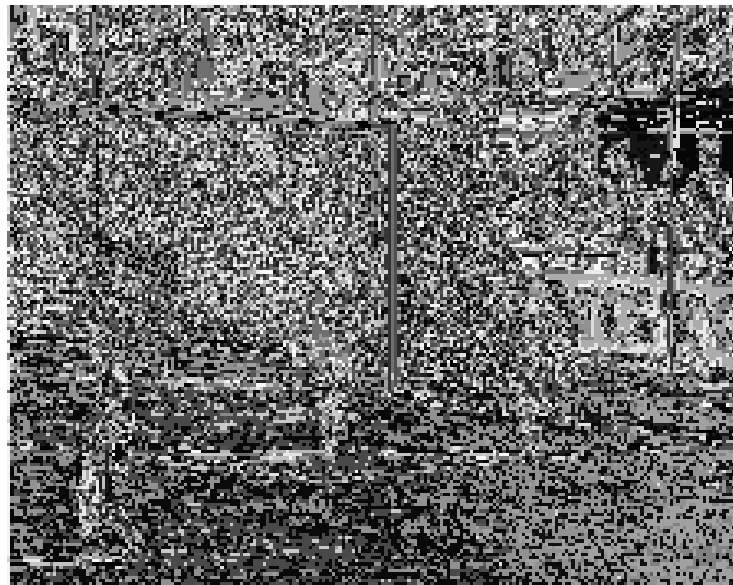


Figure 8: Image des index (dictionnaire créé par LBG)

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

A qualité d'image égale, les gains obtenus sur le taux de compression sont, par rapport à une méthode classique de compression d'images par Quantification Vectorielle, de l'ordre de 15% à 25%.

2.5 Conclusion concernant les modèles et applications

Les travaux réalisés aux LER dans le domaine des réseaux de neurones s'étendent suivant deux axes:

- Un axe théorique, selon lequel nous avons proposé des améliorations des algorithmes existants (réglage automatique des paramètres d'apprentissage), et mis au point de nouveaux algorithmes d'apprentissage.
- Un axe applicatif, selon lequel nous avons traité, par une approche neuronale, différents problèmes de traitement de l'image et du signal (de la segmentation à la séparation de sources, en passant par la reconnaissance de formes et la compression de données).

Cette diversité des problèmes traités a permis de montrer dans quelle mesure les réseaux de neurones peuvent être intéressants du point de vue industriel (aussi bien pour la résolution d'applications que pour la mise au point de nouveaux algorithmes). Du point de vue de l'industriel impliqué dans la recherche, la conclusion générale que l'on peut en tirer est que les réseaux de neurones constituent un domaine à ne pas négliger, non seulement pour leurs capacités à résoudre rapidement (et donc à moindre coût) des problèmes très variés, mais aussi pour leurs potentialités en tant que source d'inspiration pour le théoricien.

Dans les sections suivantes, nous allons aborder des travaux plus récents, portant sur la structure du réseau et sur les prétraitements.

3 Invariants 3D

3.1 Introduction

La reconnaissance d'objets par l'intermédiaire de projections 2D (c'est-à-dire d'images) du monde tridimensionnel a fait l'objet de nombreuses études au sein de la communauté scientifique. Par contre, peu de travaux ont été consacrés à la reconnaissance de formes à partir d'une information 3D. Ceci est dû à la complexité nettement accrue des transformations que peut subir un objet en trois dimensions, ainsi qu'à la rareté des données 3D.

Toutefois, la situation est en train de changer. Récemment, des progrès importants ont été réalisés dans le domaine des capteurs (ces capteurs étant éventuellement associés à des traitements informatiques de reconstruction 3D), et il devient de plus en plus courant de disposer d'une information 3D, du fait du développement des scanners à rayons X, de l'imagerie par résonance magnétique nucléaire, de la télémétrie laser, etc. L'information 3D peut être partielle (auto-occlusion de l'objet en télémétrie laser) ou complète (c'est notamment le cas dans le domaine médical).

Une étape importante pour la reconnaissance de formes 3D à partir d'une information 3D est l'établissement de grandeurs invariantes par rapport aux transformations géométriques. En effet, le traitement direct de données 3D par un réseau de neurones semble déraisonnable: la nécessité d'apprendre les différents objets sous toutes les orientations possibles conduirait à des bases d'apprentissage et des temps de convergence très importants. C'est pourquoi, notre effort a porté sur l'obtention d'invariants 3D. Le réseau de neurones étant alimenté par des grandeurs invariantes par rapport aux transformations géométriques, il ne lui reste qu'à atteindre, par apprentissage, une bonne insensibilité vis-à-vis des défauts d'acquisition et des variations intrinsèques de formes au sein des différentes classes d'objets.

Ces considérations étant prises en compte, nous avons été amenés à développer une approche générale pour la construction d'invariants 3D (voir article présenté en annexe 4). L'invariance en translation étant relativement aisée à obtenir, l'effort a porté sur l'obtention d'invariants en rotation. La méthode proposée se décompose en deux étapes. Dans un premier temps, on représente l'objet dans une base particulière: la base des harmoniques sphériques. On peut montrer que cette base est celle qui simplifie au maximum l'opérateur de rotation. Ceci définit dans l'espace des formes 3D des sous-espaces globalement invariants par rotation. Dans une seconde étape, on construit des tenseurs liés à ces sous-espaces, et les propriétés de la contraction tensorielle nous permettent d'obtenir des invariants.

Les travaux antérieurs relatifs à l'obtention de grandeurs invariantes en 3D se

Rapport de Synthèse

sont limités au domaine des moments invariants (travaux initialisés par Sadjadi et Hall [70]). Malgré l'intérêt théorique de ces travaux, l'utilisation de moments présente de nombreux inconvénients. Les moments numériquement stables sont en faible nombre (une dizaine), d'où une représentation assez sommaire de la forme et le fait que de nombreuses formes différentes fournissent les mêmes moments. L'approche que nous proposons permet de générer des invariants en très grand nombre. De plus, grâce à l'utilisation d'outils mathématiques puissants, tels que le calcul tensoriel, la méthode proposée est simple (du moins pour qui est familier du calcul tensoriel...) et systématique. Dans l'article présenté en annexe 4, nous démontrons que les moments invariants 3D peuvent être obtenus comme un cas dégénéré de notre approche (restriction de l'espace des formes 3D à un sous-espace et utilisation d'une base non-orthogonale).

3.2 Décomposition d'une forme 3D sur les harmoniques sphériques

Dans la suite, nous utiliserons les notations suivantes:

- \mathcal{R} : l'ensemble des nombre réels
- \mathcal{C} : l'ensemble des nombres complexes
- \mathcal{F} : l'espace des fonctions différentiables de \mathcal{R}^3 dans \mathcal{C} , à énergie finie ($\int \int \int |\Psi(x, y, z)|^2 dx dy dz < \infty$)
- \mathcal{F}_S : l'espace des fonctions différentiables de $[0, \pi] \times [0, 2\pi]$ dans \mathcal{C} , à énergie finie ($\int d\phi \int \sin\theta d\theta |\Psi(\theta, \phi)|^2 < \infty$)
- A^H : la transposée hermitienne d'une matrice A
- $\mathcal{O}_{\mathcal{V}}$: l'espace des opérateurs linéaires de \mathcal{V} dans \mathcal{V}
- $\langle u|v \rangle$: le produit scalaire des vecteur u et v

On travaillera souvent en coordonnées sphériques: la figure 9 indique les conventions adoptées.

Lorsqu'il est question de formes 3D il est classique de raisonner dans \mathcal{R}^3 . Une autre façon de voir, qui est à la base des développements qui suivent, est de considérer

Rapport de Synthèse

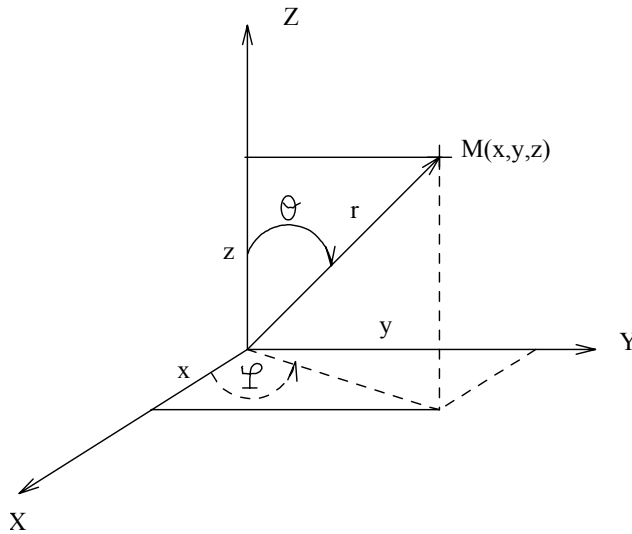


Figure 9: Conventions pour les coordonnées sphériques

qu'une forme 3D est un vecteur de \mathcal{F} . Dans la suite de l'exposé, nous allons volontairement nous restreindre aux formes représentées par un vecteur de \mathcal{F}_S (ce qui revient à considérer l'enveloppe externe de l'objet), ceci dans un souci de simplicité. L'origine est placée au centre de gravité, et l'objet est décrit par une fonction $\Psi(\theta, \phi)$ qui, aux coordonnées sphériques (θ, ϕ) , associe le rayon de l'objet dans cette direction. On trouvera dans l'article présenté en annexe 4 une description plus complète et plus générale de l'approche proposée.

A ce niveau, on peut remarquer une analogie formelle avec la notion de fonction d'onde en mécanique quantique: les fonctions d'onde sont aussi des vecteurs de \mathcal{F} ou \mathcal{F}_S . D'autre part, on sait qu'il existe un lien très fort entre l'opérateur de rotation et l'opérateur moment cinétique de la mécanique quantique, le premier étant l'exponentielle du second [73][76]. Ceci suggère la possibilité d'exploiter certains résultats mathématiques issus de la mécanique quantique pour notre problème de traitement de formes 3D. En effet, on oublie souvent que la mécanique quantique est avant tout une brillante construction mathématique: les théorèmes élaborés en son sein sont donc transposables à tout domaine dans lequel on retrouve un formalisme semblable.

L'emprunt à la mécanique quantique se limitera toutefois à l'utilisation ponctuelle de certains résultats mathématiques (notamment un théorème relatif à la construction de tenseurs). En effet, il est bien clair que le problème qui nous intéresse, vu dans sa globalité, n'a aucun sens en mécanique quantique. Pour établir notre méthode d'obtention d'invariants 3D, nous devons donc faire également appel à d'autres

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

domaines de connaissance, tels que l'algèbre linéaire et le calcul tensoriel.

Le premier problème qui se pose est de rapporter \mathcal{F}_S à une base présentant des propriétés intéressantes. Un bon candidat semble être la base constituée par les vecteurs propres de l'opérateur moment cinétique. Ces vecteurs propres sont des fonctions connues sous le nom d'harmoniques sphériques, que l'on notera $|Y_{lm}\rangle$ ($l \geq 0$, $-l \leq m \leq l$). Certaines harmoniques sphériques sont représentées sur la figure 10. Les coordonnées d'une forme $|\Psi\rangle$ dans cette base sont données par le produit scalaire:

$$c_l^m = \langle Y_{lm} | \Psi \rangle = \int_0^{2\pi} d\phi \int_0^\pi \sin\theta d\theta Y_{lm}^*(\theta, \phi) \Psi(\theta, \phi) \quad (1)$$

Inversement, connaissant les c_l^m , on peut reconstruire la forme:

$$|\Psi\rangle = \sum_{l,m} c_l^m |Y_{lm}\rangle \quad (2)$$

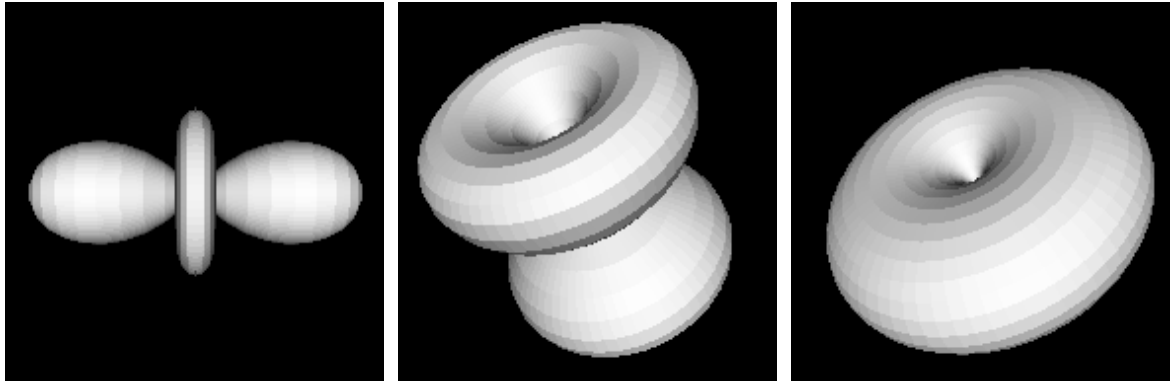


Figure 10: Module des harmoniques sphériques Y_{20} , Y_{21} , Y_{22}

L'objet est donc représenté par une superposition de formes de base $|Y_{lm}\rangle$. Cet aspect est illustré par la figure 11, dans laquelle on a limité la somme sur l (équation 2) à $0 \leq l \leq L$.

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

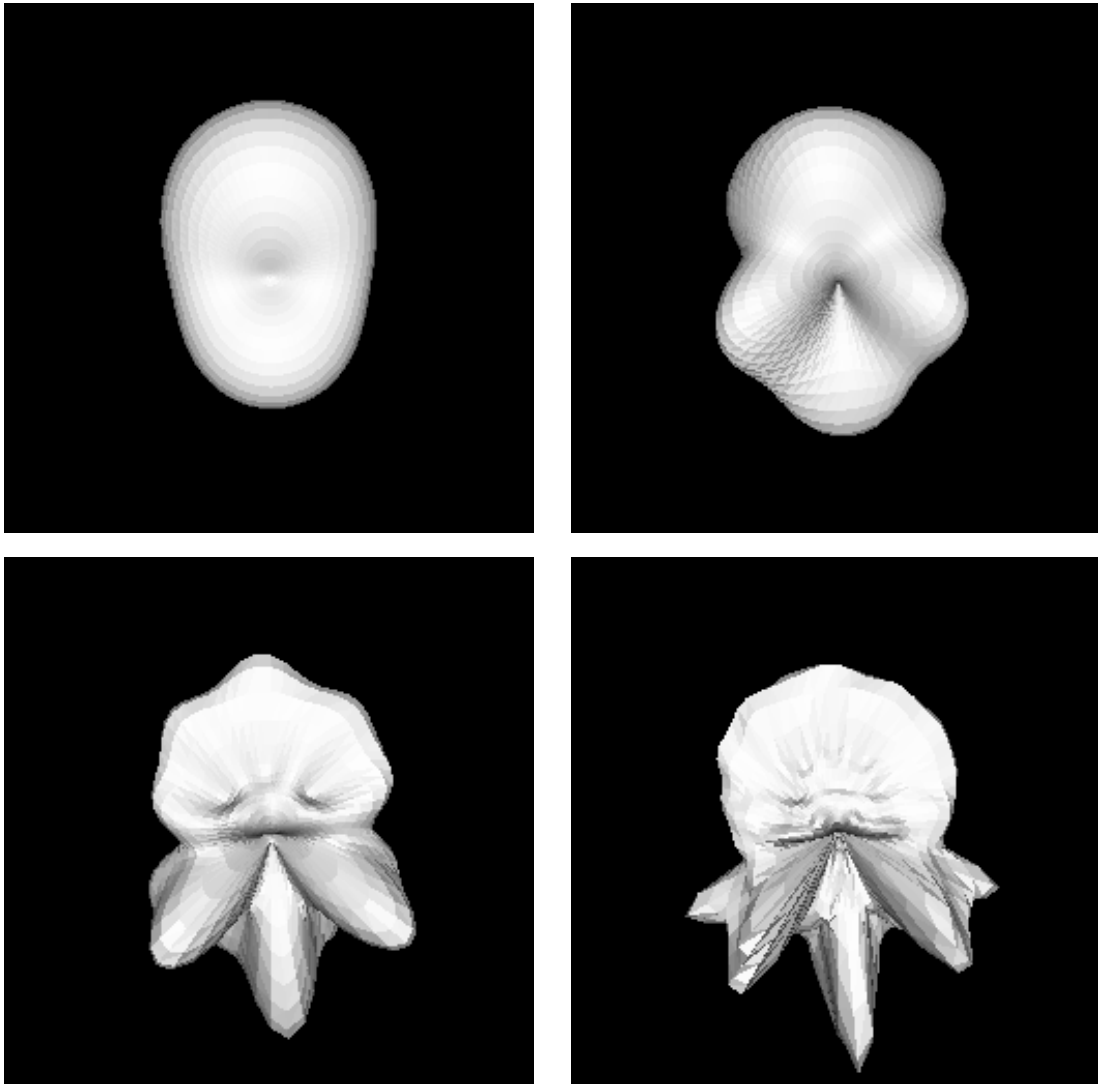


Figure 11: Reconstruction d'une vertèbre à différentes résolutions (de gauche à droite et de haut en bas: $L= 2, 4, 10, 20$)

On peut montrer que, dans la base des harmoniques sphériques, l'opérateur de rotation prend une forme très simple, puisqu'il devient diagonal par blocs. De plus, on peut prouver qu'il est impossible de trouver une autre base qui simplifie davantage l'opérateur de rotation. La transformation d'un vecteur de \mathcal{F}_S sous l'effet d'une rotation est donnée par:

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

où α_i^j désigne une transformation linéaire, et β_i^j son inverse. Une grandeur mathématique $A_{l_1 \dots l_p}^{m_1 \dots m_q}$ est un tenseur de covariance p et de contravariance q si elle se transforme selon:

$$\bar{A}_{k_1 \dots k_p}^{n_1 \dots n_q} = \alpha_{k_1}^{l_1} \dots \alpha_{k_p}^{l_p} \beta_{m_1}^{n_1} \dots \beta_{m_q}^{n_q} A_{l_1 \dots l_p}^{m_1 \dots m_q}$$

Le produit externe de deux tenseurs est défini par une simple concaténation, comme par exemple dans l'expression ci-dessous:

$$\mathcal{A}_{lm}^{ijk} = \eta_l^{ij} \mu_m^k$$

Le produit interne (ou contraction tensorielle) consiste à grouper certains indices par paires, et à sommer sur ces paires, comme illustré ci-dessous:

$$\mathcal{A}^i = \eta_n^{ij} \mu_j^n$$

Un vecteur est un tenseur d'ordre 1. Il peut être représenté aussi bien par ses composantes covariantes que par ses composantes contravariantes:

$$a_i = \langle a | e_i \rangle \quad (4)$$

$$a = a^i e_i \quad (5)$$

En conséquence,

$$\begin{aligned} a_i &= \langle a^j e_j | e_i \rangle \\ &= (a^j)^* \langle e_j | e_i \rangle \end{aligned}$$

Si la base est orthonormée, on a:

$$a_i = (a^i)^* \quad (6)$$

3.3.2 Construction de tenseurs

Considérons un vecteur c_l de \mathcal{E}_l . Nous avons $c_l = c_l^m Y_{lm}$. Donc, du fait de l'équation (5), c_l^m est un tenseur contravariant d'ordre 1 (seul m est un indice tensoriel, l n'est qu'un paramètre qui indique dans quel sous-espace \mathcal{E}_l le tenseur est défini). Comme $\{Y_{lm}, -l \leq m \leq l\}$ est une base orthonormée de \mathcal{E}_l , les composantes covariantes de c_l sont $c_{lm} = (c_l^m)^*$

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

Le théorème ci-dessous, établi dans le cadre de la mécanique quantique, permet de construire de nouveaux tenseurs:

Théorème [57]:

Si $T_{l_1}^m$ et $T_{l_2}^m$ sont des tenseurs de \mathcal{E}_{l_1} et \mathcal{E}_{l_2} , alors:

$$\Pi(l_1, l_2)_l^m = \sum_{m_1, m_2} \langle l_1 \ m_1 \ l_2 \ m_2 | l \ m \rangle T_{l_1}^{m_1} T_{l_2}^{m_2}$$

est un tenseur de \mathcal{E}_l .

Les coefficients $\langle l_1 \ m_1 \ l_2 \ m_2 | l \ m \rangle$ sont les coefficients de Clebsch-Gordan. Ils correspondent à des coefficients de couplage entre les moments cinétiques de deux particules, et peuvent être calculés par récurrence. Ce théorème nous permet de construire de nouveaux tenseurs à volonté. Dans la suite, nous nous intéresserons au tenseur suivant:

$$\Pi(l_1, l_2)_l^m = \sum_{m_1=-l_1}^{l_1} \sum_{m_2=-l_2}^{l_2} \langle l_1 \ m_1 \ l_2 \ m_2 | l \ m \rangle c_{l_1}^{m_1} c_{l_2}^{m_2} \quad (7)$$

3.3.3 Obtention d'invariants par contraction tensorielle

Lorsque l'on multiplie un tenseur contravariant par un tenseur covariant du même ordre, en égalant les indices tensoriels, on obtient un tenseur d'ordre 0, c'est-à-dire un invariant. Cette opération est une contraction tensorielle. Ainsi, par contraction tensorielle, on peut construire par exemple les invariants suivants:

$$\begin{aligned} N(l) &= c_l^m c_{lm} \\ P(l, l_1, l_2) &= \Pi(l_1, l_2)_l^m c_{lm} \\ Q(l, l_1, l_2, l_3, l_4) &= \Pi(l_1, l_2)_l^m \Pi(l_3, l_4)_{lm} \end{aligned}$$

Notons que la démarche suivie permet, si on le souhaite, de construire d'autres invariants, en générant de nouveaux tenseurs à l'aide du théorème vu précédemment.

3.4 Conclusion concernant les invariants 3D

Les résultats expérimentaux présentés en annexe 4 illustrent l'intérêt des invariants 3D pour la reconnaissance de formes. D'autre part, dans cet article, on montre que

Rapport de Synthèse

les moments invariants 3D qui avaient été proposés précédemment [70], constituent un cas particulier de notre approche.

L'approche proposée est très générale et elle permet de construire à volonté un grand nombre d'invariants. Pour les applications dans lesquelles on dispose d'une information 3D complète (par exemple dans le domaine médical), un classifieur simple, tel qu'un plus-proche-voisin, alimenté par les invariants, est suffisant. Une des caractéristiques intéressantes de l'approche est sa capacité à discriminer des formes très proches. Par contre, si l'on ne dispose que d'une information 3D très détériorée, il est préférable d'utiliser un réseau de neurones alimenté par ces mêmes invariants, de manière à obtenir par apprentissage une bonne insensibilité vis-à-vis de la détérioration de la forme. C'est sur ce dernier point que se poursuivent nos recherches actuelles.

Note: Les données scanner relatives aux vertèbres ont été fournies par le laboratoire LTSI de l'université de Rennes.

3.5 Détermination de l'orientation d'objets 3D

Une étude attentive des propriétés des harmoniques sphériques fait apparaître la possibilité de traiter le problème dual du précédent, à savoir la détermination de l'orientation d'objets 3D. Ici, notre objectif n'est pas d'obtenir des invariants, mais au contraire d'identifier une transformation entre deux positions d'objets similaires. On trouvera le détail de la méthode dans l'article présenté en annexe 5: nous nous limiterons ici à un exposé des principales idées.

En définissant une rotation par ses angles d'Euler (α, β, γ) , on peut montrer que les coefficients des sous-matrices D_l de l'équation 3 sont donnés par

$$D_{mn}^l(\alpha, \beta, \gamma) = e^{-i\gamma n} \cdot d_{mn}^l(\beta) \cdot e^{-i\alpha m} \quad (8)$$

Notons $c = \cos \beta$ et $s = \sin \beta$. Par exemple, dans \mathcal{E}_1 on a:

$$d^1(\beta) = \begin{pmatrix} \frac{1+c}{2} & -\frac{s}{\sqrt{2}} & \frac{1-c}{2} \\ \frac{s}{\sqrt{2}} & c & -\frac{s}{\sqrt{2}} \\ \frac{1-c}{2} & \frac{s}{\sqrt{2}} & \frac{1+c}{2} \end{pmatrix} \quad (9)$$

L'idée consiste à déterminer la rotation qui amène l'objet dans une position standard caractérisée par des contraintes sur le tenseur c_l^m . Comme on a 3 degrés de liberté,

Rapport de Synthèse

on peut tenter d'annuler un coefficient complexe c_l^m ainsi que la partie imaginaire d'un autre coefficient. Des contraintes de signe pourront éventuellement être ajoutées pour supprimer certaines ambiguïtés résiduelles. Les contraintes étant fixées, les angles d'Euler s'obtiennent de manière simple en fonction des coefficients de la décomposition sur les harmoniques sphériques.

Ce travail étant réalisé pour les deux positions à recaler (notées 1 et 2), la rotation qui permet de passer de l'une à l'autre est donnée par

$$R_{21} = R_{02}^T R_{01} \quad (10)$$

où 0 désigne la position standard.

Le principal avantage de la méthode est sa rapidité: il s'agit en effet d'une méthode directe. Typiquement, les calculs sont effectués en une vingtaine de milli-secondes sur un PC standard (la plus grande partie de la charge de calcul étant d'ailleurs due à la décomposition sur la base des harmoniques sphériques). D'autre part, la méthode fournit une estimation plus précise que la méthode classique de diagonalisation de la matrice d'inertie, comme cela est montré dans l'article, et évite les ambiguïtés résiduelles.

3.6 Conclusion

Dans cette section, notre attention s'est portée sur le prétraitement. Nous considérons en effet qu'il est illusoire d'espérer résoudre certaines applications par une approche purement neuronale, d'où l'intérêt des prétraitements. Nous avons choisi d'orienter notre recherche dans une direction encore peu explorée, à savoir le traitement direct d'informations 3D et l'obtention d'invariants. Dans la section suivante, nous allons nous intéresser à un autre point clé: l'action sur la structure d'un réseau.

4 Estimation de sources et d'angles d'arrivée

4.1 Introduction

Nous nous intéresserons dans cette section à des problèmes qui se modélisent de la manière suivante:

$$y(t) = Ax(t) + b(t) \quad (11)$$

où y représente les signaux reçus sur un ensemble de capteurs et x représente les signaux émis par un ensemble de sources. b est un bruit possédant les propriétés habituelles (blanc, gaussien, indépendant des sources, ...), A est une matrice qui caractérise le mélange des sources, et t représente le temps. On notera m la dimension de y (nombre de capteurs) et n la dimension de x (nombre de sources).

Lorsque l'on connaît la géométrie du réseau de capteurs (et sous réserve de certaines hypothèses de propagation: ondes planes, ondes sphériques, ...) on peut paramétrer la matrice de mélange: $A = A(\Theta)$ où Θ est un vecteur qui contient les angles d'arrivée des ondes sur le réseau de capteurs.

Deux types de problèmes peuvent être abordés:

1. L'estimation des sources.
2. L'estimation des angles d'arrivée.

Selon la nature de l'information a priori qui est exploitée, on aura affaire à deux grands types de méthodes:

1. Les méthodes basées sur une information statistique. Nous nous intéresserons plus particulièrement au cas où l'information a priori est l'indépendance statistique des sources: on parlera alors de séparation aveugle de sources.
2. Les méthodes basées sur une information géométrique. Ces méthodes exploitent la paramétrisation de la matrice A , et exigent un nombre de capteurs supérieur au nombre de sources ($m > n$). Dans ce cas, la contribution des sources au vecteur y (c'est-à-dire Ax) est confinée à un sous-espace de dimension n , qu'il s'agit d'identifier.

Rapport de Synthèse

Nous proposons une approche neuronale pour l'exploitation de chaque type d'information. Notons qu'au delà du modèle de base de l'équation (11), on sera amené à considérer des mélanges plus généraux (non-linéaires, par exemple). Ensuite, nous montrons la possibilité d'exploiter simultanément ces deux types d'information a priori.

4.2 Séparation aveugle de sources

4.2.1 Position du problème

Le problème de la séparation de mélanges de signaux est un problème fondamental en traitement du signal. Par exemple, dans le domaine biomédical, les mesures fournies par les capteurs sont généralement des mélanges de signaux issus de plusieurs sources indépendantes. Le problème consiste à extraire de ces mélanges les signaux utiles. On retrouve le même type de problème en traitement d'antenne pour la séparation de sources sonar ou radar, ou encore en traitement de la parole pour l'amélioration des signaux de diction (élimination des sources sonores parasites: autres locuteurs, bruits de moteurs dans un avion, ...). Une solution originale, qui exploite uniquement une hypothèse d'indépendance statistique des sources et est capable de fournir une solution dans le cas linéaire, a été proposée par Jutten et Héroult en 1988 [61]. Ces travaux ont suscité diverses variantes pour le cas linéaire.

Nous avons développé un nouvel algorithme de séparation de sources, dont on trouvera la description détaillée dans l'article présenté en annexe 6. Cet algorithme permet de séparer des mélanges non-linéaires, ce qui n'était pas envisagé dans les approches antérieures. Comme l'algorithme de Jutten et Héroult, il exploite uniquement l'hypothèse d'indépendance des sources, et ne nécessite donc aucune hypothèse a priori sur les sources elles-mêmes (séparation aveugle). L'idée de base consiste à utiliser un Perceptron Multicouche (PMC) dont la structure est choisie pour correspondre à une forme paramétrique inverse du mélange. Nous avons développé un algorithme d'apprentissage qui permet de minimiser une mesure de dépendance entre les sorties du PMC. A la fin de l'apprentissage, les sorties deviennent statistiquement indépendantes, et sont égales aux sources originales à une permutation et une dilatation près.

Il est intéressant de noter qu'un algorithme de séparation "aveugle" peut être vu comme un algorithme d'analyse en composantes indépendantes (INCA: INdependent Components Analysis). Ce concept d'analyse en composantes indépendantes est plus fort que le concept traditionnel d'analyse en composantes principales (PCA: Principal Components Analysis), car INCA est une transformation qui réalise

Rapport de Synthèse

l'indépendance statistique (séparabilité des densités de probabilité), alors que PCA ne réalise que la décorrélation (séparabilité des moments croisés d'ordre 2).

Comme illustration, considérons le cas très simple d'un signal bi-dimensionnel à densité de probabilité uniforme à l'intérieur d'un parallélogramme (figure 12). PCA trouve une transformation orthogonale (que l'on peut voir comme un changement de coordonnées) telle que la dispersion maximale est obtenue sur le premier axe. Dans ce nouveau système de coordonnées, les signaux S'_1 et S'_2 sont non-corrélés, mais sont toujours dépendants. Une façon simple d'être convaincu de cette dépendance est de noter que la connaissance de S'_1 apporte une information sur S'_2 , car les bornes de S'_2 dépendent de S'_1 . Au contraire, INCA trouve un système de coordonnées dans lequel les signaux sont totalement indépendants. La connaissance de S_1 n'apporte aucune information sur S_2 .

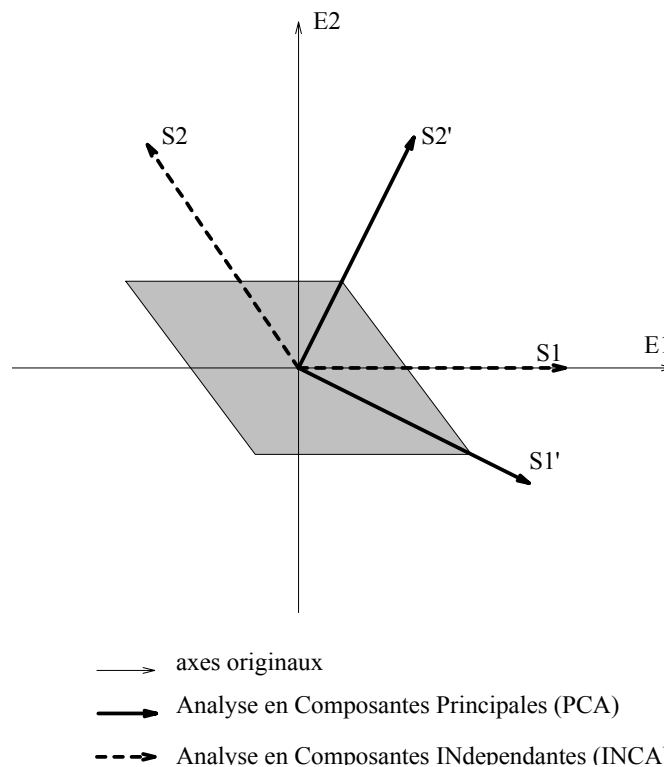


Figure 12: Analyse en Composantes Principales (PCA) et Analyse en Composantes Indépendantes (INCA), dans un cas linéaire

Considérons à présent le cas de la figure 13. Ici, aucune transformation linéaire ne peut réaliser l'indépendance. Une transformation non-linéaire, de façon à obtenir un nouveau système de coordonnées tel que celui qui est indiqué sur la figure, est requise. L'algorithme que nous proposons est capable de traiter des problèmes non-linéaires.

Rapport de Synthèse

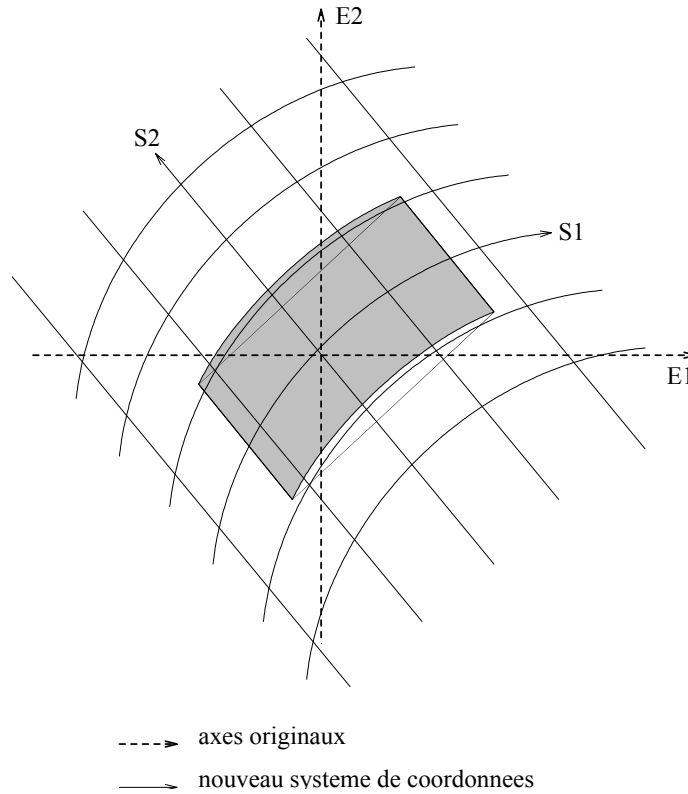


Figure 13: Analyse en Composantes Indépendantes dans un cas non-linéaire

4.2.2 Principe de la méthode

Pour traiter le problème de séparation aveugle de sources, nous avons généralisé l'algorithme de rétropropagation du gradient [69] de manière à ce qu'il minimise une mesure de dépendance. Le dispositif de séparation est représenté sur la figure 14. La mesure de dépendance est construite à partir de la loi de probabilité conjointe des sorties du séparateur.

Reprenons plus en détail la description de l'algorithme. Pour obtenir sur \vec{s} (sorties du séparateur) une estimation de \vec{x} (sources), il est nécessaire que les composantes de \vec{s} soient indépendantes. Une condition nécessaire et suffisante pour l'indépendance est:

$$\forall s_1, \dots, s_n \quad p_{S_1 \dots S_n}(s_1, \dots, s_n) = p_{S_1}(s_1) \dots p_{S_n}(s_n) \quad (12)$$

Dans cette équation, p représente la densité de probabilité.

Nous proposons d'utiliser l'expression suivante comme mesure du degré de dépendance (à cette expression sont ajoutés des termes de normalisation que nous omettons ici):

Rapport de Synthèse

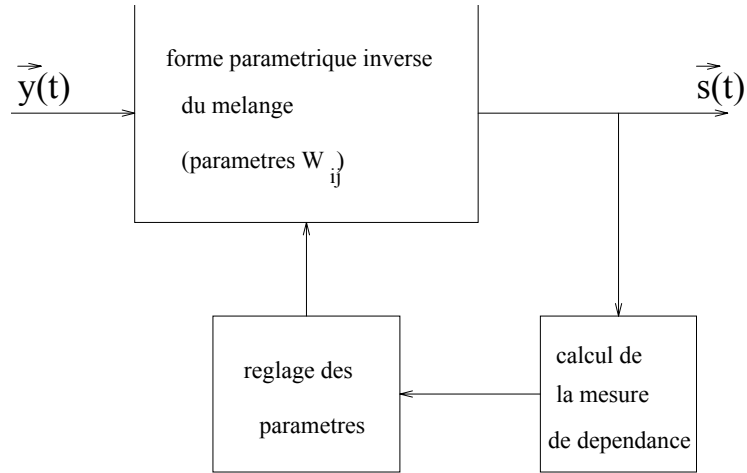


Figure 14: Principe du dispositif de séparation

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} \left([p_{S_1 \dots S_n}(s_1, \dots, s_n) - p_{S_1}(s_1) \dots p_{S_n}(s_n)] * \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{s_i^2}{2\sigma_i^2}} \right)^2 ds_1 \dots ds_n \quad (13)$$

On notera que nous avons introduit un filtrage gaussien sur le terme à intégrer (le symbole “*” désigne le produit de convolution). Ceci permet d’obtenir une mesure mieux adaptée au traitement de signaux réels (en particulier, on évite les variations brutales de la mesure de dépendance, et on atténue l’effet des erreurs d’arrondi ou de mesure). On évite également la divergence de l’intégrale lorsque les sorties sont discrètes.

Il semble laborieux d’exploiter la mesure de dépendance sous cette forme, car il serait nécessaire d’estimer les densités de probabilité et de réaliser une intégration. Nous avons donc cherché une écriture différente de cette mesure. Pour la suite nous noterons:

$$\vec{\Theta}_i = \underbrace{[0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0]}_n^T$$

$$R_{\alpha_1 \dots \alpha_n} = E \{ S_1^{\alpha_1} \dots S_n^{\alpha_n} \}$$

Rapport de Synthèse

$$\begin{aligned} M_{\alpha_1 \dots \alpha_n} &= E \{ S_1^{\alpha_1} \dots S_n^{\alpha_n} \} - E \{ S_1^{\alpha_1} \} \dots E \{ S_n^{\alpha_n} \} \\ &= R_{\alpha_1 \dots \alpha_n} - R_{\alpha_1} \bar{\theta}_1 \dots R_{\alpha_n} \bar{\theta}_n \end{aligned}$$

En utilisant différentes propriétés mathématiques, on obtient comme expression de la mesure de dépendance (annexe 6):

$$\sum_{\alpha_1=0}^{\infty} \dots \sum_{\alpha_n=0}^{\infty} \sum_{\beta_1=0}^{\infty} \dots \sum_{\beta_n=0}^{\infty} G_{\alpha_1 \dots \alpha_n, \beta_1 \dots \beta_n} M_{\alpha_1 \dots \alpha_n} M_{\beta_1 \dots \beta_n} \quad (14)$$

Où les $G_{\alpha_1 \dots \alpha_n, \beta_1 \dots \beta_n}$ sont des coefficients qui décroissent rapidement avec les indices.

La figure 15 montre un exemple de sources originales, et la figure 16 le mélange de ces signaux par une transformation non-linéaire et l'addition d'un bruit. La figure 17 montre les sorties du PMC à l'issue de la convergence: on retrouve bien sur les sorties les sources originales à une permutation et une inversion près (cette indétermination est intrinsèque au problème). Il est important de rappeler que l'algorithme a réalisé la séparation sans aucune connaissance a priori sur les sources elles-mêmes: seule l'indépendance statistique des sources est exploitée. De plus, aucune hypothèse sur le bruit n'a été utilisée.

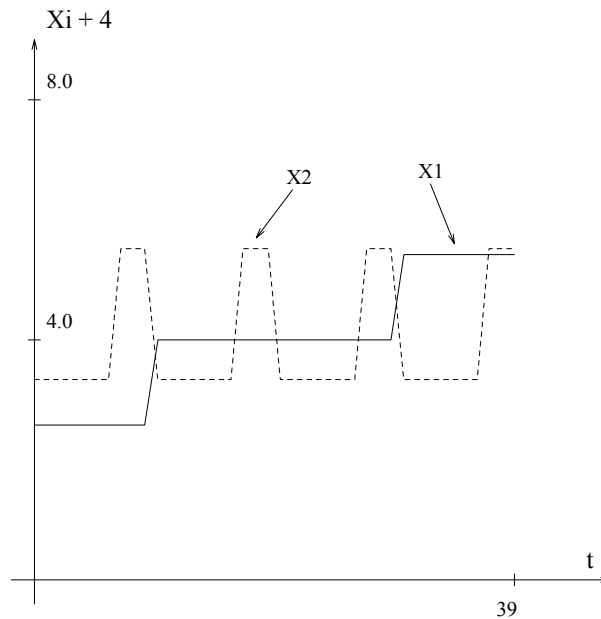


Figure 15: Les sources

Rapport de Synthèse

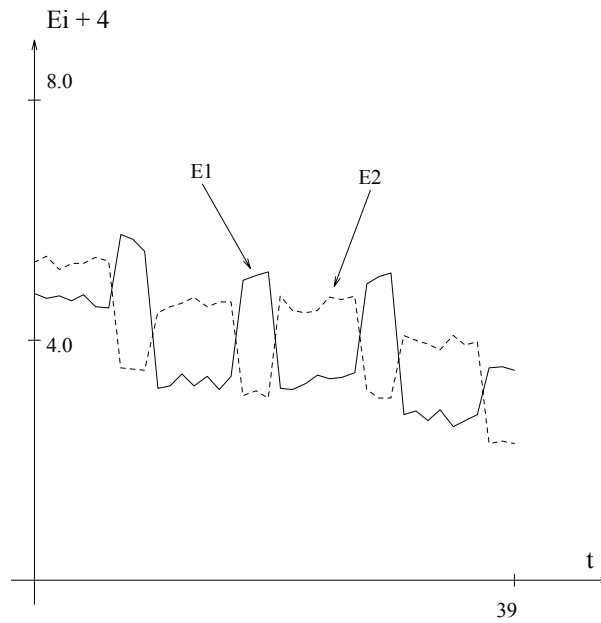


Figure 16: Signaux d'entrée du réseau de neurones (mélange des sources + bruit)

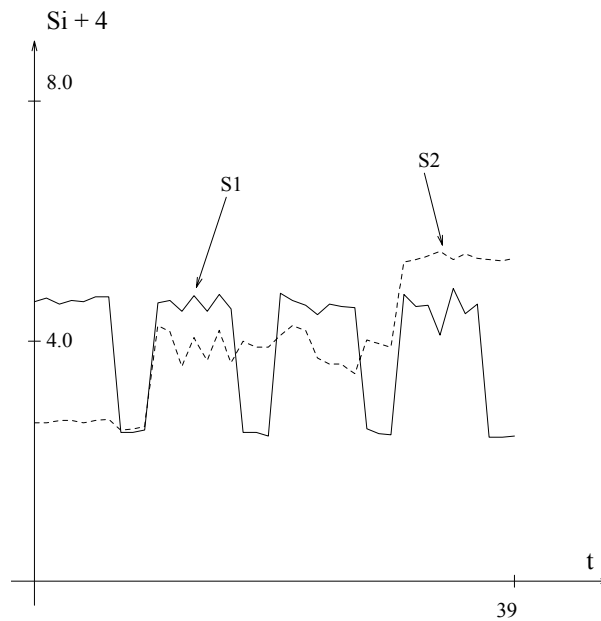


Figure 17: Signaux de sortie du réseau de neurones après convergence

4.3 Détermination des angles d'arrivée

4.3.1 Position du problème

On s'intéressera ici aux signaux bande étroite. L'estimation des angles d'arrivée de signaux bande étroite sur un réseau de capteurs a fait l'objet de nombreux travaux

Rapport de Synthèse

au cours des 30 dernières années, car c'est un problème central en radar, sonar, sismologie, etc.

A titre d'illustration, considérons une antenne linéaire uniforme composée de m capteurs espacés d'une distance d (figure 18). Sur cette antenne arrivent n fronts d'onde, de longueur d'onde λ et de fréquence ν_0 , provenant de sources lointaines se trouvant sous les angles $\theta_1, \dots, \theta_n$. On notera:

- $\rho_i(\theta_k)$ la réponse en amplitude du $i^{\text{ème}}$ capteur à une onde provenant de la direction θ_k
- $\tau_i(\theta_k)$ le retard de propagation entre un point de référence et le $i^{\text{ème}}$ capteur pour une onde provenant de la direction θ_k
- $b_i(t)$ l'enveloppe complexe du bruit sur le $i^{\text{ème}}$ capteur
- $x_k(t)$ l'enveloppe complexe, au point de référence, du signal émis par la $k^{\text{ème}}$ source.
- $y_i(t)$ l'enveloppe complexe du signal reçu par le $i^{\text{ème}}$ capteur

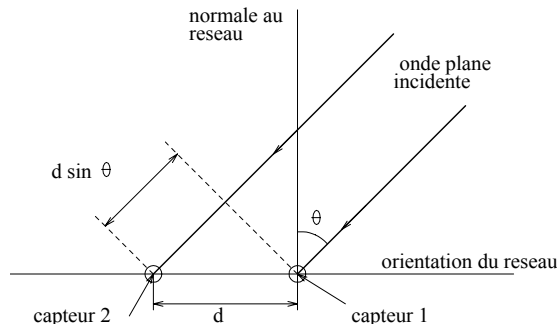


Figure 18: Antenne linéaire uniforme

On a alors

$$y_i(t) = \sum_{k=1}^n \rho_i(\theta_k) e^{-j2\pi\nu_0\tau_i(\theta_k)} x_k(t) + b_i(t)$$

d'où, pour des capteurs non-directionnels:

Rapport de Synthèse

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ y_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ e^{j\omega_1} & & e^{j\omega_n} \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ \cdot & & \cdot \\ e^{j(m-1)\omega_1} & \dots & e^{j(m-1)\omega_n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ b_m \end{pmatrix} \quad (15)$$

où $\omega_k = 2\pi \frac{d}{\lambda} \sin \theta_k$. On considère habituellement que le bruit est blanc et gaussien, de moyenne nulle, et de covariance $E\{b(t)b^H(t)\} = \sigma^2 I$.

De manière compacte, en faisant apparaître l'instant d'échantillonnage t , on peut écrire:

$$y(t) = A(\Theta) x(t) + b(t) \quad (16)$$

On notera N le nombre d'observations disponibles ($t = 1, 2, \dots, N$). Le problème est d'estimer les angles d'arrivée Θ , et éventuellement les sources $x(1), \dots, x(N)$ à partir des valeurs fournies par les capteurs: $y(1), \dots, y(N)$.

4.3.2 Solutions connues

Les méthodes actuelles d'estimation d'angles d'arrivée se décomposent en deux grandes familles:

- Les méthodes de formation de voies, qui estiment la distribution de puissance des sources dans la direction θ par $a(\theta)^H R_{yy} a(\theta)$ où $a(\theta)$ est paramétrée comme une colonne de la matrice A , et R_{yy} est la matrice de covariance des observations. En faisant varier θ , ces méthodes permettent d'imager un champ de sources (continu ou discret). Ces méthodes présentent une faible résolution angulaire, mais sont par contre connues pour être robustes.
- Récemment, des méthodes plus performantes, dites méthodes haute-résolution, ont été développées. Leur gain en résolution provient de ce qu'elles exploitent (lorsque c'est le cas) le fait que les sources sont ponctuelles et en nombre fini. Les méthodes proposées dans ce cadre sont très nombreuses, mais sont en général des variantes de deux grandes méthodes de base [72]:

Rapport de Synthèse

- La méthode MUSIC (MUltiple SIgnal Classification), qui procède par diagonalisation de la matrice de covariance des signaux capteurs, afin d’exploiter directement le fait que la contribution des sources est confinée à un sous-espace. Une variante plus complexe, mais moins sensible aux défauts de calibration est ESPRIT (Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques [67]).
- La méthode du Maximum de Vraisemblance, qui procède par maximisation d’un critère de Log-Vraisemblance, celui-ci étant aisément établi à partir des hypothèses sur le bruit.

Sous certaines hypothèses (bruits indépendants et gaussiens) la méthode du maximum de vraisemblance est la méthode optimale, car elle atteint les limites théoriques (bornes de Cramer-Rao) sur la précision de l’estimation. Par contre, elle est extrêmement coûteuse en temps de calcul, car elle nécessite le calcul du critère de Log-Vraisemblance (ce critère fait notamment intervenir des inversions de matrices) pour toutes les combinaisons possibles d’angles d’arrivée. La méthode MUSIC est moins précise que le maximum de vraisemblance, mais bien plus rapide.

Notons que les méthodes haute-résolution, ainsi que le procédé que nous proposons ci-dessous, nécessitent la connaissance du nombre de signaux arrivant sur l’antenne. Il existe différentes méthodes permettant de réaliser cette tâche ([74] par exemple). Le calcul du nombre de signaux peut être réalisé moins souvent que l’estimation des angles d’arrivée, car ces derniers peuvent varier très rapidement (ex: déplacement des objets réfléchissants en sonar), alors que le changement du nombre de signaux est plus rare.

4.3.3 Approche proposée

Nous avons proposé une méthode d’estimation d’angles d’arrivée qui fournit la même précision que le maximum de vraisemblance, tout en étant beaucoup moins coûteuse (voir article présenté en annexe 7).

L’approche repose sur la décomposition du problème en deux étapes, et sur la mise en œuvre de techniques d’apprentissage:

1. première estimation des angles d’arrivée par propagation dans un perceptron multicouche (PMC).
2. affinage de l’estimation par optimisation d’un critère de vraisemblance sur un perceptron multicouche à structure contrainte.

Rapport de Synthèse

Le premier PMC a appris, dans une phase préalable, à fournir en sortie une estimation des angles d'arrivée lorsqu'on lui présente en entrée la matrice de covariance des signaux capteurs. Les poids du second PMC sont initialisés grâce à cette première estimation. Pour ce second PMC, nous avons mis en œuvre différents concepts originaux:

- L'information utile (estimation des angles d'arrivée) ne se trouve pas sur la couche de sortie, mais dans les poids du réseau.
- Les poids qui relient la couche intermédiaire à la couche de sortie du réseau sont contraints en fonction des informations sur la géométrie du réseau de capteurs.
- Le réseau ne réalise pas un apprentissage préalable: l'algorithme d'apprentissage est utilisé pour optimiser un critère.

Le second PMC (figure 19) reçoit en entrée les signaux capteurs $y(t)$ et doit les reconstruire au mieux sur sa couche de sortie, en passant par une couche intermédiaire de taille plus faible (la taille de la couche intermédiaire est égale au nombre de sources). Sa structure est telle que $\hat{x}(t) = By(t)$ et $\hat{y}(t) = \hat{A}\hat{x}(t)$. Nous avons noté $\hat{x}(t)$ l'état de la couche intermédiaire, car on peut montrer que ce réseau produit nécessairement sur sa couche intermédiaire une estimation des sources. La matrice \hat{A} correspond aux poids qui relient la couche intermédiaire et la couche de sortie. Ces poids sont contraints en fonction des informations géométriques (équation 15 par exemple). Nous avons démontré que l'application de l'algorithme d'apprentissage au réseau structuré de cette sorte réalise l'optimisation d'un critère de vraisemblance. A l'issue de la convergence, la matrice \hat{A} est une estimation de $A(\theta)$.

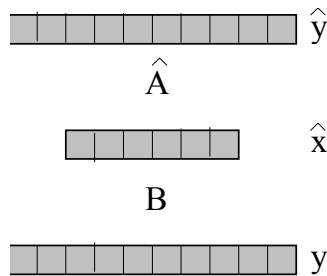


Figure 19: PMC contraint par l'information géométrique

La méthode est très rapide, car la première phase est une simple propagation dans un perceptron multicouche (ce qui est nettement moins coûteux que des opérations telles que diagonalisation ou inversion de matrices), et la seconde phase est également très rapide, car le second perceptron est initialisé à l'aide de la première estimation

Rapport de Synthèse

(d'où une convergence obtenue en quelques itérations seulement, puisque l'on se trouve ainsi dès le départ dans le voisinage de la solution).

On peut démontrer mathématiquement que, dans le cas gaussien, la méthode proposée atteint les bornes de Cramer-Rao sur la précision de l'estimation. Ces bornes constituent la limite théorique.

4.3.4 Exploitation simultanée d'information statistique et géométrique

On peut aller plus loin en remarquant que la structure représentée figure 19 nous fournit un support pour exploiter simultanément l'information statistique et l'information géométrique. Pour cela, au lieu de chercher à minimiser la classique erreur quadratique moyenne en sortie ($e_{MS}(\hat{y}) = E\{\|y - \hat{y}\|^2\}$), on va minimiser une erreur mixte, qui contient un terme représentant un coût de dépendance $e_D(\hat{x})$ entre les estimations des sources:

$$e_{mixte}(\hat{y}, \hat{x}) = e_{MS}(\hat{y}) + \gamma e_D(\hat{x}) \quad (17)$$

Cette méthode permet d'estimer les angles d'arrivée même lorsque le nombre de sources est égal au nombre de capteurs, ce qui n'est pas le cas des approches classiques.

Reste le problème de l'initialisation des poids. Précédemment, nous avons réalisé cette initialisation grâce à un PMC alimenté par la matrice de covariance des observations. Or, dans le cas où l'on a autant de sources que de capteurs, on peut montrer que cette matrice ne contient pas suffisamment d'information pour estimer les angles d'arrivée (c'est d'ailleurs la raison pour laquelle les méthodes classiques ne fonctionnent pas). Pour remédier à ce problème, des moments d'ordre 4 sont ajoutés en entrée du premier PMC.

4.3.5 Résultats expérimentaux

Considérons d'abord un cas dans lequel on a plus de capteurs que de sources. Ici, l'exploitation de l'information géométrique est suffisante. Le nombre de sources est $n = 2$. Il s'agit de sources fortement corrélées: ce cas est connu pour être difficile (voir [72] par exemple). On a $m = 5$ capteurs et $N = 15$ observations. Le rapport Signal sur Bruit est de 10dB. L'angle θ_1 vaut 0° et on fait varier θ_2 . La figure 20 (extraite de [29]) indique l'erreur d'estimation $\frac{1}{2} \left(\sqrt{E\{(\hat{\omega}_1 - \omega_1)^2\}} + \sqrt{E\{(\hat{\omega}_2 - \omega_2)^2\}} \right)$ pour différentes méthodes. On notera que notre approche (MLP1+MLP2) fournit un

Rapport de Synthèse

résultat proche de celui fourni par le maximum de vraisemblance⁵, alors que les méthodes classiques (MUSIC et ESPRIT) fonctionnent très mal lorsque les angles sont proches.

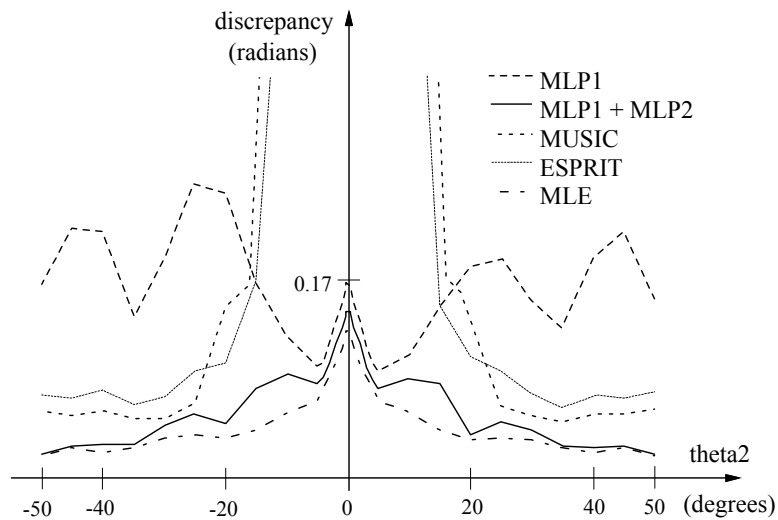


Figure 20: Comparaison de différentes méthodes de localisation (cas où l'on a plus de capteurs que de sources)

Considérons à présent le cas où l'on a autant de sources que de capteurs: $m = n = 2$. Les sources sont indépendantes, uniformes et de même puissance. On considère $N = 200$ observations et un rapport Signal sur Bruit de 20dB. Ici, le nombre de sources et le nombre de capteurs étant égaux, les méthodes classiques (MUSIC et ESPRIT) et le Maximum de Vraisemblance ne sont pas applicables, puisqu'elles nécessitent plus de capteurs que de sources. Seule la méthode proposée, qui combine informations géométriques et statistiques peut fournir une estimation des angles d'arrivée.

La figure 21 présente plusieurs coupes de la mesure de dépendance pour différentes valeurs de θ_1 . Quelques lignes d'explications sont utiles pour la compréhension de cette figure. On rappelle que l'on cherche à minimiser $e_{mixte}(\hat{y}, \hat{x}) = e_{MS}(\hat{y}) + \gamma e_D(\hat{x})$. Lorsque l'on a autant de sources que de capteurs, les trois couches du réseau ont la même taille. La minimisation du terme e_{MS} peut être vue comme une contrainte implicite: la matrice B est contrainte à être proche de l'inverse de \hat{A} . On peut

⁵La différence résiduelle est due au fait que nous avons limité le nombre d'itérations de descente de gradient à 15, afin d'obtenir une convergence avec moins d'opérations que les méthodes MUSIC et ESPRIT. L'optimum n'est donc pas parfaitement atteint.

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

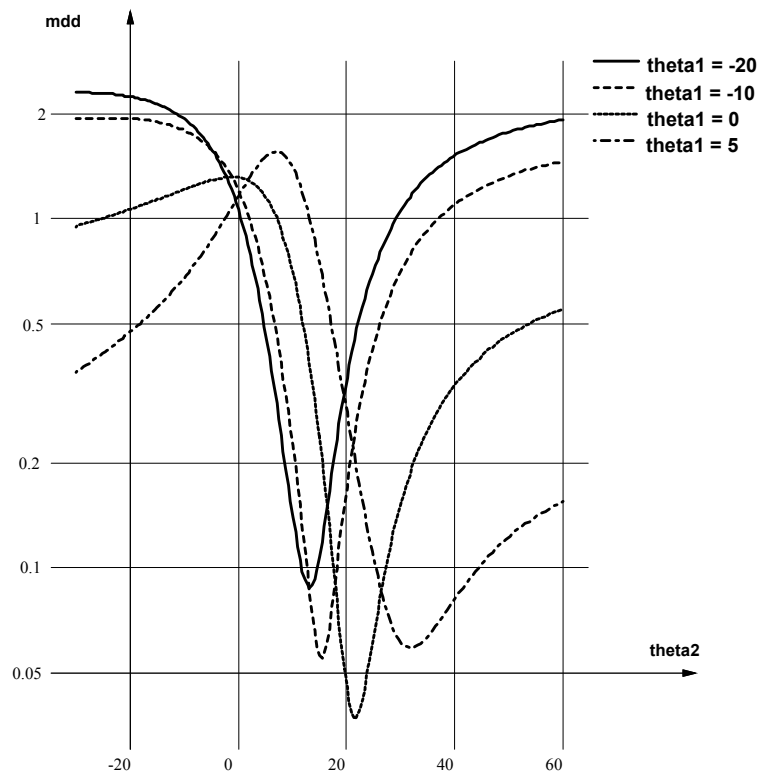


Figure 21: Cas où l'on a autant de sources que de capteurs: coupes de la mesure de dépendance pour différentes valeurs de $\hat{\theta}_1$ (en abscisse: $\hat{\theta}_2$)

donc voir la minimisation de e_{mixte} comme un problème de minimisation de e_D sous la contrainte $B = \hat{A}^{-1}$. Dans le cas à deux sources et deux capteurs, lorsque les observations sont fixées, la valeur de e_D est une fonction de $\hat{\theta}_1$ et $\hat{\theta}_2$ (puisque ce sont ces paramètres qui déterminent \hat{A} , qui elle-même détermine B via la contrainte implicite, et donc \hat{x}). On peut donc représenter des coupes de cette fonction de deux paramètres: par exemple pour différentes valeurs de θ_1 , on représente e_D en fonction de θ_2 . Comme on pouvait s'y attendre, le minimum global est obtenu dans le voisinage des vraies valeurs des angles, qui étaient ici $\theta_1 = 0^\circ$ et $\theta_2 = 20^\circ$. Notre méthode fournit comme estimation des angles le couple $(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)$ qui produit le minimum global. L'erreur d'estimation dans le cas présent est donc de l'ordre de 1° à 2° .

Si l'on porte le nombre d'observations à $N = 2000$ et le rapport Signal sur Bruit à 30dB, le minimum global est plus fortement marqué et est très proche de la vraie valeur des angles d'arrivée, comme le montre la figure 22.

Rapport de Synthèse

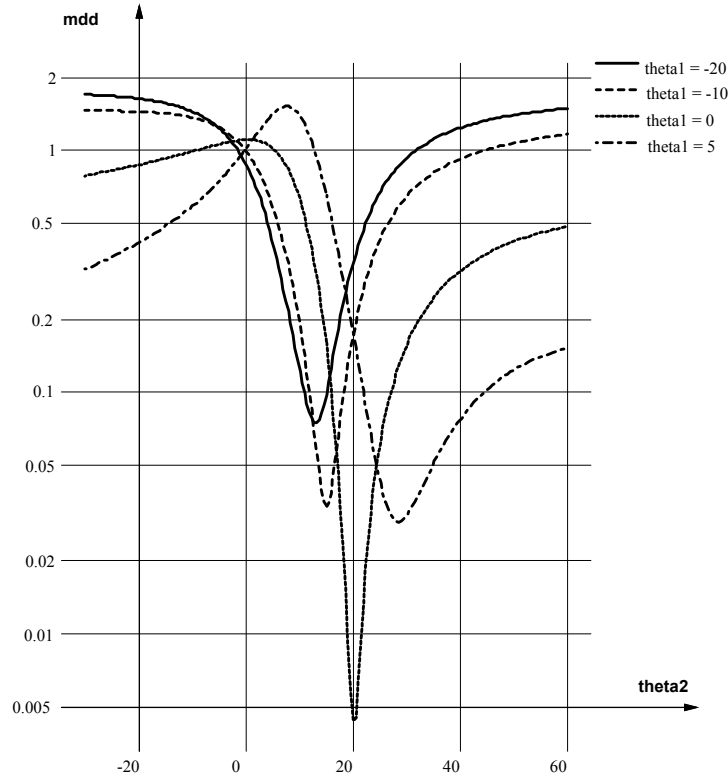


Figure 22: Equivalent de la figure précédente dans le cas où le nombre d'observations est porté à 2000 et le rapport Signal sur Bruit à 30dB

4.3.6 Discussion

Lorsque le nombre de sources atteint le nombre de capteurs, nous avons montré que la méthode proposée reste capable de fournir une bonne estimation des angles d'arrivée alors que les méthodes classiques ne sont plus applicables. Ceci est possible grâce à la prise en compte d'information statistique, en complément de l'information géométrique.

Nous souhaitons toutefois, dans ce paragraphe, faire quelques remarques de bon sens. Premièrement, il est clair que lorsque les contraintes liées à l'application (coût, dimensionnement, etc) laissent la possibilité d'avoir un nombre de capteurs supérieur au nombre de sources, la priorité doit être donnée à l'augmentation du nombre de capteurs. Ce n'est que dans le cas où le nombre de capteurs est fortement contraint que la prise en compte d'informations statistiques trouve son avantage: elle permet toujours d'estimer les angles d'arrivée dans une configuration où les autres méthodes échouent.

Un résultat intéressant, qui confirme la nécessité de donner la priorité au nombre de capteurs dans tous les cas, a été établi par Stoica et al. [72]: lorsque la méthode

Rapport de Synthèse

MUSIC est applicable ($m \geq n + 1$), la variance de l'erreur d'estimation est en $\frac{1}{m^3 N}$. Ainsi, pour compenser par exemple le passage de 5 à 2 capteurs, il faudrait multiplier le nombre d'observations N par 16: on doit ainsi passer de $N = 15$ à $N = 240$, par exemple (ce n'est qu'une extrapolation, puisque pour deux sources et deux capteurs, MUSIC ne fonctionne plus). On notera toutefois que la prise en compte des problèmes de calibration du réseau de capteurs peut amener à nuancer partiellement ces considérations.

Deuxièmement, lorsque le nombre de capteurs est égal au nombre de sources, la méthode que nous proposons repose fortement sur l'exploitation d'une information statistique, à savoir l'indépendance des sources. Il faut avoir présent à l'esprit le fait que cette information est a priori moins "robuste" qu'une information géométrique: elle ne peut être correctement exploitée que si l'on considère un nombre suffisant d'observations. La notion d'indépendance statistique a-t-elle un sens si l'on se limite à quelques observations? La réponse est clairement négative. De plus, l'expression de la mesure de dépendance fait apparaître des moments d'ordre supérieur, dont l'estimation est très sensible au bruit lorsque le nombre d'observations est faible.

C'est la raison pour laquelle, pour tester le cas à 2 capteurs, nous nous sommes placés dans des conditions qui peuvent sembler plus favorables: meilleur Rapport Signal sur Bruit (20dB au lieu de 10dB) et prise en compte d'un plus grand nombre d'observations (200 au lieu de 15). Remarquons toutefois que l'extrapolation des résultats de Stoika montre que ces conditions ne sont pas réellement plus favorables. L'augmentation du nombre d'observations et l'amélioration du rapport Signal sur Bruit ne font que compenser la réduction du nombre de capteurs: on se retrouve donc dans des conditions d'expérimentation globalement équivalentes.

4.3.7 Un exemple d'application à un autre domaine

Nous avons montré que l'approche décrite ci-dessus peut s'appliquer à un domaine totalement différent, tel que l'analyse de documents. Dans l'article [30], nous appliquons cette approche à la détermination de l'orientation des lignes dans un texte: la figure 23 montre un exemple de résultat. L'intérêt de cette approche de type "traitement du signal" par rapport aux approches plus classiques utilisées pour l'estimation de l'orientation des lignes est d'une part le fait qu'elle ne nécessite aucun réglage de paramètre, et d'autre part le fait qu'elle est capable de traiter directement une image réelle sans aucun prétraitement (seuillage, affinage, etc). Elle s'affranchit aussi d'hypothèses sur l'espacement des lignes, la hauteur du tracé, etc.

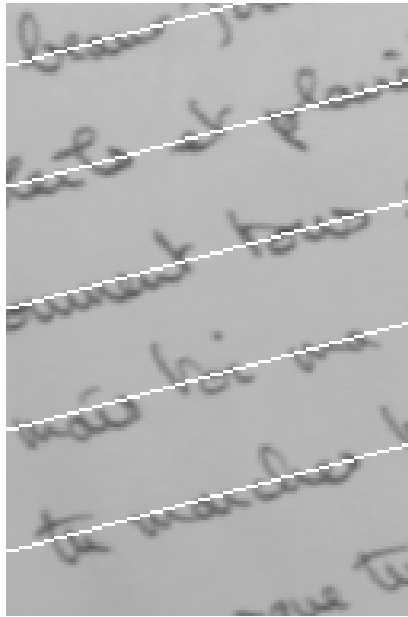


Figure 23: Estimation de l'orientation des lignes dans un texte manuscrit non prétraité

4.4 Conclusion

Nous avons développé dans cette section des approches neuronales pour la localisation et la séparation de sources. Des contraintes de structure et une action sur la fonction d'erreur à minimiser permettent d'exploiter efficacement l'information géométrique et/ou l'information statistique. Ceci permet notamment de localiser des sources, même lorsque leur nombre atteint le nombre de capteurs.

Dans la section suivante, nous décrivons des travaux qui ont commencé récemment. Dans un contexte robotique, nous étudions la commande référencée capteur. Ceci nous permettra notamment d'intégrer dans le cadre d'une même application des algorithmes de traitement d'image et des algorithmes de traitement du signal.

Rapport de Synthèse

5 Commande référencée capteur

Nous disposons d'un robot à 6 degrés de liberté, équipé de capteurs (par exemple une caméra), qu'il s'agit d'asservir sur un objet en mouvement. La tâche à réaliser est décrite en terme de contrainte sur les signaux issus des capteurs, et non pas, comme c'est habituellement le cas, en terme de position ou de trajectoire. On parle alors de commande référencée capteur: il s'agit d'un type d'approche assez récent en robotique, initialisé notamment par les travaux de Espiau et al. [58] et Papanikolopoulos et al. [65]. Il faut également citer des travaux plus anciens, malheureusement passés largement inaperçus, dus à Miller [64]. Cette dernière approche est basée sur un réseau de neurones (le modèle CMAC).

L'intérêt de la commande référencée capteur est d'une part une certaine simplicité au niveau de la description de la tâche à réaliser et, d'autre part, une meilleure robustesse: en effet, le fait que le capteur soit inclus dans la boucle de commande élimine l'effet des erreurs de calibration. La recherche dans le domaine de la commande référencée capteur est encore largement ouverte, et les approches disponibles pour l'instant se limitent souvent à des configurations simplifiées: par exemple, le nombre de degrés de liberté est souvent limité à trois au lieu de six [64][65], ce qui élimine les importantes difficultés dues aux rotations 3D.

Nos recherches s'orientent vers une solution dans laquelle un réseau de neurones apprend à réaliser l'asservissement. Nous nous plaçons dans le cas général où l'on a six degrés de liberté. L'article en annexe 8 présente de premiers résultats: il s'agissait là de montrer la faisabilité d'une telle approche. Un réseau très simple a été utilisé, et fournit une légère amélioration des performances par rapport à une approche du type [58].

Nous considérons que le capteur fournit un ensemble de points caractéristiques, chaque point étant repéré par deux coordonnées (qui sont par exemple les coordonnées du point dans l'image lorsque le capteur est une caméra, ou les coordonnées angulaires lorsque le capteur est un réseau de localisation acoustique ou radio). L'approche étant indépendante du type de capteur, on peut par exemple basculer d'une localisation visuelle à une localisation par réseau de capteurs en fonction des conditions d'environnement. Ceci est intéressant dans le cadre d'applications militaires (asservissement de convois, ravitaillement en vol, apontage d'hélicoptère, etc).

Les équations qui permettent d'obtenir les méthodes décrites dans [58] [65] sont issues d'une part d'une modélisation du capteur et, d'autre part, des équations fondamentales de la cinématique. D'importantes approximations doivent être réalisées pour obtenir une loi de commande exploitable. L'approche neuronale,

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

puisqu'elle utilise une voie différente (apprentissage à partir d'exemples au lieu d'une modélisation du problème), devrait permettre d'obtenir de meilleures performances lorsque le mouvement de l'objet est non-uniforme (la validité des approximations classiquement réalisées se dégrade dans un tel cas), ou lorsque l'objet effectue une rotation 3D (on a alors des phénomènes fortement non-linéaires, qui ne sont pas pris en compte dans les approches classiques). Par ailleurs, cette approche permettra de prendre en compte davantage de données (par exemple, les coordonnées des points jusqu'à 3 instants d'échantillonnage dans le passé, au lieu de 2 classiquement). Nos recherches actuelles portent sur les points mentionnés ci-dessus.

Rapport de Synthèse

HDR G. Burel

6 Conclusion générale

Nous avons décrit dans ce rapport de synthèse un certain nombre de travaux de recherche qui portent sur le traitement de l'image et du signal. Une approche neuronale est souvent utilisée, mais nous avons montré l'intérêt de l'exploitation de connaissances provenant de la théorie du signal: ces connaissances peuvent être exploitées par l'intermédiaire de prétraitements ou de contraintes de structure. Par exemple, l'obtention d'invariants 3D permet d'utiliser une technique d'apprentissage pour effectuer la reconnaissance d'objets 3D. Une tentative d'apprentissage direct sur des données brutes aurait été infructueuse, du fait de la trop grande complexité du problème.

Nous avons également montré à quel point différents domaines de connaissance peuvent être complémentaires (cela va par exemple jusqu'à l'exploitation de connaissances issues de la mécanique quantique dans la section 3, ou encore l'utilisation de techniques de traitement d'antenne pour l'analyse de document dans la section 4). Souvent, le même formalisme se retrouve dans des domaines très différents: il n'y a donc pas lieu de respecter systématiquement des frontières qui sont toujours plus ou moins arbitraires.

Publications

HDR G. Burel

Les publications sont classées dans les rubriques suivantes (le nombre de références par rubrique est indiqué entre parenthèses):

- Revues internationales avec comité de lecture (4)
- Revues nationales avec comité de lecture (2)
- Articles invités (2)
- Revues nationales avec comité de lecture limité à une entreprise ou une association (11)
- Conférences internationales avec comité de lecture (12)
- Conférences nationales avec comité de lecture (3)
- Thèse et Rapports de Stage (3)
- Brevets (19)

Revue internationale avec comité de lecture

- [1] Gilles BUREL, “Blind Separation of Sources: A Nonlinear Neural Algorithm”, *Neural Networks*, vol 5, n°6, Nov-Dec 1992, pp. 937-947
- [2] Gilles BUREL, Dominique CAREL, “Detection and localization of faces on digital images”, *Pattern Recognition Letters*, vol 15, n° 10, October 1994, pp 963-967.
- [3] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, “Three-dimensional invariants and their application to object recognition”, *Signal Processing*, vol 45, n° 1, July 1995
- [4] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, “Determination of the orientation of 3D objects using spherical harmonics”, *Graphical Models and Image Processing*, vol 57, n° 5, September 1995

Revue nationale avec comité de lecture

- [5] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, Hugues HENOCQ, “Caractérisation et classification de textures sur images naturelles”, *Traitement du Signal*, vol 9, n°1, mars 1992

Publications

HDR G. Burel

- [6] Gilles BUREL, “Une nouvelle approche pour les réseaux de neurones: la Représentation Scalaire Distribuée”, *Traitement du Signal*, vol 10, n° 1, 1993

Articles invités

- [7] Gilles BUREL, Nadine RONDEL, “Neural Networks for Array Processing: from DOA Estimation to Blind Separation of Sources”, Invited Paper at IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, October 17-20th, 1993, Le Touquet, France
- [8] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Vehicle detection and classification by neural networks”, CORTEX: Workshop franco-allemand sur les réseaux neuronaux dans la recherche militaire, Saint-Louis, France, 1-2 juillet 1992 (article classé confidentiel défense)

Revue nationale avec comité de lecture limité à une entreprise ou une association

- [9] Gilles BUREL, Dominique CAREL, Jean-Yves CATROS, “A connectionist system for recognition of 2D workpieces”, *Revue Technique Thomson-CSF*, vol 22, n° 4, décembre 1990
- [10] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Réseaux de neurones en traitement d’images”, *Bulletin d’information des Laboratoires Centraux de Thomson-CSF*, n° 4, décembre 1990
- [11] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, “Vector Quantization of Images using Kohonen algorithm -Theory and Implementation- ”, *Revue Technique Thomson-CSF*, vol 23, n°1, mars 1991
- [12] Florence JACQUET, Gilles BUREL, Jean DESMOUCEAUX, Nicolas DERYCKE, Hervé NOEL, “Application des réseaux de neurones à la Veille Panoramique Infra-Rouge”, *Revue Technique Thomson-CSF*, vol 23, n°1, mars 1991
- [13] Gilles BUREL, “Nouveaux résultats théoriques concernant les cartes topologiques”, *Bulletin d’information des Laboratoires Centraux de Thomson CSF*, décembre 1992
- [14] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, “Recognition of handwritten digits by features and a multi-layer perceptron”, *Revue Technique Thomson CSF*, vol 24, n°4, décembre 1992
- [15] Gilles BUREL, Dominique CAREL, “Détection et localisation de visages sur image numérique”, *Revue Technique Thomson CSF*, vol 25, n°1, mars 1993
- [16] Hugues HENOCQ, Gilles BUREL, “Reconnaissance d’objets 3D par analyse de Fourier de la silhouette”, *Revue Technique Thomson CSF*, vol 25, n°1, mars 1993
- [17] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Mise en correspondance de graphes par recuit simulé”, *Revue Technique Thomson CSF*, vol 25, n°1, mars 1993
- [18] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, Isabelle POTTIER, Dominique CAREL, “Réseaux de neurones en traitement de l’image et du signal”, *Flux*, nos 151 – 152, pp 18-27, juin 1993
- [19] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, “Invariants 3D et Applications à la Reconnaissance de Formes”, *Bulletin d’information des Laboratoires Centraux de Thomson-CSF*, décembre 1993

Publications

HDR G. Burel

Conférences internationales avec comité de lecture

- [20] Sherif MAKRAM-EBEID, Gilles BUREL, “Neural networks for industrial vision applications”, The 5th European Seminar on Neural Networks and Genetic algorithms (IBC conference), Feb. 12-14th, 1992, London, UK
- [21] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, Jean-Yves CATROS, “Recognition of handwritten digits by neural network”, IEEE Int. Joint Conf. on Neural Networks, June 8-11th, 1992, Baltimore, USA
- [22] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Image compression using topological maps and MLP”, IEEE Int. Conf. on Neural Networks, March 28th - April 1st, 1993, San Francisco, California, USA
- [23] Isabelle POTTIER, Gilles BUREL, “Evaluation of a neural system for handwritten digits recognition”, Conference JetPoste’93, June 14-16th, 1993, Nantes, France
- [24] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Neural Networks for Vehicle Detection and Classification”, 1993 Battlefield Atmospheric Conference, Nov. 30th - Dec. 3rd, 1993, Las Cruces, New-Mexico, USA,
- [25] Isabelle POTTIER, Gilles BUREL, “Identification and authentication of handwritten signatures with a connectionist approach”, IEEE Int. Conf. on Neural Networks, June 26th - July 2nd, 1994, Orlando, Florida, USA
- [26] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, Jean-Yves CATROS, “Registration of 3D objects using linear algebra”, First International Conference on Computer Vision, Virtual Reality, and Robotics in Medicine (CVR’Med 95), April 3rd-5th, 1995, Nice, France.
- [27] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, Jean-Yves CATROS, “Development of 3D invariants using linear algebra and tensor theory”, Europe-China Workshop on Geometrical modelling and Invariants for Computer Vision, April 27-29th, 1995, Xi’an, China
- [28] Gilles BUREL, Franck BERNARD, Wim J. VENEMA, “Vision feedback for SMD placement using neural networks”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 21-27th, 1995, Nagoya, Japan
- [29] Nadine RONDEL, Gilles BUREL, “Cooperation of multi-layer perceptrons for angles of arrival estimation”, IEE Fourth International Conference on Artificial Neural Networks, June 26-28th, 1995, Cambridge, UK
- [30] Nadine RONDEL, Gilles BUREL, “Cooperation of multi-layer perceptrons for the estimation of skew angle in text document images”, IEEE Third International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR’95), August 14-16th, 1995, Montreal, Canada
- [31] Nadine RONDEL, Gilles BUREL, “Multi-Layer Perceptrons for Task Visual Servoing in Robotics”, IEEE International Workshop on Fuzzy Logic and Neural Networks, October 3-6th, 1995, Funchal, Portugal.

Conférences nationales avec comité de lecture

- [32] Gilles BUREL, “Reconnaissance d’objets 3D par réseau d’automates”, Congrès AFCET-RFIA, Lyon-Villeurbanne, 25-29 novembre 1991
- [33] Hugues HENOCQ, Gilles BUREL, Christophe VENAILLE, “Localisation et reconnaissance d’objets 3D en robotique”, Journée d’étude SEE, Gif-Sur-Yvette, France, 2 avril 1993

Publications

HDR G. Burel

- [34] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, “Une approche connexionniste pour l’identification et l’authentification de signatures manuscrites”, Conférence Nationale sur l’Ecrit et le Document (CNED94), Rouen, France, July 6th-8th, 1994

Thèse et Rapports de Stage

- [35] Gilles BUREL, “Réseaux de neurones en traitement d’images: des modèles théoriques aux applications industrielles”, Thèse de doctorat, Université de Brest, 6 décembre 1991
- [36] Gilles BUREL, “Conception d’un système embarqué de calcul de matrices de covariance”, Rapport de Stage de DEA d’Electronique, Université de Brest, 11 juillet 1986 (IFREMER Brest)
- [37] Gilles BUREL, “Mise en correspondance de graphes par recuit simulé”, Rapport de Stage de fin d’études, Ecole Supérieure d’Electricité, 30 juin 1988 (Thomson-CSF/LER)

Brevets

- [38] Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Procédé et dispositif de segmentation automatique d’images par analyse de texture”, Brevet *n°* 89-12894 déposé le 3 octobre 1989
- [39] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, “Procédé de compression d’images par auto-organisation d’un réseau neuronal”, Brevet *n°* 89-16111 déposé le 6 décembre 1989
- [40] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, “Procédé de classification automatique d’objets à 2 dimensions”, Brevet *n°* 90-11989 déposé le 28 septembre 1990
- [41] Gilles BUREL, “Procédé d’apprentissage automatique et réseau connexionniste multicouche pour la mise en œuvre de ce procédé”, Brevet *n°* 90-13445 déposé le 30 octobre 1990
- [42] Gilles BUREL, “Procédé de reconnaissance automatique d’objets tridimensionnels par analyse d’image”, Brevet *n°* 90-13943 déposé le 9 novembre 1990
- [43] Gilles BUREL, “Procédé et dispositif automatique de séparation de sources”, Brevet *n°* 91-08607 déposé le 9 juillet 1991
- [44] Gilles BUREL, “Procédé de connexion interne pour réseaux de neurones”, Brevet *n°* 91-11612 déposé le 20 septembre 1991
- [45] Gilles BUREL, “Procédé de compression d’images”, Brevet *n°* 91-11609 déposé le 20 septembre 1991
- [46] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, Jean-Paul ACCARIE, “Procédé de reconnaissance automatique de chiffres manuscrits, dans une images et dispositif destiné à sa mise en œuvre”, Brevet *n°* 91-12227 déposé le 4 octobre 1991
- [47] Jean-Paul LECOUCVEY, Jean-Yves CATROS, Gilles BUREL, “Procédé de mise en correspondance de graphes associés à des entités physiques et ses applications au recalage d’images et à la reconnaissance de formes”, Brevet *n°* 91-14103, déposé le 15 novembre 1991
- [48] Gilles BUREL, Isabelle POTTIER, Thomas VILLARD, “Procédé automatique de reconnaissance de signatures manuscrites par analyse d’images et dispositif destiné à sa mise en œuvre, Brevet *n°* 91-14814, déposé le 29 novembre 1991

Publications

HDR G. Burel

- [49] Jean-Bernard RAULT, Yves FOUCHE, Gilles BUREL, “Procédé d’égalisation fréquentielle d’un canal de transmission numérique et récepteur pour la mise en œuvre de ce procédé”, Brevet *n*^o 91-16044, déposé le 23 décembre 1991
- [50] Gilles BUREL, “Procédé et dispositif de vérification de l’orientation d’un composant électronique avant placement sur une carte électronique”, Brevet *n*^o 91-16101, déposé le 24 décembre 1991
- [51] Gilles BUREL, Dominique CAREL, “Procédé et dispositif de détection d’un visage sur une image numérique ainsi que l’application à la mesure d’audience télévisuelle et à la télésurveillance”, Brevet *n*^o 92-05500, déposé le 5 mai 1992
- [52] Jean-Ronan VIGOUROUX, Gilles BUREL, “Procédé de traitement de signaux à composantes complexes, et application à l’égalisation non-linéaire de canaux de transmission numérique”, Brevet *n*^o 92-11815, déposé le 6 octobre 1992
- [53] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, “Procédé de reconnaissance automatique de formes volumiques”, Brevet *n*^o 93-00948, déposé le 29 janvier 1993
- [54] Gilles BUREL, “Procédé et dispositif de correction de positionnement d’un composant électronique”, Brevet *n*^o 93-09229, déposé le 27 juillet 1993
- [55] Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, “Procédé de détermination de l’orientation d’objets tridimensionnels”, Brevet *n*^o 93-15364, déposé le 21 décembre 1993
- [56] Christophe VENAILLE, Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, “Procédé d’asservissement d’un robot dans l’espace à trois dimensions et robot évoluant dans un tel espace”, Brevet *n*^o 94-00961, déposé le 28 janvier 1994

Autres Références

HDR G. Burel

- [57] E. Elbatz, "Mécanique Quantique", Editions Marketing, Paris, 1985
- [58] B. Espiau, F. Chaumette, P. Rives, "A new approach to visual servoing in robotics", IEEE trans. on Robotics and Automation, vol 8, no 3, June 1992
- [59] A. Gagalowicz, "Vers un modèle de textures", Thèse de doctorat d'état ès sciences mathématiques, Université de PARIS VI , 1983
- [60] IEEE First International Conference on Neural Networks, San Diego, USA, June 21-24th, 1987
- [61] C. Jutten, J. Héroult, "Une solution neuromimétique au problème de séparation de sources" Traitement du Signal, vol. 5, n°6, 1988
- [62] T. Kohonen, "Self-Organization and Associative Memory", Springer-Verlag, 1984
- [63] Y. Linde, A. Buzo, R.M. Gray, "An algorithm for Vector Quantizer design", IEEE Trans. on Communications, vol COM-28, n°1, January 1980
- [64] W.T. Miller III, "Real-time application of neural networks for sensor-based control of robots with vision", IEEE trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol 19, no 4, July/August 1989
- [65] N.P. Papanikolopoulos, P.K. Khosla, T. Kanade, "Visual tracking of a moving target by a camera mounted on a robot: a combination of control and vision", IEEE trans. on Robotics and Automation, vol 9, no 1, February 1993
- [66] J. Ronsin, D. Barba, S. Raboison, "Comparison between co-occurrence matrices, local histograms, and curvilinear integration for texture characterization", SPIE Symposium vol 596, Cannes, 1985
- [67] R. Roy & T. Kailath, "ESPRIT-Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques", IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol 37, No7, July 1989
- [68] D.E. Rumelhart and J.L. Mc Clelland, Parallel Distributed Processing, Bradford Book - MIT Press - 1986
- [69] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams, "Learning internal representations by error back-propagation", Parallel Distributed Processing, D.E. Rumelhart and J.L. Mc Clelland, Chap 8, Bradford Book - MIT Press - 1986
- [70] F.A. Sadjadi, E.L. Hall, "Three-dimensional moment invariants", IEEE-PAMI, vol 2, n° 2, march 1980
- [71] T.J. Sejnowski, C.R. Rosenberg, "Parallel networks that learn to pronounce English text", Complex Systems 1, pp145-168, 1987
- [72] P. Stoica, A. Nehorai, "MUSIC, Maximum Likelihood, and Cramer-Rao Bound", IEEE ASSP, vol 37, n°5, May 1989
- [73] C. Cohen-Tanoudji, B. Diu, F. Laloë, "Mécanique Quantique", tomes 1 et 2, Hermann, Paris, 1973
- [74] M. Wax, T. Kailath, "Detection of signals by information theoretic criteria", IEEE ASSP, vol 33, n°2, pp 387-392, April 1985
- [75] H. Weschler, "Texture Analysis - A survey", Signal Processing 2 (1980) 271-282
- [76] E. Wigner, "Group Theory and its application to Quantum Mechanics of Atomic Spectra", New-York: Academic, 1959

Description des articles présentés

HDR G. Burel

Les articles présentés sont succinctement décrits ci-après:

1. *Gilles BUREL, "Une nouvelle approche pour les réseaux de neurones: la Représentation Scalaire Distribuée", Traitement du Signal, vol 10, n° 1, 1993*
L'article présente un nouveau modèle de réseau de neurones, dans lequel la sortie du neurone est une fonction et non pas un scalaire comme dans le modèle classique. On montre que ceci induit un comportement non-linéaire des connexions entre neurones, et améliore les performances du réseau. Les expérimentations menées en réduction de dimensionnalité et en compression d'images valident l'intérêt du modèle.
2. *Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, Hugues HENOCQ, "Caractérisation et classification de textures sur images naturelles", Traitement du Signal, vol 9, n°1, mars 1992*
Une méthode originale, permettant de prendre en compte la grande variabilité des textures naturelles est développée. L'originalité de la méthode repose notamment sur l'utilisation d'un prétraitement qui n'induit pas de perte d'information au sens de la texture. En effet, les paramètres calculés par le prétraitement permettent de synthétiser une texture semblable à la texture naturelle d'origine. Cette méthode est actuellement intégrée à un dispositif automatique de Veille Panoramique Infra-Rouge, dont l'objectif est la surveillance d'un champ de bataille à partir d'un véhicule en mouvement.
3. *Gilles BUREL, Dominique CAREL, "Detection and localization of faces on digital images", Pattern Recognition Letters, vol 15, n° 10, October 1994, pp 963-967.*
L'article décrit un dispositif complet de localisation automatique de visages construit autour d'un classifieur neuronal. Après une phase d'apprentissage de la notion de visage, le dispositif est capable d'encadrer les visages trouvés sur une image. Les applications concernent principalement la mesure automatique d'audience pour la télévision et la surveillance automatique.
4. *Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, "3D Invariants and their application to object recognition", Signal Processing, vol 45, n° 1, July 1995*
Des développements théoriques permettant de construire des invariants 3D sont présentés. Ces développements sont basés sur le formalisme de la mécanique quantique et sur le calcul tensoriel. Les invariants obtenus décrivent une forme tridimensionnelle indépendamment de sa position et de son orientation dans l'espace, et peuvent donc être directement utilisés à des fins de reconnaissance de formes 3D. Actuellement, nous utilisons cette méthode pour traiter des images médicales 3D issues d'un scanner.
5. *Gilles BUREL, Hugues HENOCQ, "Determination of the orientation of 3D objects using spherical harmonics", Graphical Models and Image Processing, vol 57, n° 5, September 1995*
Une méthode permettant la détermination de l'orientation d'objets tridimensionnels dans l'espace est présentée. La méthode est basée sur la normalisation de tenseurs, obtenus par décomposition de la forme 3D sur une base d'harmoniques sphériques. Des résultats théoriques et expérimentaux montrent l'avantage (en termes de précision) de la méthode proposée par rapport à la technique traditionnelle basée sur la diagonalisation de la matrice d'inertie. La simplicité de la méthode et le très faible temps de calcul requis permettent son utilisation

Description des articles présentés

HDR G. Burel

pour des applications telles que le recalage de données médicales multimodales.

6. Gilles BUREL, “Blind Separation of Sources: A Nonlinear Neural Algorithm”, *Neural Networks*, vol 5, n°6, Nov-Dec 1992, pp. 937-947

L'article propose un nouvel algorithme de séparation de sources, qui présente l'avantage de permettre la séparation de tous types de mélanges (linéaires et non-linéaires) sans information a priori sur les sources elles-mêmes. La méthode est basée sur l'exploitation d'une hypothèse d'indépendance statistique des sources.

7. Gilles BUREL, Nadine RONDEL, “Neural Networks for Array Processing: from DOA Estimation to Blind Separation of Sources”, *Invited Paper at IEEE Int. Conf. on Systems, Man and Cybernetics, October 17-20th, 1993, Le Touquet, France*

L'article présente une synthèse de nos recherches en traitement d'antenne. Une structure générale capable de prendre en compte à la fois des informations géométriques et des informations statistiques y est développée. Ceci permet notamment de traiter des cas dans lesquels les algorithmes classiques (qui ne sont capables d'exploiter qu'un seul type d'information) sont inefficaces.

8. Nadine RONDEL, Gilles BUREL, “Multi-Layer Perceptrons for Task Visual Servoing in Robotics”, *IEEE International Workshop on Fuzzy Logic and Neural Networks, 3-6 October 1995, Funchal, Portugal*

De premiers résultats relatifs à la commande référencée capteur sont présentés. On se place dans le cas général d'un robot à 6 degrés de liberté qui doit s'asservir visuellement sur un objet en mouvement. Le capteur est une caméra CCD, et un réseau de neurones génère la commande courante en fonction des caractéristiques mesurées sur l'image et des commandes précédentes.

Annexe 1

HDR G. Burel

Gilles BUREL

**Une Nouvelle Approche pour les Réseaux de
Neurones:**

La Représentation Scalaire Distribuée

Traitement du Signal, vol. 10, n^o 1, 1993

Annexe 2

HDR G. Burel

**Gilles BUREL, Jean-Yves CATROS, Hugues
HENOCQ**

**Caractérisation et classification de textures sur
images naturelles**

Traitement du Signal, vol 9, n^o1, mars 1992

Annexe 3

HDR G. Burel

Gilles BUREL, Dominique CAREL

**Detection and localization of faces on digital
images**

**Pattern Recognition Letters,
vol 15, n^o 10, October 1994, pp 963-967**

Annexe 4

HDR G. Burel

Gilles BUREL, Hugues HENOCQ

**3D Invariants and their application to object
recognition**

Signal Processing, vol 45, *n*^o 1, July 1995

Annexe 5

HDR G. Burel

Gilles BUREL, Hugues HENOCQ

**Determination of the orientation of 3D objects
using spherical harmonics**

**Graphical Models and Image Processing, vol 57, n^o
5, September 1995**

Annexe 6

HDR G. Burel

Gilles BUREL

**Blind Separation of Sources:
A Nonlinear Neural Algorithm**

**Neural Networks
vol 5, n^o 6, Nov-Dec 1992, pp. 937-947**

Annexe 7

HDR G. Burel

Gilles BUREL, Nadine RONDEL

**Neural Networks for Array Processing: from DOA
Estimation to Blind Separation of Sources**

**Invited Paper at IEEE Int. Conf. on Systems,
Man and Cybernetics, October 17-20th, 1993, Le
Touquet, France**

Annexe 8

HDR G. Burel

Nadine RONDEL, Gilles BUREL

**Multi-Layer Perceptrons for Task Visual Servoing
in Robotics**

**IEEE International Workshop on Fuzzy Logic and
Neural Networks, 3-6 October 1995, Funchal,
Portugal**