

Reconnaissance automatique de cibles partiellement immergées par imagerie I.R.

Automatic sea target recognition in infrared imagery

par Gilles KERYER*, Jean-Noël PROVOST**, Jean-Pierre TANGUY***

* Département Optique, UMR CNRS 6616, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, BP832, 29285 BREST Cédex, FRANCE (e.mail : gilles.keryer@enst-bretagne.fr)

** GTS Ecole Navale, Lanvéoc Poulmic, 29240 BREST naval, FRANCE (e.mail : provost@poseidon.ecole-navale.fr)

*** DCE/GESMA, 29240 BREST naval, FRANCE, (e.mail : tanguy@gesma.fr)

résumé et mots clés

Cet article porte sur la reconnaissance automatique de cibles partiellement immergées par imagerie IR. On dispose d'un ensemble d'images réelles acquises dans des conditions différentes (présence de bruits, plus ou moins contrastées). Très classiquement, en reconnaissance des formes, on procède à une étape de prétraitement avant la phase de décision (détection, éventuellement classification).

La détection de zones d'intérêt par traitement par ondelettes est présentée ici comme la première phase de la reconnaissance (prétraitement). Celle-ci, à l'aide d'un jeu restreint d'ondelettes, apprises sur une base d'exemples, permet de localiser les cibles de la scène correspondant à une taille (largeur, hauteur) donnée. Le prétraitement permet alors d'extraire des cibles dans des images très peu contrastées et bruitées.

La phase de décision considérée ici est basée sur l'opération de corrélation c'est-à-dire d'un simple filtrage suivi d'un seuillage. Nous verrons que ces deux opérations peuvent être fusionnées en une seule.

En raison de la grande simplicité de mise en œuvre de l'algorithme proposé, des implantations numériques et optiques peuvent être envisagées.

Imagerie infrarouge, traitement d'images, ondelettes, reconnaissance des formes, corrélation.

abstract and key words

The detection of targets is a significant and difficult problem for the new trends in naval warfare. The subject of this paper is the automatic partially immersed sea target detection using infrared images (Band III). These data exhibit different resolutions (depending on the camera field of view), different signal to noise ratios (depending on the sea state) and different contrasts (depending on the temperature difference between the target and the sea). In a very classical way, pattern recognition involves two steps : a pre-processing phase followed with a decision phase (detection, possibly classification).

A detection of region of interest with wavelet processing is proposed. This technique proceeds as follows. The filter is designed to localize targets corresponding to a specific size (width and height). From different learning sets of targets and backgrounds (binary problem), a linear combination of four wavelets corresponding each to specific task (width size, height size, low contrast detection, small size target rejection (clutter noise)) is learned with the help of a Perceptron neural network. This network determines the coefficients of the linear combination and both the wavelet parameters in minimizing the error between the expected output and the real one. We can qualitatively conclude that the wavelet techniques are particularly robust.

The decision consists in a correlation process which is a rough (the decision results from a threshold of the correlation plane) but very simple (a filtering) operation. The references are preprocessed in the same manner as the scene for each data series. To evaluate the correlation performances and consequently the preprocessing performances, parameters which characterize the correlation peak thinness and the autocorrelation to false alarm peak ratio are considered. It is shown that the wavelet technique is efficient and easily performed.

Considerations about digital and optical implementations are given. The optical correlation is particularly well adapted to the correlation via wavelet processings.

Infrared imagery, image processing, wavelet processing, pattern recognition, correlation.

1. introduction

La reconnaissance automatique de cibles dérivantes en surface ou partiellement immergées constitue un problème important pour la marine nationale dans une stratégie de projection de nos forces. Le problème est particulièrement complexe en raison du caractère souvent peu résolu des cibles à identifier et de la variation au cours du temps de leurs caractéristiques (due aux conditions météorologiques et à l'état de la mer). Les capteurs considérés ici sont des imageurs thermiques infrarouge. La démarche proposée pour résoudre le problème de reconnaissance vise à obtenir une méthode d'analyse simple mais rapide d'une scène de façon à multiplier les opérations d'identification et obtenir ainsi une fiabilisation statistique de la décision. L'opération de base pour l'identification sera donc tout simplement une corrélation entre la scène et un certain nombre de références. Toute l'intelligence du processeur est déportée vers le choix d'un certain nombre de primitives destinées à extraire de la scène les éléments pertinents pour la structure de décision. Le choix cohérent des primitives et de la structure de décision repose sur un apprentissage. La corrélation étant une opération assez fruste (décision sur la présence ou l'absence d'un pic de corrélation), ses performances sont notablement améliorées par un prétraitement. On considérera un prétraitement particulier par ondelettes, qui présente l'avantage de pouvoir être incorporé directement dans la phase de corrélation. Toutefois, il est intéressant de comparer les résultats de ce prétraitement à d'autres traitements de type contour (permettant d'obtenir des pics de corrélation plus fins), en portant notre attention sur leurs mérites respectifs vis-à-vis de l'opération qui suit, à savoir la corrélation.

Cet article commence par une présentation du cadre de l'étude. L'algorithme de prétraitement considéré est ensuite exposé, et ses performances sont évaluées. Cette technique réalise des filtrages (de type passe-bande) sur les images. Enfin, l'étape de décision automatique à partir des images prétraitées consiste en une opération de corrélation avec une banque de références. L'article s'achève par une discussion sur les différents moyens d'implantation de l'algorithme présenté (voie informatique et voie optique).

2. présentation de l'étude

2.1. la détection de cibles partiellement immergées

Le problème de la détection de cibles de surface (cibles flottantes et cibles dérivantes) [1] n'est pas résolu de manière satisfaisante par les moyens acoustiques usuels, en l'occurrence les sonars. Les moyens optroniques (caméras visibles intensifiées ou non, imageurs thermiques infrarouge, lidars) constituent une approche

possible pour résoudre ce problème. On ne considère ici que le cas des imageurs thermiques infrarouge [2].

2.2. l'imagerie thermique infrarouge (IR)

L'imagerie thermique infrarouge consiste à produire une image d'une scène observée en exploitant la différence de température ou d'émissivité entre les objets d'intérêt et leur environnement. Un imageur thermique IR devra donc posséder une bonne sensibilité thermique ainsi qu'une bonne résolution angulaire.

Par rapport à des systèmes actifs tels que le radar ou le lidar, les imageurs thermiques IR présentent l'avantage de fonctionner de jour comme de nuit en mode passif, ce qui leur confère une grande discrétion. Par contre, ils sont sensibles à l'environnement météorologique (les performances sont dégradées en présence de brumes et de brouillards par exemple). Ils sont de plus inopérants ou peu opérants dans des situations où se produit l'inversion de température : l'objet devient plus froid [resp : plus chaud] que l'environnement alors qu'il était auparavant moins froid [resp : moins chaud]. Des traitements d'image faisant intervenir des critères autres que le contraste thermique (morphologie et texture par exemple) pourraient être envisagés dans cette situation.

On considère ici un imageur thermique fonctionnant en bande III (8-12 μm), la caméra CASTOR employée en incidence rasante, observant à des distances comprises entre 300 et 1000 m. On dispose de réglages différents pour le champ angulaire permettant la mise en place d'une éventuelle stratégie de reconnaissance. Le mode grand champ (GC) conduit à des images peu résolues à l'inverse du mode petit champ (PC).

Les images thermiques sont enfin entachées de bruits [3,2]. Nous distinguons le bruit interne, c'est-à-dire le bruit propre au système (détecteur et électronique associée) du bruit de fond, c'est-à-dire le rayonnement thermique issu des sources autres que la source utile (crêtes de vagues, bouées, etc...) et enfin, le bruit spatial fixe, dû à l'inhomogénéité des détecteurs IR résultant de la dispersion des caractéristiques de leurs éléments.

Les images considérées proviennent d'une scène observée à plusieurs centaines de mètres à partir d'un capteur fixe situé à terre de façon à simuler un montage en « tête de mât » d'un navire. Pour des essais futurs menés à partir d'un navire en mouvement, il sera nécessaire d'utiliser une caméra stabilisée. L'étude expérimentale porte sur quatre séries d'observations réalisées dans des conditions différentes. Dans chacune de ces séries, on a prélevé une scène (figure 1). La série 1 est caractérisée par une image bruitée avec une cible assez peu résolue quoiqu'assez contrastée. La série 2 est constituée d'une image peu bruitée et comportant plusieurs cibles bien contrastées mais peu résolues, en présence d'un fond de ciel de niveau de gris élevé. La série 3 comporte une seule cible très peu contrastée (voisinage de la température d'inversion) avec du bruit. La série 4 présente une cible très résolue, contrastée, en présence d'un flotteur et d'irisations très prononcées au premier plan.

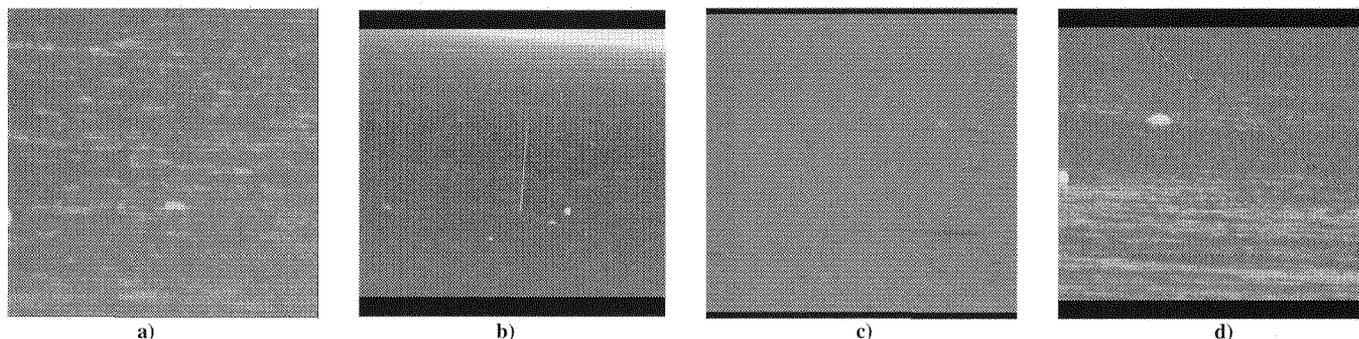


Figure 1. – On trouvera de gauche à droite les scènes relatives à : a) série 1, b) série 2, c) série 3, d) série 4.

Sur ces images numérisées, l'objet de l'étude consiste en une reconnaissance automatique des objets susceptibles d'être des cibles. Avec des délais limités pour la confirmation des « pistes » compte tenu d'un délai minimum de réaction du bord de l'ordre d'une minute, les paramètres qui vont contraindre le temps de traitement sont la vitesse du navire, son inertie, le rayon d'action de la cible et le temps d'intervention de l'opérateur. Selon les valeurs possibles de ces paramètres, le temps disponible pour le traitement peut être très variable, de quelques secondes à plusieurs dizaines de secondes.

3. l'algorithme proposé

3.1. introduction

Le problème de la reconnaissance automatique de formes (détection d'une cible dans une image) se décompose en général en une phase de prétraitement, d'extraction des éléments pertinents pour la décision appelés caractéristiques, suivie de la phase de décision proprement dite¹. Le rôle du prétraitement est de limiter la quantité d'information contenue dans la scène à la seule information utile pour classer correctement la forme à reconnaître, éliminant plus ou moins complètement le bruit susceptible d'altérer la décision. Il en résulte une image avec un meilleur contraste au sens de la décision. A partir de celle-ci, la phase de décision conduit à confirmer ou infirmer la présence d'une cible à la surface de l'eau avec si possible précision de sa position. Cette phase peut être de type global, lorsque l'outil utilisé opère sur toute la scène (corrélation), ou local, lorsqu'elle est consécutive à une opération de segmentation de l'image de la scène (méthode des « k-moyennes » [4], morphologie mathématique [5] ou approche markovienne [6] par exemple).

1. Dans cet article, on porte l'attention sur l'opération élémentaire d'extraction de caractéristiques pertinentes, la décision est un simple seuillage. Il va de soi que des structures de décision plus performantes, utilisant des bouclages, des approches hiérarchiques peuvent être avantageusement utilisées.

3.2. prétraitement par ondelettes

Le domaine du traitement du signal et de l'image nous offre une vaste gamme d'outils pour réaliser ce prétraitement. Dans notre approche, puisqu'il s'agit en fin de compte de réaliser une corrélation sur des images en général assez peu résolues, nous privilégierons les approches contours plutôt que régions car elles conduisent dans ce cas à un pouvoir discriminant plus important. Il ne s'agit plus là d'un prétraitement généraliste, mais d'un prétraitement qui prend en compte le type d'objet recherché, plus précisément sa taille géométrique.

1. Principe

Pour certaines applications, l'interprétation d'une image est autant basée sur des considérations spatiales (localisation de l'information utile : la cible) que des considérations fréquentielles (caractéristiques de la cible). C'est le cas dans notre exemple où la frontière entre la cible et le fond est floue (elle correspond à un changement de texture). Compte tenu de la dualité entre ces deux manières de décrire le signal, des représentations espace/fréquence sont nécessaires. Elles constituent un compromis entre traitement global et traitement local des images. De ce point de vue un prétraitement espace/fréquence ou espace/échelle à base d'ondelettes [7] constitue une réponse appropriée, qui se prête très bien à l'approche multi-résolution que l'on se propose d'utiliser ici. La représentation espace/fréquence à l'aide de fonctions de Gabor [8] utilise les fonctions suivantes :

$$g_{\vec{\alpha}, \vec{\beta}}(x, y) = \exp \left[-\pi \left(\frac{x^2}{\alpha_x^2} + \frac{y^2}{\alpha_y^2} \right) \right] \cdot \cos [\pi \omega (x \cos \phi + y \sin \phi)] \quad (1)$$

où $\vec{\alpha}$ et $\vec{\beta}$ (ω et ϕ en polaire) représentent respectivement les tailles et la fréquence centrale de l'ondelette-mère. Il s'agit d'une modulation d'amplitude par une enveloppe gaussienne. Ce choix résulte du fait qu'il donne le meilleur compromis entre résolution spatiale et résolution fréquentielle. Le fait que la représentation discrète, utilisée ici, ne constitue pas une base orthonormale, n'est pas un gros inconvénient, car en reconnaissance des formes il s'agit de trouver des caractéristiques de la forme et non de

reconstruire des images comme lors de la compression d'images. A une texture donnée est associée une famille de filtres de Gabor 2D couvrant l'étendue fréquentielle en bandes de fréquence et en orientations. Le filtrage conduit à l'obtention d'attributs : les énergies des textures détectées par les filtres considérés. A partir de cette ondelette mère sont construites des versions dilatées et décalées, les ondelettes filles :

$$\psi_{\vec{a},\vec{b}}(x,y) = g_{\vec{\alpha},\vec{\beta}}\left(\frac{x-b_x}{a_x}, \frac{y-b_y}{a_y}\right) \quad (2)$$

Dans notre démarche inspirée de [9], on utilise une variante de la technique classique des ondelettes, car par la suite seules les tailles dans les deux directions de l'image sont prises en compte. Plutôt que de faire varier les paramètres a_x, a_y pour générer les ondelettes filles, on fixera les a_x, a_y à quelques valeurs préalablement sélectionnées. Cela revient à prendre un petit nombre d'ondelettes mères (3 ou 4), chacune caractérisée par une taille différente (paramètres $\vec{\alpha}, \vec{\beta}$) et à considérer les ondelettes-filles suivantes :

$$\psi_{\vec{\alpha}_i, \vec{\beta}_i, \vec{b}}(x,y) = g_{\vec{\alpha}_i, \vec{\beta}_i}(x-b_x, y-b_y) \quad (3)$$

Les valeurs de paramètres $\vec{\alpha}_i, \vec{\beta}_i$ pour $i \in \{1, 2, 3\}$, sont choisies pour les raisons suivantes. La taille de l'enveloppe est adaptée dans deux directions orthogonales à la taille de la cible à détecter, ce qui est réalisé à l'aide des deux quadruplets

$$\{\alpha_{1,x} = a_1, \alpha_{1,y} = a_2, \beta_{1,x} = \frac{1}{a_1}, \beta_{1,y} = 0\}$$

et $\{\alpha_{2,x} = a_1, \alpha_{2,y} = a_2, \beta_{2,x} = 0, \beta_{2,y} = \frac{1}{a_2}\}$

donnant respectivement les fonctions $g_1(x,y)$ et $g_2(x,y)$. Leur rôle est de mettre en évidence des objets dont la taille coïncide avec la taille soit en x soit en y de la cible recherchée². Une troisième ondelette³ $g_3(x,y)$ réalise une moyenne locale sur un domaine correspondant à la taille de la cible : $\{\alpha_{1,x} = a_1, \alpha_{1,y} = a_2, \beta_{1,x} = 0, \beta_{1,y} = 0\}$, où a_1 et a_2 sont des constantes à déterminer. Sa contribution est ensuite retranchée pour rehausser un éventuel pic détecté précédemment. Son rôle est de rehausser le contraste dans le cas de cibles peu contrastées (au moment de l'inversion de température par exemple).

L'ensemble des résultats des produits scalaires pour toutes valeurs de \vec{b} (coefficients d'ondelettes) est donné par la corrélation entre la scène et l'ondelette-mère (filtrage de la scène par le filtre associé à l'ondelette-mère). Un pic de corrélation est synonyme de cible détectée.

2. Une ondelette avec une fréquence de porteuse nettement plus élevée que pour les deux premières ne donne de contribution appréciable que pour des objets de petite taille très intenses. Cette dernière aurait pour fonction de rejeter des objets très intenses de petite taille (cas d'un bruit de «Clutter» très important, ce qui n'est pas le cas de nos images).
3. Ce n'est pas rigoureusement une ondelette car elle ne satisfait pas l'une des conditions d'admissibilité, avoir une composante continue nulle.

Deux approches sont alors possibles pour le prétraitement. Une approche multi-filtres, où la scène est prétraitée séparément par chacune des ondelettes et les résultats sont ensuite fusionnés. Une approche filtre composite, où la scène est prétraitée par une combinaison linéaire d'ondelettes :

$$g(x,y) = \sum_{i=1,2,3} w_i \cdot g_i \quad (4)$$

C'est cette dernière approche qui est retenue ici, car conduisant à une optimisation plus compacte.

Les paramètres des fonctions de Gabor ainsi que les coefficients de la combinaison linéaire sont optimisés par apprentissage. Simple à mettre en œuvre, adapté à une interprétation en terme de filtrage, un réseau de neurones [10] du type perceptron multicouche [9] est l'outil choisi pour cet apprentissage supervisé (voir figure 2).

2. Phase d'apprentissage du filtrage : celle-ci repose sur le choix d'une base d'apprentissage et sur le choix d'un outil d'optimisation. Pour construire la base, on prélève un certain nombre d'images à partir d'images d'une même séquence CASTOR. Ces images de petite dimension (de l'ordre de grandeur des cibles à détecter) représentent soit une cible centrée (classe 1) soit un fond sans cible (classe 0). On a donc une base d'apprentissage à deux classes. Lors de l'optimisation, le filtre composite sera noté $[g]|w\rangle$ où $[g]$ est la matrice dont les colonnes sont les g_i et $|w\rangle$ le vecteur des coefficients. Pour trouver ces coefficients w_i ainsi que les paramètres des filtres, on partira des valeurs initiales précédemment décrites et les valeurs définitives seront obtenues par apprentissage par le réseau de neurones [11]. Il y a trois neurones dans la couche cachée. Les poids entre les plans P_1 et P_2 sont les trois fonctions g_i ($\{a_{1,i}, a_{2,i}, w_i, \phi_i\}$). L'activité du neurone k de P_2 est $\langle g_k|s\rangle$ où $|s\rangle$ est le vecteur appliqué à l'entrée (une des images de la base d'apprentissage). Le pic du produit de corrélation avec le filtre est $\langle s|[g]|w\rangle$. Il est observé en P_3 . On souhaite observer $d=1$ si on a reconnu la bonne classe et 0 s'il s'agit du fond. Les coefficients des g_i et les w_i seront tels

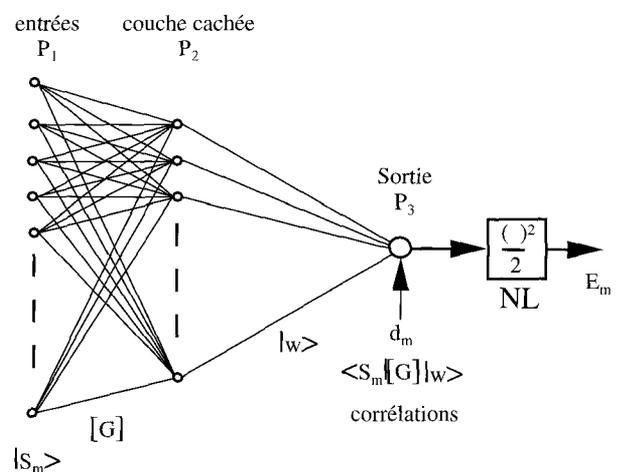


Figure 2. – Perceptron utilisé dans l'optimisation de la combinaison linéaire que constitue le filtre d'ondelettes.

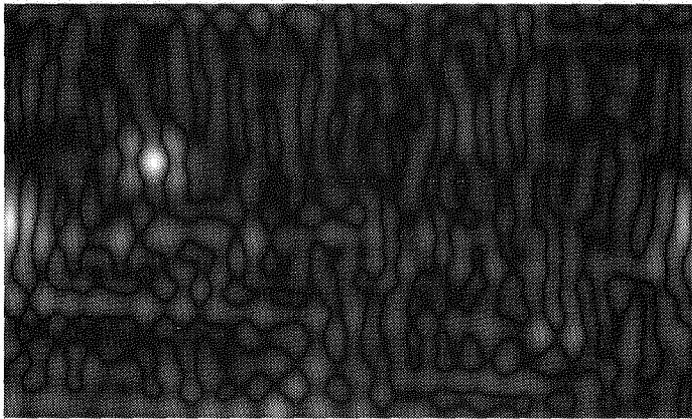


Figure 3. – Application du filtre optimal d'ondelettes à une image résolue.

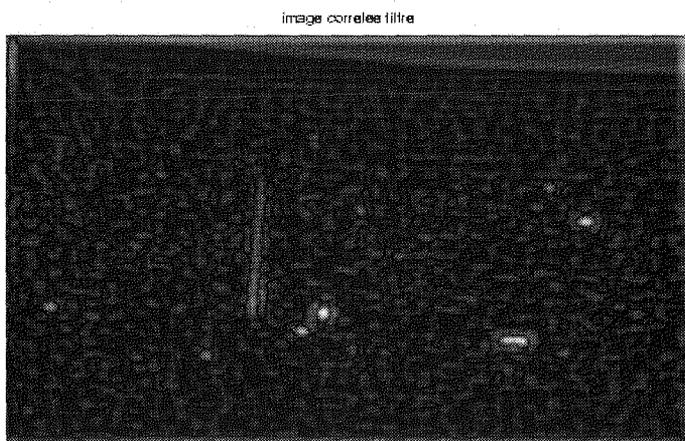
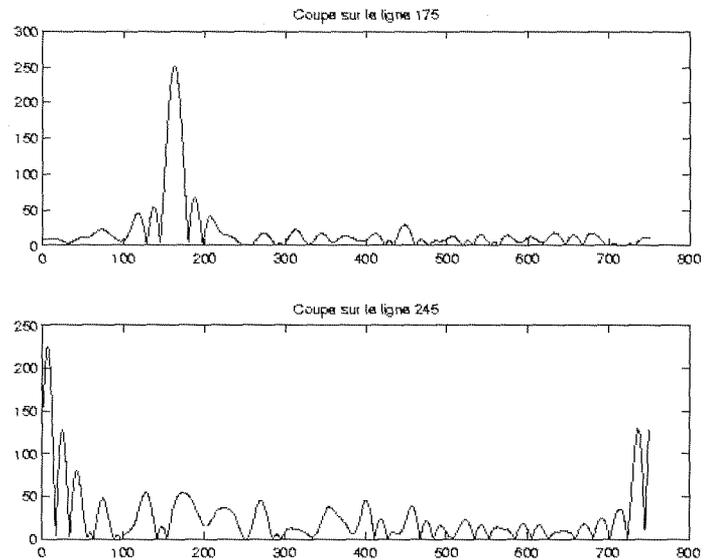
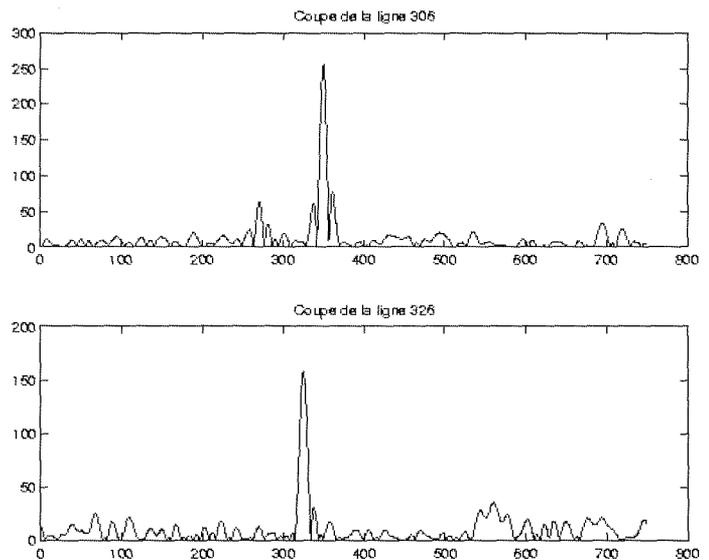


Figure 4. – Application du filtre optimal d'ondelettes à une image peu résolue.



que l'erreur :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N E_m = \frac{1}{2N} \sum_{m=1}^N \| \langle s_m | [G] | w \rangle - d_m \|^2 \quad (5)$$

soit minimale (N est le nombre d'imagettes dans la base d'apprentissage). L'apprentissage est réalisé de façon séparée sur les w_i et les G_i . Les algorithmes utilisés réalisent une double optimisation [11] :

- La réactualisation adaptative $P_2/P_3(w_i)$:

$$|w(k+1)\rangle = |w(k)\rangle + \lambda |p_w(k)\rangle \quad (6)$$

pour la $k^{i\text{ème}}$ itération et où $|p_w(k)\rangle$ est le vecteur saut calculé à l'aide de l'algorithme de descente du gradient.

- La réactualisation adaptative $P_1/P_2(G_i)$ où il s'agit de calculer $|a_1\rangle, |a_2\rangle, |\omega\rangle, |\phi\rangle$ pour les trois filtres. Un algorithme analogue au précédent est utilisé.

3. Prétraitement par filtrage

Le filtrage par le filtre optimal d'ondelettes précédemment déterminé doit conduire à un traitement de la scène étudiée, où seuls ne doivent subsister que des pics aux emplacements des cibles recherchées. Les traitements sur les images résolue et non résolue sont donnés respectivement figures 3 et 4. Sont représentés, le plan de corrélation ainsi que les profils de ligne correspondant à une ligne passant à la hauteur de la cible et l'autre correspondant à une ligne à la hauteur du flotteur (figure 3) et vice-versa (figure 4).

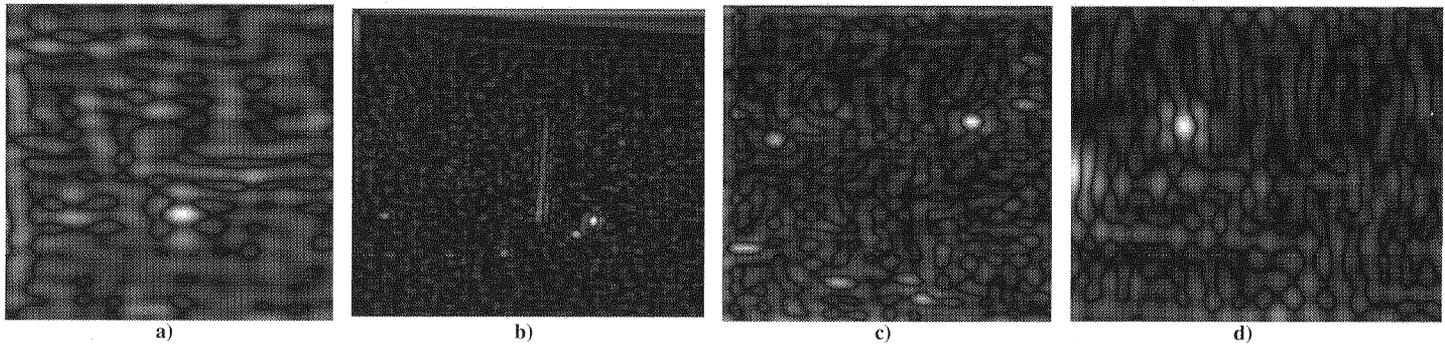


Figure 5. – Résultats du traitement par ondelettes. On trouvera de gauche à droite, a) série 1, b) série 2, c) série 3, d) série 4.

Dans le cas de la cible résolue, on observe une bonne localisation, avec cependant une fausse alarme due à la présence d'un flotteur à proximité. Dans le cas de la scène peu résolue, les ondelettes g_1 et g_2 jouent des rôles similaires. Plusieurs détections se produisent car plusieurs cibles et des flotteurs de tailles voisines⁴ sont présents dans l'image. On remarquera cependant que dans ce dernier cas, le filtrage a permis de gommer toutes les vaguelettes ainsi que le fond lumineux au-dessus de l'horizon.

3.3. la reconnaissance automatique

La démarche générale en classification pour identifier une cible dans une scène, est une comparaison de cette cible avec un modèle présent en mémoire. Cela suppose de procéder tout d'abord à une modélisation de la forme à reconnaître, c'est le rôle du prétraitement que de faire ressortir de l'image de la scène les caractéristiques de la forme cherchée. Cela suppose ensuite de disposer d'un outil de classification, c'est-à-dire d'un ensemble de règles, convenablement établies, qui permettent d'associer aux caractéristiques observées sur la scène l'une des classes recherchées (références). Cette association peut se faire automatiquement au vu de la valeur prise par une certaine « fonction » de ressemblance. Dans notre étude, les références sont des exemplaires plus ou moins fidèles des objets à reconnaître. Il est alors commode de comparer globalement la référence à la scène, cela est obtenu par corrélation (opération de filtrage). La connaissance sur les classes est contenue dans les références associées à chacune des classes. La tâche essentielle réside dans la construction de ces références. La décision est ensuite prise au vu de la présence d'un pic de corrélation. Enfin rappelons un avantage de la corrélation par rapport à bien d'autres méthodes de détection plus locales, c'est son aptitude à détecter en une seule opération plusieurs cibles présentes dans une scène. On notera également la grande facilité à inclure le prétraitement par ondelettes dans le filtre.

La banque de références pour la corrélation est obtenue par apprentissage à partir d'un ensemble suffisamment exhaustif

d'exemples représentatifs des scènes observées. C'est déjà ce qui a été partiellement fait dans la phase de prétraitement.

Il y aura lieu de distinguer deux cas. Le cas où les cibles sont assez peu résolues (grand champ) où les seules informations viables sont des informations de taille ou de distribution de niveaux de gris entre cible et fond. Le cas où les cibles sont bien résolues (petit champ) où des informations supplémentaires peuvent être prises en considération, telles que la forme ou la texture.

3.3.1. corrélation

Inspirées du filtrage adapté en théorie de la décision [12] (détection optimale d'un signal noyé dans un bruit additif blanc), mais compte tenu des nombreuses insuffisances de ce dernier [13], différentes autres méthodes ont été proposées pour choisir des références robustes, en particulier pour les bruits divers (sur ou à côté (fond) des cibles) qui perturbent la détection. Les références considérées dans cette étude ont subi des prétraitements analogues aux scènes considérées. L'avantage de ce prétraitement par ondelettes est la possibilité dans ce cas d'inclure le prétraitement dans la construction de la référence, ce dernier étant également une opération de corrélation.

$$c(x, y) = [s \otimes g] \otimes [r \otimes g](x, y) \quad (7)$$

$$TF[c(x, y)] = S(u, v)|G(u, v)|^2 \cdot R(u, v) = S(u, v)H(u, v) \quad (8)$$

où $s(x, y)$ et $r(x, y)$ sont respectivement la scène et la référence. Cela revient à considérer un autre mode d'utilisation du traitement par ondelettes.

Les résultats obtenus par corrélation pour les quatre séries sont présentés sur la figure 5.

Plus particulièrement, les plans de corrélation observés (figures 6 et 7) sont à comparer aux résultats des figures 3 et 4 où seules les tailles et non les formes des cibles ont été prises en compte. Sur la figure 7 seuls les profils de ligne sont donnés, l'image présentant peu de différence avec le cas de la figure 4. Le lobe large observé à proximité du pic de détection sur la figure 4 provient d'un flotteur, le traitement par ondelettes étant effectué sur une

4. Une seule dimension adaptée suffit à la détection.

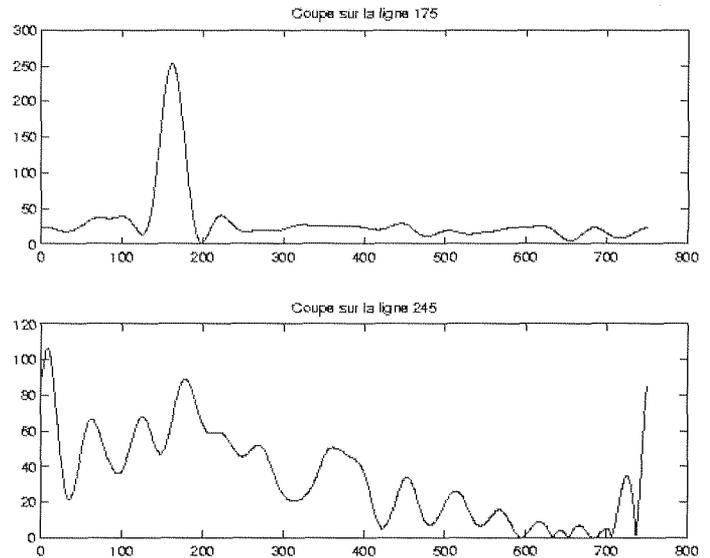
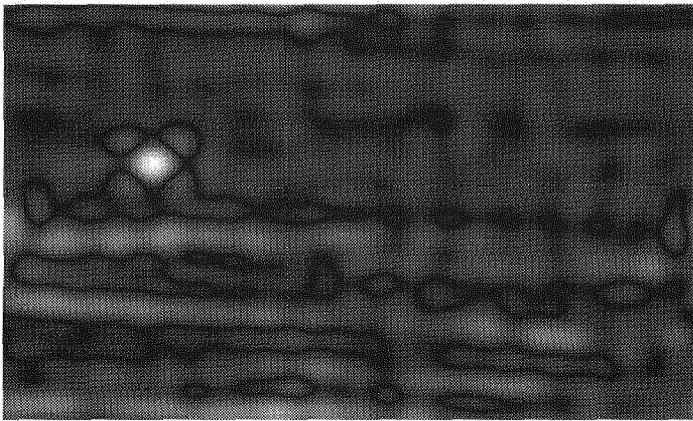


Figure 6. – Plan de corrélation observé entre l'image résolue et le filtre adapté, tous les deux prétraités par le filtre composite.

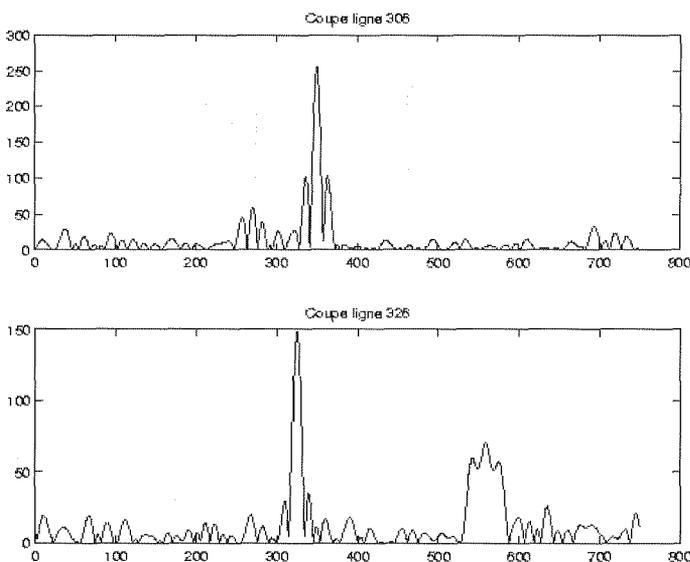


Figure 7. – Plan de corrélation (profil de ligne uniquement) observé entre l'image peu résolue et le filtre adapté, tous les deux prétraités par le filtre composite.

image plus grande que celle retenue pour la comparaison figure 1.b). Pour les cibles peu résolues, on observe peu de différence, par contre pour les cibles résolues, on observe la quasi disparition de la fausse alarme due au flotteur. L'information sur la forme de la cible est alors discriminante et permet sur de telles images (petit champ) de classifier les cibles.

3.3.2. discussion

A des fins d'évaluation, les résultats de notre traitement sont comparés à ceux obtenus par corrélation après différents prétraite-

ments plus classiques : filtre adapté, de Sobel [4], de Canny-Deriche [14,15].

Pour cela, il est nécessaire de quantifier un peu plus les résultats obtenus. Cela passe par la définition de quelques mesures de performance [16] qui sont rappelées ci-dessous.

Les critères que l'on a considérés sont les suivants.

1. Très classiquement, on définit un paramètre mesurant la discrimination appelé PCE⁵ (finesse du pic de corrélation permettant de discriminer deux cibles voisines) [16]

$$PCE1 = \frac{\text{énergie du pic d'autocorrélation}}{\text{énergie du plan de corrélation}} \quad (9)$$

2. Les détecteurs n'étant pas ponctuels, ils sont sensibles à tout un domaine autour du pic de corrélation. On a donc défini l'équivalent d'un PCE qui intègre toute l'énergie du pic de corrélation :

$$PCE2 = \frac{\text{énergie du pic de corrélation intégré jusqu'à mi-hauteur}}{\text{énergie du plan de corrélation}} \quad (10)$$

3. La présence de lobes secondaires est source de fausses alarmes et doit être évitée. Le PCE informe en partie sur cet aspect, mais pas complètement. Il semble intéressant de définir un rapport entre l'énergie du pic de corrélation là où il est attendu à l'énergie contenue dans un éventuel autre pic susceptible de constituer une fausse alarme, soit :

$$M_D = \frac{\text{énergie relevée au point attendu de l'autocorrélation}}{\text{énergie du premier pic de fausse alarme dans le plan de corrélation}} \quad (11)$$

5. En anglais : Peak to Correlation Energy.

Les résultats observés pour les différents plans de corrélation obtenus sont rassemblés dans le tableau ci-dessous⁶ :

Tableau 1. – Table des trois paramètres évaluant les performances des différents prétraitements.

Série N°		1	2	3	4
Filtre adapté	PCE1	0,35 %	0 %	0,12 %	0,082 %
	M_D	3,8	0,3	0,52	2,35
	PCE2	21 %	0 %	1,74 %	5,9 %
Filtre de Sobel	PCE1	1,36 %	0,07 %	0,12 %	1 %
	M_D	4,9	0,57	0,8	4,3
	PCE2	11 %	0,5 %	0,8 %	15,3 %
Filtre de Canny-Deriche	PCE1	2,1 %	4,13 %	0,19 %	19,75 %
	M_D	5,6	1,43	0,53	15
	PCE2	10 %	10 %	0,8 %	19,7 %
Filtre ondelettes	PCE1	0,013 %	0,12 %	0,035 %	4,5 %
	M_D	2	0,6	1,6	2,3
	PCE2	3 %	1,3 %	4,6 %	10,0 %

Les conclusions que l'on peut tirer sont les suivantes. Le filtre adapté donne des PCE modestes, des fausses alarmes fréquentes ($M_D < 1$) et, dans le cas de la scène 2, la corrélation est perturbée par un ciel fortement lumineux par rapport à l'eau. Le prétraitement par Sobel élimine l'inconvénient précédemment cité, mais présente de nombreuses fausses alarmes sur les séries 2 et 3, c'est-à-dire pour des images bruitées, peu contrastées et pour des cibles peu résolues. Le prétraitement par l'algorithme de Canny-Deriche donne en général de bonnes propriétés discriminantes (bon PCE). On remarquera que sur la série 2, il permet d'extraire une cible à proximité d'un flotteur plus lumineux. Cela résulte de l'extrême finesse de la détection de contour ainsi réalisée. Le revers est que dès lors que la cible à reconnaître sera légèrement différente de la référence utilisée, cet avantage disparaîtra (absence de robustesse). Le traitement par ondelettes donne des pics peu sélectifs (série 2, où différents objets ont des tailles voisines), mais on a montré que c'est au profit d'une meilleure robustesse [17]. Cette technique peut être utilisée à deux niveaux. Dans un premier temps, où la caméra est utilisée en grand champ, elle ne prend en considération que la taille de la cible. Elle est alors peu discriminante, en repérant des zones d'intérêt, mais par contre, permet d'extraire des cibles même très peu contrastées (Série 3 correspondant à la phase d'inversion de température). Dans une deuxième étape, la caméra étant utilisée en petit champ, la cible présentant une meilleure résolution, on peut introduire l'information de forme, voire de texture dans les références (voir relation (8)).

On notera que le prétraitement par ondelettes donne des résultats intéressants, voire meilleurs dans certains cas que des traitements tels que le filtrage de Canny Deriche par exemple. On remarquera également, que suivant le prétraitement considéré, cette étape constitue en général une fraction non négligeable de la durée de la détection. De ce point de vue, on notera l'intérêt de la dernière méthode proposée qui permet d'inclure le prétraitement dans l'expression du filtre, lequel rappelons le est calculé « offline » et ensuite mémorisé.

6. Pour le filtre ondelettes, les valeurs correspondent au filtre de corrélation dans le cas des cibles résolues.

La technique de corrélation appuyée sur un prétraitement, utilisée comme moyen d'extraction de caractéristiques, complétée par une structure de décision adaptée à l'application considérée, donne dans la phase de reconnaissance des résultats intéressants. De plus, la méthode est de mise en œuvre simple (on procède à la détection d'un pic de corrélation par seuillage) et rapide. Nous allons décrire brièvement des réalisations possibles de cette technique.

4. réalisations possibles

Le résultat de la technique de corrélation dépend du choix de la banque de références prise en considération. Elle nécessite la réalisation d'un très grand nombre de corrélations en peu de temps (applications en temps réel). Des processeurs numériques sont maintenant assez rapides pour le traitement des images dont la taille n'est pas trop importante. Cependant, pour 2000 corrélations par seconde sur des images 512×512 il faut compter 300 GOPS. Ceci exclut des solutions numériques pour des raisons de coût, d'encombrement, de poids et de puissance [18]. Pour des tailles importantes, on peut recourir à un processeur comportant une partie optique pour réaliser la corrélation proprement dite [18].

4.1. réalisations numériques

Les progrès dans la réalisation de processeurs numériques de traitement des signaux et des images (DSP) sont permanents. Nous considérerons quelques valeurs typiques trouvées dans la littérature. Compte tenu des impératifs rappelés plus haut, il est nécessaire d'avoir recours à des processeurs dédiés. Les corrélateurs numériques sont basés sur des algorithmes de transformée de Fourier rapide (FFT). Sur cette base, CAVADINI et collaborateurs [19] proposent un multiprocesseur dédié à la corrélation bidimensionnelle comportant un processeur numérique de signal dédié au calcul de la FFT couplé à un processeur de calcul plus généraliste. Ceci permet d'atteindre les cadences de traitement suivantes : 30 à 20 images par seconde pour des images 512×512 et 120 à 80 images par seconde si la taille tombe à 256×256 . Ces chiffres sont d'ailleurs en accord avec les valeurs annoncées par le constructeur Texas Instruments pour son processeur TMS320C6x (8 ms pour une FFT d'une image 256×256). On remarquera cependant que dans l'état actuel des choses, les capacités de traitement disponibles numériquement restent faibles vis-à-vis des besoins des méthodes de reconnaissance des formes basées sur la corrélation.

4.2. réalisations optiques

La partie pénalisante dans les traitements numériques est le traitement de la corrélation. Cette dernière est susceptible d'une implantation optique [20] comme le montre une littérature maintenant assez importante en raison d'un certain nombre de développements algorithmiques mais surtout des progrès observés dans le domaine des composants électro-optiques et notamment des modulateurs spatiaux de lumière [21]. Des corrélateurs optiques sont maintenant commercialisés⁷ [22]. Un nombre de plus de 1000 corrélations par seconde sur des images 256×256 est tout à fait envisageable [23]. Dans le cas du traitement par ondelettes, des filtres intégrant la contrainte d'implantation optique sur les modulateurs spatiaux à cristaux liquides ferroélectriques⁸ (ils sont binaires) ont été calculés et donnent des résultats satisfaisants sur les images de la série 2 et 4 [11].

5. conclusion

Nous avons vu qu'une opération aussi « fruste » que la corrélation, permettait de détecter des cibles, sur des images données par un capteur IR, assez bruitées, parfois peu contrastées. Cela nécessitait cependant un prétraitement. Un prétraitement par ondelettes est proposé qui combine la simplicité d'implantation à une bonne robustesse de la reconnaissance. Le recours à l'optique est une solution pour réaliser cette opération en temps réel.

L'objectif opérationnel visé est la réalisation en « tête de mât » d'un navire, d'un ensemble de systèmes optroniques destinés à la détection d'objets flottants ou faiblement immergés (géométrie dite en incidence rasante). L'efficacité de la reconnaissance (réduction du taux de fausse alarme) peut être fortement améliorée par des traitements temporels, c'est-à-dire portant sur une séquence d'images à des instants successifs. De plus, pour satisfaire aux exigences opérationnelles, il conviendra de prendre en compte un certain nombre de contraintes : la compacité (les capteurs et processeurs doivent occuper des volumes réduits; cette contrainte peut être levée si les processeurs peuvent être déportés dans une station d'exploitation), l'impératif de temps réel (le temps de calcul sera donc un critère important dans le choix d'un algorithme). Le traitement d'informations issues de plusieurs capteurs (choix d'une combinaison adéquate de capteurs : on aborde ici le problème de la fusion de données) vient augmenter le nombre d'opérations de corrélation à réaliser.

7. Par exemple par la société Optical Corporation of America (OCA), Applied Optics Division, 7421 Orangewood Avenue, Garden Grove CA 92641, e-mail : sschoenmann@oca.com.

8. Société Displaytech, Inc. Longmont, CO 80503-7603, USA, http : //www.displaytech.com.

6. remerciements

Les auteurs souhaitent remercier S. Vinson et P.F. Adam pour leur aide dans l'établissement des éléments de comparaison avec la méthode proposée.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] P.F. Adam. Traitement d'images optroniques appliqué à la détection de mines flottantes. Technical Report RE-4202, Groupe d'Etudes Sous-Marines de l'Atlantique, 1998, Brest.
- [2] A. Delteil and J.P. Fouilloy. Caméra thermiques. *Optronique, Techniques de l'Ingénieur*, Editions techniques, E4, Paris.
- [3] E. Kobak. Le bruit spatial fixe dans les détecteurs infrarouges. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, 39 :61–67, ADDIM 1998, Paris.
- [4] A. Rosenfeld and A.C. Kak. *Digital picture processing : vol 2*. Academic Press, Inc, Seconde édition, 1982, New York.
- [5] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, 1982, London.
- [6] S. Geman and D. Geman. Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6 :721–741, 1984.
- [7] Y. Meyer. *Les ondelettes*. Armand Colin, 1994, Paris.
- [8] T.P. Weldon and W.E. Higgins and D. F. Dunn. Gabor filter design for multiple texture segmentation. *Optical Engineering*, 35 :2852–2863, 1996.
- [9] D.P. Casasent and J.S. Smokelin. Neural net design of macro Gabor wavelet filters for distortion-invariant object detection in clutter. *Optical Engineering*, 33 :2264–2271, 1994.
- [10] J. Héroult and C. Jutten. *Réseaux neuronaux et traitement du signal*. Hermès, 1994, Paris.
- [11] J.N. Provost. Détection de mines partiellement immergées à partir d'images Infra-Rouge : un traitement d'image par filtrage optique. Technical report, Ecole Navale, D.E.A. Electronique et Optronique, option optronique, Université de Bretagne Occidentale, 1997, Brest.
- [12] F. de Coulon. *Théorie et traitement des signaux*. Dunod, 1984, Paris.
- [13] A. Vander Lugt. *Optical Signal Processing*. J. Wiley and Sons Inc, 1992, New York.
- [14] J. Canny. A computational approach to edge detection. In *IEEE PAMI*, number 6, volume 8, pages 679–698, 24 October 1986.
- [15] R. Deriche. Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1 :167–187, 1987.
- [16] B.V.K. Vijaya Kumar and L. Hassebrook. Performance measures for correlation filters. *Applied Optics*, 29 :2997–3006, 1990.
- [17] B. Rebour. Analyse par ondelettes d'images sonar en vue de la reconnaissance de mines par corrélation optique. Technical report, Ecole Navale, D.E.A. Electronique et Optronique, option électronique, Université de Bretagne Occidentale, 1995, Brest.
- [18] J.P. Karins and S.A. Mills and J.R. Ryan and R. Barry Dydyk and J. Lucas. Performance of a second-generation miniature ruggedized optical correlator module. *Optical Engineering*, 36 :2747–2753, 1997.
- [19] M. Cavadini and M. Wasnitza and M. Thaler and G. Tröster. A multiprocessor system for real time high resolution image correlation. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Application specific Systems Architectures and Processors*, pages 384–391, Zurich 1997.

Reconnaissance automatique de cibles partiellement immergées

- [20] L.Guibert and G.Keryer and A.Servel and M.Attia, H.S.MacKenzie and P.Pellat-Finet and J.L. de Bougrenet de la Tocnaye. On-board optical joint transform correlator for real-time road sign recognition. *Optical Engineering*, 34 :135–143, 1995.
- [21] D.J. McKnight and K.M. Johnson and R.A. Serati. 256 × 256 liquid-crystal-on-silicon spatial light modulator. *Applied Optics*, 39 :2775–2783, 1994.
- [22] J.A. Sloan and D.W. Small. Design and fabrication of a miniaturized optical correlator. *Optical Engineering*, 32 :3307–3315, 1993.
- [23] G. Keryer and A. Al Falou and J.L. de Bougrenet de la Tocnaye. Performance comparison of ferroelectric liquid crystal technology based coherent optical multichannel correlators. *Applied Optics*, 36 :3043–3055, 1997.

Manuscrit reçu le 20 juillet 1998.

LES AUTEURS

Gilles KERYER



Gilles Keryer est né à Brest en 1948. Elève de l'Ecole Normale Supérieure de St Cloud (promotion 1968) il est agrégé de Sciences Physiques (option physique) depuis 1972. Après une thèse de troisième cycle de l'Université de Bordeaux (mention Chimie Physique) en 1976, il a soutenu une thèse de l'université de Paris Sud Orsay (1996) en optique. De 1988 à 1998, il enseigne à l'Ecole Navale et poursuit ses recherches sur le traitement optique du signal et des images au département d'optique de l'ENST de Bretagne.

Depuis 1998 il enseigne à l'Institut Supérieur d'Electronique de Bretagne. Ses recherches actuelles, à la frontière entre l'optique et le traitement du signal, portent sur des traitements hybrides, alliant la corrélation optique à des traitements numériques sur les images. Il s'intéresse également aux architectures parallèles et rapidement reconfigurables des corrélateurs optiques.

Jean-Pierre TANGUY



Jean-Pierre Tanguy est ingénieur diplômé de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne. Il travaille actuellement au Groupe d'Etudes Sous-Marines de l'Atlantique (GESMA) où il est chargé d'études en optronique appliquée à la détection d'objets flottants ou faiblement immergés.

Jean-Noël PROVOST



Jean-Noël Provost est né en 1973. Diplômé de l'Ecole Nationale Supérieure de Physique de Marseille en 1995, il est titulaire d'un DEA en électronique et en opto-électronique de l'Université de Bretagne Occidentale depuis 1996. Il prépare, au Groupe de Traitement du Signal de l'Ecole Navale, une thèse de l'Université de Bretagne Occidentale, en traitement des signaux et images numériques. Ses recherches portent sur la segmentation des images satellites multispectrales, en utilisant des modèles markoviens hiérarchiques. Le but de ce travail est d'améliorer la production automatique des cartes bathymétriques.