

Caractérisation d'images par textures associées

Image characterization by texture

par Philippe CORNU, André SMOLARZ (*)

Laboratoire de Modélisation et Sécurité des Systèmes (LM2S) Université de Technologie de Troyes (UTT) 12, rue Marie Curie BP 2060 F 10010 Troyes Cedex
philippe.cornu@utt.fr, andre.smolarz@utt.fr

* Les noms des auteurs sont dans l'ordre alphabétique.

résumé et mots clés

La protection des droits d'auteur pour des objets numériques comme des images fait appel à des techniques tel le tatouage. Compte tenu du droit, cette protection doit être assurée pour plusieurs dizaines d'années. Du fait de l'évolution technologique, il apparaît intéressant de coupler ces techniques à la détermination d'un identifiant de l'objet numérique. Dans ce contexte, la méthode que nous proposons permet d'abord d'associer une texture à une image, la transformation utilisée étant réversible. La texture obtenue présente un aspect doublement périodique. À partir d'une partie bien choisie de la texture (*i.e.* en tenant compte de la double périodicité), nous montrons qu'il est possible de reconstituer l'image de départ soit à sa taille d'origine (avec perte de qualité, mais le contenu visuel est restitué), soit à une taille réduite (propriété de reconstruction locale), ou augmentée. C'est cette partie extraite de la texture que nous nommons Signature Texturelle de l'Image (STI), et que nous proposons comme caractérisation de l'image. Cet article présente une version détaillée de [7].

Texture, transformation d'images, signature d'image

abstract and key words

Author's copyright protection for digital objects like images uses techniques like watermarking. Due to the technological development, it appears interesting to couple these techniques with the computation of an identification of the digital object. The method we propose in this paper allows us first to associate a texture to the image in such a way that the transformation is reversible (*i.e.* one to one). The texture so obtained has a doubly periodic aspect. From a suitably chosen part of the texture (*i.e.* with respect to the doubly periodic property), we show that it is possible to reconstruct the image with the right size (and with a loss of quality, but the image remains recognizable) or with a reduced size (property of local reconstruction), or a larger one. It is this part of the texture that we call the Textural Signature of the Image (TSI), and that we propose as a characterization of the image. This paper is an expanded version of [7].

Texture, image transformation, image signature

1. introduction

Sans vouloir entrer dans le détail de ce qu'est le Watermarking (voir [10] par exemple), disons qu'un des problèmes de base de ce domaine est de savoir comment protéger les droits d'auteur relatifs à des données numériques comme des images (fixes ou non, monochromes ou couleurs) et ce – selon le code de la propriété intellectuelle – durant la vie de l'auteur et les cinquante années qui suivent (voire soixante-dix dans le cas de compositions musicales) (voir [4], article L.123-1).

Il y a une cinquantaine d'années, il n'était pas possible de prédire ce que seraient les ordinateurs cinquante ans plus tard. Aujourd'hui on construit des ordinateurs ayant des puissances de calcul de 5 voire 10 teraflops. Il ne semble dès lors pas possible de prédire ce que sera l'informatique dans cinquante ans. De ce point de vue, l'émergence d'ordinateurs quantiques modifiera probablement profondément les données du problème. La protection d'objets numériques devant couvrir des périodes longues relativement à l'histoire de l'informatique, les techniques développées doivent rester robustes aux attaques pour des périodes semblables. Il ne semble donc pas possible de garantir à ce jour que des algorithmes robustes aujourd'hui le seront encore demain, et encore moins de prévoir ce que seront les attaques de demain.

Il semble bien actuellement que les seules techniques de marquage ne seront pas suffisantes pour garantir la protection d'objets numériques à moyen terme, et, à plus forte raison, à long terme. Afin, donc, de renforcer des techniques potentiellement faillibles, il peut sembler intéressant d'associer à un marquage – sans précision quant à l'algorithme envisagé – un ou plusieurs éléments caractéristiques calculés à partir de l'image, une sorte de code génétique ou d'empreinte génétique de l'image. D'autre part, il peut être intéressant de protéger un objet numérique sans qu'il soit possible d'y insérer une marque, même invisible, dans la mesure où un tel ajout modifie l'objet original. C'est dans ce contexte (voir [6]) que l'on s'est intéressé au moyen d'associer à une image originale des éléments calculés de sorte que ces éléments permettent l'identification et l'authentification de l'objet. Nous présentons d'abord une transformation image \longleftrightarrow texture ainsi que les propriétés de la texture obtenue qui conduisent à l'identification de la Signature Texturelle de l'Image (STI), puis nous indiquons brièvement les perspectives qu'ouvrent cette signature. Toutes les images référencées dans cet article sont regroupées sur les dernières pages. Cet article présente une version détaillée de [7].

2. mixage

À toute image, il est possible d'associer une texture au moyen d'une transformation sur les pixels de l'image de départ. Cette

transformation étant une permutation ou une composition de permutations, l'association image \longleftrightarrow texture est bijective et donc réversible. Par ailleurs cette transformation n'agit que dans le domaine spatial et elle peut donc s'appliquer indifféremment aux images monochromes ou couleur. Dans le cas d'images couleur (en mode RVB par exemple), il suffit d'appliquer la permutation choisie sur chacun des trois plans image. Dans la partie suivante, nous présentons le principe de la transformation que nous avons choisie.

2.1. principe de la méthode

Comme nous l'avons indiqué dans l'introduction, notre objectif est de définir pour toute image des éléments qui en permettent l'identification. Comme nous allons le voir, un tel élément étant obtenu à partir d'une texture calculée à partir de l'image, nous parlerons de Signature Texturelle de l'Image. En premier lieu, précisons donc ce que nous entendons par Signature Texturelle d'une Image (STI dans la suite). On peut classiquement associer une signature à une image. On parlera de signature faible si :

- la signature caractérise l'image (des images différentes donnent des signatures différentes) ;
- la signature occupe un espace réduit par rapport à la taille de l'image ;
- la signature est calculable facilement (c'est-à-dire rapidement) à partir de l'image.

La signature faible peut être par exemple une empreinte de l'image telle que l'on peut en calculer à l'aide d'une fonction de hachage. Il n'y a donc pas de propriété d'unicité envisageable.

On dira d'une signature que c'est une signature forte si :

- la signature est une signature faible ;
- la signature permet de reconstituer les principaux éléments caractéristiques de l'image ;
- la signature permet de reconstruire l'image à différentes échelles.

La signature forte apparaît comme étant assimilable à un « code génétique » de l'image en ce sens qu'elle permet, par exemple, une reconstruction (légèrement altérée) de l'image à sa taille d'origine.

On cherche donc – à partir d'une transformation d'une image – à identifier une partie du résultat de la transformation qui possède (idéalement) toutes les caractéristiques de l'image, donc, en germe, l'image elle-même. C'est cette partie que nous identifions comme étant la Signature Texturelle de l'Image.

Un tel potentiel existe dans le cas des systèmes dynamiques mixing. Le problème est que la propriété d'être mixing ne peut pas exister dans le cas discret fini (voir [2] par exemple) qui est celui des images numériques.

Faute de place, il n'est pas envisageable d'entrer ici dans les détails de ce que sont les systèmes dynamiques mixings (voir [1]

ou [2] par exemple). Une définition intuitive de transformation mixing est donnée par Arnold et Avez (voir [1] pp. 18-19) : « soit M un shaker rempli d'un liquide incompressible comportant 10 % de gin, 90 % de martini. Supposons que le gin occupe initialement une portion A de M . Après n agitations f , le gin occupe la portion $f^n(A)$. Physiquement, il est naturel d'espérer que, pour n assez grand, la proportion de gin contenue dans un volume quelconque B de M sera de l'ordre de 10 % ». Il apparaît clairement que l'on ne peut pas espérer une telle propriété dans le cas fini. Toutefois, le passage du cas continu au cas fini fait apparaître, pour certaines transformations, des propriétés que nous nommerons quasi-mixings.

Dans notre étude, nous nous basons donc sur une transformation mixing (cas continu) que nous transposons au cas discret fini et qui a la propriété d'être quasi-mixing. Dans l'ensemble des systèmes dynamiques mixings qui sont présentés par Arnold et Avez (voir [1]), notre choix s'est porté sur la Transformation du Boulanger (TB dans la suite).

La décomposition en étapes de cette transformation comporte trois phases :

- transformation par une affinité rendant l'image deux fois plus longue dans le sens des x et deux fois plus étroite dans le sens des y (voir figure 2-a) ;
- découpage vertical en deux parties égales ;
- superposition des deux moitiés pour obtenir l'image transformée de taille identique à celle de l'image de départ (voir figure 2-b).



Figure 2a. – Lena après la première phase de la TB



Figure 2b. – Lena après une itération de la TB

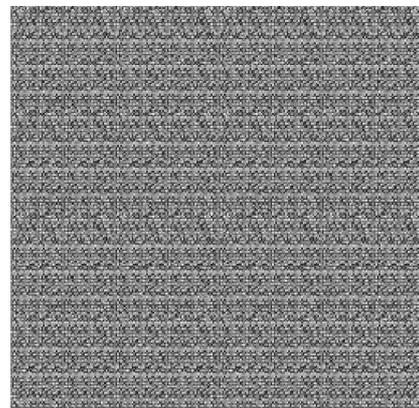
Une image numérique étant un ensemble fini de pixels, la transformation utilisée qui est en fait une permutation (un élément du groupe symétrique), est donc nécessairement périodique et la période (nombre d'itérations de la TB permettant de revenir à l'image initiale) est finie et est fonction des dimensions de l'image. Elle se calcule à partir de la décomposition en cycles de la permutation : la période est le PPCM des longueurs des cycles (voir par exemple [9] pages 48 et 49).

Par exemple, dans le cas de la TB, pour des images de taille $2^n \times 2^n$, la période est de $4n$ itérations (à $2n$ itérations, l'image est reconstruite inversée). Pour des images dont les dimensions ne sont pas des puissances de 2 (ou de 3 ou ...), la fonction qui à la taille associe la période est très irrégulière et varie avec de grandes amplitudes. Dans ce cas, par des compositions de la TB et par des itérations de transformations obtenues par composition de la TB, on calcule rapidement n'importe quel nombre d'itérations. La seule contrainte liée à l'utilisation de la TB (de par sa définition) est que l'image doit avoir un nombre pair de lignes.

L'image transformée obtenue par des itérations de la TB (voir Figure 3-b) présente bien les caractéristiques d'une texture microscopique (voir [3] par exemple). Dans le cas de la figure 3, pour une image de taille $2^n \times 2^n$, la texture présentée est obtenue après n itérations (avec ici $n = 9$).



3-a Image d'origine (512 × 512)



3-b Image transformée

Figure 3. – De l'image à la texture par 9 itérations de la TB

La propriété de quasi-*mixing* (propriété de bien mélanger (statistiquement) les éléments) que l'on met en évidence ci-après permet de définir une signature forte pour toute image numérique monochrome ou couleur.

3. du mixage à la signature d'une image

Comme nous l'avons vu dans la partie précédente, la TB est bijective (donc réversible, et l'on note TB^{-1} la transformation inverse) et périodique. Donc, en partant de la texture de la figure 3-b, on peut revenir à l'image originale (Figure 3-a) soit par $3n$ itérations de TB soit par n itérations de TB^{-1} .

Une autre propriété très intéressante de la TB réside dans le fait que la transformation inverse appliquée à une partie (fenêtre) extraite de la texture (image mixée) permet de reconstruire une image fidèle à l'image originale de même taille que la fenêtre. La figure 4 illustre cet aspect pour des reconstructions à partir de fenêtres carrées de côtés respectifs 128, 64 et 32 pixels. Ces résultats montrent que la texture obtenue par cette transformation présente une grande homogénéité, ce que l'on peut traduire par le fait que les éléments caractéristiques de l'image sont distribués spatialement de façon très homogène et très locale. Il faut toutefois préciser que la reconstruction obtenue avec la Transformation du Boulanger n'est correcte (en terme de ressemblance à l'original) pour une image $2^n \times 2^n$ que pour des fenêtres résultant d'une division de l'image en blocs carrés de taille $2^p \times 2^p$, $p < n$. Pour une fenêtre carrée de taille $2^p \times 2^p$

choisie dans une zone quelconque de la texture, l'image reconstituée présente un aspect structuré mais dont la ressemblance à l'original est assez, voire très éloignée.

D'autre part, à partir de quatre copies du quart supérieur gauche de la texture (Figure 3-b), on peut reconstruire une version certes un peu dégradée mais tout à fait reconnaissable de l'image d'origine (voir Figure 5). De même, à partir de quatre copies de la texture associée à Lena (512 × 512 – Figure 3-b), on obtient une version 1024 × 1024 de Lena. On remarque que la propriété de reconstruction reste valide en prenant deux copies de la moitié de la texture obtenue avec la TB (demi texture supérieure, inférieure, gauche ou droite). On parlera donc dans la suite de propriété de reconstruction.

Enfin, signalons deux propriétés de la reconstruction d'une image présentée ci-dessus :

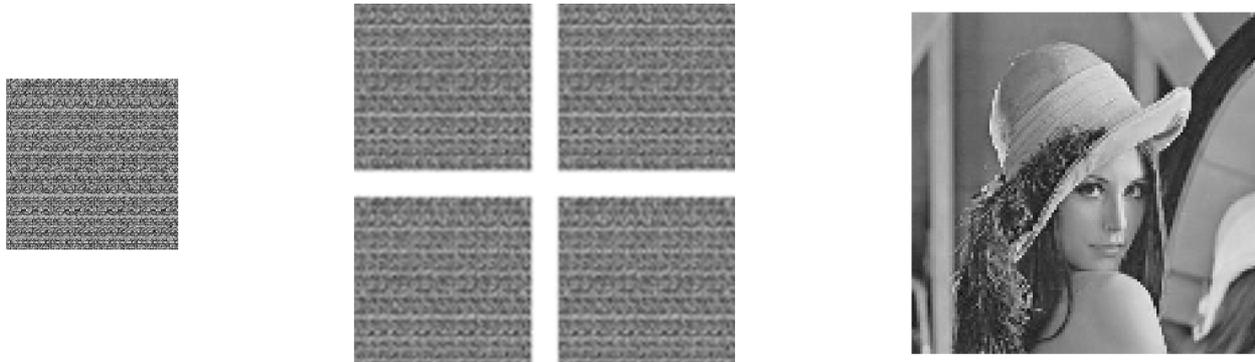
- une rotation (90°, 180° ou 270°) effectuée sur la partie de texture utilisée se retrouve sur l'image reconstituée (pour toutes les échelles) ;
- une symétrie axiale par rapport à un côté de la partie de texture utilisée se trouve transférée à l'image reconstruite (pour toutes les échelles ici aussi).

Ces propriétés de reconstruction à partir d'une partie convenablement choisie de la texture sont liées à la double périodicité visible sur la figure 3-b (qui peut être mise en évidence par une TF) et qui est une des caractéristiques du quasi-*mixing*.

Dans le cas général (taille quelconque), selon le nombre d'itérations que l'on effectue, on peut obtenir des textures très différentes. Le problème est donc alors de déterminer la « meilleure » texture qui permette ensuite d'identifier la partie qui constituera la STI. Cette question a été étudiée dans [5], ce



Figure 4. – Reconstruction à différentes échelles à partir de fenêtres extraites de la figure 3-b.



5-a Quart de texture

5-b Justaposition de 4 parties identiques

5-c Lena reconstruite

Figure 5. – Reconstruction de Lena à la taille 512×512 par duplication d'une fenêtre 256×256 extraite de la figure 3-b.

qui a permis – entre autres – la détermination de la valeur n comme nombre optimal d'itérations dans le cas d'images de taille $2^n \times 2^n$.

Les observations précédentes nous ont conduit à proposer de définir la Signature Textuelle d'une Image à partir de la texture qui est calculée par des itérations de la TB. La signature est alors constituée d'une fenêtre extraite de l'image de texture comme indiqué ci-dessus. Il convient de noter ici que la texture calculée à partir de l'image est unique car obtenue à l'aide d'une transformation bijective itérée, mais qu'en revanche, la STI résultant d'un choix d'une partie de cette texture, cette propriété n'est pas conservée. Toutefois, il est important de noter que deux images sémantiquement différentes donneront nécessairement des STI différentes comme on peut le voir à l'aide de la propriété de reconstruction.

4. caractérisation statistique de la STI

Les propriétés énoncées ci-dessus présentent un grand intérêt pour définir à partir de la texture obtenue une signature de l'image originale. Si l'on choisit par exemple d'utiliser une description de la texture au moyen d'attributs statistiques calculés sur une fenêtre, on pourra alors fournir un ensemble de caractéristiques numériques de la signature.

Nous avons mené un essai dans ce sens sur un ensemble de 51 images de visages. Ces images sont des photos d'identité en niveaux de gris, de taille 128×128 pixels. Après avoir mixé chaque image, nous avons calculé sur des fenêtres de tailles variables les 12 premiers attributs de cooccurrence définis par Haralick *et al.* [8]. Nous avons alors procédé à une classification simple des fenêtres reposant sur la distance euclidienne. Bien que la distribution des vecteurs d'attributs semble proche d'une

distribution gaussienne, la distance de Mahalanobis était difficilement exploitable ici étant donné le faible effectif des classes. Nous avons donc opté pour la distance euclidienne. L'apprentissage a été fait sur la moitié des fenêtres, l'autre moitié constituant l'ensemble test. Le tableau 1 présente les taux de bonne reconnaissance obtenus pour différentes tailles de fenêtres. Les figures 1-a et 1-b représentent les classes dans le plan des attributs F4 (variance) et F6 (moyenne des sommes) pour les tailles de fenêtres 32×32 et 64×64 pixels. Les résultats indiquent que la signature ainsi définie permet une représentation discriminante d'un ensemble d'images. Il s'agit d'un essai mené sur un ensemble de taille modeste (51) mais les taux de bonne reconnaissance présentés sont néanmoins significatifs compte tenu de la taille des fenêtres sur lesquelles ont été estimés les attributs de cooccurrence. On peut, par ailleurs, observer sur les figures 1-a et 1-b une bonne dispersion inter classes

Tableau 1.

16×16		32×32		64×64	
App.	Test	App.	Test	App.	Test
82 %	82 %	96.8 %	95.8 %	99 %	98 %

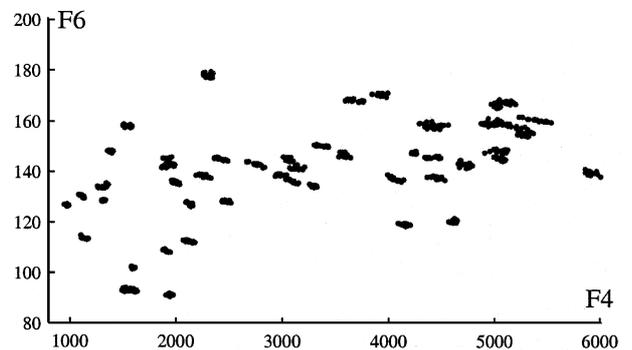


Figure 1-a. – Taille des fenêtres 32×32 .

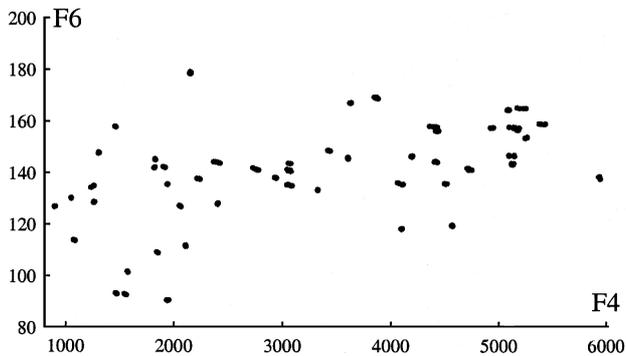


Figure 1-b. – Taille des fenêtres 64×64 .

relativement à la dispersion intra classe.

Cette dernière remarque permet d'ajouter que les attributs de cooccurrence sont, dans ce contexte, assez peu sensibles au facteur d'échelle. En effet, comme le montre la figure 4, les fenêtres de textures sur lesquelles sont estimés les attributs correspondent, par TB inverse, à des répliques à des tailles inférieures, de l'image originale. Sur les figures 1-a et 1-b on peut observer que les classes correspondant à chaque image se situent dans les mêmes régions de l'espace de représentation et ceci pour les deux tailles de fenêtres présentées. À titre indicatif, lorsque l'apprentissage est réalisé sur les fenêtres de taille 64×64 pixels (4 par classe), les fenêtres de taille 32×32 sont correctement classées avec un taux de bonne reconnaissance de 82,6 %. À l'inverse si on réalise l'apprentissage sur les fenêtres de taille 32×32 pixels (16 par classe), les fenêtres de taille 64×64 sont correctement classées avec un taux de bonne reconnaissance de 83,3 %.

5. conclusion et perspectives

Par rapport à l'objectif indiqué dans l'introduction, nous pouvons dire que la Signature Textuelle d'une Image telle que nous l'avons définie à l'aide de la Transformation du Boulanger répond aux critères fixés lors de la définition de signature forte. Nous étant placés dans un cadre d'identification/authentification d'une image originale, nous avons vu que la STI est invariante par rapport à des symétries et à des rotations. En revanche nous n'avons pas envisagé le cas de transformations pouvant altérer l'image, telle que JPEG. Il sera intéressant d'étudier l'impact d'altérations de l'image sur la STI.

Dès lors, plusieurs voies peuvent être explorées et exploitées à partir de ce type de transformation :

- concernant la TB, pour les images en puissance de 2, la relation est simple entre l'exposant, la période et le nombre d'itérations nécessaires pour obtenir la texture de laquelle est extra-

ite la STI. Dans le cas général il serait intéressant d'étudier l'existence d'une telle relation afin de pouvoir traiter les images de taille quelconque aussi simplement que les images en puissance de 2 ;

- transformations quasi-mixings : à partir de l'étude de plusieurs systèmes dynamiques mixings (comme ceux proposés dans [1]) et de leur adaptation au cas discret fini, il sera intéressant d'obtenir des caractérisations des transformations quasi-mixings afin de pouvoir être en mesure de spécifier de telles transformations « à la demande » ;
- les textures ainsi obtenues présentent une grande homogénéité. Les approches visant à extraire des attributs de texture ou à modéliser la texture peuvent donc ici permettre de disposer d'un large ensemble de descripteurs discriminants pouvant constituer la signature d'une image. Cet aspect peut présenter un intérêt important dans le cadre de l'authentification, de la classification et de la reconnaissance d'images (voir [11]). Les résultats présentés ici ont été obtenus par une classification très simple, ce qui nous encourage à approfondir et affiner ces investigations dans un contexte plus large. Par ailleurs nous travaillons sur la recherche et la définition d'attributs statistiques sur les images couleur ;
- les propriétés de transformations de ce type reposent sur l'homogénéité de la texture obtenue et aussi sur l'aspect périodique des permutations des pixels. Ce second aspect permet de reconstituer une version de l'image originale en n'utilisant qu'une fenêtre de la texture qui lui est associée. Bien entendu, l'image ainsi reconstituée n'a plus les mêmes dimensions ni résolution que l'image originale mais le contenu visuel est restitué. Les répliques ainsi obtenues peuvent être utilisées également dans le cadre de l'authentification, de la classification, de la reconnaissance et de la segmentation d'images.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Arnold, V. I., Avez A., « Problème ergodiques de la mécanique classique », *Monographies Internationales de Mathématiques Modernes n° 9*, Gauthier-Villars, Paris 1967.
- [2] Billingsley P., « Ergodic Theory and Information », John Wiley & Sons, Inc., New-York 1965.
- [3] Cocquerez J.-P., Philipp S., « Analyse d'images : filtrage et segmentation », Masson, Paris, 1995.
- [4] Code de la propriété intellectuelle, *Journal officiel de la République Française*, 1994.
- [5] Cornu Ph., Smolarz A., « Caractérisation de la signature textuelle d'une image », *actes du 18^{ème} colloque GRETSI'01*, 10-13 septembre 2001, Toulouse, Tome 1, pp. 359-362.
- [6] Cornu Ph., Smolarz A., « Watermarking: from constraints to specifications », *Proceedings of the seventh international conference on Advanced Computer Systems ACS'2000*, Szczecin – Poland, 23-25 October 2000, pp. 439-444.
- [7] Cornu Ph., Smolarz A., « Caractérisation d'images par textures associées », *Journée Thématique 2000 du GDR-PRC ISIS : Signal et image au service de la sécurité dans la société de l'information*, CNRS - Meudon, 10 Octobre 2000.

- [8] Haralick R.M., K. Shanmugam, Its'hak Dinstein, « Textural Features for Image Classification », *IEEE Trans. on systems, man & cybernetics*, Vol. SMC-3, n° 6, pp. 610-621 Nov 1973.
- [9] Jacobson N., « Basic Algebra I », *Second Edition*, W. H. Freeman & Co, 1985.
- [10] Katzenbeisser S., Petitcolas F. A. P., « Information hiding », *Artech House Publishers*, 2000.
- [11] Smolarz A., Cornu Ph., « Transformation d'images pour la modélisation et l'extraction de caractéristiques statistiques », *Actes de la journée thématique « Coopération Analyse d'Images et Modélisation » (CoopANIM) EEA-ISIS*, 14 juin 2001, Lyon, pp. 18-23.

Manuscrit reçu le 14 novembre 2001

LES AUTEURS

Philippe CORNU



Philippe CORNU a soutenu sa thèse de troisième cycle à l'Université de Montpellier et sa thèse d'État à l'UTC. Il est enseignant-chercheur à l'UTT depuis 1997 où il enseigne la programmation et la sécurité des systèmes d'information. Ses travaux de recherche au sein du LM2S concernent l'analyse d'images.

André SMOLARZ



André SMOLARZ a soutenu une thèse de Docteur-Ingénieur à l'UTC en 1982. Depuis 1994 il est enseignant-chercheur à l'UTT où il enseigne les probabilités, les statistiques et la reconnaissance des formes. Ses travaux de recherche au sein du LM2S concernent la modélisation de texture et l'analyse d'images.