

DETECTION D'EVENEMENTS EN IMAGERIE MULTISOURCE.

Fabrice HEITZ , Henri MAITRE

ENST, Laboratoire Image, 46, rue Barrault, 75013 PARIS.

Résumé.

Un certain nombre d'outils statistiques ont été proposés dans la littérature pour mettre en évidence les changements intervenant dans les séquences temporelles d'images. Ces méthodes sont peu adaptées lorsqu'il s'agit de détecter les événements différenciant les images d'une même scène, acquise dans des longueurs d'onde différentes. Un modèle de prédiction linéaire est utilisé ici pour traduire la dépendance interimage dans ce cas, et une méthode de mise en évidence des changements intéressants est proposée. Nous l'appliquons à l'analyse d'oeuvres d'art, en cherchant à améliorer la visibilité des peintures sous-jacentes dans des couples RX-Visible d'un même tableau.

Abstract.

Several statistical methods have been proposed to detect temporal changes in image sequences. Unfortunately, conventional schemes are not efficient to detect changes between images recorded in different spectral bands. We propose, in this case, to express the dependency between images via linear prediction modeling, and a method is developed to emphasize the relevant changes. As an application, couples of X-ray and visible images of paintings are processed to reveal underlying paintings.

1. Introduction.

Le traitement digital de couples d'images multisources d'une même scène intervient dans des domaines d'application aussi nombreux que variés. Bien que des processus physiques fort différents entrent en jeu dans la formation de ces images, il est clair que des dépendances fonctionnelles fortes, mais souvent inconnues, existent entre elles. Ces dépendances peuvent par exemple s'exprimer sous forme d'un modèle mathématique mettant en jeu les variables d'intensité et d'espace, et permettant de prédire, en partie du moins, une image à partir de l'autre prise comme référence.

Mais la richesse d'un couple multisource réside bien entendu dans les informations originales qui distinguent l'image traitée de l'image de référence et que l'on peut interpréter comme des "événements". La détection des événements permet de rendre plus lisibles certaines structures qui sont souvent noyées dans l'information commune aux deux images.

La détection automatique de changements interimages s'est révélée être un sujet d'intérêt dès le début des années 70, lors du traitement de séquences temporelles d'images aériennes, radar ou satellite <1-3>. Les approches proposées supposent toutes une quasi invariance des scènes analysées, sauf aux points où les changements interviennent. Elles mettent en oeuvre des outils statistiques divers tels que corrélation <1>, histogrammes conjoints <2>, ou tests statistiques <3,4> interimages.

Remerciements.

Nous remercions vivement le Laboratoire de Recherche des Musées de France pour son étroite collaboration, ainsi que le Ministère de la Culture qui finance cette étude.

Price <5>, par contre, élabore une description symbolique des scènes analysées, en extrayant certaines primitives des régions obtenues par une segmentation préalable des images. La détection des changements s'effectue alors au niveau symbolique.

Lorsque l'on s'intéresse à des couples d'images provenant de sources physiques différentes, dans lesquelles les changements sont beaucoup plus importants, des tests statistiques locaux sont insuffisants, et un modèle d'image, même rudimentaire, s'avère nécessaire.

Dans notre cas, l'image de référence du couple analysé sera supposée constituée d'une mosaïque d'objets physiquement homogènes qui ont chacun leur correspondant dans l'autre image. A chaque zone-objet de l'image de référence sont associés les paramètres d'un modèle stationnaire de prédiction interimage.

La physique des phénomènes, reposant sur l'interaction onde électromagnétique-matière, conduit à des modèles complexes qui présentent de nombreuses inconnues. Une simplification au premier ordre consiste à exprimer la dépendance fonctionnelle par un modèle de régression multilinéaire entre images centrées. Un événement sera défini dans ce contexte comme le résidu de l'opération de prédiction linéaire sur des signaux centrés.

Une autre approche, que nous n'envisagerons pas ici, consiste à décrire séparément chaque image par un modèle paramétrique (AR, ARMA, ARIMA...) et à détecter les ruptures simultanées dans les deux modèles <6>.

Nous appliquons la détection d'événements à l'analyse d'oeuvres d'art provenant du Musée du Louvre, dans le but de mettre en évidence des compositions sous-jacentes (ou "Repentirs") qui



apparaissent souvent dans les clichés radiographiques de peintures <7>. Ces compositions sous-jacentes, invisibles dans l'oeuvre aboutie, correspondent aux divers remaniements et hésitations de l'artiste dans la construction de l'oeuvre finale. Elles fournissent des informations précieuses sur l'histoire de l'élaboration d'une oeuvre peinte <8>.

Malheureusement, dans les clichés radiographiques, les repentirs se mêlent intimement aux éléments de l'oeuvre finale ce qui les rend souvent peu lisibles. Le traitement d'un couple multisource "Visible - Rayons X" (Fig. 1) vise à obtenir une forte atténuation de la contribution de l'image visible dans la radiographie, et ainsi à rendre plus aisée l'interprétation des repentirs par l'historien d'art.



Fig. 1 : Couple multisource.
Haut : image visible ("Muse"
par Lesueur).
Bas : radiographie (on peut
observer un repentir au niveau
du visage).

2. Régression multilinéaire interimage.

Dans notre application, la numérisation de l'image radiographique nous restitue une image des densités optiques. Chaque couche de matière contribue donc de façon additive à l'image finale:

$$X(x,y) = C(x,y) + R(x,y) \quad (1)$$

où : $X(x,y)$ désigne l'image radiographique
 $C(x,y)$ est la contribution de l'image
visible dans la radiographie ,
et $R(x,y)$ correspond au repentir.

Une bonne correspondance entre images visible et radiographique est obtenue grâce à un recalage, avec recherche visuelle d'amers. La déformation géométrique est modélisée par la combinaison d'une homothétie, d'une rotation et d'une translation dont les paramètres sont estimés, au sens des moindres carrés, à partir des positions des amers. Le choix des amers peut être délicat lorsque les deux images à recaler sont visuellement très différentes.

La contribution $C(x,y)$ est alors définie comme la partie de l'image radiographique, linéairement prédictible à partir de l'image visible. Le modèle de régression multilinéaire adopté permet ainsi de traduire les corrélations qui peuvent exister entre les deux images. Le résidu de la prédiction sera assimilé à l'évènement à estimer $R(x,y)$.

L'image radiographique correspondant physiquement à une carte de densités atomiques, un modèle de prédiction interimage n'est valide que localement, dans une zone physiquement homogène. Nous adopterons donc des modèles stationnaires par morceaux, sur les zones homogènes connexes de l'image visible. Une deuxième étape du traitement consiste donc, après recalage, à venir segmenter l'image visible en N zones homogènes. Une version modifiée de l'algorithme de Partage et Réunion, proposée par SUK <9> est mise en oeuvre à cet effet. Elle présente l'avantage, par rapport à la méthode originelle de Partage et Réunion, de permettre un suivi dans les zones de faible gradient, et de définir les contours de zones avec une meilleure précision (Fig. 2).



Fig. 2 : Segmentation de l'image
visible par la méthode de Suk.
Haut : image originale.
Bas : image segmentée (182 zones).
Chaque zone est représentée
par sa valeur moyenne dans
l'image originale.

A chaque zone de segmentation Z_i de l'image visible est associé le modèle de régression suivant:

pour $(x,y) \in Z_i$:

$$\hat{X}(x,y) = C(x,y) = \sum_{(k,l) \in W} a_i(k,l) V(x-k,y-l) + b_i \quad (2)$$

i variant de 1 à N

où V désigne l'image visible, $a_i(k,l)$ et b_i sont les paramètres du modèle, et W correspond au voisinage choisi pour le modèle.

Le modèle ainsi défini est identifié au sens des moindres carrés sur $X(x,y)$, conduisant à l'expression classique des équations normales.

Pour éliminer le biais introduit par les composantes moyennes des images traitées, l'estimation s'effectue sur des signaux centrés. La segmentation garantit la stationnarité de l'image visible dans la zone d'apprentissage. L'image radiographique contient, par contre, de fortes non stationnarités en valeur moyenne, induites par la présence des repentirs. On peut obtenir des signaux approximativement centrés en venant soustraire de chaque image une estimée locale E_1 de la valeur moyenne obtenue sur une fenêtre de taille réduite:

$$\bar{X}(x,y) = X(x,y) - E_1(X)(x,y) \quad (3)$$

$$E_1(X) = E_1(C) + E_1(R) \quad (4)$$

L'estimée locale peut être un filtre moyenneur ou encore un filtre médian qui présente l'avantage de préserver les contours (dans ce dernier cas, l'équation (4) n'est plus qu'une approximation).

La prédiction linéaire s'effectuant sur des signaux centrés, le résidu est lui-même un signal centré correspondant aux détails fins du repentir. La prédiction permet ainsi de filtrer les détails significatifs fortement corrélés entre images visible et radiographique.

3. Estimation de la valeur moyenne du repentir.

Pour que le traitement soit complet, il faut venir restituer la composante moyenne du repentir, que la prédiction linéaire a éliminée. Cette composante, d'après l'équation (4) se compose de 2 termes:

$$E_1(R) = E_1(X) - E_1(C) \quad (5)$$

Le terme inconnu $E_1(C)$ peut être évalué moyennant quelques hypothèses supplémentaires.

Comme la zone Z_i de l'image visible segmentée est stationnaire, l'hypothèse faite d'un filtre linéaire interimage nous conduirait, en l'absence de repentirs, à une valeur moyenne constante dans la zone correspondante de l'image radiographique. Cette hypothèse est cependant trop restrictive pour les images traitées où l'on observe des non stationnarités à évolution lente, même lorsqu'il n'apparaît pas de repentirs. Ce phénomène s'explique par les variations locales de l'épaisseur de la couche picturale qui dépend de la manière qu'adopte

le peintre pour appliquer sa touche. Ces variations d'épaisseur se traduisent par des variations lentes de la densité dans l'image radiographique. Pour nos couples multisources, un modèle au premier ordre fournit une bonne approximation dans la zone Z_i :

$$E_1(C)(x,y) = e_i x + f_i y + g_i \quad (6)$$

$$E_1(R)(x,y) = E_1(X)(x,y) - e_i x - f_i y - g_i \quad (7)$$

L'identification des paramètres e_i , f_i et g_i de la zone Z_i s'effectue en imposant la continuité globale de $E_1(R)$, le long des frontières des zones définies par la segmentation de l'image visible (Fig. 3).

La condition de continuité permet simplement de supprimer dans l'image aux rayons X la composante moyenne de la contribution du visible. Elle a pour effet parasite de venir également atténuer le repentir lorsque sa moyenne locale et celle de la contribution du visible ont des frontières qui coïncident.

La fonction à minimiser s'écrit:

$$F = \sum_{(i,j)} \int_{\Gamma_{ij}} (E_1(R)(x_i, y_i) - E_1(R)(x_j, y_j))^2 dl \quad (8)$$

où $\Gamma_{i,j}$ désigne la frontière commune à Z_i et Z_j , et (x_i, y_i) et (x_j, y_j) est un couple de points en correspondance de part et d'autre de la frontière (Fig. 4).

La minimisation de cette forme quadratique conduit à $3N$ équations linéaires à $3N$ inconnues: e_i , f_i et g_i pour $i=1, N$.

4. Conclusion.

La méthode de détection de changements interimages proposée peut donc se décomposer en 4 étapes:

- 1) un recalage par amers entre images radiographique et visible. Cette étape réclame une grande précision pour une bonne correspondance interimage,
- 2) une segmentation de l'image visible utilisant un algorithme de Partage et Réunion,
- 3) une prédiction linéaire sur les zones de segmentation visant à filtrer les détails fortement corrélés entre images aux rayons X et image visible,
- 4) une étape de restitution de la composante moyenne du repentir mettant en jeu une contrainte de continuité spatiale des repentirs.

Par sa généralité, il est envisageable d'adapter ce traitement à d'autres domaines de l'imagerie multisource tels que l'imagerie satellite, sous-marine, biomédicale ou de surveillance.

5. Bibliographie.

- <1> J.G. Kawamura, "Automatic Recognition of Changes in Urban Development from Aerial Photographs", IEEE Trans. on Syst. Man and Cyber., Vol 1, No 3, July 1971, pp 230-239.



- <2> R.L. Lillestrand , "Techniques for Change Detection ", IEEE Trans on Comp., Vol 21, No 7, July 1972, pp 654-659.
- <3> H.J. Eghbali , "K-S Test for Detecting Changes from Landsat Imagery Data", IEEE Trans on Syst. Man and Cyber., Vol 9, No 1, January 1979, pp 17-23.
- <4> Y.Z. Hsu, H.H. Nagel and G. Rekers , "New Likelihood Tests for Change Detection in Image Sequences", Comp. Vis. Graph. and Image Proc., Vol 26, No 1, April 1984, pp 73-106.
- <5> K. Price and R. Reddy , "Change Detection and Analysis in Multispectral Images", 5th IJCAI, Cambridge, 1977, pp 619-625.
- <6> M. Basseville , Changes in Statistical Models: Various Approaches in Automatic Control and Statistics, INRIA: Rapport de Recherche No 72, INRIA Rocquencourt, 1981.
- <7> J.R. Druzik ,D.L. Glackin, D.L. Lynn and R. Qu iros , "The Use of Digital Processing to Clarify the Radiography of Underpainting", J. Amer. Inst. Conservation, Vol 22, 1982, pp 49-56.
- <8> M. Hours , Les Secrets des Chefs-d'Oeuvre, Denoël-Gonthier Ed., Paris 1982.
- <9> M. Suk and S.M. Chung , "A New Image Segmentation Technique Based On Partition Mode Test", Pattern Recognition, Vol 16, No 5, 1983, pp 469-480.

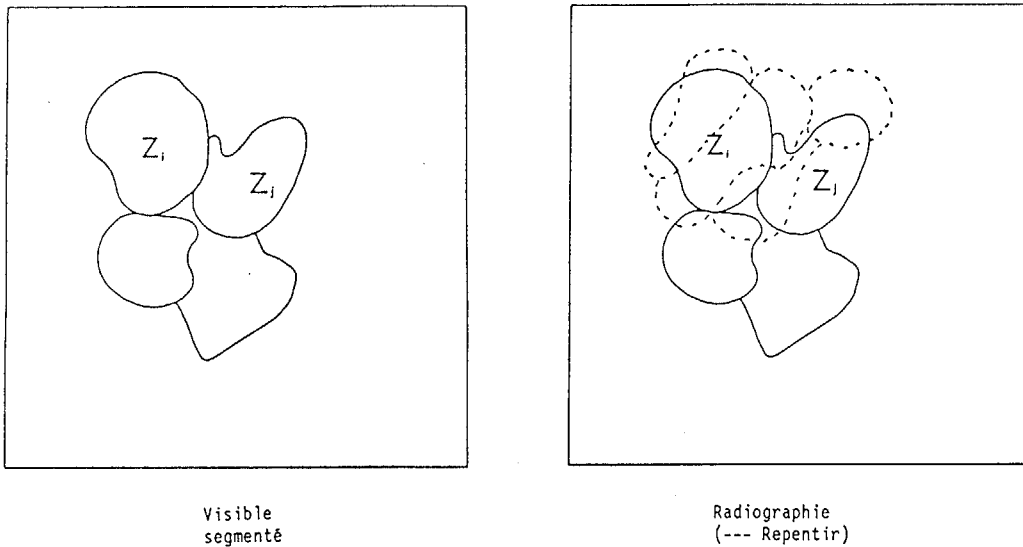


Fig. 3 : Zones de segmentation de l'image visible et du repentir (l'image des repentirs doit être continue le long des frontières des Z_i).

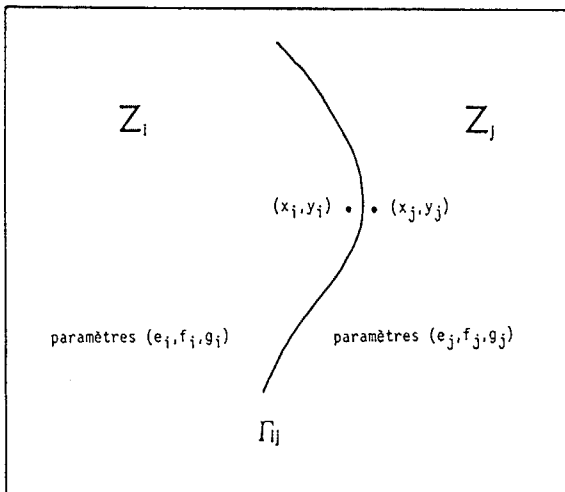


Fig. 4 : Continuité le long des frontières Γ_{ij} .