

## UNE METHODE DE MOINDRES CARRÉS RECURSIFS POUR LA DETECTION DE ZONES DE CARACTERES DANS UNE IMAGE BRUITEE

Pierre COURTELLEMONT - Christian OLIVIER

### LACIS-ITEPEA

UFR des Sciences, Université de ROUEN, BP 118,  
76134 Mont-Saint-Aignan Cédex, FRANCE

#### RÉSUMÉ

Une méthode de localisation de zones de caractères en image bruitée est proposée, constituant la première étape d'une reconnaissance automatique d'immatriculation sur conteneurs et plaques minéralogiques. L'image de fond est modélisée par un signal AR, vectoriel, d'ordre  $p$ . Pour tenir compte des changements lents des caractéristiques de cette image, une technique d'adaptation par blocs des paramètres permet la détection des zones de rupture, c'est à dire des zones de caractères.

#### ABSTRACT

A method of characters areas localization in noisy image is proposed, constituting the first treatment of automatic recognition of container or wagon identity numbers, or registration plates of cars. The image background is modeled by a vectorial  $p$ -order AR signal. In order to take into account slow changes of characteristics in this image, an adaptation by block of parameters allows a detection of rupture areas, that is to say the detection of characters areas.

#### Introduction

La localisation et l'extraction de caractères dans une image bruitée, sur 256 niveaux de gris, est évidemment plus complexe que sur une image binarisée. L'analyse des pixels en niveaux de gris doit tenir compte d'autres objets que les caractères, tels que taches de rouille, salissures ou ombres. De la qualité de cette segmentation, dépendra les résultats de reconnaissance des caractères.

Différentes méthodes permettent l'extraction des zones de caractères à partir d'informations pertinentes telles que la présence de segments parallèles démarrant à la même ordonnée ou le nombre de transitions sur chaque ligne (Mullot). Nous proposons, pour la détection de ces zones de caractères, un algorithme fondé sur les moindres carrés récursifs, avec une récurrence par blocs successifs de  $N$  pixels. En effet, dans les cas considérés, on montre que l'image de fond peut-être convenablement modélisée par un AR, ce qui permettra l'élimination des tâches et ombres de niveau de gris comparable à celui des caractères par une méthode de détection à double seuillage.

Ces algorithmes ont été validés sur un grand nombre d'images de 512x512 pixels, sur 256 niveaux de gris, issues de photographies noires et blancs de conteneurs, wagons ou véhicules vues de face.

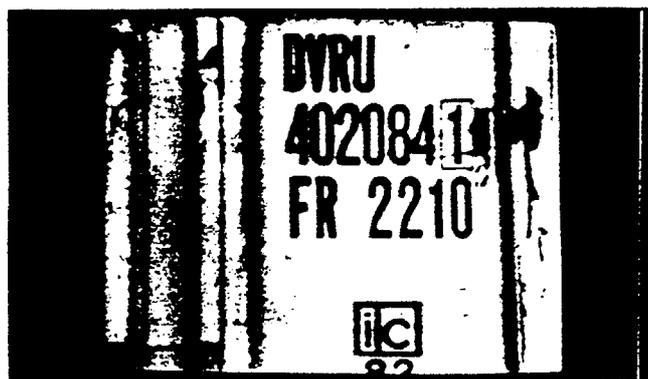


fig.1: Image en 16 pseudo-couleurs d'un conteneur dont l'immatriculation est à localiser puis à reconnaître.

#### 1 - METHODE

L'image de fond analysée horizontalement est modélisée par un AR d'ordre  $p$ :

$$y_k = - \sum_{i=0}^p a_i y_{k-i} + w_k \quad (1)$$

où l'observation  $y_k$  est le niveau de gris d'un pixel à la position  $k$  sur la ligne et  $w_k$  une entrée non mesurable, notée  $e_k$  s'il



s'agit d'un bruit blanc gaussien;  $(-a_1, \dots, -a_p)$  est le vecteur transposé des paramètres. L'idée d'une telle modélisation n'est pas nouvelle; citons par exemple (Mc Cormick) en 1974 pour la caractérisation de textures par les coefficients de modèle AR.

Les caractéristiques de l'image de fond sont lentement variables sur une ligne, mais sur un bloc de  $N$  pixels consécutifs, le processus peut être considéré comme stationnaire.

A partir d'un bloc indicé par  $L$ , une matrice  $Y_L$  d'observations est construite, contenant les  $N$  pixels  $(y_{N(L-1)+p}, \dots, y_{NL+p-1})$  du bloc ainsi que les  $(p-1)$  derniers pixels du bloc précédent  $(L-1)$ :

$$Y_L = \begin{pmatrix} y_{NL+p-1} & \dots & y_{N(L-1)+p} \\ \vdots & & \vdots \\ y_{NL} & \dots & y_{N(L-1)+1} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Le gain paramétrique sur le bloc  $L$  sera noté  $Y_L Y_L^t$ . A la fin du bloc  $L$ , au pixel  $NL+p$ , le gain noté  $F_L$  est obtenu par l'équation de récurrence:

$$F_L^{-1} = F_{L-1}^{-1} + Y_L Y_L^t \quad (3)$$

Posons:

$$S_L = S_{L-1} + Y_L \begin{bmatrix} y_{NL+p} \\ \vdots \\ y_{N(L-1)+p+1} \end{bmatrix} \quad (4)$$

le vecteur estimé des paramètres  $A_L$ , de dimension  $p$ , à l'issue de l'observation  $y_k$  vérifie l'équation de Yule-Walker:

$$A_L = F_L S_L \quad (5)$$

Le lemme d'inversion matricielle appliqué au gain paramétrique donne:

$$F_L = F_{L-1} - F_{L-1} Y_L (Y_L^t F_{L-1} Y_L + I_N)^{-1} Y_L^t F_{L-1} \quad (6)$$

qui, remplacée dans (5), donne, grâce à (4):

$$A_L = A_{L-1} + F_L Y_L \left( \begin{bmatrix} y_{NL+p} \\ \vdots \\ y_{N(L-1)+p+1} \end{bmatrix} - Y_L^t A_{L-1} \right) \quad (7)$$

soit:

$$A_L = A_{L-1} + F_L Y_L E_L \quad (8)$$

où  $E_L$  est le vecteur des erreurs a priori, de dimension  $N$ ;  $I_N$  est la notation de la matrice identité dans  $\mathbf{R}^N$ .

A la formule (6), nécessaire à l'établissement de la formule de récurrence (8), il sera préférée l'inversion directe de  $F_L^{-1}$  de dimension  $p \times p$  ( $p \ll N$ ). Avec l'algorithme de Choleski, nous obtenons comme évaluation du nombre d'opérations élémentaires  $O(0,5p^2N)$  alors qu'une méthode des moindres carrés récursifs classiques donneraient  $O(1,5p^2N)$ .

Le traitement par bloc permet donc de modéliser plus rapidement le tracé de fond, mais aussi de faciliter la détection des non-stationnarités (caractères) car les prédictions sur un

bloc sont obtenues avec les paramètres AR calculés sur l'image de fond du bloc précédent, augmentant ainsi les erreurs de prédiction aux changements de modèles.

Il est possible de considérer  $q$  lignes consécutives de pixels; 2 approches peuvent alors être envisagées:

- soit les lignes sont considérées comme indépendantes, et cette hypothèse semble suffisante pour la détection de zones de caractères sur les conteneurs ou plaques minéralogiques,

- ou bien les lignes sont considérées comme dépendantes, hypothèse plus réaliste mais au traitement plus long. Néanmoins, cette dernière hypothèse devrait permettre une reconnaissance plus facile des caractères, par une reconstitution éventuelle des caractères dégradés.

L'image de fond analysée horizontalement par bandes de  $q$  lignes est modélisée encore par un AR vectoriel d'ordre  $p$ . Ainsi la matrice  $A_L$  des paramètres s'écrit::

$$A_L = - \begin{pmatrix} a^1_{1,1} \dots a^1_{p,1} \dots a^1_{1,q} \dots a^1_{p,q} \\ \vdots \\ a^q_{1,1} \dots a^q_{p,1} \dots a^q_{1,q} \dots a^q_{p,q} \end{pmatrix} \quad (9)$$

avec :  $(a^m_{1,j}, \dots, a^m_{p,j}) = (0, \dots, 0)$  si  $m \neq j$  dans le cas de voies indépendantes.

Dans le cas de l'hypothèse de voies indépendantes, posons:

$$Y_L = \begin{pmatrix} Y_{L,1} & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & Y_{L,q} \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad F_L = \begin{pmatrix} F_{L,1} & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & F_{L,q} \end{pmatrix}$$

où  $Y_{L,i}$  et  $F_{L,i}$ ,  $i \in \{1, \dots, q\}$  sont les matrices d'observations et de gain paramétrique de la voie  $i$ . On obtient toujours:

$$A_L = A_{L-1} + F_L Y_L E_L \quad (10)$$

où :

$$E_L = \begin{pmatrix} E_{L,1} & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & E_{L,q} \end{pmatrix}$$

Il s'agit donc d'un traitement de  $q$  cellules élémentaires scalaires, mais cette écriture permet d'envisager une détection globale sur les  $q$  lignes grâce à l'hypothèse d'indépendance.

Dans le cas de voies dépendantes, la corrélation de lignes se traduit par:

$$Y_L Y_L^t = \begin{pmatrix} Y_{L,1} Y_{L,1}^t & \dots & Y_{L,1} Y_{L,q}^t \\ \vdots & & \vdots \\ Y_{L,q} Y_{L,1}^t & \dots & Y_{L,q} Y_{L,q}^t \end{pmatrix}$$

d'où, toujours, la formule de mise à jour (10) mais avec:

$$E_L = (E_{L,1} \dots E_{L,q})$$

Notons que la modélisation, plus précise dans ce cas, permet de réduire l'ordre  $p$ .

## 2 - APPLICATION A L'IMAGE

### 2.1 - Modélisation de l'image de fond

Sur un ensemble d'images de conteneurs et de véhicules, ont été étudiés l'influence de l'ordre  $p$  de l'AR ( $p = 2$  à  $6$ ), le nombre de lignes  $q$  ( $q = 2$  à  $4$ ), le nombre de pixels par fenêtre d'adaptation. On donne ici les résultats pour  $p=2$ ,  $q=4$  sous l'hypothèse de voies indépendantes. On trouvera en figures 2, deux images typiques sur lesquelles seront présentés nos résultats:



fig. 2a: conteneur



fig. 2b: plaque minéralogique

Les figures 3 montrent, respectivement, les lignes n°250 (on reconnaît le haut des caractères FR 2210) et n° 298 des images précédentes; y figurent l'observation, la prédiction et l'erreur  $e_k$ .

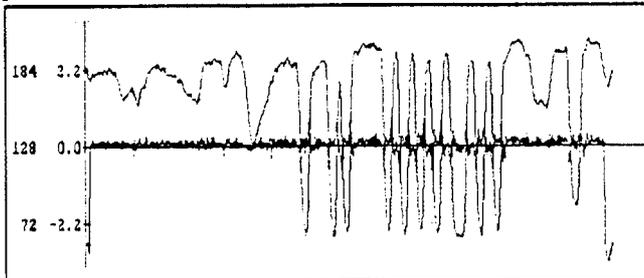


fig.3a: conteneur, ligne n° 250.

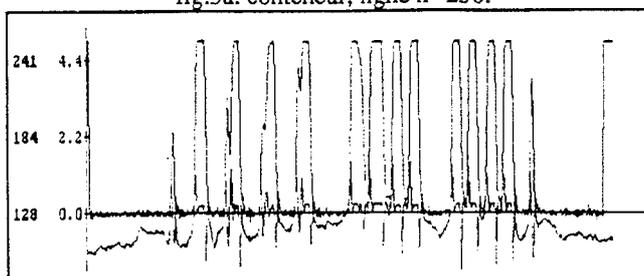
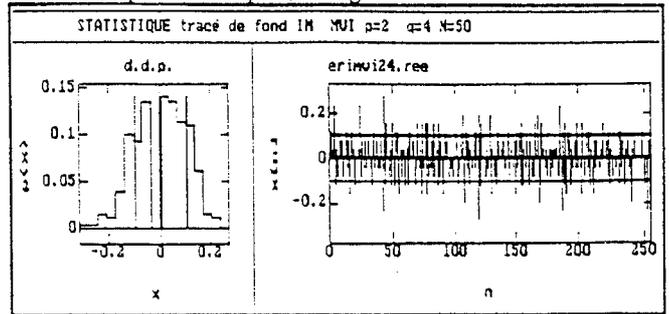


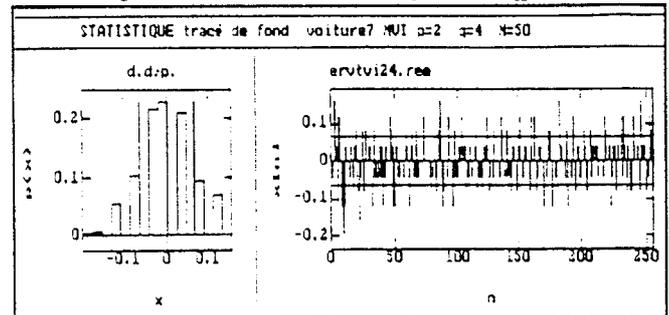
fig.3b: plaque minéralogique, ligne n° 298.

L'hypothèse de gaussianité des  $e_k$  sur 256 pixels d'une ligne de l'image de fond est illustrée par les histogrammes et quelques caractéristiques statistiques, en figures 4.



moyenne=0.0047, variance=0.0106, asymétrie=0.1648, aplatissement=2.8113

fig.4a: conteneur; caractéristiques des  $e_k$



moyenne=0.0015, variance=0.0043, asymétrie=0.0082, aplatissement=2.7997

fig.4b: plaque minéralogique; caractéristiques des  $e_k$ .

Les figures 5 comparent l'image des erreurs  $e_k$  calculées:

- en 5a : par un algorithme MCR classique,
- en 5b : par la méthode par blocs, vectorielle.

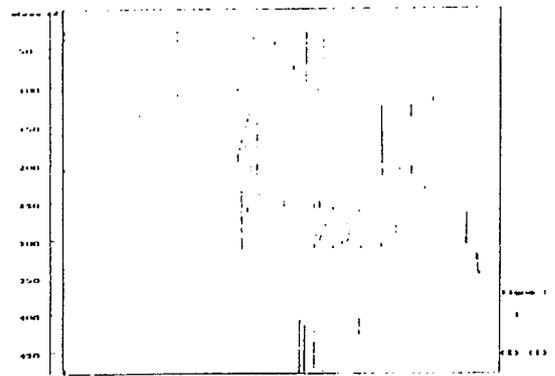


fig.5a: image des erreurs par MCR.

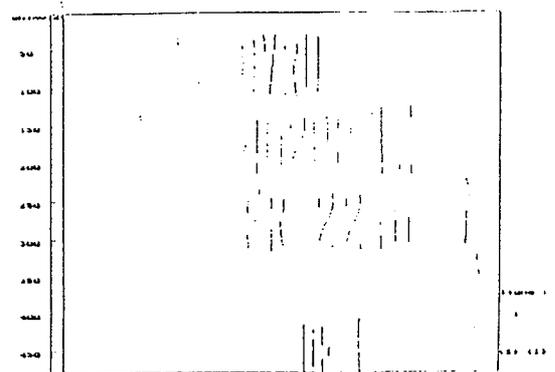


fig.5b: image des erreurs par la méthode par blocs.



Finalement, le traitement par blocs se résume aux étapes suivantes:

A chaque récurrence:

- 1 - Acquisition de N nouvelles valeurs (paquet L),
- 2 - Construction de la nouvelle matrice d'observation  $Y_L$ ,
- 3 - Affinement de  $F_L^{-1}$ ,
- 4 - Inversion de  $F_L^{-1}$ ,
- 5 - Calcul de  $E_L$
- 6 - Affinement de  $A_L$ .

## 2.2 - Détection des zones de caractères

Au fur et à mesure de la modélisation, les zones éventuelles de caractères sont localisées à l'aide d'une procédure de détection de rupture utilisant l'hypothèse de gaussiennité des erreurs de prédiction  $e_k$ .

Il existe un grand nombre de détecteurs (Basseville, Benveniste, Nikiforov, ...) mais les caractéristiques des  $e_k$  nous autorisent à considérer deux simples tests: un premier test sur les erreurs du bloc courant sur toutes les lignes traitées, puis, si ce premier seuil est franchi sur une ligne, un second test du  $\chi^2$  sur un bloc de N pixels débutant à la position de la première détection. Sous l'hypothèse de dépendance, ce test sera localisé sur la ligne i en cause:  $\sum_{n=1}^N e_{k+n,i}$  suit une loi du  $\chi^2$

à N degrés de liberté. Sinon, un test global sur les q lignes est effectué:  $\sum_{i=1}^q \sum_{n=1}^N e_{k+n,i}$  suit une loi du  $\chi^2$  à N.q degrés de liberté.

Quand le second test est positif, il y a changement de modèle: soit le modèle courant est remplacé par un ancien modèle mémorisé, soit il y a apprentissage et mémorisation d'un nouveau modèle.

Sur les images traitées, on suppose que les premiers blocs traités sont du tracé de fond (absence de caractères); Sur les figures 6, aussi longtemps qu'il n'y a pas abandon du modèle courant, l'image est remplacée par un fond noir, et sont conservées les seules zones où les deux tests sont positifs:



fig.6a: zones détectées.

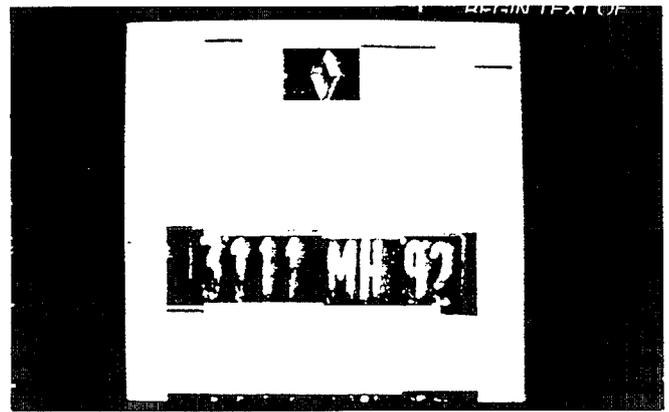


fig 6b: zones détectées.

## Conclusion

La longueur N du paquet de détection suppose une connaissance a priori (approximative) de la taille des caractères. Par la précision de la localisation (élimination des taches de même niveau de gris que les caractères, ombres des tôles ondulées...), cette méthode offre de bons résultats mais demande un temps de traitement par image relativement important (quelques secondes sur PC386 + coprocesseur pour des images 512x512 pixels) mais se prêtant à un traitement en parallèle.

Ces algorithmes par blocs, initialement conçus pour la détection de pointe-ondes sur signaux électroencéphalographiques (Olivier), sont ici bien adaptés à la détection de ruptures en image bruitée.

Enfin, nous tenons à remercier Messieurs CHAKIR H. et FLAMENT B. sans qui ce travail n'aurait pu être mené à bien.

## Bibliographie

- (Basseville): BASSEVILLE M.: "Ruptures de modèles en Traitement du Signal: état de l'Art", Traitement du Signal, vol.6, n°2, 1989. pp127-131.
- (Benveniste), (Nikiforov): BENVENISTE A: "Advanced Methods of Change Detection: an Overview", NIKIFOROV I.V.: "Sequential Detection of Changes in stochastic Systems": lect. Notes in Control and Inf. Sci., vol. 77. Springer Verlag 1986. pp 77-102 ( Benveniste) et pp 216-258 (Nikiforov).
- (Mac Cormick): MAC CORMICK B.H, JAYARAMAMURTHYS.N: "Time Series Model for Texture Synthesis", Int. Journal Comput. Inf. Sci., vol 3, n°4. 1974. pp329-343.
- (Mullot): MULLOT R., LEFRERE L., LECOURTIER Y.: "Segmentation d'image et binarisation dynamique pour la reconnaissance de texte sur un support bruité", colloque RAE-BIGRE, n°68. 1990. pp 54-67.
- (Olivier): OLIVIER C., COURTELLEMONT P., et al.: "Algorithms for Treatment of locally stationary multichannel Signals.", Proc. IEEE-IECON'90, vol.1, Monterey CA, 1990. pp 238-243.