

# Segmentation markovienne multi-échelle et ondelette continue auto-adaptée pour la détection de fissures sur des images de surface de chaussées

P. SUBIRATS<sup>1</sup>, J. DUMOULIN<sup>2</sup>, D.BARBA<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Centre d'études Techniques de l'équipement – 10 chemin de la poudrière, 76121 Le Grand Quevilly Cedex - [peggy.subirats@equipement.gouv.fr](mailto:peggy.subirats@equipement.gouv.fr)

<sup>2</sup>Laboratoire Central des Ponts et Chaussées – Route de Bouaye BP4129, 44341 Bouguenais Cedex - [jean.dumoulin@lcpc.fr](mailto:jean.dumoulin@lcpc.fr)

<sup>3</sup>Institut de Recherche en Communications et Cybernétique de Nantes – rue Christian Pauc BP60601, 44306 Nantes Cedex - [dominique.barba@polytech.univ-nantes.fr](mailto:dominique.barba@polytech.univ-nantes.fr)

**Résumé** – Nous proposons dans cet article une nouvelle méthode d'automatisation de la détection des fissures apparaissant en surface des chaussées par traitement d'images. Le cœur de l'article est consacré à l'identification et à la localisation des fissures après calcul de la transformée en ondelettes continue sur les images de chaussées. Ce calcul est réalisé à diverses échelles qui sont choisies en tenant compte de la dimension des fissures et des caractéristiques des images. L'ondelette analysante est déterminée en utilisant le principe du filtrage adapté utilisé en théorie de la détection, cela permet de générer de façon automatique la forme d'ondelette la plus appropriée à la texture de chaussée analysée. À partir des ensembles spatiaux de coefficients d'ondelette obtenus, nous proposons une méthode de segmentation basée sur une analyse statistique des ensembles spatiaux des coefficients d'ondelettes. Les fissures sont localisées à l'aide d'un modèle markovien défini sur un graphe irrégulier composé de segments de droites. L'extraction des structures rectilignes et donc des fissures est ensuite obtenue par application de la transformée de Hough.

**Abstract** – In this paper, we propose a new method for automation of emergent crack detection by image processing. We principally focus on crack identification and localization using the continuous wavelet transform applied to pavement surface images. The analysis is done at several scales chosen by taking into account crack width and image characteristics. The mother wavelet is determined by using a matched filtering approach. It allows to generate automatically the mother wavelet, which is the most appropriate to the texture of pavement surface analysed. From the set of wavelet coefficients obtained, we proposed a method based on a statistical analysis of the wavelet coefficient sets. The cracks are localised using a markovian model defined by an irregular grid composed of linear segments. Finally, extraction of the rectilinear structures (cracks) is obtained using the Hough transform.

## 1. Introduction

### 1.1 Position du problème

Les chaussées se dégradent essentiellement sous l'effet du trafic lourd et des conditions climatiques. Les différents défauts apparaissant sur les surfaces de chaussées constituent un des indicateurs d'état de l'évolution de la structure de ces chaussées. L'entretien du réseau routier nécessite de connaître ces défauts et leurs évolutions. Il est important de détecter ces dégradations le plus tôt possible afin de les réparer à moindre coût avant que les frais ne deviennent trop élevés. Actuellement, en France, plusieurs milliers de kilomètres de routes sont auscultés par an (environ 30 000 km) et ceci visuellement soit en parcourant la chaussée avec un système dédié ou en visionnant un film cinématographique acquis de nuit. Qu'elle se fasse sur le terrain ou sur bande

cinématographique, la détection des dégradations par relevé visuel présente des limitations. Parmi ces problèmes, on peut citer la sécurité des agents et des usagers de la route et le faible rendement (en kilomètres analysés par jour). Mais on observe également, lors des opérations annuelles et nationales d'accréditation des agents au relevé de dégradations, des problèmes de reproductibilité (variabilité des conditions d'observation en conditions naturelles) et de subjectivité dans l'étape de classification en gravité des dégradations détectées visuellement. Ainsi depuis quelques années, une automatisation progressive de la détection des dégradations des chaussées se met en place. L'idée est alors "d'amener la route au bureau" c'est-à-dire de supprimer la saisie visuelle directement sur la route à faible vitesse et d'automatiser progressivement le travail des agents du réseau routier qui consiste à détecter puis

catégoriser les dégradations de surface des chaussées. Dans les travaux que nous présentons nous nous sommes intéressés à la détection automatique des fissures émergentes.

## 1.2 État de l'art sur l'automatisation de la détection de fissures de surfaces de chaussées par techniques d'imagerie

Dans les pays étrangers plusieurs équipements ont été développés [1]. On peut citer par exemple le système canadien ARAN, le système australien ROADCRACK et deux systèmes européens PAVUE et RAV faisant appel à la même technologie. En l'état actuel ces appareils ne répondent pas aux exigences exprimées par les gestionnaires routiers français. C'est pourquoi, ils ne sont pas utilisés sur le réseau français. Bien que les besoins existent depuis un certain temps, il n'existe pas en France d'équipements spécifiques destinés au relevé et à la classification des dégradations de surface de chaussées utilisant des capteurs de prise de vues tels les caméras matricielles couplés à des logiciels de détection automatique par traitement d'images.

Dans la littérature, on peut trouver deux types de méthodes de traitement d'images [2][3][5][6][7]. Le premier suit un schéma plutôt classique, à savoir une étape de pré-traitement, une étape de segmentation et une étape de post-traitement et de classification. Ces méthodes s'appuient sur des traitements de bas-niveaux (filtrage, seuillage, morphologie mathématiques). Les performances fournies par ces méthodes restent limitées en terme d'automatisation de la détection des défauts puisqu'elles nécessitent l'utilisation de paramètres dont la valeur doit être réactualisée en fonction de la texture de chaussée analysée sauf à tolérer une dégradation des performances en prenant des valeurs fixes. Le deuxième type de méthodes considère le problème de manière générale et s'affranchit de l'étape de pré-traitement afin de garder la totalité de l'information. Les traitements mis en œuvre sont plus élaborés et font appel à une analyse statistique de l'image de chaussée dans les domaines spatial et temporel. Cependant, les images analysées et considérées pour l'évaluation de ces approches étaient acquises avec une prise de vue oblique avec conditions d'éclairage naturel. Or, la quasi totalité des systèmes ont une prise de vue normale à la surface de la chaussée sous éclairage artificiel. Ces conditions de prise de vue permettent notamment de s'affranchir de l'influence de la position du soleil sur la variation du contraste entre les fissures et la texture de surface de chaussée au cours de la journée.

L'objectif de cet article est de présenter une méthode entièrement automatique, qui ne nécessite pas d'intervention de l'opérateur. On souhaite en particulier pouvoir traiter une gamme étendue de largeur de fissures, s'adapter à la texture de surface de chaussées et s'affranchir des problèmes de prises de vue dus à l'éclairage ou aux ombres portées.

## 2. La méthode proposée

La figure 1 présente le principe de la méthode automatique de détection de défauts sur des images de surface de chaussées que nous proposons dans cet article. La méthode se compose de trois grands axes : le rehaussement du contraste des images de chaussées, la localisation des défauts et l'extraction des défauts localisés.

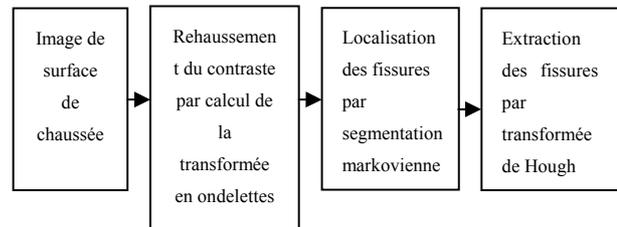


FIG 1 : PRINCIPE DE L'AUTOMATISATION DE LA DETECTION DE DEFAUTS SUR LES SURFACES DE CHAUSSEES

### 2.1 Rehaussement du contraste par transformée en ondelettes continue adaptée

L'analyse d'images pour la détection de fissures de surface de chaussées soulève plusieurs difficultés. En effet, l'aspect de la chaussée sur les images dépend de facteurs non contrôlés tels que la variation du coefficient de réflexion, l'humidité ou encore la texture du revêtement. Ces facteurs sont à prendre en compte lors du développement d'un tel système d'analyse. A ce contexte s'ajoute le problème de la visibilité des fissures qui présentent généralement un faible contraste avec la texture de la chaussée dans laquelle elles s'insèrent. Il est ainsi difficile de distinguer fissures et chaussée. Pour ces raisons, nous proposons avant toute chose de rehausser le contraste entre fissures et textures de chaussées.

Nous proposons de rehausser le signal fissure sur les images en calculant la transformée en ondelettes continue 2D de l'image de surface de chaussée pour différentes valeurs du paramètre d'échelle [4]. Au préalable, nous déterminons la fonction ondelette la plus adaptée au signal "fissure+texture" afin d'obtenir l'ondelette analysante optimale adaptée à l'analyse de fissures noyées dans un bruit texture. Pour cela, le principe utilisé est celui du filtrage adapté utilisé en théorie de la détection.

Notons  $Z = T + S$ , où  $Z$  est le signal original,  $T$  est le signal texture et  $S$  est le signal fissure recherché.

Soit  $h_i$  la réponse impulsionnelle du filtre linéaire adapté à la détection optimale du signal  $S$  noyé dans le bruit  $T$ , l'optimalité étant prise au sens du rapport signal à bruit maximal. Le rapport signal à bruit, noté SNR, est défini comme le rapport entre l'augmentation du signal en sortie du filtre  $H$  due à la puissance du signal en entrée et l'écart-type du bruit de sortie. Il est donné par :

$$SNR = \frac{|h * s|}{\sqrt{E(|h * T|^2)}}$$

La réponse impulsionnelle du filtre adapté  $h$  au signal  $S$  est donnée par l'expression  $h = \Phi^{-1}s$ . Où  $\Phi^{-1}$  est la fonction d'autocorrélation de la texture de la chaussée qui est considérée comme un bruit perturbant la détection du signal fissure.

En première approximation nous avons pris pour le modèle de fissure la fonction suivante :

$$s(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } -1/2 \leq x \leq 1/2 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

On obtient alors une fonction ondelette 1D adaptée au signal fissure dans sa direction orthogonale.

La Figure 2 présente un exemple de résultat obtenu pour une image de surface de chaussée.

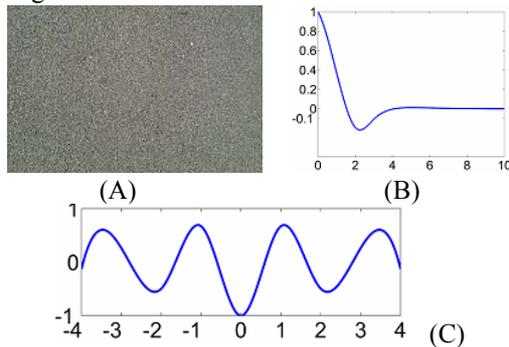


FIG2 : IMAGE DE SURFACE DE CHAUSSEE (A), FONCTION D'AUTOCORRELATION DE LA TEXTURE (B) ONDELETTE MERE (C)

Une étude des fonctions ondelettes mère en fonction de la texture est proposée dans [8].

D'autre part, les fissures sont des structures 1D que l'on peut caractériser par deux propriétés principales. La première est le contraste élevé entre la fissure et son environnement dans la direction orthogonale à la fissure. La deuxième propriété est le caractère passe-bas du signal dans la direction de la fissure.

L'ondelette analysante 2D est alors définie comme étant le produit d'une ondelette 1D suivant la direction  $\theta$  et d'une fonction d'échelle suivant la direction orthogonale  $\theta + \pi/2$ . La fonction ondelette analysante est donc synthétisée à l'aide des deux fonctions 1D suivantes :

- la fonction ondelette 1D définie précédemment par filtre adapté,
- une fonction de "lissage" de même support mais agissant dans la direction orthogonale.

## 2.2 Localisation des fissures par segmentation markovienne et extraction par calcul de la transformée de Hough

A partir des ensembles spatiaux de coefficients d'ondelettes obtenus à l'issue de l'étape de rehaussement de contraste, il faut trouver les configurations locales révélatrices de la présence d'une fissure et ainsi faire apparaître les fissures dans leur totalité. Cela nous a

conduit à envisager une modélisation markovienne des coefficients d'ondelettes.

Une fissure étant composée de structures rectilignes orientées, nous créons ici une grille irrégulière pour la segmentation markovienne. Un site est défini comme étant un élément rectiligne de longueur trois pixels.

La recherche de l'ensemble des sites se fait en divisant la carte de coefficients en imagerie de taille 3x3. Dans ce voisinage 3x3, quatre configurations sont possibles suivant l'orientation du site. La valeur d'une configuration est obtenue en calculant la moyenne des coefficients d'ondelette recouverts par le site. La configuration maximale nous fournit alors la position et l'orientation du site (Figure 3).

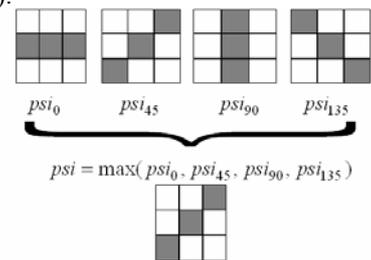


FIG3 : CREATION DE LA GRILLE IRREGULIERE

La grille du champ des observations est choisie identique à celle du champ des descripteurs et est donc rapportée à l'ensemble des sites  $S$  constitué précédemment. Les champs des observations et des descripteurs sont donc définis comme suit :

- Le champ des observations  $Y = (y_s)_{s \in S}$  est valué. On définit l'amplitude  $y_s$  d'un site comme étant le maximum des valeurs moyennes suivant chaque orientation des coefficients d'ondelettes qu'il recouvre.
- Le champ des descripteurs  $L = (l_s)_{s \in S}$  est binaire. Pour un site  $S$  donné,  $l_s = 1$  indique la présence d'un défaut et  $l_s = 0$  indique que le site appartient à la texture du fond.

Le lien entre le champ des observations et le champ des descripteurs est défini par la fonction de potentiel  $u_0$ . Chaque coefficient d'ondelette est une représentation locale de l'image dans le domaine espace. Les éléments appartenant à une fissure correspondent à des valeurs de coefficients d'ondelettes élevées et positives. Dans la pratique, une image de chaussée a très peu de zones fissurées. Ainsi, les faibles coefficients d'ondelettes sont en grand nombre alors qu'il y a très peu de forts coefficients. Partant de ces constats, le but est d'exprimer le principe selon lequel le descripteur '1' (présence de défaut) correspond à une amplitude forte et que le descripteur '0' (absence de défaut) est associé à une observation faible. Cela nous amène donc à définir la fonction de potentiel  $u_0$  associée aux étiquettes 0 et 1 comme suit:

$$u_{0,s}(C_s, I_s = 0) = \begin{cases} \exp(-\xi_2(C_s - k)^2) & \text{si } C_s \leq k \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$u_{0,s}(C_s, I_s = 1) = \begin{cases} \exp(-\xi_1(k - C_s)^2) & \text{si } C_s \geq k \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

La fonction d'énergie  $u_1$  représente une somme de fonctions locales  $u_{l,c}$  (ce sont les fonctions de potentiel). C'est en fait la somme des énergies locales associées à chaque clique définie par le système de voisinage. C'est cette fonction d'énergie qui nous permet de définir la structure souhaitée du champ des descripteurs. L'objectif est d'attribuer le descripteur '1' aux sites qui sont alignés avec leur voisins. Ainsi, les fonctions de potentiel  $u_{l,c}$  tiennent compte de l'orientation des sites. Deux sites voisins ayant la même orientation nous placent dans une configuration fortement probable c'est-à-dire d'énergie minimale alors que deux sites dont la différence des orientations est de  $90^\circ$  nous place dans une configuration peu probable et donc d'énergie maximale.

Deux approches de segmentation des cartes de coefficients aux différentes échelles ont été mises en œuvre. L'une intra-échelle en déterminant le champ des étiquettes à chaque échelle puis en les fusionnant. L'autre inter-échelle part de la résolution la plus grossière pour déterminer le champ des étiquettes qui est alors utilisé pour initialiser le calcul à l'échelle inférieure et ainsi de suite jusqu'à la plus petite échelle.

La transformée de Hough est ensuite appliquée au champ d'étiquettes final obtenu après l'application du procédé markovien intra ou inter-échelle. Elle permet d'extraire l'orientation de la fissure (sa nature).

### 2.3 Exemple de résultats

Un exemple de résultat est présenté figure 4. L'algorithme présenté dans cet article a été testé sur une base de données d'images de surface de chaussée comportant 100 images de chaussées ayant différents types de texture et comportant différents défauts représentatifs des défauts présents sur le terrain. Finalement, nous montrons que cette méthode de segmentation markovienne effectuée sur un ensemble de coefficients d'ondelettes provenant du calcul de la transformée en ondelettes continue 2D fournit un taux de bonne localisation supérieur à 75% avec un taux de bonne classification (extraction) supérieur à 70%.

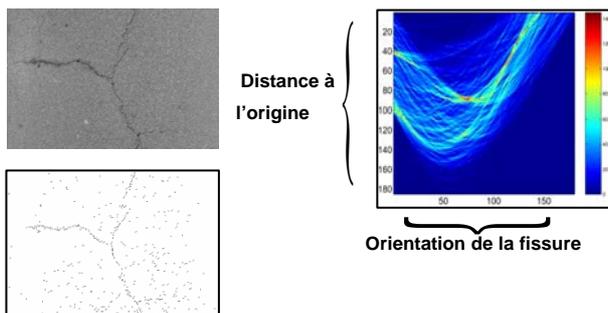


FIG4 : EXEMPLE DE RESULTAT SUR UNE IMAGE CHAUSSEE COMPORTANT UNE FISSURE EN ETOILE

### 3. Conclusion

Nous avons proposé dans cet article une méthode permettant d'extraire des fissures émergentes sur des images de surface de chaussées. Elle s'affranchit de la texture et est entièrement automatisée. Elle s'appuie sur l'utilisation d'une ondelette continue 2D déterminée par filtrage adapté pour rehausser le contraste entre la fissure et la texture. L'étape de segmentation s'appuie sur une méthode de segmentation markovienne inter- ou intra-échelle des cartes de coefficients.

L'utilisation d'une ondelette 2D obtenue par filtrage adapté doit encore faire l'objet de travaux complémentaires tant sur le modèle de fissure adopté lors de son identification que sur le nombre d'échelles à prendre en considération lors du calcul de la transformée. Pour la partie segmentation markovienne une voie d'amélioration possible réside dans l'adaptation de la taille des sites en fonction de l'échelle d'analyse.

### Références

- [1] B. Schmidt, *Automated Pavement Cracking Assessment Equipment: State of the Art*, Routes-Roads, World Road Association (PIARC), N°320, October 2003, pp. 35-44.
- [2] Ph. Delagnes, D. Barba, "A markov random field model for rectilinear structure extraction in pavement distress image analysis", 2<sup>nd</sup> IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Washington DC USA, vol1 pp. 446-449, October 1995.
- [3] P. Subirats, O. Fabre, J. Dumoulin, V. Legeay and D. Barba, "A combined wavelet-based image processing method for emergent crack detection on pavement surface images", 12th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Vienna austria, pp. 257-260, September 6-10, 2004.
- [4] S. Mallat, *Une exploration des signaux en ondelettes*, Academic Press, 1998.
- [5] J. Acosta, J. Figueroa et R. Mullen, « *Low-cost video image processing system for evaluating pavement surface distress* », Transportation Research Record, vol. 1348, p. 63-72, 1992
- [6] P. Delagnes, « *Extraction d'inhomogénéités dans les images texturées fixes et animées* », Thèse de doctorat, Université de Nantes, Octobre 1996,
- [7] H. Cheng, X. Jiang, J. Li et C. Glazier, « *Automated real-time pavement distress analysis* », Transport Research Board Record, Journal of the Transportation Research, vol. 1505, p. 39-46, January 1995
- [8] P. Subirats, "Conception et validation de méthodes de traitement d'images appliqués à la détection de fissures sur les images de surface de chaussées", Thèse de Doctorat de l'Université de Nantes, N°ED 0366-278, 21 novembre 2006.