

Étude d'un algorithme de détection de défauts sur des images de chaussées

TIEN SY NGUYEN, MANUEL AVILA, STEPHANE BEGOT, FLORENT DUCULTY, JEAN-CHRISTOPHE BARDET

Institut PRISME, Université d'Orléans
IUT de l'Indre, 2 av F. Mitterrand, 36000 Châteauroux, France

Tien-Sy.Nguyen@etu.univ-orleans.fr, Manuel.Avila@univ-orleans.fr, Stephane.Begot@univ-orleans.fr,
Florent.Duculty@univ-orleans.fr, Jean-Christophe.Bardet@univ-orleans.fr

Résumé – L'évaluation de l'état des chaussées est un paramètre essentiel pour assurer une bonne gestion de ces infrastructures. Actuellement, l'examen de l'état de surface de ces chaussées est réalisé par des opérateurs qui visualisent l'intégralité des images des nombreuses routes à gérer. Pour faciliter cet examen, nous proposons une méthode de détection automatique des défauts. Dans cet article, nous étudions le comportement de notre méthode sur des textures aléatoires et notamment selon le niveau d'éclairage souvent variable en conditions réelles. Les résultats montrent les capacités de la méthode à "assimiler" la nature aléatoire de la texture de chaussées.

Abstract – Inspection of road characteristics is a main feature for management of road networks. Actually, road surface inspection is made by operators who watched all the images of road network to be managed. To provide efficient inspection, we propose an automatic defect detection method. In this paper, we study behavior of our method on random textures and also considering variable light condition which can be encountered in "real" situation. Results show ability of our method to take into account random nature of road textures.

1 Introduction

La gestion des infrastructures routières nécessite de disposer d'un état des lieux précis de l'usure de la surface de chaussée ainsi que les différentes informations géométriques associées : profils longitudinal et transversal, pente, ... Ces informations doivent être collectées régulièrement afin de programmer efficacement les campagnes de rénovation. Si ces réparations sont effectuées suffisamment tôt, elles éviteront de plus gros travaux (rénovation de la couche d'usure plutôt qu'une refaçon complète). L'un des critères utilisés par les gestionnaires est l'état de surface de la chaussée. Cela consiste à rechercher les défauts sur la chaussée tels que les fissures, les joints, les nids de poules, ... Le défaut le plus présent et le plus déterminant pour décider d'une rénovation de chaussée est la fissure. En effet, ces fissures sont susceptibles de laisser pénétrer l'eau en profondeur et de détériorer la structure de la chaussée, par exemple l'hiver avec le gel.

Les fissures peuvent prendre différentes orientations ou formes [2], [3]. Elles se déclinent en fissure longitudinale ou transversale ou encore en faïençage. Cependant la majorité de ces fissures est soit dans l'axe de la route soit perpendiculaire.

La recherche des défauts sur la chaussée peut se présenter comme la recherche de rupture (ou de bruit) dans une texture « régulière » (signal). Nous avons donc décidé de trouver des caractéristiques stables de la texture de chaussées qui fournissent des valeurs différentes en présence de défauts. Ce type de problème est comparable à celui de la recherche de défauts sur des céramiques [10] ou des tissus [11]. Ces textures présentant moins de variation que les textures de

chaussées, les méthodes employées ne répondent pas totalement à la problématique de la chaussée.

Dans certaines études [6], le défaut est considéré comme le signal que l'on tente de détecter dans du bruit (la chaussée sans défaut).

Après avoir rappelé le contexte de l'étude, nous présentons la méthode utilisée pour la détection des défauts sur la chaussée. Le comportement de la méthode est alors étudié en fonction de l'échelle d'analyse (paramètre distance). Nous étudions également le comportement de la méthode sur des textures plus régulières.

2 Contexte

2.1 La texture de chaussées

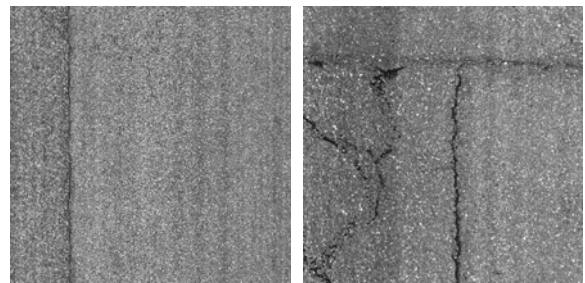


Figure 1 : fissures longitudinale et transversale

La texture d'une surface de chaussée sans défaut peut présenter des caractéristiques (moyenne de la luminance ou écart type) que l'on souhaite utiliser pour détecter la présence de défauts. Ca peut-être le cas si l'on se place dans des conditions « idéales » de prise de vue, comme dans un laboratoire [6], [1] ou à l'aide d'un appareil photo un jour ensoleillé [4]. Cependant, dans des cas réels à haut rendement [7], le problème devient plus

compliqué. Pour le cas qui nous intéresse, le dispositif de prise de vue (caméra linéaire, laser) ne permet pas d'obtenir des images avec une luminosité constante [2]. Le résultat est donc très sensible à la qualité du laser qui ne fournit pas un éclairage uniforme sur la largeur couverte (Figure 1).

2.2 Méthode basée sur l'anisotropie

2.2.1 Définition de l'Anisotropie Conditionnelle de Texture

L'Anisotropie Conditionnelle de Texture (Conditional Texture Anisotropy CTA) a été introduite par F. Roli [5]. L'idée principale consiste à trouver une mesure qui fournit une petite valeur dans une direction (celle du défaut) et des valeurs plus grandes dans les autres directions. Les mesures doivent fournir la plus grande dynamique possible, suivant les directions, en présence d'un défaut et elles doivent rester plus ou moins constantes quelles que soient les orientations en l'absence de défaut. La CTA peut s'écrire de la façon suivante :

$$CTA(X^l) = \frac{\max_j \{p(x_j^l / l \in w_1)\} - \min_j \{p(x_j^l / l \in w_1)\}}{\max_j \{p(x_j^l / l \in w_1)\}} \quad (1)$$

avec le vecteur d'indice l $X^l = (x_1^l, x_2^l, \dots, x_m^l)$ composé des sous vecteurs $x_j^l = (mesure1_j^l, mesure2_j^l, \dots, mesurek_j^l)$ correspondant aux k mesures suivant différentes orientations j ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135°).

La fonction $p(x_j^l / l \in w_1)$ (avec w_1 la classe des pixels sans défaut) nécessaire pour le calcul de la CTA peut être calculée à l'aide d'une méthode paramétrique ou non. Elle fournit une probabilité d'appartenance du pixel à la classe des pixels sans défaut : proche de 1 pour une zone sans défaut et proche de 0 pour un défaut.

Le comportement de la CTA sera donc le suivant :

- la fonction $CTA(X^l)$ fournit des valeurs entre 0 et 1;
- les valeurs de la fonction $CTA(X^l)$ sont faibles pour des zones ne comportant pas de défauts (ie, la dynamique des valeurs fournies suivant les différentes directions sera faible).
- les valeurs de la fonction $CTA(X^l)$ sont proches de 1 pour des zones comportant des défauts (ie, en présence de défauts, la valeur de p sera très différente selon au moins une direction).

Cette mesure d'Anisotropie Conditionnelle de Texture est qualifiée de conditionnelle car elle prend en compte simultanément les nuances de niveau du signal et la géométrie des textures à analyser. Cette mesure permet de mettre en valeur les défauts caractérisés par des zones continues de pixels de luminance proche, dans un environnement de texture aléatoire comme c'est le cas sur une surface de chaussées.

2.2.2 Détection de fissures sur des images de chaussées avec CTA

La texture de chaussées est de nature très aléatoire en luminance et en forme. En effet, les granulats qui

forment la chaussée sont de tailles et de formes variables et leur assemblage est également très aléatoire. De plus, la recherche de défauts sur ce type de texture correspond souvent à chercher des zones de largeurs inférieures à la taille moyenne des granulats constituant la texture. Une fissure peut ne faire qu'un pixel de large, mais elle sera alors assez longue : plusieurs centaines de pixels.

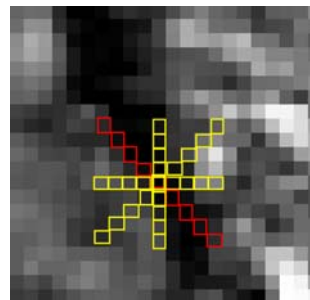


Figure 2 : Calcul de la CTA

Partant de ces observations, la CTA est calculée avec les paramètres suivants :

- $2*d+1$: longueur de la ligne sur laquelle sont calculés les paramètres. Cette longueur doit être suffisamment supérieure à la taille des granulats pour répondre aux postulats du paragraphe précédent.
- 4 directions ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 135°) sont considérées (Figure 2). Elles correspondent aux orientations habituellement observées pour les défauts.

Deux caractéristiques sont évaluées autour de chaque point l : la moyenne m_j^l et l'écart type σ_j^l des niveaux de signal suivant chaque direction j .

Le vecteur de paramètres obtenu pour le pixel suivant l'orientation j est donc : $x_j^l = (m_j^l, \sigma_j^l)$.

Pour calculer la probabilité $p(x_j^l / l \in w_1)$, nous sommes partis de l'hypothèse que les zones sans défaut ont un niveau de signal moyen et un écart type, proches du niveau de signal moyen et de l'écart type dans l'image. Nous avons utilisé une méthode reposant sur la théorie des possibilités pour calculer cette valeur [8].

3 Paramètres influents sur la méthode

Afin d'étudier le comportement de notre méthode, nous avons créé des images synthétiques ressemblant à la texture de chaussées avec un niveau de signal uniforme ou non. Nous avons également créé des images avec différentes textures, aléatoires ou non (Figure 3). Sur ces différentes images, des défauts (type fissure) ont été ajoutés. Leur largeur va de 1 à 5 pixels et leur longueur est fixe avec différentes orientations. La teinte du défaut a été choisie dans la palette des teintes présentes dans l'image, ce qui ne permet pas de segmenter l'image à l'aide d'algorithmes classiques (seuillage, détection de contour, ...).

3.1 Comportement de la CTA selon la distance

3.1.1 Sur fonds bruités

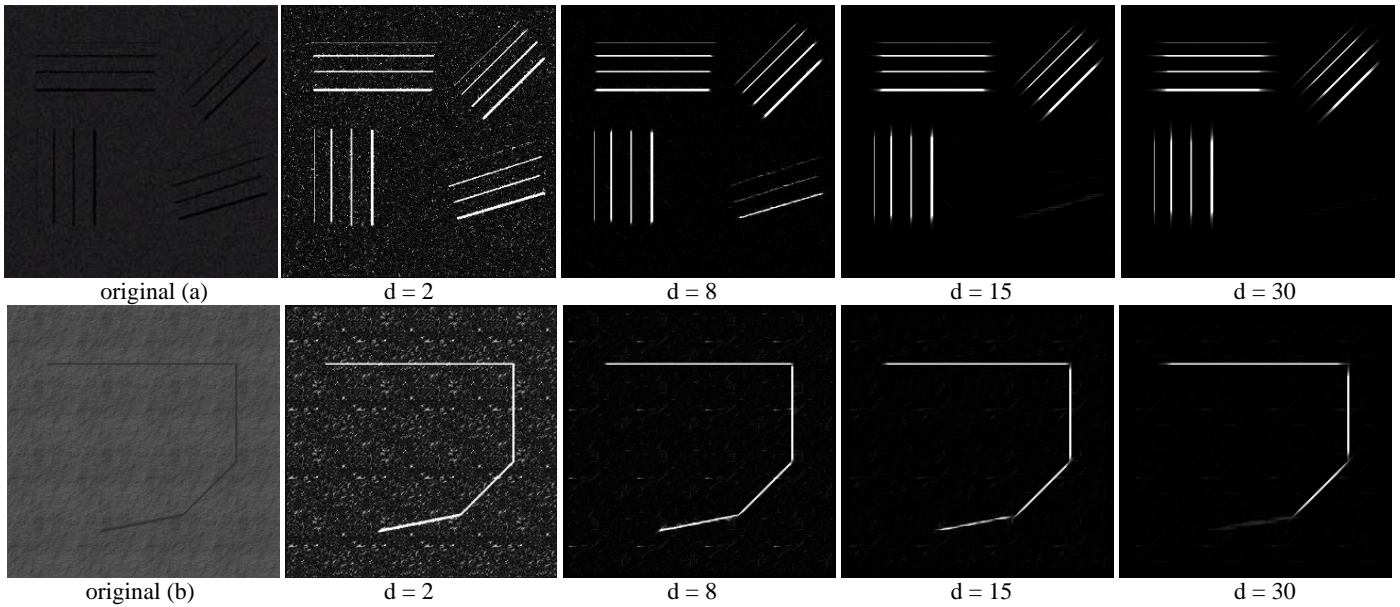


Figure 3 : Résultats de la CTA selon d sur des images synthétiques bruitées avec quelques défauts

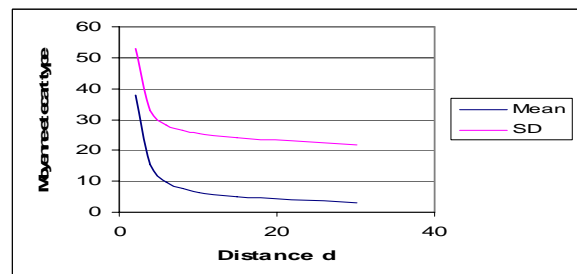
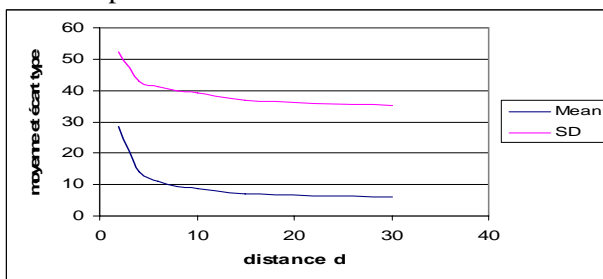
Ces images (figures 3 a et b) sont composées d'un fond bruité uniformément avec des lignes de défauts de différentes largeurs et avec différentes orientations.

Les tests effectués ont consisté à faire varier la distance d de 2 à 30. Les images suivantes montrent les valeurs de la CTA suivant la distance d .

Dans ces deux cas « simples », les défauts orientés à 0° , 45° , 90° et 135° sont parfaitement détectés. Par contre, les autres sont filtrés si on considère un voisinage important. Pour une distance d supérieure à 8, le bruit a pratiquement disparu.

Les figures 4 a et b montrent les évolutions des valeurs moyennes des paramètres m et σ selon la distance d utilisées par la CTA. Lorsque le voisinage considéré est suffisamment important ($d > 8$), ces paramètres évoluent faiblement. Ce qui correspond à la disparition du fond texturé au profit du défaut qui apparaît clairement.

Si la distance augmente de façon trop importante, on perd de la sensibilité dans la détection et seul les défauts de grande taille sont détectés.



Figures 4 a et b : Evolutions de m et σ selon la distance d

3.1.2 Sur fond dégradé

Sur la figure 5, nous montrons les résultats de la CTA sur un fond texturé présentant une variation importante, du niveau moyen du signal, orienté selon une diagonale.

Les résultats montrent les limites de notre méthode. En effet, la comparaison des caractéristiques de moyenne et d'écart type du signal autour du pixel par

rapport aux valeurs sur l'image ne permet pas de filtrer la "texture de fond" efficacement. Les courbes d'évolution de ces paramètres ne font pas apparaître, comme sur le cas précédent, une rupture prononcée mettant en valeur les défauts.

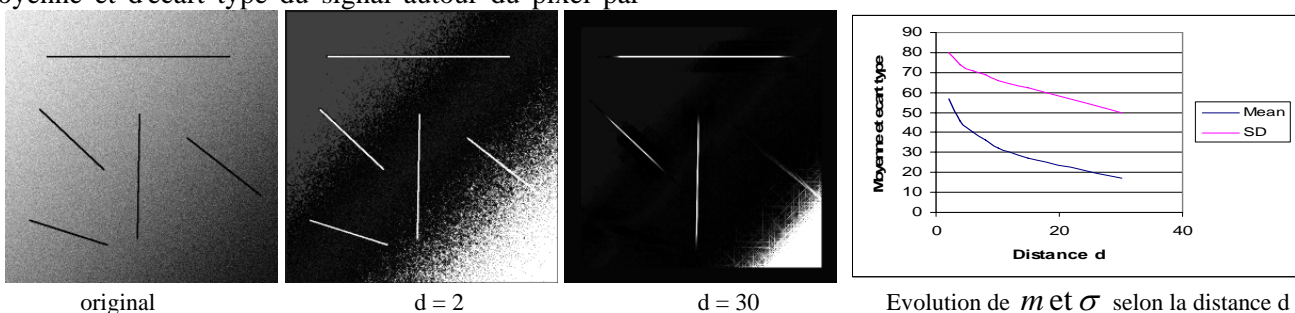


Figure 5 : Résultats de la CTA selon d sur une image avec un fond dégradé

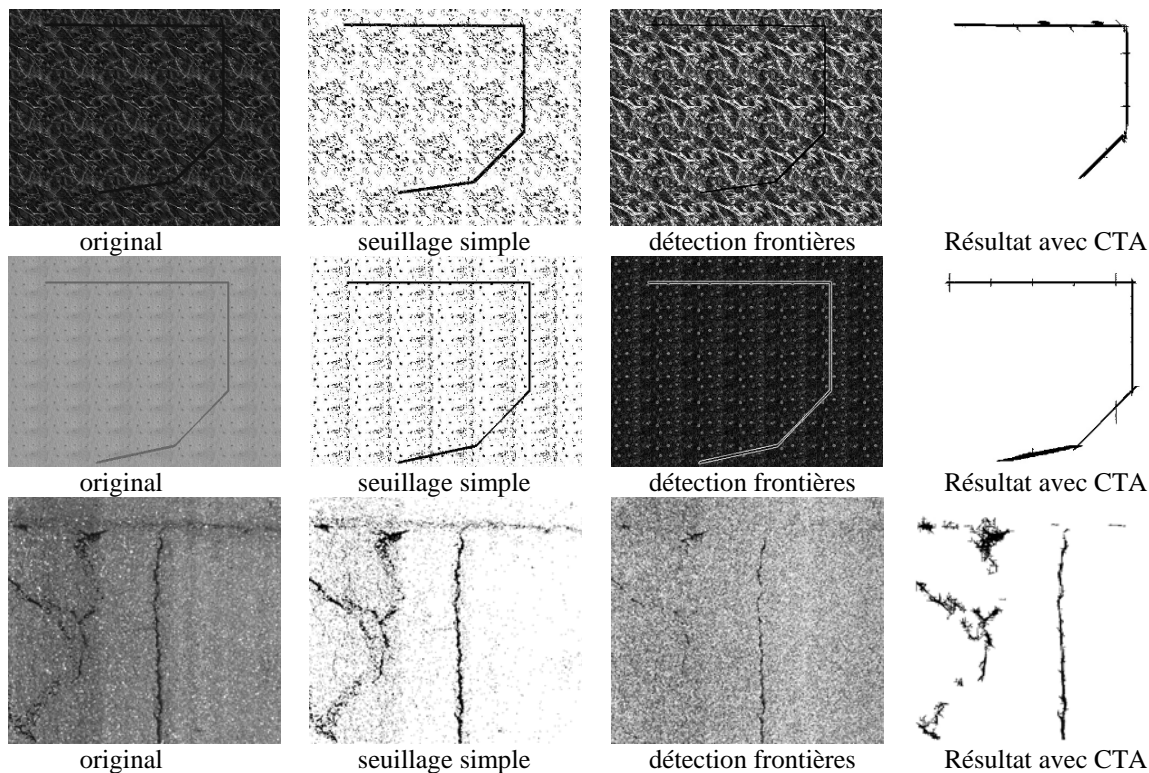


Figure 6 : Comparaison des résultats obtenus avec différentes méthodes de détection

4 Résultats obtenus et discussion

Nous avons étudié le comportement de la méthode en faisant varier la distance d évoquée au paragraphe 2.2.2. La variation de cette distance permet de mettre en évidence la nature de la texture et permet ainsi de filtrer le « fond » de l'image pour ne laisser apparaître que les défauts (Figure 6). Ces essais, sur différents types d'images, montrent de très bons résultats obtenus par notre méthode, à condition de choisir correctement les paramètres notamment la distance d qui permet "d'assimiler" la nature de la texture.

Comme nous l'avons montré avec les figures 4 et 5, l'évolution des paramètres m et σ se stabilise lorsqu'on considère un voisinage suffisamment important autour du pixel. Cela se traduit par un filtrage efficace du fond d'image pour laisser apparaître les défauts.

Par contre, les choix d'orientations, pour évaluer la CTA, nous limitent à la détection des défauts présentant ces orientations. De même, la CTA étant fondée sur la différence "locale" des paramètres m et σ par rapport à ceux de l'ensemble de l'image, la variation de ces grandeurs en fonction de la position sur l'image influence les résultats.

Une extension de la méthode est en cours de mise au point, notamment pour s'affranchir des choix arbitraires d'orientations. Les résultats semblent prometteurs.

Références

- [1] Benslimane A., Koudeir M., Brochard J., Do M-T, « Caractérisation de la micro texture de chaussées par analyse d'image, International Conference on Pavement Surface Characteristics Roads and Airports », Toronto, Canada - Juin 2004
- [2] Nguyen T.S., Vignat P., Avila M., Bégot S., Duculty F., « Détection de défauts sur la surface de chaussées par système de vision », GRETSI 2008
- [3] T.S. Nguyen, M. Avila, S. Bégot, J.C. Bardet, "Detection of Defects in Road Surface by a Vision System", IEEE MELECON 08, May 5-7, 2008 Ajaccio
- [4] Oliveira H., Lobato Correia P., "Identifying and retrieving distress images from road pavement surveys", ICIP 2008 (57-60).
- [5] Roli, F., "Measure of texture anisotropy for crack detection on textured surfaces", Electronics Letters, 1996. **vol. 32**(no14): p. 1274-1275.
- [6] Subirat P., « Conception et validation de méthodes de traitement d'images appliquées à la détection de fissures sur les images de surface de chaussées », Thèse de doctorat, Nantes, Déc 2006
- [7] www.vectra.fr, AMAC®
- [8] Dubois D. et Prade H., « La fusion d'informations imprécises, Traitement du signal », vol.11(6), 1994, pp 447-458.
- [9] Kumar, A., Grantham, and K.H. Pang, Defect detection in textured materials using optimized filters. Systems, Man and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on, Oct 2002. Vol.32: p. 553- 570.
- [10] H. Elbehery, A. Hefnawy, and M. Elewa, "Surface Defects Detection for Ceramic Tiles Using Image Processing and Morphological Techniques", Trans. on Engineering, Computing and Technology V5 April 2005
- [11] K. L. Mak, and P. Peng , "Detecting Defects in Textile Fabrics with Optimal Gabor Filters", Trans. on Engineering, Computing and Technology V13 May 2006