HAL open science

Détection de défauts sur la surface de chaussées par système de vision

Tien Sy Nguyen, Pascal Vrignat, Manuel Avila, Stéphane Begot, Florent Duculty

To cite this version:

Tien Sy Nguyen, Pascal Vrignat, Manuel Avila, Stéphane Begot, Florent Duculty. Détection de défauts sur la surface de chaussées par système de vision. Colloque GRETSI, Sep 2007, Troyes, France. hal-00608325

HAL Id: hal-00608325

https://hal.science/hal-00608325

Submitted on 12 Jul 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Détection de défauts sur la surface de chaussées par système de vision

T.S. NGUYEN[1,2], P. VRIGNAT[1], M. AVILA[1], S. BEGOT[1], F. DUCULTY[1]
[1]Laboratoire Vision et Robotique, IUT de l'Indre, 2 av. F. Mitterrand, 36000 CHATEAUROUX
[2]VECTRA, 36500 BUZANCAIS
Manuel.Avila@univ-orleans.fr

Résumé – AMAC® est un appareil de mesures de l'état des chaussées à grand rendement. L'une des fonctions de l'appareil est d'acquérir des images de l'état de surface de la chaussée afin d'expertiser cette chaussée par la détection et le positionnement d'éventuels défauts. Les caractéristiques minimales de détection sont : fissure de largeur de 2mm et de longueur 1m. Les dégradations sont qualifiées et quantifiées en linéaire et en état de surface.
Actuellement le traitement des données est entièrement effectué, en différé, par un opérateur qui fait défiler les images des kilomètres de chaussées à analyser sur des écrans.
Lors des campagnes de mesures, l'appareil effectue des mesures sur plusieurs dizaines de kilomètres. Les dizaines de milliers d'images collectées représentent quelques téraoctets stockés dans une baie de disques durs. L'analyse des images a montré qu'environ 60 % des images ne présentent aucun défaut.
Notre travail vise, dans un premier temps, à réduire le nombre d'images présentées à l'opérateur en détectant la présence ou plus exactement l'absence de défauts dans l'image. Afin d'augmenter l'autonomie du véhicule, nous étudions une méthode simple qui s'exécutera en temps réel sur le véhicule, en phase d'acquisition des images. Notre traitement nous permettra de garantir l'absence de défaut dans certaines images afin d'éviter la sauvegarde de ces images. C'est l'objet du travail présenté.

Abstract *– AMAC® is a measuring device for road characteristics. One of the functions of the device is to acquire images of the surface quality of the roadway in order to appraise this roadway using the detection to locate possible defaults. The minimal characteristics of detection are: fissure width of 2mm and 1m in length.*
Currently the data processing is entirely postponed before being carried out. An operator watches the images of roadways on screen and analyzes them.
During the acquisition phase, the device takes measurements on several dozens of kilometers. Dozens of thousands of collected images amounting to several tera-bytes stored in a bay of hard disks. The analysis of the images showed that approximately 60% of the images do not present any default.
Initially, our work aims at reducing the number of images presented at the operator by detecting the presence or more exactly the absence of defaults in the image. In order to increase the autonomy of the vehicle, we study a simple method which will be carried out in real time on the vehicle during the acquisition phase of the images. Our treatment will enable us to guarantee the absence of default in a large number of images in order to avoid the storage of these images. This is the object of presented work.

1. Introduction

La programmation de travaux de rénovation de chaussées nécessite de disposer d'éléments précis concernant l'état des couches d'usure en surface et des couches profondes de la chaussée. Afin de faciliter la gestion de ces infrastructures, les gestionnaires des autoroutes françaises utilisent le véhicule AMAC® (Appareil Multifonction d'Auscultation des Chaussées). Cet appareil a été conçu pour mesurer plusieurs caractéristiques de la chaussée :

- profil transversal, profil longitudinal,
- caractéristiques géométriques,
- bruits de roulement,
- images d'environnement,
- état de surface, ...

C'est cette dernière caractéristique qui fait l'objet de cette étude. L'objectif est d'automatiser l'ensemble ou une partie du traitement effectué, aujourd'hui, par un opérateur. Il est également envisagé d'augmenter la capacité de mesure du véhicule en limitant le nombre d'images stockées par le système.

Après une présentation succincte du véhicule, nous présentons notre méthode. Les résultats de notre méthode sont comparés avec ceux fournis par un opérateur.

2. Le système d'acquisition d'images

Le sous-système état de surface (dégradation de surface) (FIG. 1) permet l'acquisition d'images numériques de très haute résolution de la surface de chaussées indépendamment des conditions d'éclairement (diurne ou nocturne) afin de qualifier et quantifier a posteriori les dégradations de surface.
Le capteur est constitué d'une caméra linéaire associée à un laser d'éclairement. La largeur de chaussée visualisée est de 3,9m. Des images 2D sont reconstituées pour former une image de 4m de longueur.

FIG. 1 : Dispositif d'acquisition d'images de surface de chaussées.

3. Quelques défauts

Ils existent de nombreux types de défauts qui doivent être détectés et caractérisés sur les chaussées. Les échantillons d'images suivants en présentent quelques-uns.

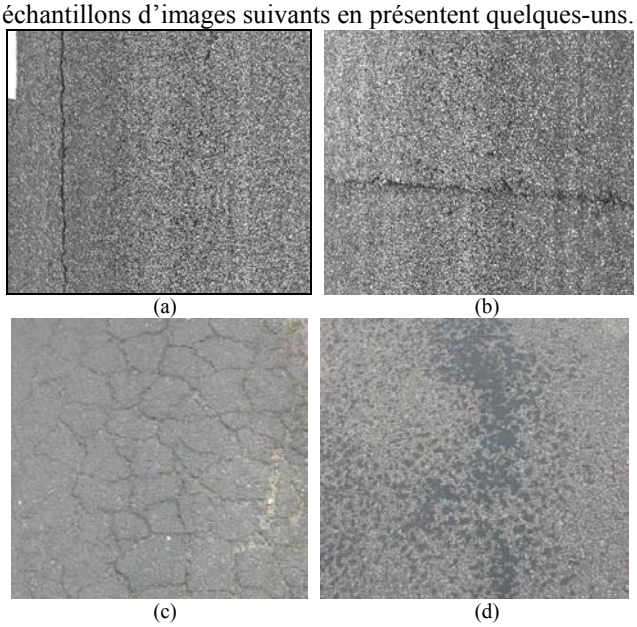


FIG. 2 : Quelques défauts : (a) fissure longitudinale, (b) fissure transversale, (c) faïençage, (d) ressuage.

Cette première étude se limite à la recherche de défauts de type fissures (FIG. 2 (a) et (b)).

4. Notre méthode

La méthode proposée est assez proche du traitement décrit dans l'article [1]. Cette étude concerne la détection de fissures dans des images de porcelaines. Les traitements effectués consistent à améliorer les contrastes dans l'image en utilisant l'histogramme de répartition des niveaux de gris. Après un seuillage, des opérateurs morphologiques sont utilisés pour filtrer les objets « trop petits ». Plusieurs méthodes d'identification des différents défauts sont mises en œuvre pour conclure sur la présence ou non de défauts.

Notre méthode se décompose en trois étapes :

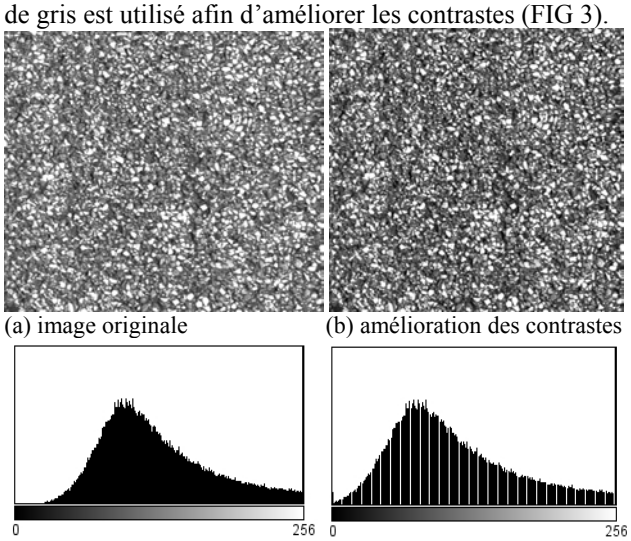
- seuillage adaptatif,
- filtrage par opérateurs morphologiques,
- recherche d'alignements.

4.1 Seuillage adaptatif

Des méthodes de seuillage adaptatif ont été utilisées sur des textures aléatoires comme les nôtres ([6] et [7]). Dans le cadre de cette étude, nous avons opté pour une méthode plus simple à seuil fixe choisi « automatiquement » afin de limiter le temps de calcul.

Les études suivantes ([2] et [3]) ont montré que l'on peut retrouver la géométrie (hauteur) de la surface de la chaussée en prenant en compte le niveau d'éclairement (niveau de gris des pixels) dans le cas où l'on connaît l'angle d'incidence de la source de lumière. Nous avons donc utilisé comme hypothèse que les fissures (plus profondes) sont caractérisées par des niveaux de gris voisins (ombres), proches du noir. En effet, dans notre cas, le système d'acquisition embarqué sur le véhicule utilise une source laser pour éclairer la zone de prise de vues de la caméra linéaire. Cette hypothèse se vérifie donc puisque l'angle d'incidence du plan laser est fixé.

Afin de déterminer automatiquement le seuil de séparation des zones sombres, l'histogramme des niveaux de gris est utilisé afin d'améliorer les contrastes (FIG 3).

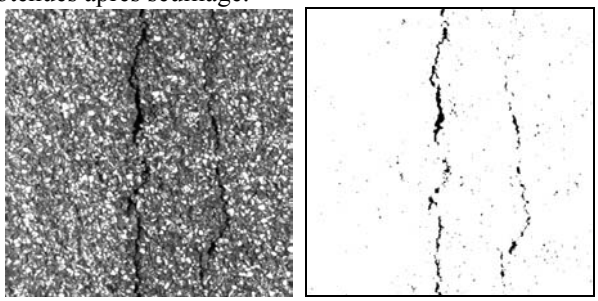


(a) image originale (b) amélioration des contrastes

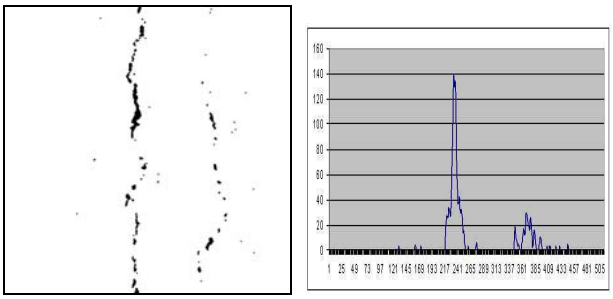
(c) histogramme image (a) (d) histogramme image (b)

FIG. 3 : Amélioration des contrastes.

Les images suivantes (FIG. 4 (b) et FIG. 5 (b)) sont obtenues après seuillage.

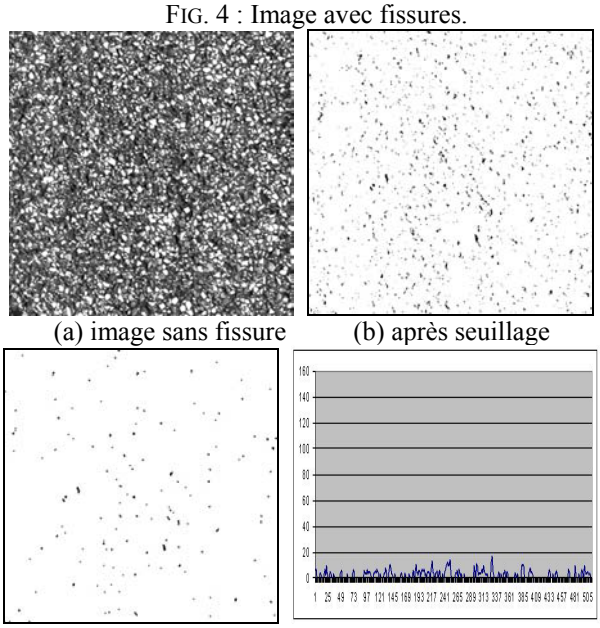


(a) image avec fissure (b) après seuillage



(c) après morphologie (d) projection des pixels

FIG. 4 : Image avec fissures.



(a) image sans fissure (b) après seuillage

(c) après morphologie (d) projection des pixels

FIG. 5 : Image sans fissure.

4.2 Filtrage par opérateurs morphologiques

Lorsque les images ne présentent pas de défauts, les régions sombres sont réparties aléatoirement dans l'image. Ces régions apparaissent comme du bruit dans l'image. En présence de fissures, les régions sombres forment des alignements de taille plus importante.

Nous appliquons une fermeture afin de connecter des morceaux de fissures voisins. De même, nous appliquons une ouverture afin d'éliminer les bruits : régions de tailles non significatives. Les figures (FIG. 4 (c) et FIG. 5 (c)) montrent les images obtenues après cette étape.

4.3 Recherche d'alignements

La technique que nous utilisons est similaire à celle présentée dans la thèse [4]. Elle consiste à projeter les pixels sur 8 axes (à 22.5°). Si l'image ne contient pas de défauts, la répartition des régions est aléatoire. Les profils obtenus, suivant les différentes orientations, ne présentent pas de pics très élevés. Par contre, si l'image contient un défaut de type fissure, au moins un des profils présentera au moins un pic élevé, caractéristique d'un alignement de pixels. Nous limitons la recherche d'alignements dans 8 directions, ceci afin de minimiser le temps de traitement. Les figures (FIG. 4 (d) et FIG. 5 (d)) montrent des profils obtenus pour deux images avec et sans défauts. Le défaut apparaît clairement sur le profil.

5. Tests sur bases d'images

5.1 Tests sur fissures uniquement

Dans un premier temps, nous avons effectué des tests sur une base d'images, ne comportant que des défauts de type fissure, ayant été traitée et étiquetée par un opérateur. Nous disposons de deux jeux d'images (2000x2000 pixels), l'un est composé de 222 images sans défaut, l'autre est composé de 81 images comportant des fissures (verticales, horizontales ou autres orientations).

Le tableau 1 suivant présente les résultats obtenus par la méthode. Le tableau montre les pourcentages de défauts détectés sur les deux jeux d'images avec et sans défauts. Le pourcentage d'erreurs commises donne la proportion d'images mal classées, cependant c'est la proportion de défauts non détectés qui doit être minimisée afin de garantir qu'aucune image de défauts sera écartée lors de la phase d'acquisition sur le véhicule. Ce chiffre doit être mis en correspondance avec le taux d'images filtrées. Ces résultats ont été obtenus avec une valeur de seuillage fixée.

Une variation de la valeur de seuillage de moins deux niveaux de gris fait monter le pourcentage de non-détection de défauts à 7,6% pour plus de 80% d'images filtrées. Dans ce cas, nous choisissons de privilégier les zones très sombres, ce qui réduit la détection de masses sombres dans l'image et donc les petites fissures ne sont plus assez significatives pour être détectées.

TAB. 1 : ***Résultats obtenus sur les jeux d'images avec ou sans défauts***

Base	**Pourcentage d'images classées en défauts**	**Pourcentage d'images classées sans défaut**
Base d'images avec fissures	90,1%	**9,9%**
Base d'images sans défaut	1,8%	98,2%
Pourcentage d'erreurs commises	4,0%	
Pourcentage non-détection de défauts	**2,6%**	
Pourcentage d'images filtrées	**74,6%**	

Une variation de plus deux niveaux de gris fait baisser le pourcentage de non-détection à 2,3% c'est à dire un gain de 0,3% de mieux par rapport aux résultats du tableau pour 51,8% d'images filtrées. Dans cet autre cas, nous favorisons la détection d'objets plus clairs. Nous détectons donc plus de formes ou leur taille devient plus importante. Si ces formes sont regroupées sous forme d'alignement, nous favorisons la détection de défauts. En réduisant le nombre d'erreurs commises, nous réduisons également le nombre d'images filtrées. Il en reste, dans ce cas, environ la moitié à conserver et à stocker pendant la phase d'acquisition.

5.2 Tests sur un segment de chaussée

Cette base est constituée d'images d'un segment de chaussée d'environ 12 kilomètres consécutifs. Cette base contient plus de 3000 images de 4 x 4 m.

L'analyse des résultats nous a conduits à visualiser les images lorsque des erreurs de classification sont commises. Dans de nombreux cas, la visualisation de l'image ne permet pas d'identifier le défaut. Soit le défaut est très discret, soit la base comporte quelques erreurs d'étiquetage. De plus l'étiquetage est parfois imprécis, comme pour les fissures transversales ou joints identifiés avec un même code. Nous n'avons pu effectuer une analyse précise, image par image.

Dans le tableau 2, nous voyons que les fissures longitudinales sont très bien classées avec moins de 1% d'erreurs. Les fissures transversales sont moins bien détectées avec 27% de non détection, peut-être dû à l'étiquetage commun avec les joints. Notre objectifs étant de filtrer les images sans défauts, les erreurs commises sur ces images ne sont pas gênantes.

Les résultats sur les autres types de défauts montrent les limites de notre méthode. En effet, si les défauts ne sont pas localisés dans les zones sombres, notre méthode ne les détecte pas.

TAB. 2 : ***Résultats obtenus sur une base « tous types de défauts »***

Type de défauts	Nombre d'images	Erreurs	Pourcentage d'images classées en défauts	Pourcentage d'images classées sans défaut
Sans défaut	2318	286	12,3	**87,7**
Fissure longitudinale	516	5	**99,0**	1,0
Fissure transversale ou joint	170	46	**72,9**	27,1
Autres défauts	72	63	12,5	**87,5**
TOTAL	3076	400	13,0	87,0

6. Conclusion

Notre méthode permet d'obtenir de bons résultats sur les défauts de type fissures. La méthode fonctionne bien si les hypothèses initiales se vérifient, c'est à dire si le plan laser génère une ombre au niveau de la fissure. Dans certaines conditions, le plan laser peut éclairer la fissure en fonction de la position de celle-ci, ce qui explique une partie des erreurs commises. D'autres défauts peuvent être détectés par cette méthode mais il est alors impossible d'identifier le type du défaut détecté. Nous souhaitions pouvoir filtrer les images sans défauts des autres images. Les résultats obtenus, dans ce sens, sont satisfaisants.

Le comportement de la méthode sur d'autres défauts ne permet pas de généraliser le traitement sur l'ensemble des défauts. Il nous faudra associer d'autres méthodes en parallèle, par exemple, pour localiser les défauts présents sur des niveaux de gris proches du blanc (reflets des joints ou du ressuage).

Références

[1] H. Elbehiery, A. Hefnawy, and M. Elewa, *Surface Defects Detection for Ceramic Tiles Using Image Processing and Morphological Techniques,* Transactions On Engineering, Computing And Technology V5 April 2005

[2] Benslimane A., Khoudeir 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

[3] Benslimane A., Khoudeir M., Brochard J., Do M-T, Détermination de l'Image de la Cartographie de la Texture de Chaussée par Traitement d'Image, ICPSCRA, International Conference on Pavement Surface Characteristics of Roads and Airports, 10 p., Toronto, Canada, juin - 2004

[4] P. Subirat, « 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

[5] wisecrax de roadware : http://www.roadware.com/software/wisecrax_nt/

[6] L. Macaire et J. G. Postaire, "Flaw detection on galvanized metallic strips in real-time by adaptive thresholding". In Proc. of the SPIE Computer Vision for Industry Symp. EUROPTO, pages 200–205, Munich, 1993

[7] Zhang, Y.F., and Bresse, R.R., "Fabric Defect Detection and Classification Using Image Analysis", Textile Res J. 65, 1-9 (1995).