



Open Archive TOULOUSE Archive Ouverte (OATAO)

OATAO is an open access repository that collects the work of Toulouse researchers and makes it freely available over the web where possible.

This is an author-deposited version published in : <http://oatao.univ-toulouse.fr/>
Eprints ID : 12853

The contribution was presented at CMOI 2013 :
<http://www.club-cmoi.com/#!2013/c165g>

To cite this version : Amhaz, Rabih and Chambon, Sylvie and Idier, Jérôme and Baltazart, Vincent *Une méthode de relevé automatique de fissures de chaussée fondée sur la recherche de chemins minimaux*. (2013) In: 13ème Colloque International Francophone du club CMOI/SFO : Contrôles et Mesures Optiques pour l'Industrie (CMOI 2013), 18 November 2013 - 22 November 2013 (Orléans, France).

Any correspondance concerning this service should be sent to the repository administrator: staff-oatao@listes-diff.inp-toulouse.fr

Une méthode de relevé automatique de fissures de chaussée fondée sur la recherche de chemins minimaux

Rabih Amhaz (1), Sylvie Chambon (2), Jérôme Idier (3), Vincent Baltazart (1)

(1) IFSTTAR, L'UNAM Université, Bouguenais, France

(2) IRIT, Université de Toulouse, INP-ENSEEIH, Toulouse, France

(3) IRCCyN, L'UNAM Université, Nantes, France

Résumé : Le relevé automatique des dégradations de surface à partir d'images de la chaussée est devenu un enjeu important dans de nombreux pays. Parmi les différentes méthodes proposées dans la littérature, cet article propose d'utiliser un algorithme de recherche de chemin minimal pour détecter les fissures. La méthode proposée prend simultanément en compte les caractéristiques photométriques et géométriques des fissures et contrairement à [1] n'impose pas des contraintes sur la forme de la fissure. L'article présente le principe de l'algorithme, puis le résultat des premiers tests sur des images collectées par un système opérationnel. Dans son état d'avancement actuel, l'algorithme fournit le squelette des fissures dans les images, qui est ensuite comparé à la pseudo-vérité terrain associée aux images.

1. Problématique

Dans de nombreux pays, le suivi de l'état des dégradations des chaussées représente un enjeu majeur pour planifier l'entretien du réseau routier et éviter l'apparition de désordres plus importants. À l'origine, cette tâche était réalisée par une inspection visuelle fastidieuse, peu reproductible et dangereuse pour le releveur. Ce travail tend à être remplacé depuis les années 70 par l'acquisition d'images de la surface de la chaussée à la vitesse du trafic. Ces images sont ensuite examinées en différé par des spécialistes. L'effort de recherche a alors porté sur l'utilisation de techniques de traitement d'images pour assurer la détection automatique des dégradations, en particulier des fissures.

La détection de fissures par traitement d'images est délicate, car il s'agit de détecter des objets fins et sombres en présence d'un bruit relativement important. Ainsi, un simple traitement de l'image qui ne prend en compte que les caractéristiques photométriques produit un grand nombre de fausses alarmes et la détection est incomplète. Les performances dépendent fortement de la texture des images de chaussée, c'est-à-dire, du type de revêtement de la chaussée.

Les premières méthodes de traitement d'image ont utilisé les caractéristiques photométriques des images en s'appuyant sur l'étude des modes de l'histogramme des niveaux de gris [8,9]. Malheureusement, ce type d'image présente un histogramme unimodal (la distribution des niveaux de gris de la fissure se mélange à celle de la surface de la chaussée) et il est difficile de trouver un seuil permettant d'isoler les pixels fissures. Une approche basée sur la transformée en ondelettes a été explorée dans [2] mais la principale difficulté est de choisir l'échelle d'analyse qui permet à identifier les fissures. Les méthodes à base de morphologie mathématique prennent en compte à la fois les caractéristiques photométriques et géométriques des fissures mais les performances sont fortement dépendantes du choix des paramètres [3]. Les approches par apprentissage supervisé peuvent atténuer ce défaut mais elles nécessitent une étape fastidieuse de détection manuelle [4]. Des techniques plus récentes et prometteuses s'appuient sur le principe des chemins minimaux [1]. En supposant que les fissures à détecter correspondent à des chemins de pixels plus sombres que la surface de la chaussée, le principe consiste à rechercher les chemins qui minimisent une fonction de coût faisant intervenir les niveaux de gris. Nguyen [1] présente une méthode qui attribue à chaque pixel une probabilité d'appartenance à une fissure. Cette probabilité est directement dépendante du coût des chemins estimés suivant des directions différentes passant par chaque pixel. En effet, la recherche des chemins minimaux est contrainte à des directions prédéfinies et permet uniquement de détecter des chemins de formes simples. Dans [5], les chemins minimaux sont estimés entre points d'intérêt avec l'algorithme

de *Fast Marching* mais cette approche est fortement dépendante de la qualité du résultat de la sélection automatique des points d'intérêt qui reste une étape délicate de l'algorithme.

Ainsi, nous avons décidé de travailler sur une approche par recherche de chemins minimaux, car cela permet de prendre en compte des caractéristiques photométriques et géométriques des fissures tout en étant le plus robuste possible à la texture de l'image. Les algorithmes de Dijkstra [6] et de *Fast Marching* [7] sont deux algorithmes célèbres et efficaces pour rechercher un chemin minimal. Comme le montre la *Figure 1*, les deux algorithmes détectent le squelette de la fissure. Cependant, l'algorithme de Dijkstra permet de mieux suivre la trajectoire chaotique de la fissure. En effet, le terme de régulation introduit dans le principe du *Fast Marching* a pour effet de lisser la trajectoire, effet que nous ne souhaitons pas obtenir.

Si l'algorithme de Dijkstra est appliqué en tout point de l'image, il en résulte un coût de calculs important. Ainsi, la contribution principale de notre approche repose sur un nouveau schéma algorithmique pour sélectionner les chemins calculés entre les minima locaux pour obtenir le squelette de la fissure. La solution proposée évite les défauts de la méthode [1] pour atteindre des performances supérieures. La section 2 décrit la méthode proposée et les premiers résultats sont présentés dans la section 3.

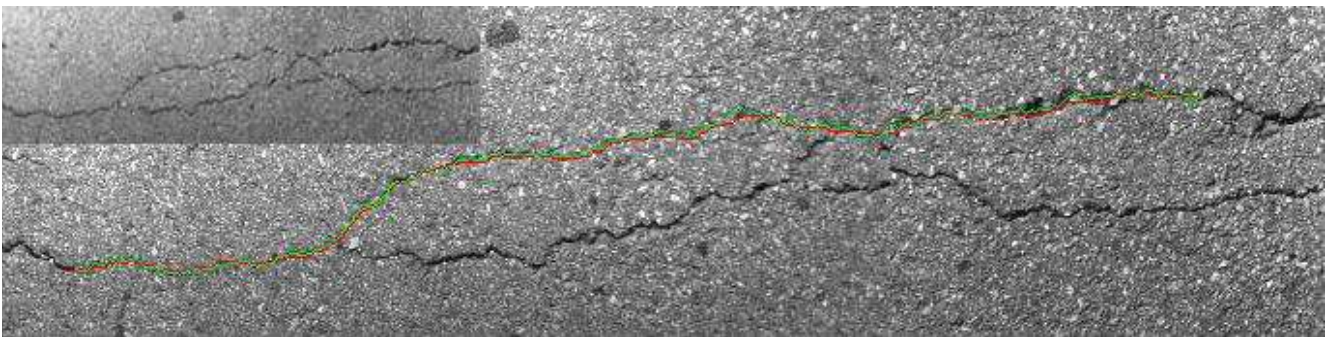


Figure 1 : Résultats obtenus avec un algorithme de type *Fast Marching* (en rouge) et l'algorithme de Dijkstra (en vert) entre points d'intérêts sélectionnés automatiquement.

2. Méthode proposée fondée sur la sélection des meilleurs chemins minimaux

En supposant que les fissures correspondent à des pixels plus sombres que le fond de l'image, le principe de cette approche est de sélectionner les chemins (au départ de chaque pixel) qui possèdent le plus faible coût.

Pour l'algorithme de Dijkstra, la fonction classique de coût de chemin $C(s,d)$ est définie comme la somme des niveaux de gris le long du chemin :

$$C(s, d) = \sum_{m=s}^d I(m) \quad (1)$$

avec s le pixel source, d le pixel destination et $I(m)$ le niveau de gris du pixel m . Ce critère n'implique aucune contrainte de longueur ou de forme du chemin. L'application de l'algorithme de Dijkstra entre toutes les paires de pixels (s,d) de l'image est coûteux en termes de calculs c'est pourquoi une adaptation de l'algorithme de Dijkstra pour la détection des fissures de la chaussée a été proposée dans [1]. Les auteurs utilisent des contraintes de direction et de longueur pour réduire significativement les temps de calculs. Malheureusement, ces contraintes limitent la variété des formes de fissures, en particulier les fissures interconnectées ne peuvent être détectées. Le deuxième défaut est la façon dont ces chemins minimaux sont exploités. Nguyen [1] évalue la probabilité de chaque pixel d'appartenir à une fissure en s'appuyant sur les coûts des chemins. Ensuite, les pixels qui ont une valeur plus grande qu'un seuil prédéterminé sont conservés et les propriétés de connexion induites par le chemin minimal sont perdues.

La solution que nous proposons dans cet article tente d'améliorer les performances présentées en [1] en introduisant :

- (1) une réduction du temps de calculs en sélectionnant des sources et des destinations locales,
- (2) une stratégie de sélection des meilleurs chemins minimaux.

La fonction de coût est définie par l'équation (1) et l'algorithme se compose des quatre étapes suivantes, voir *Figure 2* :

1. Sélection des pixels amorces :

Afin de réduire fortement le temps de calculs, nous sélectionnons les pixels qui correspondent à des minima locaux et dont l'intensité est inférieure à un seuil, S_a , déterminé grâce à l'histogramme de l'image. Notre étude par rapport à la pseudo-vérité terrain, montre que seulement quelques pixels sélectionnés sont à l'intérieur de la fissure, d'autres représentent des sources potentielles de fausses alarmes qui doivent être filtrées, ce qui correspond aux deux étapes suivantes.

2. Recherche de chemins minimaux entre les pixels amorces :

L'algorithme de Dijkstra est utilisé pour calculer les chemins minimaux entre les différentes paires de pixels amorces (s, d) . En résultat, on dispose d'un ensemble de chemins minimaux qui sont caractérisés par leur longueur en pixels et la valeur du coût du chemin.

3. Sélection des chemins minimaux :

Les statistiques de la fonction de coût donne une distribution bimodale pour laquelle un seuil S_c est plus facile à définir. Les chemins sélectionnés sont totalement ou partiellement à l'intérieur de la fissure. Dans ce dernier cas, des ramifications apparaissent le long du squelette de la fissure. Nous tentons d'éliminer ces ramifications à l'étape suivante.

4. Élimination des fausses alarmes (ramifications) :

Une ramification est le chemin entre une extrémité (e_i présenté en rouge) et un croisement entre plusieurs chemins (s_i présenté en vert), cf. *Figure 3* l'étape (4.b). Une fois ces ramifications identifiées, elles sont considérées comme des fausses alarmes si et seulement si leur coût est supérieur au seuil S_c , déjà utilisé à l'étape (3).

En résumé, l'algorithme nécessite trois paramètres. Les seuils S_a et S_c sont ajustés aux statistiques de chaque image et correspondent respectivement à la moyenne moins l'écart type des niveaux de gris de l'image et la moyenne moins l'écart type des coûts des chemins minimaux calculés. La taille du voisinage utilisé pour sélectionner les minimaux locaux a été choisi de manière empirique à $P = 8$.

Algorithme basé sélection de chemins minimaux

1. (a) Sélectionner les minima locaux m_i dans un voisinage $P \times P$
 (b) Sélectionner entre les m_i les meilleures amorces a_i :
 (i) Estimer un seuil S_a
 (ii) Sélectionner les amorces a_i telles que $I(m_i) < S_a$
2. Pour chaque amorce a_i
 Calculer les coûts des chemins minimaux $c(a_i, a_j)$ avec $j=1, \dots, 8$
 correspondant aux 8 amorces voisines possibles dans un voisinage $3P \times 3P$
3. Sélectionner les chemins minimaux en exploitant $c(a_i, a_j)$
 (a) Estimer un seuil S_c
 (b) Sélectionner les meilleurs chemins minimaux avec $c(a_i, a_j) < S_c$
4. Détecter et supprimer les ramifications
 (a) Trouver les points extrémités : e_i
 (b) Trouver les croisements : s_i
 (c) Pour chaque chemin (e_i, s_i) : Calculer le coût $c(e_i, s_i)$
 (d) Supprimer les ramifications telles que $c(e_i, s_i) > S_c$

Figure 2 : Méthode utilisant la sélection de chemins minimaux pour la détection du squelette des fissures.

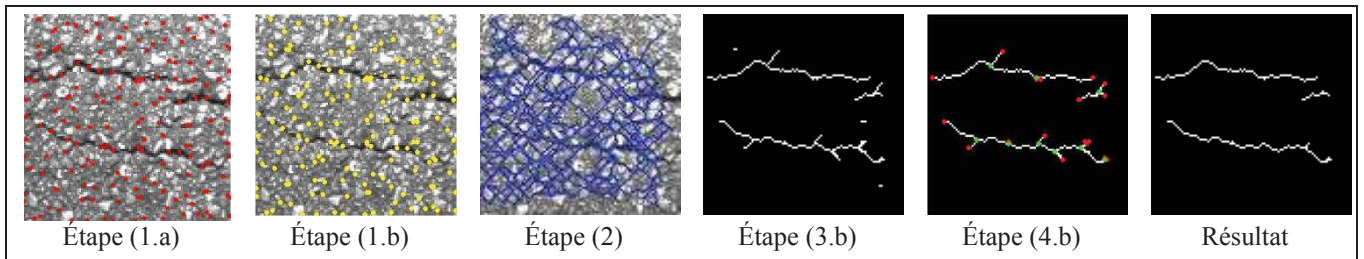


Figure 3 : Illustration des quatre étapes de l'algorithme proposé.

3. Résultats

L'algorithme a été testé sur dix images de 100x100 pixels qui ont été acquises par un système opérationnel (Aigle-RN) sur les routes nationales françaises à la vitesse du trafic. Différents types de fissures sont considérés avec des éclairages différents et des textures différentes, cf. *Figure 4*. Les images sont fortement texturées et la population de la fissure est faiblement représentée (moins de 2%). Certains pixels saturés peuvent apparaître dans les images qui ont une valeur moyenne plus grande. Ces pixels sont retirés des calculs statistiques effectués et leur influence est éliminée par la première étape de l'algorithme. L'évaluation de la méthode est basée sur la comparaison entre la pseudo-vérité terrain (qui a été déterminée manuellement par quatre experts) et le squelette de la fissure. Deux pixels de différences sont autorisés entre la pseudo-vérité terrain et le squelette de la fissure estimée comme proposé dans [5]. Nos résultats sont comparés à ceux obtenus par [1] qui fournit une trace épaisse sur chaque image avec une plus grande quantité de pixels que prévu, voir *Figure 4.d*. En conséquence, un taux élevé de fausses alarmes est atteint et cela ne permet pas de détecter la largeur de la fissure. De plus, la présence de ramifications perturbent les performances de la méthode, voir la *Figure 4.3.d*. En revanche, la méthode proposée est capable de fournir uniquement le squelette de la fissure comme l'indique la *Figure 4.b*.

Pour l'évaluation quantitative, les taux de vrais positifs (bonne détection), VP, de faux positifs (fausses alarmes), FP, et de faux négatifs (non détection), FN, ont été utilisés pour évaluer les performances de l'algorithme. Une bonne segmentation maximise la première et minimise les deux autres afin de permettre une bonne valeur de précision, PPV (*positive predictive value*) : $PPV = \frac{VP}{VP+FP}$

La méthode proposée atteint une valeur de précision moyenne PPV=80,35% plus grande que pour la méthode de Nguyen 64,76%, cf. *Tableau 1*. Toutefois, le pourcentage de pixels détectés n'est pas bon (moins de 50%) pour ces trois images difficiles : 4, 5 et 10, cf. *Figure 4*. En 5 et 10, les résultats obtenus sont toutefois plus fiables que les résultats de [1]. Malheureusement, les résultats de l'image 4 montrent les limites de notre approche, il s'agit d'une image où la méthode [1] surpasse l'approche proposée.

Au niveau de la résolution, la méthode proposée permet de détecter dans la plupart des cas des fissures de faible ouverture, y compris celles de 1 pixel de largeur, (exemple de la *Figure 4.b* image 8).

	Image	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Moy
Méthode proposée	PPV(%)	97	49	76	17	87	73	81	90	60	69	68
	FN(%)	50	35	38	45	75	24	29	31	33	56	42
Approche [1]	PPV(%)	31	31	52	53	41	22	66	22	18	27	31
	FN(%)	3	19	44	80	33	3	0	0	2	5	19

Tableau 1 : Résultat - Pourcentage de précision (PPV) et faux négatifs (FN).

(a)

(b)

(c)

(d)

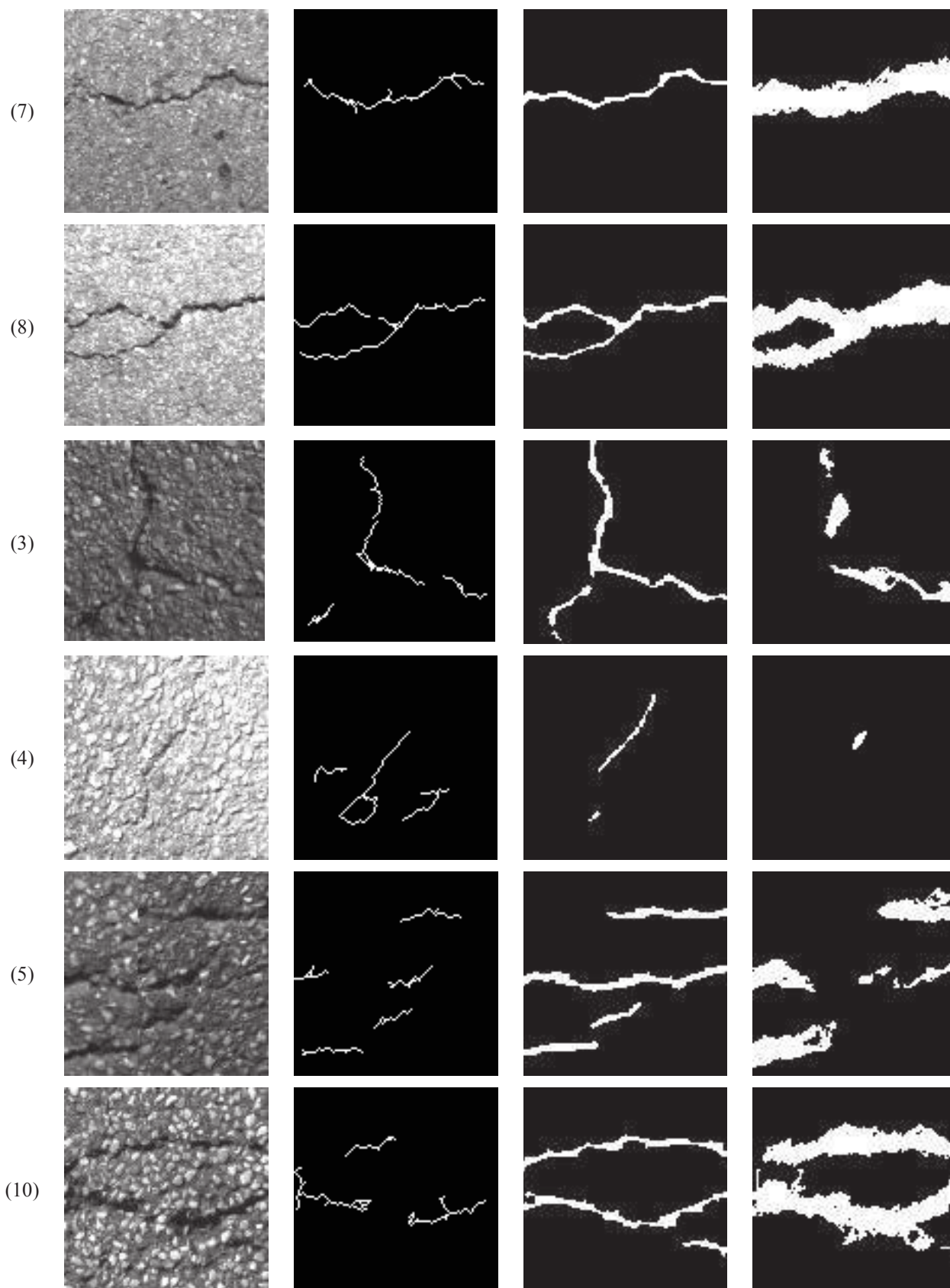


Figure 4 : Résultat de la segmentation - (a) image originale, (b) méthode proposée, (c) pseudo-vérité terrain, (d) résultat obtenu par [1]. (7) image avec une fissure transversale, (8) image surexposée avec plusieurs fissures connectées et (3,5 et 10) image sous-exposée et fissures connectées (4) image surexposée avec une petite fissure. On remarque que les résultats de notre approche sont relativement plus robustes aux variations d'éclairage que ceux obtenus avec l'approche [1]. De plus, pour l'image (3) l'approche [1] est perturbée par la sous exposition de l'image et les ramifications perpendiculaires.

4. Conclusion

Dans cet article, nous avons introduit une nouvelle méthode automatique de détection des fissures sur des images de chaussées, fondée sur la sélection de chemins minimaux sans aucune information *a priori*, ni contrainte directionnelle ou de distance. L'algorithme proposé détecte le squelette des fissures, en obtenant un faible score de fausses alarmes. Dans un futur proche, nous ajouterons l'étape d'estimation de l'ouverture des fissures. De plus, nous évaluerons l'algorithme proposé sur un ensemble d'images de la largeur de la chaussée.

Remerciements : Ce travail a été partiellement soutenu par la Région Pays de la Loire dans le cadre du programme scientifique "Évaluation et Construction Non Destructive-Pays de la Loire" (ECND-PdL).

Bibliographie

- [1] T. S. NGUYEN, «Free-Form Anisotropy: A New Method For Crack Detection On Pavement Surface Images,» *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, pp. 1069-1072, 2011.
- [2] P. SUBIRATS, «Automation of pavement surface crack detection with matched filtering to define the mother wavelet function used,» *European signal processing*, 2006.
- [3] N. TANAKA et K. UEMATSU, «A Crack Detection Method in Road Surface Images Using Morphology,» *Workshop on MVA*, pp. 154-157, 1998.
- [4] H. OLIVEIRA et P. L. CORREIA, «Supervised Strategies for Cracks Detection in Images of Road Pavement Flexible Surfaces,» *European signal processing*, 2008.
- [5] S. CHAMBON, «Detection of Points of Interest for Geodesic Contours: Application on Road Images for Crack Detection,» *Int. Conf. on computer vision theory and applications*, 2011.
- [6] E. W. DIJKSTRA, «A note on Two Problems in Connection with Graphs,» *Numerische Mathematik*, pp. 269-271, 1959.
- [7] L. COHEN et R. KIMMEL, «Global Minimum for Active Contours Models,» *Int. Journal of Computer Vision*, vol. 24, n° 11, pp. 57-78, 1997.
- [8] S. CHAMBON et J.-M. MOLIARD, «Automatic Road Pavement Assessment with Image Processing: Review and Comparaison,» *revue International Journal of Geophysics*, pp. 1-20, 2011.
- [9] Y. TSAI, V. KAUL et R. MERSEREAU, «Critical Assessment of Pavement Distress Segmentation Methods,» *Journal of Transportation Engineering*, vol. 136, pp. 11-19, 2010.