

Synthèse

Détection automatique de défauts dans des images de chaussées

Sylvie CHAMBON^{1*} & Jean-Marc MOLIARD¹

¹LCPC Nantes, route de Pornic, 44341 Bouguenais cedex

(Juillet 2010)

Ce travail introduit nos contributions pour la détection automatique de fissures dans des images de chaussée. D'une part, nous présentons les méthodes que nous avons proposées et, d'autre part, un protocole d'évaluation et de comparaison que nous avons mis en place pour valider notre travail.

Mots clés: Traitement d'images, détection, segmentation, défauts, fissures, chaussée, protocole d'évaluation.

Table des matières

Introduction	2
1 Détection automatique de fissures	2
2 Méthodes de traitement automatique proposées	4
2.1 Méthode par morphologie mathématique (<i>Morph</i>)	5
2.2 Détection par filtrage adapté et modélisation markovienne (<i>GaMM</i>)	5
2.2.1 Algorithme	6
2.2.2 Contribution au filtrage adapté	8
2.2.3 Contribution à la segmentation	9
3 Protocole d'évaluation	11
3.1 Acquisition	11
3.2 Images de référence	12
3.3 Segmentations de référence	12
3.3.1 Base de référence	13
3.3.2 Base complémentaire	13
3.4 Critères d'évaluation d'une segmentation automatique	14
4 Résultats expérimentaux	15
4.1 Méthode par filtrage adapté et modélisation markovienne	15
4.1.1 Influence des paramètres	17
4.1.2 Pré-traitements	17
4.1.3 Variantes	18
4.2 Résultats sur la base complémentaire et comparaison à la méthode <i>Morph</i>	19
Conclusions et perspectives	20

* Email : chambon@lcpc.fr

Introduction

Dans de nombreux pays, un budget important est consacré à l'évaluation de la qualité des routes nationales, comme, par exemple, en France, dans le cadre de l'opération IQRN, Images Qualité du Réseau routier National. Pour réaliser ce travail, un certain nombre de caractéristiques sont prises en compte : l'adhérence, la micro-texture, la macro-texture, les dégradations. Depuis deux décennies, de nombreux efforts ont été réalisés pour rendre cette tâche plus confortable et moins dangereuse pour les personnes qui la réalisent mais aussi plus efficace et moins coûteuse, en mettant en œuvre des systèmes d'acquisition d'images de la chaussée et en proposant des méthodes de détection automatique de défauts. Actuellement, des systèmes d'acquisition d'images de la surface des routes sont disponibles, dans le commerce (pour le lecteur intéressé, voir les rapports (3, 41, 59, 64) et tableau 1), et, à notre connaissance, bien que l'on trouve des méthodes d'analyse semi-automatique des fissures dans des images de chaussée, dans la littérature, une seule méthode d'analyse automatique a été réellement commercialisée (par la société INO¹). En effet, cette tâche est délicate car il s'agit de détecter le signal d'un défaut faiblement représenté (1.5% de l'image) et faiblement contrasté (la chaussée possède une texture avec laquelle le défaut se confond). Ainsi, ce problème est loin d'être complètement et parfaitement résolu. Avec la multiplication des méthodes proposées, il est devenu de plus en plus difficile de savoir quelles sont les véritables méthodes de référence et/ou les pistes de recherche à favoriser. Paradoxalement, malgré les enjeux de cette recherche, aucun protocole d'évaluation et de comparaison n'a été proposé. Ainsi, les objectifs de ce rapport concernent, dans un premier temps, l'inventaire des méthodes de traitement automatique des images dans la littérature et la présentation des méthodes que nous proposons, et, dans un deuxième temps, la présentation d'un protocole d'évaluation, afin de quantifier les performances de chaque méthode et de dégager les méthodes à favoriser et les pistes de recherche à privilégier.

1. Détection automatique de fissures

Depuis une vingtaine d'années, de nombreux algorithmes ont été proposés dans le cadre de la détection semi-automatique de fissures dans des images de chaussée. Le lecteur peut lire un premier rapport sur les méthodes proposées en 1999 (58). Ce rapport met en évidence les méthodes mises en œuvre à l'époque et les limites de ces méthodes. Pour cette tâche de détection, trois éléments sont à considérer : l'acquisition (cf. tableau 2 pour quelques détails concernant cet aspect et (61) pour les manières d'évaluer les performances des différents systèmes d'acquisition), le stockage (l'ensemble des images d'une portion de route correspond à un important volume de données) et le traitement des images afin d'en extraire les zones de détérioration. Dans ce rapport, nous ne détaillons que le dernier aspect, mais, il est évident que les choix concernant les deux premiers sont cruciaux pour l'application. De plus, dès que cela est possible, c'est-à-dire adapté au contexte des chaussées, nous citons des méthodes de détection de défauts sur d'autres types de surface, comme les surfaces béton des ouvrages d'art, les surfaces de céramique ou les surfaces métalliques.

Concernant les méthodes de détection, nous pouvons les regrouper en quatre grandes familles. Les méthodes par *seuillage* sont les plus anciennes et les plus populaires. On distingue les méthodes fondées sur l'analyse de l'histogramme (2, 42), les méthodes de seuillage adaptatif ou local (21, 26), les méthodes s'appuyant sur un modèle gaussien (38). Ces méthodes sont assez simples et peu coûteuses en temps de calcul, mais les résultats obtenus contiennent beaucoup de fausses détections.

Les méthodes s'appuyant sur des outils de *morphologie* mathématique utilisent un seuillage préalable (7, 19, 26, 32, 33, 50, 66). Elles permettent d'obtenir une réponse avec moins de

1. <http://www.ino.ca/fr-CA/Realisations/Description/project-p/systeme-laser-mesure-fissures.html>

NOM	Nationalité	L	EC	CL	T
ADDA, <i>Automated Distress Data Acquisition</i> (1991)	Américain			-	
ACM, <i>Automated Crack Monitor</i> (1991)	Américain			-	
SIRANO (1991) (Système d’Inspection des Routes et des autoroute par Analyses Numériques et Optiques)	Français			-	
HARRIS, <i>Highways Agency Road Research Information System</i> (1999) ^a	Anglais	-		-	
ADA, <i>Automated Distress Analyser</i> (2007) ^b	Américain	-		-	
AIGLE RN (2008) ^c	Français		-		
AMAC (ancêtre : SIRANO, 2004) ^d	Français	-	-	-	-
Profilographe et laser (2007) ^e	Danois	-	-	-	
REAL, <i>Road Excellent Automatic Logging</i> ^f (1992)	Japonais	-	-	-	-
RoadCrack (2008) ^g	Australien		-	-	-
ARAN, <i>Automatic Road Analyser</i> (1993) puis FuGro	Canadien	-	-		-
ADVantage (2003) ^h					
PAVUE ^j	Suédois		-		-

- ^a http://www.trl.co.uk/facilities/mobile.test.equipment/highways_agency_road_research_information_system.htm
- ^b <http://www.waylink.com/>
- ^c <http://www.cete-normandie-centre.equipement.gouv.fr/IMG/pdf/15-AigleRNpress.cle243947.pdf>
- ^d <http://www.vectra.fr/suite.php?page=suivante&newsid=253>
- ^e <http://www.greenwood.dk/road.php>
- ^f <http://www.pasco.co.jp/eng/solutions/geospatial/ground/>
- ^g <http://www.csiro.au/solutions/psaa.html>
- ^h <http://www.roadware.com/>
- ⁱ <http://rst.ramboll.se/en/produkter/ /media/BF0A615A1878494E88DAE424BAA0A144.ashx>

Table 1. Systèmes permettant l’évaluation de la qualité des routes – Les termes **L**, **EC**, **CL** et **T** correspondent respectivement à l’utilisation d’un laser, d’un éclairage contrôlé, de caméras linéaires et d’outils de traitement des données. Le premier groupe correspond à des systèmes d’acquisition sans traitement des images acquises contrairement aux second et troisième groupe. On peut remarquer que la plupart des systèmes sont équipés d’un éclairage artificiel et que de nombreux outils ont été mis en œuvre en utilisant un laser. Le deuxième groupe présente les systèmes qui effectuent des mesures ponctuelles (profil transversal ponctuel ou longitudinal ponctuel) alors que le troisième regroupe les systèmes qui proposent un traitement dense de la surface de la chaussée.

P.	Caméras	Laser	R.	Citations
⊥	1 (capteur 2D)			(2, 15, 16, 28, 34, 35, 38, 44, 66, 67, 72)
⊥	1 (Capteur 2D)	-		(27, 29)
⊥	plusieurs (Capteur 2D)			(17, 57)
⊥	plusieurs (Capteur 1D)			(53, 55)
⊥	plusieurs (Capteur 2D)		-	(69, 70)
∕	plusieurs (capteur 2D)		-	(22)

Table 2. Différentes configurations de capteurs – Nous précisons le placement du capteur (**P.**) qui peut être perpendiculaire ou non perpendiculaire, le nombre de capteurs, la présence (-) ou non d’un laser, la présence (-) ou non de recouvrement (**R.**). En ce qui concerne les capteurs d’acquisition, nous distinguons les capteurs 2D (film, CCD, *Charged Couple Device*), des capteurs 1D (caméra linéaire couplée avec un laser).

fausses détections que la première catégorie de méthodes, mais, elles sont très dépendantes du choix des paramètres.

Les méthodes exploitant une classification par *apprentissage* ont été proposées pour pallier les problèmes des deux précédentes méthodes (48, 49, 54). La plupart s’appuie sur l’utilisation des réseaux de neurones (30, 35). Toutefois, l’inconvénient de ces méthodes réside dans la nécessité d’effectuer cet apprentissage, ce qui signifie avoir une connaissance *a priori* sur les images à étudier.

Les méthodes par *filtrage* sont les plus récentes. Elles s’appuient souvent sur un filtrage utilisé pour la détection de contours. L’inconvénient est qu’il est nécessaire d’utiliser une échelle spatiale fixe, supposant ainsi que la fissure est de taille fixe quelle que soit la zone de la fissure observée. Ceci n’est pas réaliste. C’est la raison pour laquelle, récemment, de nouvelles méthodes ont été proposées comme celles s’appuyant sur une transformation en ondelettes (1, 11, 65, 70, 72) (nous détaillerons plus ces approches dans la section 3), celles utilisant les filtres à réponse impulsionnelle finie (23) et celles qui modélisent le problème par des équations aux dérivées

partielles (6, 47). Nous pouvons aussi citer les méthodes de filtrage par auto-corrélation (40, 60) (on cherche dans l'image la similarité avec des petites imagerie simulant une fissure). Une autre catégorie d'algorithmes s'appuie sur l'étude de la texture (52, 62) (on recherche un bruit, la fissure, dans une texture que l'on a caractérisée).

Nous pouvons aussi citer une méthode semi-automatique qui a été proposée dans la cadre du LCPC (12). Cette méthode s'appuie sur le principe des contours actifs mais elle nécessite de fournir le point de départ et le point d'arrivée de la fissure.

SEUILLAGE	APPRENTISSAGE	MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE	FILTRAGES
(2, 13, 19, 21, 31, 34, 36-39, 42, 53, 71)	(8, 16, 18, 30, 35, 44, 48, 49, 56, 57)	(7, 14, 25, 32, 33, 43, 45, 46, 55, 63, 69)	(1, 6, 23, 40, 47, 50, 52, 60, 62, 65, 68, 72)

Table 3. Classification des méthodes de détection de fissures – Nous nous contentons d'énumérer les méthodes mises en œuvre dans le cadre de la détection de fissures dans des images de chaussée, des ouvrages d'art ou tout type de surface industrielle pouvant se rapprocher du contexte étudié. Nous n'énumérons pas les méthodes basées sur l'utilisation d'un laser.

Pour terminer ce travail de bibliographie, étant donné les publications répertoriées, nous choisissons de classer les méthodes existantes en quatre grandes familles par ordre chronologique d'apparition :

- méthodes à base de *seuillage* plus ou moins sophistiqué ;
- méthodes s'appuyant sur un *apprentissage* (cet apprentissage est plus ou moins délicat et coûteux à mettre en œuvre) ;
- méthodes utilisant des outils de *morphologie mathématique* (ces méthodes partent d'un résultat initial obtenu par seuillage et améliorent la qualité du résultat par ces outils) ;
- méthodes par *filtrages* multiples ou multi-échelle : il s'agit aussi bien de méthodes qui s'appuient sur une modélisation par EDP que des méthodes qui s'appuient sur une transformation en ondelettes.

En ce qui concerne l'évaluation des méthodes automatiques de détection, il n'existe pas actuellement de protocole d'évaluation utilisé par la communauté. Pourtant, toutes les méthodes relatives à l'évaluation manuelle de la qualité des routes préconisent de prendre en compte la gravité du défaut (qui implique de connaître la taille, la largeur et la localisation). C'est la raison pour laquelle, il nous paraît actuellement primordial de pouvoir caractériser le plus précisément possible les performances des méthodes automatiques existantes. Pour établir cette évaluation, il est nécessaire de déterminer, d'une part, les images de référence, et, d'autre part, les critères d'évaluation à utiliser. Il n'existe pas d'images de référence dans la communauté et pour les critères, la plupart du temps, la détection de la fissure est évaluée qualitativement et non quantitativement.

2. Méthodes de traitement automatique proposées

Nous avons travaillé sur des méthodes appartenant à trois des quatre catégories présentes dans la littérature. Nous avons choisi de retenir les méthodes basées morphologie mathématique qui sont incontestablement plus performantes que les méthodes s'appuyant seulement sur un seuillage. Donc, dans un premier temps nous avons étudié ce type de méthodes. Ayant mis en évidence les faiblesses de ces méthodes, dans un deuxième temps, nous avons choisi la catégorie qui semblait la plus adaptée : celle utilisant le filtrage multi-échelle. Pour l'instant, nous avons jugé les méthodes par apprentissage peu applicables à notre problème car elles nécessitent une intervention de l'utilisateur. Ainsi, dans cette section, nous décrivons les deux types de méthodes étudiées, en précisant nos contributions. Par la suite, ce sont ces deux types de méthodes qui seront comparées.

2.1. Méthode par morphologie mathématique (Morph)

Dans un premier temps, un ensemble de méthodes s'appuyant sur des outils de morphologie mathématique a été développées. Dans ce paragraphe, nous décrivons brièvement cet ensemble de méthodes. Les étapes suivies par cette approche sont les suivantes, cf. figure 1 :

- (1) Pré-traitement des images (étape 1, figure 1) ;
- (2) Binarisation par seuillage (étape 1, figure 1) ;
- (3) Affinement de la binarisation par fermeture (étape 1, figure 1) ;
- (4) Segmentation par analyse des formes (étape 2, figure 1) ;
- (5) Caractérisation de la fissure (étapes 3 et 4, figure 1).

Pour l'étape (1), trois variantes différentes ont été introduites. Elles combinent les outils suivants : érosion de l'image en niveaux de gris, filtrage médian, égalisation de l'histogramme, filtrage par la moyenne. Tous ces outils ont l'avantage de diminuer la texture et d'augmenter le contraste de la fissure. Tous ces traitements sont réalisés localement. Plus précisément, on divise l'image en sous-images d'intérêt (AOI, *Area Of Interest*) dans lequel le travail (égalisation, filtrage par la moyenne) est réalisé. Nous détaillons tous les pré-traitements qui ont été proposés et testés dans la section 4.1.

Pour l'étape (2), la binarisation est réalisée en seuillant localement l'image (Le seuil de binarisation est fixé à 20 dans la première variante proposée puis à 40 dans les deux suivantes).

L'étape (3) a été ajoutée pour les deux dernières variantes (celles qui ont un seuil de binarisation différent).

L'étape (4) est réalisée en effectuant, premièrement, une segmentation en composantes connexes, et, deuxièmement, en analysant la taille et la forme de chacune des composantes et en éliminant celles qui d'après leurs caractéristiques ne peuvent pas correspondre à une partie de fissure (typiquement lorsque la longueur est inférieure à un seuil fixé, on considère que la composante ne peut pas faire partie d'une fissure). Plus précisément, pour les releveurs, une fissure est acceptée lorsqu'elle a une longueur supérieure ou égale à 50 cm, mais à ce niveau du traitement il faut considérer l'objet comme pouvant être un petit morceau de fissure et sa longueur admissible devient de 7.5 millimètres soit 35 pixels. La largeur moyenne devra être inférieure à 3 mm et la largeur maximale inférieure à 6,5 millimètres.

Tous les seuils utilisés pour ces quatre étapes ont été fixés expérimentalement. Dans la figure 2, nous illustrons le type de résultats que nous obtenons avec ces trois méthodes et nous détaillons les différentes étapes.

Par la suite, les premiers résultats sur ces trois variantes (relatives aux trois variantes de pré-traitement et aux différences sur la binarisation et son affinement) ayant montré leur complémentarité, nous avons proposé une méthode fusionnant ces trois variantes, cf. résultat dans la figure 2. Pour chaque pixel la réponse est exprimé en utilisant la somme pondérée des réponses obtenues pour les trois méthodes. Les poids ont été fixé en exploitant les résultats obtenus avec un échantillon de la base de données. Par la suite, nous notons cette méthode *Morph*.

2.2. Détection par filtrage adapté et modélisation markovienne (GaMM)

Plus récemment, notre travail se situe aussi dans le cadre des méthodes par décomposition en ondelettes et par segmentation par modélisation markovienne. Étant donné la difficulté à déterminer une onde mère (qui permet de générer une famille d'ondelettes utiles pour l'analyse multi-échelle par décomposition en ondelettes) adaptée à notre tâche (la détection de fissures), il est apparu nécessaire d'utiliser la théorie du filtrage adapté qui permet d'estimer une fonction proche d'une onde mère et adaptée à notre problème. Par la suite, nous utiliserons donc le terme de *filtrage adapté* pour la première partie de notre algorithme. Ainsi, d'une part, nous allons présenter l'algorithme utilisé et, d'autre part, les contributions proposées pour les deux aspects

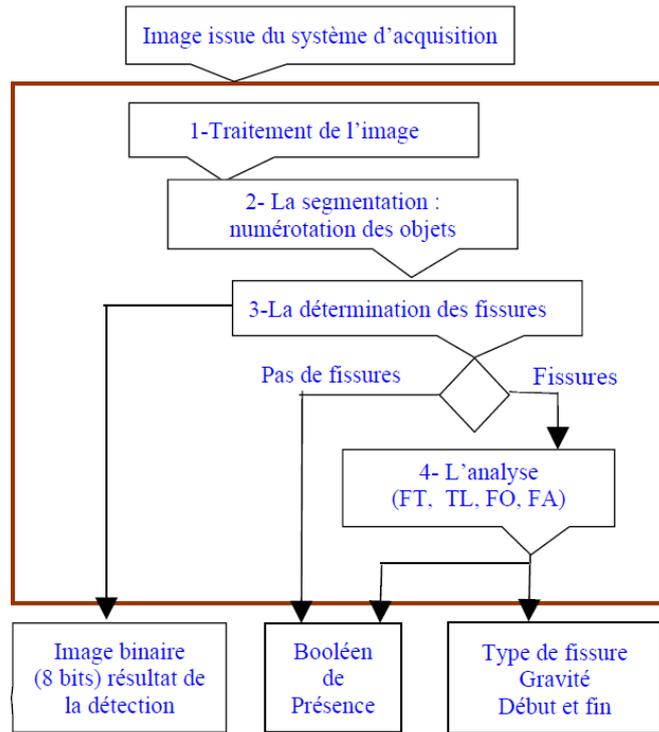


Figure 1. Schéma de la méthode à base de morphologie mathématique, *Morph.*

abordés : le filtrage adapté (première étape de binarisation) et la modélisation markovienne (deuxième étape d'affinement de la détection en prenant en compte la forme particulière des fissures).

2.2.1. Algorithme

Le principe de la méthode est d'effectuer une première binarisation de l'image, en distinguant les pixels de la chaussée des pixels appartenant au défaut, puis, d'affiner cette détection en s'appuyant sur une segmentation par modélisation markovienne. La première partie de l'algorithme s'appuie sur une hypothèse photométrique : un pixel de la fissure est plus sombre que le fond, alors que la deuxième partie fait intervenir une hypothèse géométrique : une fissure est composée de segments connectés avec des orientations différentes. Les étapes de la méthode sont présentées dans l'algorithme décrit dans la figure 3.

L'intérêt de l'approximation d'une décomposition en ondelettes par filtrage adapté est de pouvoir détecter le défaut dans plusieurs échelles. En effet, la fissure peut posséder une taille variable. Ainsi, dans un premier temps, nous devons choisir le nombre d'échelles pour le filtrage adapté. Cela dépend de la résolution de l'image, en supposant que la résolution est de 1 mm/pixel et si on choisit 5 échelles, on peut supposer détecter des fissures de largeur 2 mm à 1 cm, ce qui est satisfaisant. De plus, le filtrage adapté s'effectue suivant une direction et nous devons aussi choisir le nombre de directions pour lesquelles le filtrage adapté va être appliqué. Au cours du relevé manuel de fissures par les gestionnaires des routes, on distingue en général trois directions de fissures : verticale, horizontale et oblique. Il paraît donc judicieux de prendre les directions suivantes : $[0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}]$.

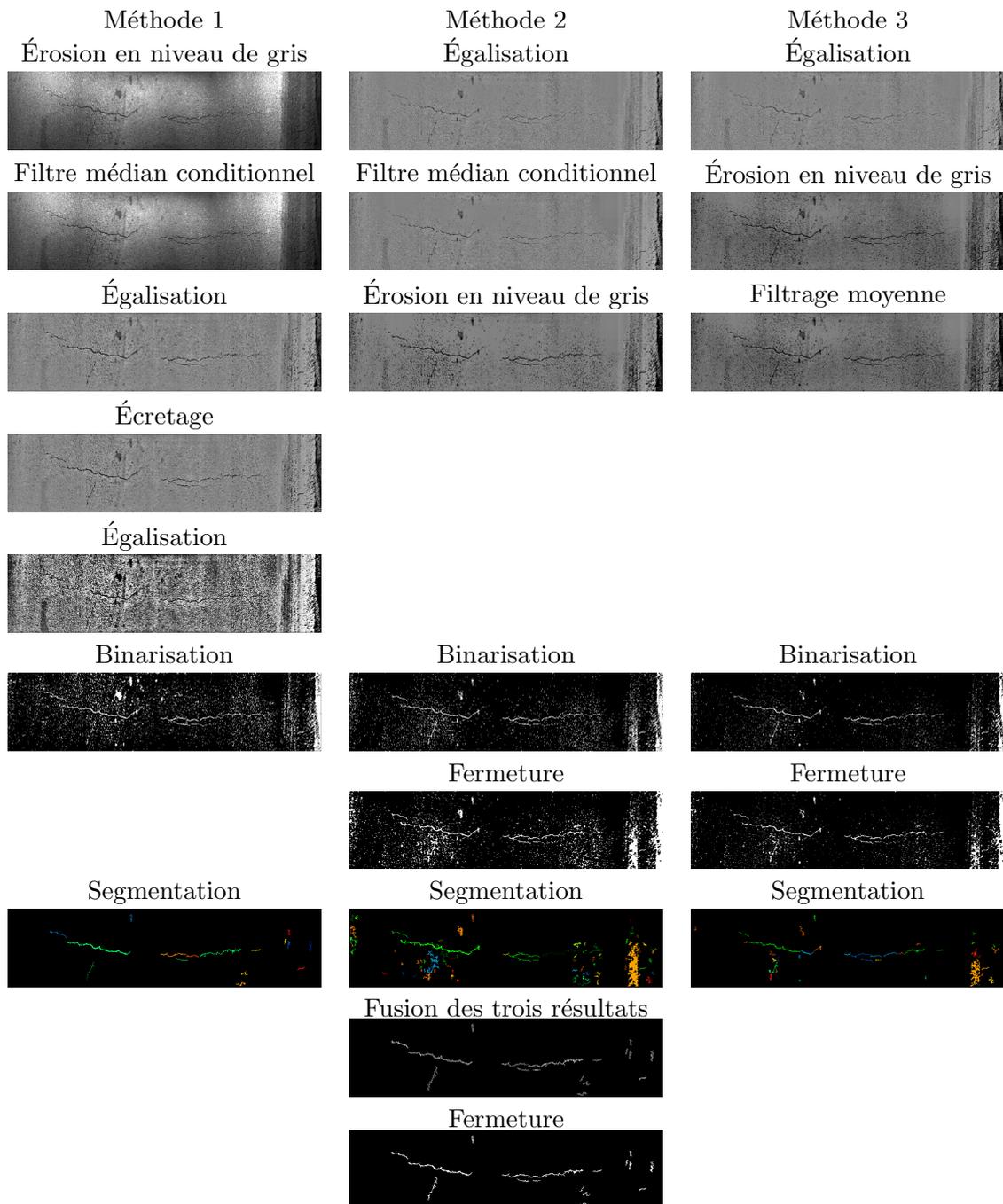


Figure 2. Méthode *Morph* – Cette méthode s’appuie sur des outils de morphologie mathématique, en distinguant, une phase de pré-traitement pour améliorer le contraste, une phase de seuillage, une phase d’affinement par fermeture, une étape de segmentation par regroupement en composante connexe. Pour le pré-traitement, le filtre médian conditionnel n’est appliqué que lorsque le niveau de gris du pixel étudié est supérieur à 40 (pour ne pas perdre le signal de la fissure). L’étape d’écrotage correspond à remplacer toutes les valeurs claires (seuil fixé de manière expérimentale) par le niveau de gris moyen. Trois variantes ont été proposées et la méthode retenue combine les trois résultats obtenus, comme illustré sur cet exemple. La dernière étape consiste à effectuer une dernière fermeture pour tenter de supprimer les fausses détections et de compléter la détection de la fissure.

- (1) Pour chaque échelle faire Calculer le filtre adapté
- (2) Pour chaque direction faire Appliquer le filtre adapté
- (3) Déterminer le coefficient à travers les directions
- (4) Pour chaque échelle faire
 - a) Initialiser les sites (Markov)
 - b) Tant que Non condition d'arrêt Faire Mettre à jour les sites

Figure 3. Algorithme de détection – Les étapes (1) à (3) consistent à binariser l'image. Elles s'appuient sur un filtrage adapté. L'étape (4) consiste à affiner ce résultat par un processus itératif markovien.

2.2.2. Contribution au filtrage adapté

Nous détaillons les outils nécessaires à la réalisation des étapes (1) à (3) de la figure 3. La fonction $\psi \in \mathcal{L}^2(\mathbb{R}^2)$ est une ondelette si :

$$\int_{\mathbb{R}^2} \frac{|\Psi(\mathbf{x})|^2}{\|\mathbf{x}\|^2} d\mathbf{x} < \infty, \text{ avec } \mathbf{x} = (i, j), \tag{1}$$

où Ψ est la transformée de Fourier de ψ . L'équation (1) implique que $\int_{\mathbb{R}^2} \psi(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = 0$. Ainsi la famille d'ondelettes associées est définie pour toute échelle s et pour toute position \mathbf{u} , par :

$$\psi_{x,\hat{u},\theta}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \psi(R^\theta((\mathbf{x} - \mathbf{u})/s))$$

où $\psi \in \mathbb{R}^2$ et R^θ est la rotation d'angle θ .

La difficulté de l'utilisation des ondelettes réside dans le choix de l'onde mère ψ . De nombreuses possibilités ont été envisagées comme : l'ondelette de Haar ou l'ondelette de Morlet. Il est difficile de déterminer laquelle est la plus adaptée pour une tâche donnée. Dans notre cas, on distingue deux éléments différents dans les images acquises : la fissure qui correspond à un ensemble de pixels plus foncés que leurs voisins et connectés les uns aux autres et le fond qui correspond à une texture aléatoire. Ainsi, nous utilisons la théorie du filtrage adapté qui semble la mieux convenir. Soit un signal discret s de forme déterministe dont les valeurs discrètes sont stockées dans $\mathbf{s} = (s_1 \dots s_N)$ avec N le nombre d'échantillons et \mathbf{z} , avec $\mathbf{z} = (z_1 \dots z_N)$, son observation bruitée. On suppose que le bruit est additif : $\mathbf{z} = \mathbf{s} + \mathbf{b}$, centré, stationnaire au second ordre et de fonction d'auto-corrélation ϕ_{bb} dont les valeurs discrètes sont dans ϕ_{bb} avec $\phi_{bb(i,j)} = \phi_{bb|i-j|}$, indépendante de s . Le filtre adapté h de s est alors défini par :

$$\mathbf{h} = \phi_{bb}^{-1} \mathbf{s}. \tag{2}$$

Nous souhaitons reconnaître un signal, la fissure dont on connaît la forme à un facteur près, mélangée à un bruit dont on connaît les caractéristiques et le filtrage adapté convient pour détecter des singularités dans des coefficients calculés par transformation en ondelettes. Pour obtenir une représentation plus réaliste du signal que celle proposée dans (65) (il s'agit d'une fonction constante par morceaux), nous introduisons une fonction gaussienne :

$$f(x) = -a e^{-\frac{1}{2}(\frac{x}{\sigma})^2}, \tag{3}$$

où a désigne l'amplitude du défaut et est défini en fonction de σ , l'écart type de la loi gaussienne, telle que $a = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}$. Le terme σ permet de régler la largeur du défaut.

2.2.3. Contribution à la segmentation

Cette étape consiste à extraire les formes, c'est-à-dire les fissures, à partir des cartes de détection établies à l'étape précédente (étapes (4)a et (4)b de l'algorithme de la figure 3) et permet d'obtenir la segmentation finale. Pour l'étape (4)a de la figure 3, on considère une grille régulière de l'image, sachant que chaque élément de la grille est de taille 3×3 . Dans (65), l'auteur considère 4 configurations possibles qui sont présentées dans la figure 4 (partie encadrée). Les sites sont initialisés en prenant pour chaque site l'orientation la plus représentée. Le choix de 4 configurations possibles ne comprend pas toutes les solutions. En effet, les configurations proposées sont centrées, mais, on peut les envisager non centrées. Cela augmente le nombre de configurations possibles de 4 à 16, cf. figure 4 (tous les sites présentés).

Les champs aléatoires considérés sont :

- (1) le champ d'observations $Y = \{y_s\}$ avec $s \in \mathcal{S}$, ensemble des sites, et où y_s est la moyenne des coefficients du filtrage adapté couverts par le site ;
- (2) le champ des descripteurs binaires $L = \{l_s\}$ avec $s \in \mathcal{S}$ où $l_s = 1$ lorsqu'il y a un défaut et 0 sinon.

La mise à jour des sites est réalisée tant qu'il y a une modification d'un site à l'itération précédente. La fonction de potentiel qui est mise à jour à chaque itération est définie de cette manière :

$$u_s = \alpha_1 u_1(s) + (1 - \alpha_1) \sum_{s' \in \mathcal{V}_s} u_2(s, s'), \quad (4)$$

où \mathcal{V}_s est le voisinage du site s défini par : $\mathcal{V}_s = \{s' | s \notin \mathcal{V}_{s'} \ \& \ s' \in \mathcal{V}_s \Rightarrow s \in \mathcal{V}_{s'}\}$. Le premier terme, relatif à u_1 , correspond à ce que nous appelons un terme d'attache aux données, il permet d'évaluer à quel point un site ressemble, d'un point de vu photométrique, à un morceau de fissure. Ce terme est directement lié au résultat donné par le filtrage adapté. Le second terme, relatif à u_2 , représente la contrainte liée au voisinage du site étudié. Plus précisément, il traduit la cohérence entre un site et ses voisins et permet de traduire les règles géométriques entre les différents morceaux de fissures détectés. Nous détaillons cet aspect avec la description de la fonction u_2 . Le poids α_1 permet de régler l'importance de chacun de ces termes et nous étudierons son influence dans la section 4.1.1.

La fonction u_1 est définie par :

$$u_1(y_s, l_s = 1) = \begin{cases} e^{\xi_1(k-y_s)^2} & \text{Si } y_s \geq k \\ 1 & \text{Sinon.} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{et } u_1(y_s, l_s = 0) = \begin{cases} e^{\xi_2(y_s-k)^2} & \text{Si } y_s < k \\ 1 & \text{Sinon,} \end{cases}$$

Les paramètres ξ_1 , ξ_2 et k doivent être fixés¹. Pour la définition de u_2 , nous devons estimer le nombre de cliques possibles. Dans (65), 4 cliques sont possibles. Ainsi, cela donne 16 possibilités. Un voisinage de 8 est exploité. On ne considère que les différences d'orientations entre 2 sites et on ne prend pas en compte la position relative entre les 2 sites étudiés, cf. tableau 4.

Avec cette configuration, certains cas ne sont pas pénalisés, comme, par exemple, ces deux cas :

- deux sites avec la même orientation mais sans connexion ;

1. Le choix de k est relatif au nombre maximal de pixels qui peuvent appartenir à une fissure dans une même image (cela dépend donc aussi de la résolution et des hypothèses faites sur la taille et la configuration des sites). Nous avons fixé k pour qu'au maximum 5% de l'image soit considérés comme une fissure. Nos expérimentations nous ont conduits à choisir $\xi_1 = \xi_2 = 100$.

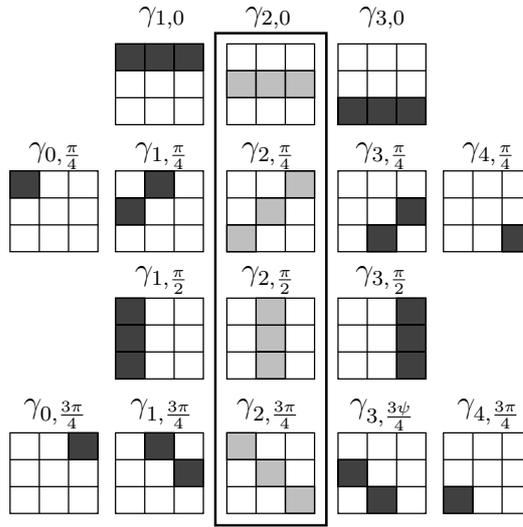


Figure 4. Contribution à la modélisation markovienne pour les configurations des sites des champs de Markov – Les 4 configurations proposées dans (65) sont encadrées et les sites sont représentés en couleur gris clair alors que les sites ajoutés sont marqués en gris foncé.

	$\gamma_{2,0}$	$\gamma_{2,\frac{\pi}{4}}$	$\gamma_{2,\frac{\pi}{2}}$	$\gamma_{2,\frac{3\pi}{4}}$
$\gamma_{2,0}$	β_1	β_2	β_3	β_2
$\gamma_{2,\frac{\pi}{4}}$	β_2	β_1	β_2	β_3
$\gamma_{2,\frac{\pi}{2}}$	β_3	β_2	β_1	β_2
$\gamma_{2,\frac{3\pi}{4}}$	β_2	β_3	β_2	β_1

Table 4. Fonction u_2 proposée dans (65) – Ce tableau représente les valeurs de la fonction $u_2(s', s)$ pour les sites en gris clair dans la figure 4. Dans nos expérimentations, nous avons utilisé les mêmes valeurs de paramètres que celles de l’auteur : $\beta_1 = -2$, $\beta_2 = -1$ et $\beta_3 = 2$.

- deux sites avec la même orientation mais leur position relative les rend parallèles.

C’est la raison pour laquelle, avec les 16 configurations prises en compte, nous introduisons une nouvelle fonction de potentiel qui prend en compte : la différence d’orientation entre deux sites (il y a donc 16×16 possibilités) et la position des deux sites (il y a 8 possibilités). Ainsi, cette nouvelle modélisation suit les règles suivantes :

- (R₁) Plus la différence d’orientations est faible, plus le potentiel est bas.
- (R₂) Plus la distance entre deux sites est petite, plus le potentiel est bas (il s’agit de la distance entre les deux extrémités les plus proches).

Plus formellement, si d est la distance euclidienne entre les deux extrémités les plus proches, avec $d \in [0, d_{\max}]$, θ_1 et θ_2 , sont respectivement les orientations de $s = \{s_i\}_{i=1..N_s}$ et $s' = \{s'_j\}_{j=1..N_{s'}}$, et θ_e est l’angle défini par les deux sites, u_2 est donnée par :

$$u_2(s', s) = \alpha_2 \left(\frac{|2\theta_e - \theta_1 - \theta_2|}{2\pi} \right) + (1 - \alpha_2) \left(\frac{J(\text{NbC}) \min_{i,j}(d(s_i, s'_j))}{d_{\max}} - \frac{\text{NbC}}{3} \right). \tag{6}$$

où NbC est le nombre d’éléments connectés entre s et s' et $J(x)$ vaut 1 si NbC = 0 et 0 sinon. Le premier terme exprime la règle sur les orientations, règle (R₁), et il est nul lorsque les sites ont la même orientation et que cette orientation est identique à l’orientation entre les deux sites, c’est-à-dire $\theta_e = \theta_2 = \theta_1$. Ce premier terme pénalise les configurations où les sites n’ont pas la même orientation mais aussi le cas particulier où deux sites ont la même orientation mais l’orientation

entre eux les rend parallèles, cf. exemple (a) dans la figure 5. Le second et le troisième termes permettent de prendre en compte la règle sur les distances, règle (R_2). Nous avons besoin de distinguer deux aspects : le nombre de pixels connectés lorsque les sites sont connectés et, dans le cas contraire, la distance entre les deux sites. Ceci permet, d'une part, de pénaliser fortement les sites disjoints et, d'autre part, de ne pas pénaliser des sites pénalisés par le premier terme alors qu'ils sont connectés, cf. exemple (b) dans la figure 5. Enfin, afin d'étudier la contribution de chacun de ces termes dans les résultats obtenus, nous avons normalisé l'équation en ajoutant une pondération, ajout du poids α_2 , entre l'orientation et la distance.

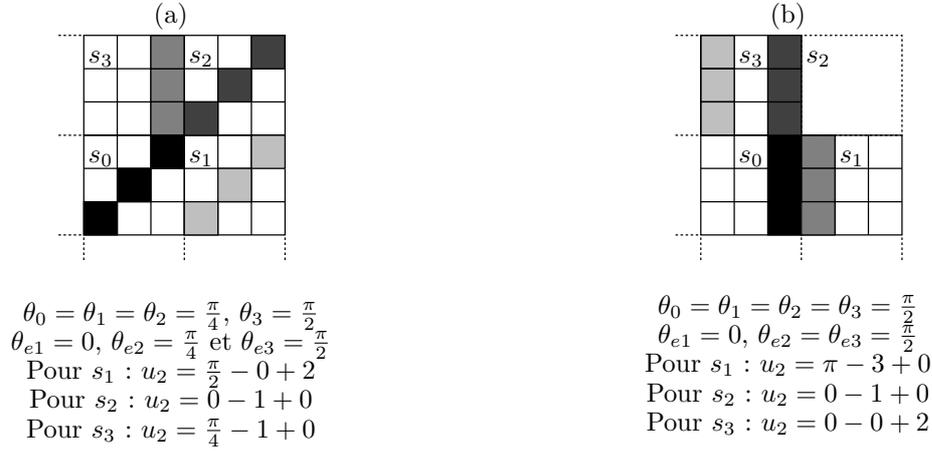


Figure 5. Illustration de la fonction u_2 – Ces deux exemples de sites et de leurs voisinages montrent le comportement du potentiel u_2 suivant les deux aspects considérés : l'orientation et la distance. Dans l'exemple (a), grâce au terme sur les orientations, la configuration s_1 est pénalisée, s_3 l'est aussi mais moins que s_1 , ce qui est cohérent. Dans l'exemple (b), grâce aux termes sur les distances, le site s_3 est pénalisé, comparé au site s_2 . En revanche le cas particulier de s_1 est avantageux, ce qui permet de compenser la pénalité obtenue sur les orientations.

3. Protocole d'évaluation

Pour introduire un nouveau protocole d'évaluation, nous devons choisir les images à évaluer, déterminer la segmentation qui sert de référence, ou vérité terrain, et, enfin, choisir les critères d'évaluation. Pour les images de référence, deux possibilités sont envisageables : établir des images de synthèse et ainsi on connaît la position exacte du défaut, on parle alors de « vérité terrain », et utiliser des images réelles pour lesquels on estime ou on établit une segmentation que l'on juge suffisamment fiable pour servir de référence d'évaluation, on parle alors de « pseudo-vérité terrain ». Nous avons envisagé les deux solutions et c'est la raison pour laquelle, nous avons dû établir un processus de segmentation manuelle que nous détaillons dans la troisième partie de cette section. Avant de présenter les images utilisées, nous allons brièvement expliquer le système d'acquisition actuellement utilisé pour nos expérimentations.

3.1. Acquisition

Dans le cadre de cet article, nous avons mené des expérimentations avec des images issues du même système d'acquisition, cf. figure 17. Ce système est celui utilisé actuellement pour l'IQRN pour réaliser la tâche de relevé de dégradations de surface de chaussée et sa description est fournie dans la figure 6.

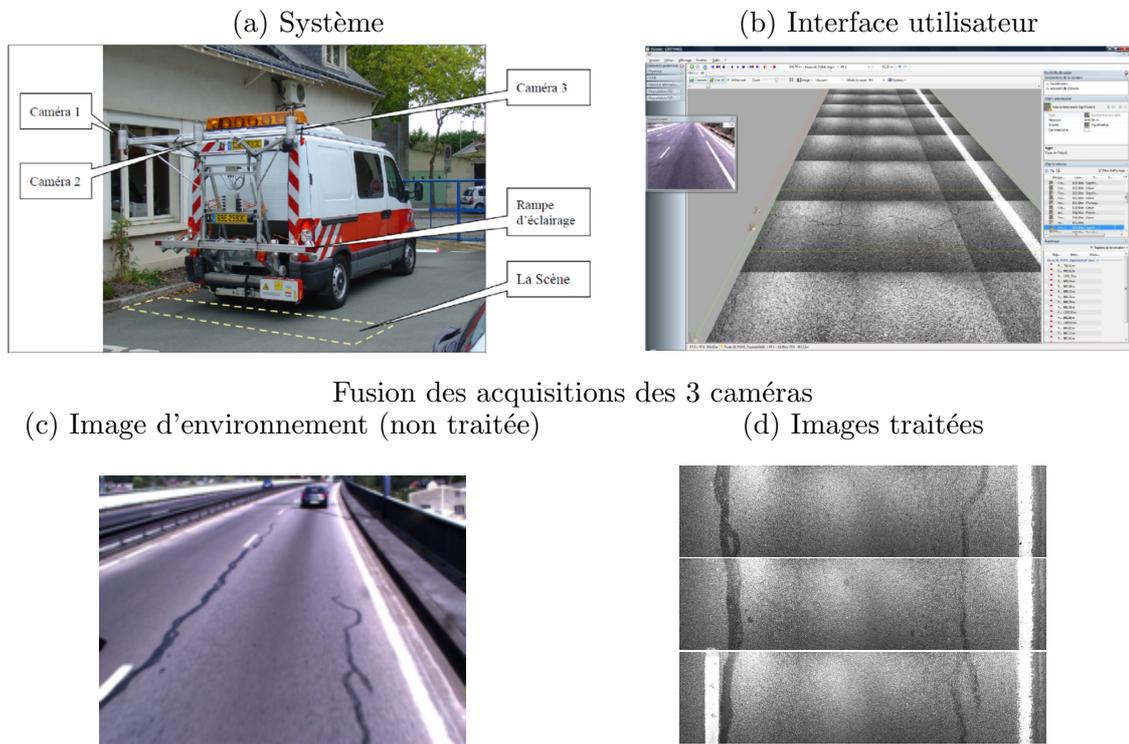


Figure 6. Système d'acquisition utilisé – En (a), le système d'acquisition est présenté et il comprend quatre caméras, dont trois caméras à l'arrière et une caméra d'environnement, à l'avant, en couleur et avec une résolution plus faible que les autres caméras. De plus, elle est inclinée par rapport au plan de la chaussée, contrairement aux caméras placées à l'arrière et qui réalisent une acquisition en niveau de gris avec un éclairage contrôlé et des caméras placées perpendiculairement au sol. Afin de tenter de s'affranchir des variations d'éclairage, neuf éclairages stroboscopiques ont été ajoutés. En (b), on peut visualiser l'interface utilisateur utilisée pour le relevé manuel par les professionnels. Enfin, en (c) et (d), on peut voir un exemple des images sauvegardées par le système. En (d), les images en niveaux de gris représentent une partie de la chaussée visible dans l'image couleur, en (c). La chaussée présente deux réparations (de fissures longitudinales).

3.2. Images de référence

Il est difficile d'établir une segmentation de référence, et, dans un premier temps, nous avons choisi de réaliser des images synthétiques avec un défaut simulé. Comme on peut le voir dans la figure 7, le résultat obtenu n'est pas suffisamment réaliste mais l'image générée est très utile pour effectuer une première évaluation rapide et fiable d'une méthode de détection automatique. Dans un second temps, nous avons donc pris une image réelle sans défaut et simulé une fissure. Le rendu est plus réaliste que dans la première catégorie d'images, cependant, la forme de la fissure et le contraste de la fissure avec le fond sont encore trop schématiques. C'est la raison pour laquelle nous nous sommes finalement orientés vers l'utilisation d'images réelles segmentées manuellement avec la plus grande confiance possible. Ainsi, les deux premières catégories d'images nous permettent une évaluation avec une vérité terrain exacte et nous donnent une première estimation du comportement des méthodes alors que la troisième catégorie d'images nous permet de valider l'approche avec une « pseudo-vérité terrain » dans un contexte réel.

3.3. Segmentations de référence

Pour les images réelles, il convient de préciser comment la vérité terrain a été établie. Quatre opérateurs différents ont manuellement segmenté les images à l'aide du même outil et dans les mêmes conditions (sur le même matériel). Une fois les quatre segmentations réalisées, elles ont été fusionnées en suivant ces règles :

(R') Un point détecté par plusieurs opérateurs (au moins 2) est conservé.

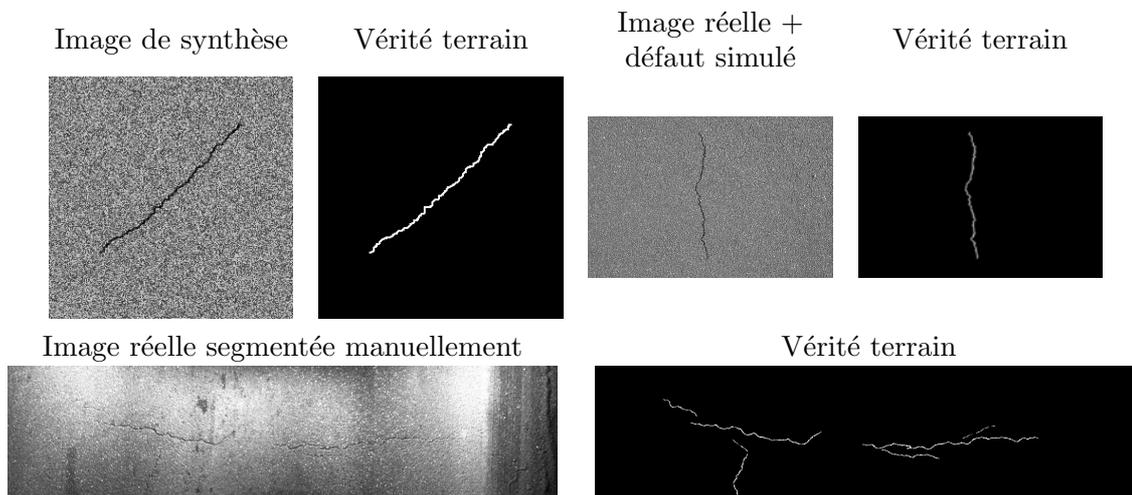


Figure 7. Images de tests du protocole d'évaluation (ou images de référence) – Nous illustrons les 3 catégories d'images que nous proposons pour effectuer les tests de localisation précise de fissures dans des images de chaussée. La méthode utilisée pour extraire la vérité terrain dans les images réelles est expliquée dans la section 3.3.

(R'') Un point connexe à un point sélectionné par la règle (R') est conservé.

La deuxième règle, (R''), implique un processus itératif qui s'arrête lorsqu'il n'y a plus de point ajouté. Afin d'obtenir une segmentation la plus « continue » possible, le résultat a été dilaté puis érodé (fermeture) avec un élément structurant carré de taille 3×3 . Afin d'estimer la confiance que l'on peut accorder à cette segmentation, nous avons évalué, d'une part, le taux de recouvrement entre opérateurs et, d'autre part, la distance moyenne entre les points sélectionnés par un opérateur et la segmentation finale.

Dans cette partie, nous avons commencé par travailler avec une première base de données contenant 10 images réelles. Nous l'appellerons la **base de référence**. C'est cette base qui nous a permis d'effectuer les tests pour affiner nos méthodes de fusion automatique de détection ainsi que les premiers tests pour régler nos paramètres. Par la suite, nous avons ajouté une base de données de 32 images réelles pour compléter et que nous appellerons la **base complémentaire**.

3.3.1. Base de référence

Le tableau 5 permet de comparer les résultats de segmentation. Nous pouvons remarquer que les 4 premières images sont les plus fiables et l'erreur moyenne est inférieure à 2 pixels. Ceci est très satisfaisant en terme de précision de l'évaluation. En revanche, les 6 images suivantes montrent une plus grande variabilité entre les opérateurs et illustrent la difficulté de cette tâche avec ce type d'images. En particulier avec la sixième image (936), l'erreur est due à une mauvaise interprétation d'un des 4 opérateurs qui a relevé un défaut qui n'existe pas.

3.3.2. Base complémentaire

Nous avons utilisé la même technique de segmentations multiples avec 32 nouvelles images. Au vu des résultats obtenus et en nous appuyant sur le critère D présenté dans le tableau 5, nous avons choisi de distinguer 3 niveaux de fiabilité dans les segmentations de référence :

- (1) *Fiables* – Nous classons dans cette catégorie les images pour lesquelles la distance moyenne entre chaque segmentation de chaque opérateur est strictement inférieure à 2 pixels. Ce choix nous semble cohérent car ces 2 pixels de différence peuvent être dûs à la difficulté de segmenter au pixel près la fissure.
- (2) *Intermédiaires* – Il s'agit de toutes les images où on obtient des segmentations qui se situent à une distance moyenne inférieure à 8 pixels. Cela indique qu'en réalité, la fissure est difficile à segmenter localement, mais, qu'on n'obtient pas d'écart important dû par exemple à une difficulté d'interprétation de certaines parties de l'image.

Numéro image	F (%)	2 (%)	3 (%)	4 (%)	S (%)	D (pix)
37	0.45	28.87	9.79	1.59	40.25	1.48
42	0.4	26.69	14.59	4.2	45.48	1.45
46	0.72	27.53	11.66	2.33	41.52	1.41
60	0.44	34.3	19.01	5.87	59.18	1.03
463	0.17	23.46	5.95	0.39	29.8	1.4
936	0.41	23.52	7.41	0.9	31.83	7.05
41	0.33	22.64	7.31	1.33	31.28	3.56
23	0.6	24.12	9.41	2.45	36.58	2.23
352	1.01	25.69	11.52	2.15	39.36	4.75
88	1.44	22.74	8.23	1.23	32.2	2.76

Table 5. Comparaison des segmentations manuelles utilisées pour la pseudo-vérité terrain – Nous présentons, pour chaque image : le pourcentage de pixels appartenant à une fissure d’après la segmentation finale retenue (F), le pourcentage de pixels de recouvrement entre 2, 3 et 4 segmentations (parmi tous les pixels sélectionnés au départ par les 4 segmentations différents) et la somme de ces 3 pourcentages (S) qui représente le pourcentage de pixels initialement conservés comme pixels pour la vérité terrain. Pour tous les pixels restants et qui ne sont pas retenus pour établir la vérité terrain, nous évaluons la moyenne des distances à la segmentation retenue (D). Les images sélectionnées correspondent à 4 images acquises en statique en éclairage naturel alors que les 6 images suivantes correspondent à des images acquises en dynamique par le système utilisé actuellement pour les campagnes de relevé IQRN. Au total, nous avons 5 échantillons d’images acquises à différents instants (ces 5 échantillons correspondent aux 5 lignes du tableau). La figure 17 permet de visualiser ces 10 images et leurs segmentations respectives.

- (3) *Ambiguës* – Dans ce cas, la distance moyenne est supérieure à 8 pixels et indique qu’il y a eu des divergences d’interprétation très importantes entre les différents opérateurs, on peut donc conclure que ces images sont difficiles à traiter.

Dans la figure 8, nous présentons, d’une part, la distance moyenne de chacune des quatre segmentations (obtenues par les quatre opérateurs différents) par rapport à la segmentation retenue comme pseudo-vérité terrain, et, d’autre part, le critère D (moyenne des quatre résultats obtenus). La première courbe montre clairement l’intérêt de combiner quatre segmentations différentes. En effet, on peut remarquer que chacun des opérateurs, chacun son tour, donne une interprétation différentes de l’image (cela se voit au pics réguliers des quatre courbes). La seconde courbe nous permet d’illustrer la façon dont nous avons choisi les seuils pour définir les différentes catégories d’images.

Pour mieux comprendre les différences de difficultés, nous illustrons nos propos par la figure 9. Sur cette figure, nous pouvons remarquer que, globalement, les fissures des 4 opérateurs sont assez proches et permettent en fait une détection de la fissure prenant en compte les différences de largeur de la fissure. Toutefois, ces images illustrent aussi les difficultés que l’on peut rencontrer dans certaines zones où la fissure est peu visible ou où la texture de la chaussée est ambiguë et donne l’impression qu’il y a une fissure. Ainsi, certains opérateurs vont prolonger une fissure par rapport à d’autre ou proposer une forme différentes. Enfin, dans certains cas, il peut même y avoir une confusion et un des opérateurs va sélectionner une zone qui ne correspond pas à une fissure. Une fois de plus, ces exemples soulignent l’intérêt de combiner quatre résultats différents pour obtenir une segmentation de référence la plus fiable possible.

3.4. Critères d’évaluation d’une segmentation automatique

Ce paragraphe nous permet d’introduire les critères utilisés pour comparer une segmentation estimée à une segmentation théorique. Dans la figure 10, nous présentons les erreurs que l’on considère généralement dans la littérature pour les systèmes de détection ou de segmentation : pourcentage de bonnes détections, pourcentage de faux positifs et faux négatifs et coefficient de similarité.

Le critère qui nous semble le plus représentatif du résultat obtenu est le coefficient de similarité, qui calcule le rapport entre bonnes réponses (bonnes détections) et détections attendues. En effet, ce critère permet, d’une part, de synthétiser les résultats obtenus avec les autres critères (pourcentages de bonnes réponses, pourcentage de faux négatifs), et, d’autre part, de donner

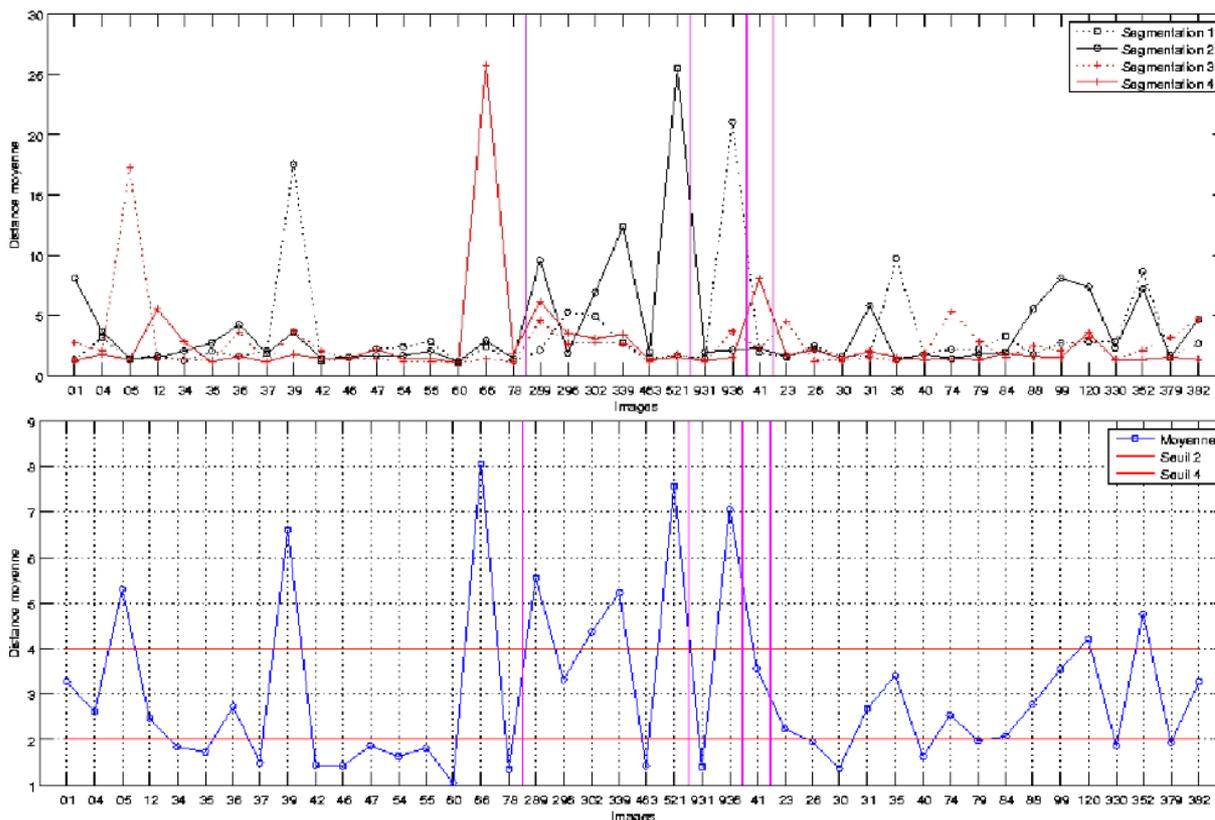


Figure 8. Variations entre les segmentations manuelles utilisées pour la pseudo-vérité terrain des images de référence – La première illustration représente pour chaque opérateur (4 courbes différentes) et pour chaque image, cf. figure 17 pour faire le lien entre les numéros des images et les images, la distance moyenne entre la segmentation fournie par l’opérateur et la segmentation finale retenue. On voit clairement que chaque opérateur contribue à obtenir une segmentation plus fiable. La deuxième illustration présente la valeur du critère D, cf. tableau 5, pour chacune des images et nous permet de définir les différentes catégories de segmentations (symbolisées par les axes en rouge). Dans les deux illustrations, les droites violettes permettent de délimiter les différents échantillons d’images de la route utilisés pour faire cette base de référence. On peut voir que nous avons utilisé 5 échantillons différents. Le premier a été acquis manuellement en statique alors que les 4 suivants ont été acquis en dynamique par le système actuellement mis en œuvre pour l’IQRN.

l’indication que nous attendons pour notre évaluation à savoir : la réduction des erreurs comparée à la densité de la détection obtenue.

Pour les images réelles, nous avons ajouté la notion de segmentation « acceptée » car vu les résultats de segmentation manuelle obtenus, nous ne pouvons pas espérer avoir une segmentation précise au pixel près, cf. tableau 5 où le critère D (distance moyenne en un point segmenté manuellement et la pseudo-vérité terrain retenue) varie de 2 pixels à 8 pixels. Ainsi, dans le calcul du coefficient de similarité, nous avons aussi inclus les pixels acceptés. Le seuil pour accepter un pixel est égal à 0 dans le cas des images de synthèse, alors, que pour les images réelles, il est fixé en fonction des moyennes des distances, cf. D. dans le tableau 5.

4. Résultats expérimentaux

Dans cette partie, nous distinguons deux aspects : tout d’abord, l’étude de la méthode par filtrage adapté et modélisation markovienne sur un échantillon afin de caractériser son comportement, d’extraire le meilleur jeu de paramètres et la meilleure variante, et, ensuite, la comparaison à la méthode à base de morphologie mathématique.

4.1. Méthode par filtrage adapté et modélisation markovienne

Pour cette étude, nous avons fait varier :

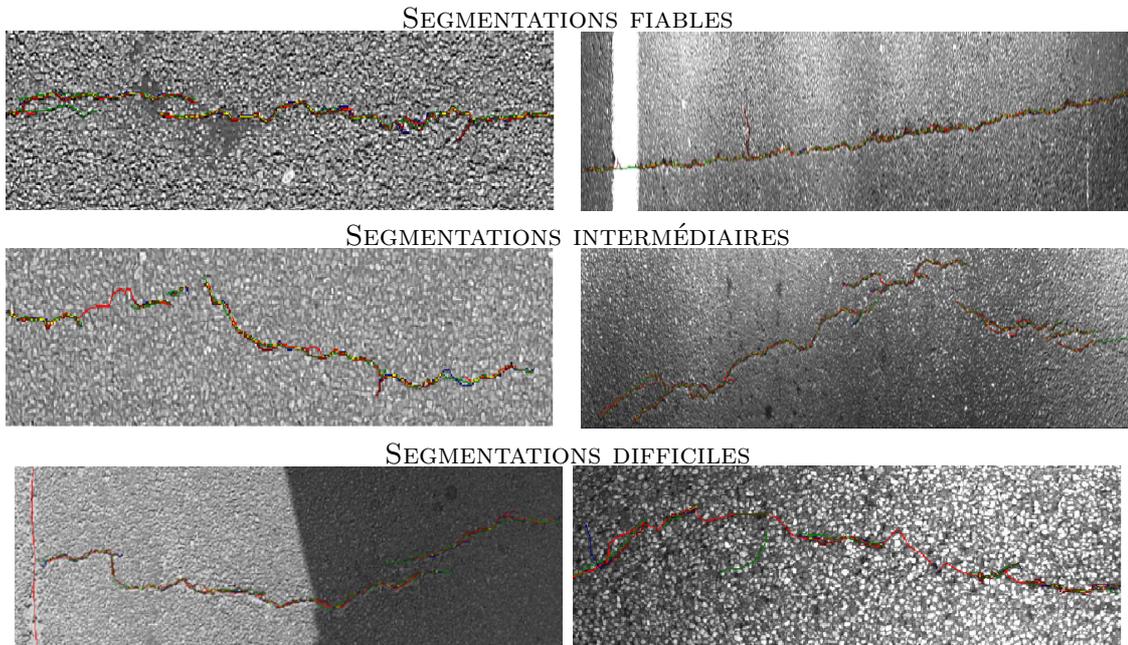


Figure 9. Niveaux de difficultés des images de test utilisées – Sur ces images, nous affichons simultanément les 4 segmentations obtenues par les 4 opérateurs. Les codes couleur sont les suivants : rouge (clair et foncé), bleu, vert, il s’agit des quatre opérateurs différents. La couleur jaune correspond aux parties de segmentations qui se recoupent entre certains opérateurs. Nous donnons deux exemples par type de segmentations obtenues : fiables, intermédiaires, ambiguës. Afin de visualiser plus facilement les résultats, il s’agit uniquement d’extraits issus des images et non des images dans leur totalité. Pour les images difficiles, et en particulier celle de gauche, on voit bien qu’un des opérateurs (en rouge clair) a effectué une erreur d’interprétation.

- *Les valeurs des paramètres* – Nous avons fait varier les paramètres α_1 , équation (4), et α_2 , équation (6), entre 0 et 1 avec un pas de 0.1.
- *Les pré-traitements* – Pour chacune des images nous avons testé un certain nombre de pré-traitements, dans le but, de rehausser le défaut et de réduire la texture :
 - (1) *Seuillage* – Ce traitement a été proposé pour réduire les halos présents dans certaines de nos images de tests (les 6 dernières présentées dans la figure 7 et les images des 4 dernières catégories présentées dans la figure 8). Il consiste à remplacer les pixels d’un niveau de gris supérieur à un seuil donné par la valeur moyenne des niveaux de gris dans l’image.
 - (2) *Filtrage moyenne* – Nous appliquons un filtre moyenne de taille 3×3 , dans le but de réduire la fissure.
 - (3) *Érosion* – Nous réalisons une érosion en niveaux de gris par un élément structurant de taille 3×3 , toujours dans le but de réduire la texture.
 - (4) *Restauration* – Ce traitement tente de combiner les avantages de chacun des trois premiers filtres présentés en réalisant : une égalisation d’histogramme, une suppression des halos par seuillage, puis une érosion en niveau de gris.
- *Les variantes de l’algorithme* – Finalement, nous avons comparé quatre variantes différentes de l’algorithme :
 - (1) *Init* – Il s’agit de la version présentée dans (65).
 - (2) *Gaus* – Cela correspond à la version avec la nouvelle modélisation du signal, cf. section 2.2.2.
 - (3) *InMM* – Nous avons pris en compte la nouvelle modélisation markovienne dans la méthode initiale, *Init*, cf. section 2.2.3.
 - (4) *GaMM* – Cette variante prend en compte toutes les contributions proposées, nouveau filtre adapté et nouvelle modélisation markovienne.

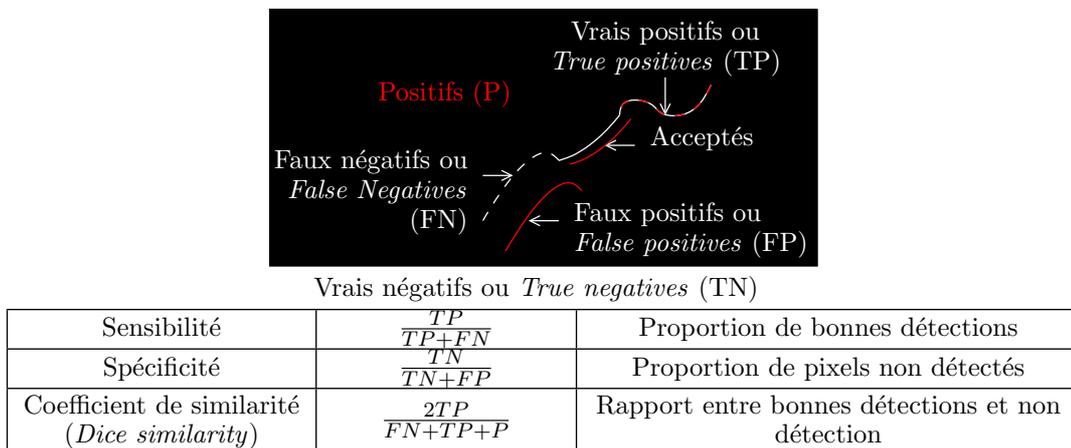


Figure 10. Critères d'évaluation d'une segmentation automatique – Dans la figure (en haut), il s'agit d'une représentation schématique de 2 segmentations de la même fissure : une segmentation manuelle, dite « de référence »(en blanc), et une segmentation calculée automatiquement (en couleur). Les segments blancs correspondent à la segmentation de référence seule, alors que les segments en pointillés rouge et blancs représentent les zones communes entre les 2. En rouge seule, la segmentation estimée est fausse. Cependant, lorsque la segmentation estimée est proche de la segmentation de référence, nous la considérons comme « acceptée ». Le point en noirs correspondent à tout ce qui n'a pas été détecté (aussi bien par la référence que par la segmentation estimée) et c'est ce que nous appelons les vrais négatifs. Dans le tableau (en bas), les critères utilisés dans la littérature sont exposés. Toutes les notations utilisées sont expliquées dans la figure. Dans le cadre de notre travail, nous avons choisi de privilégier le coefficient de similarité. Cela nous permet d'évaluer le pourcentage de pixels correctement détectés proportionnellement aux pourcentages de pixels détectés et correspond bien aux deux aspects qui motivent notre travail : réduire les fausses détections tout en ayant une détection complète.

4.1.1. Influence des paramètres

Les résultats que nous avons obtenus nous permettent de donner deux conclusions. Quelle que soit la variante utilisée, quel que soit le pré-traitement employé, il est préférable d'avoir un poids équilibré entre le terme lié au filtrage adapté et le terme lié à la modélisation markovienne, cf. équation (4), c'est-à-dire, $\alpha_1 = 0.5$. Toutefois, la dégradation de la qualité des résultats est plus importante lorsqu'on donne plus de poids au filtrage adapté que lorsqu'on donne plus de poids à la nouvelle modélisation markovienne. Cela signifie que dans le cadre de cette application, l'information géométrique est plus fiable que l'information liée aux données. Étant donné les conditions d'acquisition et la difficulté pour acquérir des images de qualité, ce résultat est assez cohérent. Pour la nouvelle modélisation markovienne, nous avons remarqué que les résultats sont également meilleurs lorsqu'on utilise un poids équilibré entre le terme lié à l'orientation et le terme lié à la distance, cf. équation (6), c'est-à-dire, $\alpha_2 = 0.5$. Cependant, les résultats sont moins dégradés lorsqu'on augmente le poids de l'orientation comparé à lorsqu'on augmente le poids de la distance. Cela implique que l'information liée à l'orientation est plus importante que celle liée à la distance entre deux sites voisins. Cette constatation est en accord avec le type de données que nous manipulons : d'une part, il existe une cohérence spatiale forte, et, d'autre part, les difficultés d'acquisition impliquent une détection incomplète (d'où des sites qui ne sont pas systématiquement connectés).

4.1.2. Pré-traitements

Nous avons effectué les tests uniquement sur les images réelles, car, *a priori*, les images de synthèse que nous avons proposées ne nécessitent pas de pré-traitements. Le bilan des résultats obtenus montre qu'il est préférable de respecter ces combinaisons :

<i>Init</i>	<i>Gaus</i>	<i>InMM</i>	<i>GaMM</i>
Restauration	Restauration	Seuillage	Érosion

Les résultats que nous avons exploités pour donner ces conclusions sont ceux obtenus pour le coefficient de similarité sur les 6 images extraites du système d'acquisition utilisé dans le cadre de VISIODEC. Toutefois, pour les 4 premières images (acquises dans des conditions d'éclairage plus favorables que les 6 dernières images), l'utilisation d'un pré-traitement n'est pas crucial

pour augmenter significativement la qualité des résultats. De même, en utilisant la nouvelle modélisation markovienne, il apparaît peu de différences avec les résultats obtenus avec ou sans pré-traitement.

4.1.3. Variantes

Pour cette partie, nous distinguons les résultats obtenus avec les images de synthèse de ceux obtenus avec les images réelles. Rappelons que pour la première catégorie d'images, le résultat est exact, alors que pour la seconde catégorie, il s'agit d'une pseudo-vérité terrain et nous avons ajouté une mesure faisant intervenir les pixels acceptés et dont le seuil est fixé pour chaque image, suivant les résultats obtenus dans la table 5.

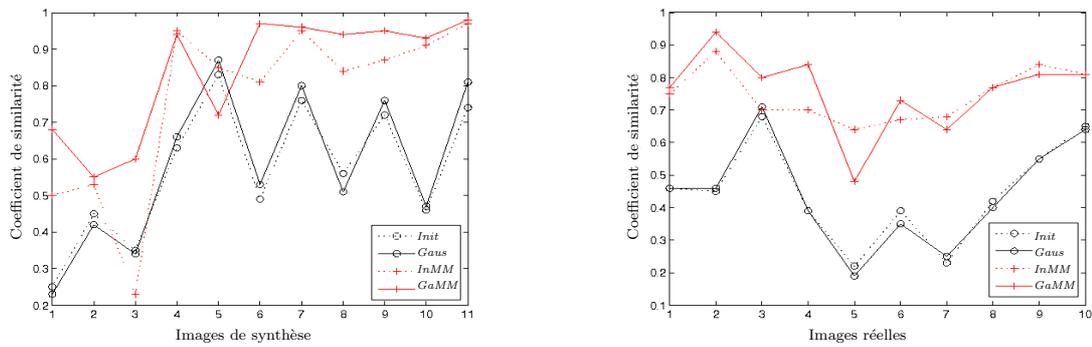


Figure 11. Valeurs du coefficient de similarité pour les 4 variantes comparées, cf. figure 10 – Le premier graphique montre les résultats avec les images de synthèse (les 3 premières sont construites à partir d'images réelles) et le second les résultats avec les images réelles (base de référence). Ces courbes illustrent les bonnes performances obtenues par les méthodes *InMM* et *GaMM*.

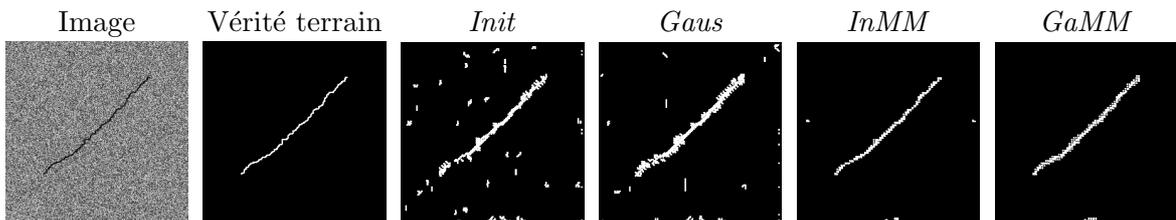


Figure 12. Résultats de segmentation (images de synthèse) pour les 4 variantes proposées – Il s'agit des résultats obtenus pour les 4 méthodes testées. La méthode *GaMM* permet d'obtenir une segmentation plus « propre » que les autres. Nous pouvons aussi souligner la qualité des résultats obtenus par la méthode *InMM*.

La figure 11 nous permet de visualiser l'évolution du coefficient de similarité, ou Dice, obtenu, d'une part, pour chacune des 11 images de synthèse testées, et, d'autre part, pour les 10 images réelles de la base de référence. Pour les images de synthèse, il apparaît clairement que la méthode *GaMM* est la meilleure, pour la plupart des images. Toutefois, pour une image (la cinquième), les résultats sont moins bons que la méthode *Gaus* mais cela reste correct (le coefficient de similarité vaut 0.72). En revanche, nous pouvons observer que pour les images les plus difficiles (les trois premières qui possèdent une texture de chaussée réelle), la méthode *GaMM* a des résultats corrects ou moyens (au delà de 0.5) alors que les autres méthodes sont inutilisables (lorsque le DICE d'une méthode est inférieur à 0.5, on considère que la méthode n'est pas efficace). Une illustration des résultats que nous obtenons avec les images de synthèse est fournie dans la figure 12 : elle illustre clairement la capacité de la méthode *GaMM* à supprimer les fausses détections. Les résultats obtenus avec les images réelles, cf. courbe (b) de la figure 11, sont cohérents avec ceux obtenus avec les images de synthèse. C'est la nouvelle modélisation markovienne qui permet les améliorations les plus significatives. La méthode *GaMM* obtient les meilleurs résultats, excepté sur quelques images, dont on peut voir un exemple dans la figure 13,

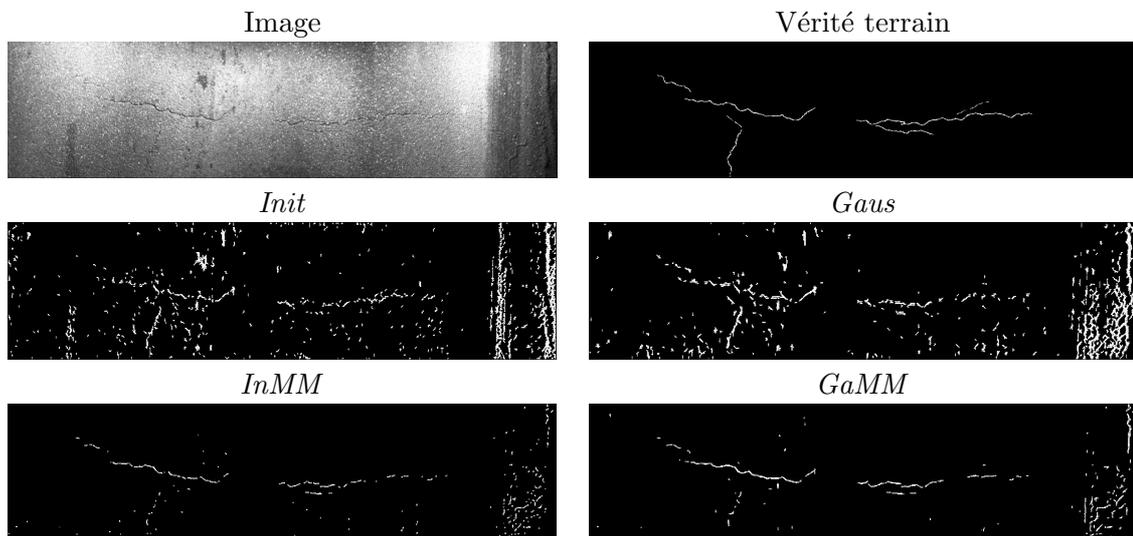


Figure 13. Résultats de segmentation (images réelles) pour les 4 variantes proposées – Il s’agit des résultats obtenus pour l’image réelle présentée dans la figure 7. C’est la méthode *InMM* qui permet d’obtenir une segmentation beaucoup plus claire que les autres méthodes mais nous pouvons remarquer la qualité des résultats obtenus par la méthode *GaMM*.

où la méthode *InMM* est meilleure. Toutefois, dans ce cas, la méthode *GaMM* obtient des résultats proches et la différence n’est pas significative.

4.2. Résultats sur la base complémentaire et comparaison à la méthode *Morph*

Pour effectuer cette comparaison, nous procédons en deux étapes. Tout d’abord, nous analysons les fluctuations des valeurs pour le critère le plus significatif : le coefficient de similarité sur chacune des images et pour chaque méthode (*Morph* et *GaMM*), cf. figure 16 et, par la suite, nous exposons les valeurs de tous les critères proposés dans le paragraphe 3.4, cf. tableau 6, afin d’avoir une évaluation et une comparaison plus détaillées.

Dans la figure 16, nous observons que les deux méthodes donnent des résultats différents et il est difficile de conclure sur la plus performante des deux. En effet, les résultats sont mitigés, dans 50% des cas *GaMM* est la meilleure et dans les autres cas, il s’agit de *Morph*. De plus, nous n’observons pas de différences suivant les différentes catégories de segmentations que nous avons déterminées. Nous pouvons également illustrer nos résultats à l’aide des figures 14 et 15 et nous pouvons constater que la méthode *GaMM* est plus performante avec des images ambiguës alors que la méthode *Morph* se comporte mieux dans les images où la segmentation de référence est fiable.

Le tableau 6 montre une évaluation plus complète en prenant en compte plus de critères : pourcentages de détection correctes (COR), acceptées (ACC), erronées (ERR), pourcentages de faux positifs (FP) et faux négatifs (FN). Il apparaît clairement que la méthode *Morph* est supérieure pour COR mais la méthode *GaMM* obtient de bons résultats pour ACC et c’est ce qui lui permet d’obtenir un bon critère de similarité. De la même manière *Morph* obtient de bons pourcentages de FN mais elle est largement dépassée par *GaMM* en ce qui concerne le pourcentage de FP. Ceci explique les résultats fluctuants que nous obtenons sur le critère de similarité et nous permet de conclure qu’il n’y a pas de méthodes à privilégier mais plutôt deux méthodes très complémentaires.

Toutefois, actuellement, la méthode *Morph* est utilisée dans la cadre de VISIODEC et permet d’obtenir des premiers résultats intéressants et rapides à exécuter.

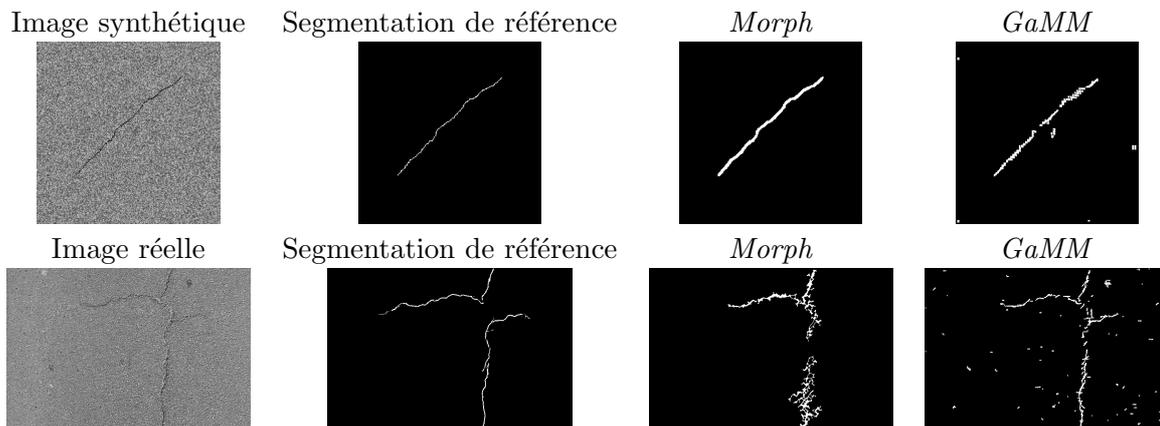


Figure 14. Différences entre *Morph* et *GaMM* – Exemples avec images synthétique et réelle. *Morph* est plus efficace que *GaMM* avec de simples images synthétiques alors que *GaMM* se comporte mieux avec des images réelles.

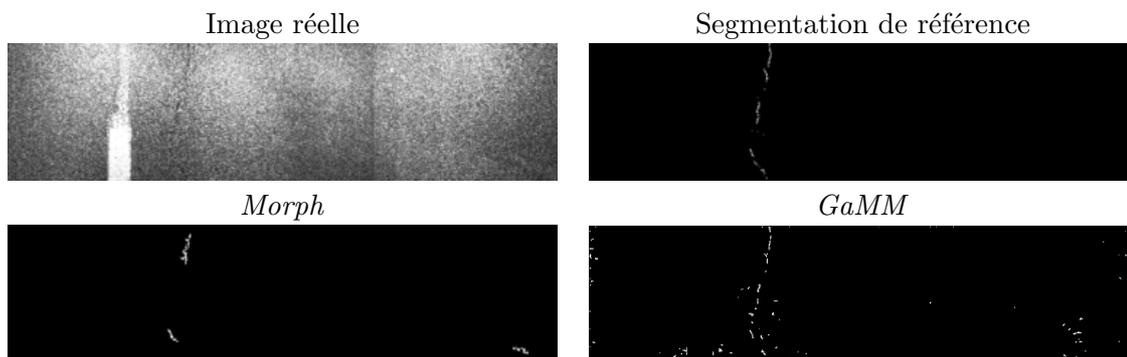


Figure 15. Différences entre *Morph* et *GaMM* sur images acquises en dynamique – La détection avec *GaMM* est plus complète qu'avec *Morph*.

Conclusions et perspectives

Nous avons présenté dans un premier temps une nouvelle méthode d'extraction de structures fines. Pour cela, nous avons présenté succinctement les travaux antérieurs (basés sur une approximation de la décomposition en ondelettes par filtrage adapté et une segmentation par modélisation markovienne) puis proposé deux améliorations significatives : une modélisation du signal de la fissure plus proche de la réalité et une segmentation prenant mieux en compte la complexité des formes d'une fissure.

Dans un deuxième temps, nous avons exposé un nouveau protocole d'évaluation et de comparaison pour les méthodes de détection automatique de fissures dans des images de chaussée. Ensuite, nous avons démontré l'utilité de ce protocole sur deux points :

- la mise en évidence du gain en performances apporté par la nouvelle méthode par rapport à la méthode originelle ;
- l'ajustement optimal des paramètres de réglage de la méthode.

Enfin, nous avons comparé nos résultats à ceux obtenus avec une méthode à base de morphologie mathématique, telle qu'elle est implémentée dans le logiciel VISIODEC. Il apparaît que cette dernière méthode est plus performante en termes de pourcentage de points correctement détectés dans la fissure, toutefois, comparée à la première méthode, elle est moins performante en termes de fausses détections. Ainsi, ces deux méthodes possèdent des avantages complémentaires : la première réduit les fausses détections, la seconde augmente les bonnes détections. Une combinaison de ces deux méthodes pourraient permettre d'obtenir des résultats encore plus performants que ceux présentés dans ce document. Tous ces résultats ont été validés par cette publication (10).

Le travail présenté va être poursuivi sur les aspects suivants :

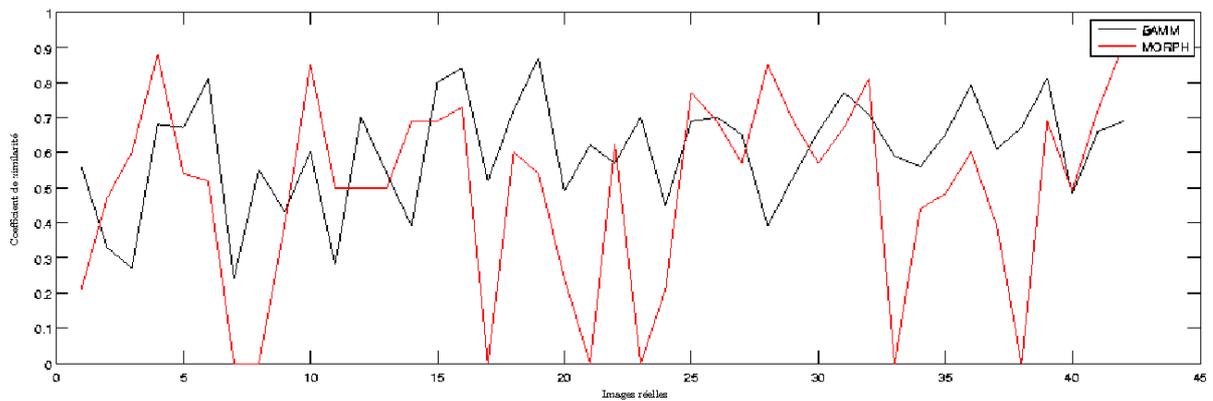


Figure 16. Comparaison des résultats obtenus pour le critère de similarité avec *GaMM* et *Morph* – Ce graphe montre clairement que les résultats sont assez mitigés. Pour la moitié des cas, la méthode *GaMM* est la plus performante alors que pour l'autre moitié il s'agit de la méthode *Morph*. La moyenne du critère de similarité pour *GaMM* est de 0.6 alors qu'elle n'est que de 0.49 pour la méthode *Morph*. Toutefois, cette dernière méthode possède une étape supplémentaire par rapport à la première : la détermination de la présence ou non de la fissure. Cette étape lui permet de répondre dans un premier temps aux exigences du projet de développement lié à VISIODEC mais elle contribue à diminuer les performances en terme de critère de similarité.

- comparaison des deux méthodes actuellement développées par MI sur un échantillon d'images avec vérité terrain plus important, pour confirmer les tendances présentées ;
- ajout d'une étape supplémentaire pour décider de la présence ou non d'une fissure pour la méthode présentée, *GaMM*, pour la rendre tout à fait comparable à la méthode *Morph* ;
- analyse détaillée des résultats comparés des deux méthodes pour comprendre les points forts et les points faibles de chacune des méthodes et proposer une méthode de fusion pour combiner les avantages de chacune ;
- comparaison avec d'autres méthodes de la littérature.

Concernant le dernier point, nous avons également commencé d'autres expérimentations avec une méthode multi-échelle à base de ligne de partage des eaux (20) et nous souhaitons la comparer nos deux méthodes LCPC à cette méthode.

De plus, les travaux futurs porteront sur trois aspects différent. Premièrement, nous souhaitons améliorer du protocole d'évaluation, en ajoutant de nouvelles images, mais également en proposant de nouveaux critères d'évaluation prenant mieux en compte la variabilité des segmentations possibles, en s'appuyant notamment sur les travaux en évaluation de segmentation et de détection de contours (5). Deuxièmement, nous allons effectuer une étude plus approfondie des systèmes d'acquisition. En effet, tous ces premiers résultats ont montré les limites de chacune des méthodes proposées avec le type d'acquisition actuellement utilisé. Il apparaît évident qu'on peut difficilement augmenter les performances de chacune des méthodes sans remettre en cause le système d'acquisition. Notre prochaine étude portera donc sur la mise en évidence des limites du système d'acquisition actuel et la proposition de nouveaux systèmes et donc, de nouvelles méthodes d'analyse de défauts. Nous avons d'ailleurs commencé à étudier l'utilité d'un système stéréoscopique (9) et les résultats sont encourageants. Les méthodes déjà étudiées (morphologie et modélisation markovienne) seront réutilisées, voire améliorées, pour effectuer la chaîne complète de l'analyse de défauts de chaussée. Troisièmement, les travaux futurs sur les méthodes de traitement automatique porteront sur trois aspects : l'amélioration de la modélisation markovienne utilisée (24), notamment en prenant mieux en compte l'information de texture (4, 51), l'étude de la détection automatique de points d'intérêt pour effectuer une détection par contours actifs (12) et l'utilisation de méthode à base d'apprentissage, avec l'aide d'Aurélien CORD (LIVIC).

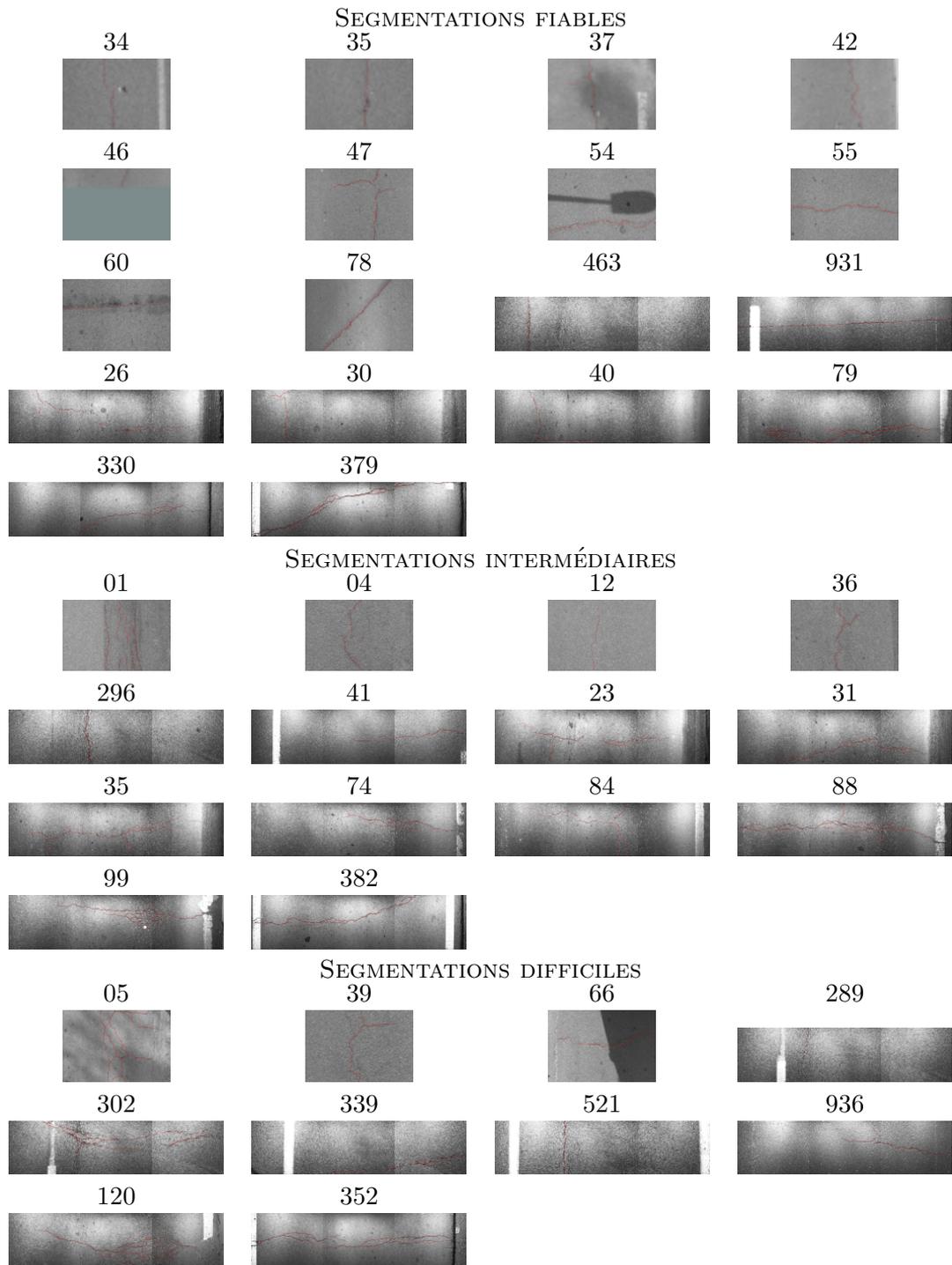


Figure 17. Segmentations de référence (ou pseudo-vérité terrain) utilisées dans le protocole d'évaluation – Dans chaque image originale, nous illustrons la segmentation finale obtenue en rouge. Visuellement, le résultat de segmentation semble assez juste pour servir de référence d'évaluation pour notre protocole de comparaison.

Références

- (1) I. Abdel-Qader, O. Abudayyeh, and M. Kelly. Analysis of Edge-Detection Techniques for Crack Identification in Bridges. *Journal of Transportation Engineering*, 17(4) :255–263, 2003.
- (2) J. Acosta, L. Adolfo, and R. Mullen. Low-Cost Video Image Processing System for Evaluating Pavement Surface Distress. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1348 :63–72, 1992.
- (3) Y. Adachi. *Sensing Issues in Civil Structural Health Monitoring*, chapter Monitoring Technologies for Maintenance and Management of Urban Highways in Japan – A Case of Hanshin Expressway Public Corporation, pages 13–22. Springer, 2005.

- (4) S. Amarasiri, M. Gunaratne, S. Sarkar, and A. Nazef. Characterization of texture properties of pavement images as aid to automated comprehensive pavement evaluation. In *Transportation Research Record, Annual Meeting*, Washington, États-Unis, Jan. 2008.
- (5) P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik. From contours to regions : An empirical evaluation. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 2294–2301, Miami, États-Unis, 2009.
- (6) B. Augereau, B. Tremblais, M. Khoudeir, and V. Legeay. A Differential Approach for Fissures Detection on Road Surface Images. In *International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Le Creusot, France*, May 2001.
- (7) C. Bhagvati, M. Skolnick, and D. Brivas. Gaussian normalization of morphological size distribution for increasing sensitivity to texture variations and its application to pavement distress classification. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 700–703, Seattle, États-Unis, June 1994.
- (8) J. Bray, B. Verma, X. Li, and W. He. A Neural Network based Technique for automatic Classification of Road Cracks. In *International Joint Conference on Neural Networks*, pages 907–912, Vancouver, Canada, July 2006.
- (9) S. Chambon. Detection of road cracks with multiple images. In *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, Angers, France, May 2010.
- (10) S. Chambon, C. Gourraud, J.-M. Moliard, and P. Nicolle. Road crack extraction with adapted filtering and markov model-based segmentation – introduction and validation. In *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, Angers, France, May 2010.
- (11) S. Chambon, P. Subirats, and J. Dumoulin. Introduction of a wavelet transform based on 2d matched filter in a markov random field for fine structure extraction : Application on road crack detection. In *IS&T/SPIE Electronic Imaging - Image Processing : Machine Vision Applications II*, San José, États-Unis, Jan. 2009.
- (12) P. Charbonnier and J.-M. Moliard. Calcul de chemins minimaux, suivi de fissures et autres applications. In *Journée des Sciences de l'Ingénieur*, Dourdan, France, Dec. 2003.
- (13) H. Cheng, J. Chen, C. Glazier, and Y. Hu. Novel approach to pavement cracking detection based on fuzzy set theory. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 13(4) :270–280, Oct. 1999.
- (14) H. Cheng, X. Jiang, J. Li, and C. Glazier. Automated Real-Time Pavement Distress Analysis. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1655 :55–64, Jan. 1999.
- (15) H. Cheng and M. Miyojim. Novel System for Automatic Pavement Distress Detection. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 12(3) :145–152, 1998.
- (16) J. Chou, W. O'Neill, and H. Cheng. Pavement Distress Evaluation Using Fuzzy Logic and Moment Invariants. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1505 :39–46, Jan. 1995.
- (17) K. Chua and L. Xu. Simple Procedure for Identifying Pavement Distress from Video Images. *Journal of Transportation Engineering*, 120(3) :412–431, May–June 1994.
- (18) D. Corso, R. Fioravanti, and S. Fioravanti. Morphological analysis of textured images for identification of thin structures. In *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 4, pages 2359–2362, Détroit, États-Unid, May 1995.
- (19) M. Coster and J. Chermant. Image analysis and mathematical morphology for civil engineering materials. *Cement and Concrete Composites*, 23(2) :133–151, Apr. 2001.
- (20) N. Coudray, A. Karathanou, and S. Chambon. Multi-resolution approach for fine structure extraction – application and validation on road images. In *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, Angers, France, May 2010.
- (21) D. Darwin, M. Abou-Zeid, and K. Ketcham. Automated crack identification for cement paste. *Cement and Concrete Research*, 25(3) :605–616, Apr. 1995.
- (22) P. Delagnes. *Extraction d'inhomogénéités dans des images texturées fixes et animées*. Thèse de doctorat, Université de Nantes, France, Oct. 1996.
- (23) P. Delagnes and D. Barba. A Markov random field for rectilinear structure extraction in pavement distress image analysis. In *International Conference on Image Processing*, volume 1, pages 446–449, Washington, États-Unis, Oct. 1995.
- (24) X. Descombes, R. Morris, and J. Zerubia. Quelques améliorations à la segmentation d'images bayésienne, première partie : modélisation. *Traitement du signal*, 14(4), 1997.
- (25) J. Dumoulin, P. Subirats, V. Legay, D. Meignen, C. Gourraud, J. Delmulle, and M. Garnaud. Progressive Automation Of Pavement Surface Distress By Imaging Techniques. In *Final seminar of the 11A025 research project*, Nantes, France, Dec. 2005.
- (26) H. Elbehriy, A. Hefnawy, and M. Elewa. Surface Defects Detection for Ceramic Tiles Using Image Processing and Morphological Techniques. *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology (PWASET)*, 5 :158–162, Apr. 2005.
- (27) T. Fukuhara, K. Terada, M. Nagao, A. Kasahara, and S. Ichihashi. Automatic pavement-distress-survey system. *Journal of Transportation Engineering*, 116(3) :280–286, May–June 1990.
- (28) A. Georgopoulos, A. Loizos, and A. Flouda. Digital image processing as a tool for pavement distress evaluation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 50(1) :23–33, Feb. 1995.
- (29) S. Guralnick, E. Suen, and C. Smith. Automatic inspection of highway pavement surfaces. *Journal of Transportation Engineering*, 119(1) :1–12, Jan., Feb. 1993.
- (30) C. Hsu, C. Chen, C. Lee, and S. Huang. Airport pavement distress image classification using moment invariant neural network. In *Asian Conference on Remote Sensing*, volume 1, pages 216–220, Singapour, Nov. 2001.
- (31) Y. Huang and B. Xu. Automatic inspection of pavement cracking distress. *Journal of Electronic Imaging*, 15(1), Feb. 2006.
- (32) A. Ito, Y. Aoki, and S. Hashimoto. Accurate extraction and measurement of fine cracks from concrete block surface image. In *Annual Conference of the Industrial Electronics Society*, volume 3, pages 2202–2207, Seville, Espagne, Nov. 2002.
- (33) S. Iyer and S. Sinha. A robust approach for automatic detection and segmentation of cracks in underground pipeline images. *Image and Vision Computing*, 23(10) :921–933, Sept. 2005.
- (34) S. Jitprasithsiri and H. Lee. Development of a Digital Image Processing Algorithm to Compute a Unified Crack Index for Salt Lake City. In *Transportation Research Record, Annual Meeting*, Washington, États-Unis, Jan. 1996. paper 960889.
- (35) M. Kaseko and S. Ritchie. A neural network-based methodology for pavement crack detection and classification.

- Transportation Research Part C : Emerging Technologies information*, 1(1) :275–291, 1993.
- (36) D. Kil and F. Shin. Automatic road-distress classification and identification using a combination of hierarchical classifiers and expert systems-subimage and object processing. In *International Conference on Image Processing*, volume 2, pages 414–417, Washington, États-Unis, Oct. 1997.
- (37) K. Kirschke and S. Velinsky. Histogram-Based Approach for Automated Pavement-Crack Sensing. *Journal of Transportation Engineering*, 118(5) :700–710, Sept., Oct. 1992.
- (38) H. Koutsopoulos and A. Downey. Primitive-Based Classification of Pavement Cracking Images. *Journal of Transportation Engineering*, 119(3) :402–418, May–June 1993.
- (39) H. Koutsopoulos and I. El Sanhoury. Methods and Algorithms for Automated Analysis of Pavement Images. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1311 :103–111, 1991.
- (40) H. Lee and H. Oshima. New Crack-Imaging Procedure Using Spatial Autocorrelation Function. *Journal of Transportation Engineering*, 120(2) :206–228, Mar., Apr. 1994.
- (41) T. Lorino. Autopsie d'une chaussée. Rapport technique, LCPC – Division ESAR, section AGR, 2007.
- (42) D. Mahler, Z. Kharoufa, E. Wong, and L. G. Shaw. Pavement Distress Analysis Using Image Processing Techniques. *Microcomputers in Civil Engineering*, 6(1) :1–14, Jan. 1991.
- (43) D. Meignen. Méthodes d'imagerie : Premiers résultats. Rapport technique, Laboratoire Central des Ponts et Chaussées (LCPC), ESAR/AGR, centre de Nantes, Bouguenais, France, Feb. 2004. activité 11AO25-3.
- (44) D. Meignen, M. Bernadet, and H. Briand. One Application of Neural Networks for Detection of Defects Using Video Data Bases : Identification of Road Distresses. In *International Workshop on Database and Expert Systems Applications*, pages 459–464, Toulouse, France, Sept. 1997.
- (45) M. Mustaffara, T. Ling, and O. Puan. Automated Pavement Imaging Program (APIP) for Pavement Cracks Classification and Quantification – a Photogrammetric Approach. In *The Congress of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, volume WG IV/3, Pékin, Chine, July 2008.
- (46) T. Nguyen, P. Vrignat, M. Avila, S. Begot, and F. Duculty. Détection de défauts sur la surface de chaussées par système de vision. In *Groupe de recherche et d'études du traitement du signal et des images*, pages 1097–1100, Troyes, France, Sept. 2007.
- (47) N. Nishimura and S. Kobayashi. A boundary integral equation for an inverse problem related to crack detection. *International Journal for numerical methods in engineering*, 32(7) :1371–1387, Nov. 1991.
- (48) H. Oliveira and P. Correia. Identifying and retrieving distress images from road pavement surveys. In *First Workshop on Multimedia Information Retrieval : new trends and challenges, International Conference on Image Processing*, San Diego, États-Unis, Oct. 2008.
- (49) H. Oliveira and P. Correia. Supervised strategies for cracks detection in images of road pavement flexible surfaces. In *European Signal Processing Conference*, Lausanne, Suisse, Aug. 2008.
- (50) H. Oliveira and P. Correia. Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding. In *European Signal Processing Conference*, Glasgow, Écosse, Aug. 2009.
- (51) S. Paquis. *Reconnaissance des surfaces de chaussées par analyse de texture image*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet, Saint-Étienne, France, Sept. 1996.
- (52) M. Petrou, J. Kittler, and K. Song. Automatic surface crack detection on textured materials. *Journal of Materials Processing Technology*, 56(1–4) :158–167, 1996.
- (53) J. Pynn, A. Wright, and R. Lodge. Automatic Identification of cracks in road surfaces. In *International Conference on Image Processing and its Applications*, volume 2, pages 671–675, Manchester, Royaume-Uni, July 1999.
- (54) H. Rababaah, D. Vrajitoru, and J. Wolfer. Asphalt pavement crack classification : a comparison of ga, mlp, and som. In *Genetic and Evolutionary Computing Conference*, Washington, États-Unis, June 2005.
- (55) C. Rasse, V. Leemans, M. Destain, and J. Verbrugge. *Bearing Capacity of Roads, Railways and Airfields*, chapter Application of Image Analysis to the Identification and Rating of Road Surface Distress, pages 61–68. ISBN 90 5809 396 4. Correia and Branco, Swets and Zeitlinger, 2002.
- (56) S. Ritchie, M. Kaseko, and B. Bavarian. Development of an Intelligent System for Automated Pavement Evaluation. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 1311 :112–119, 1991.
- (57) H. Rughooputh, S. Rughooputh, and J. J. M. Kinser. Automatic inspection of road surfaces. In SPIE, editor, *Machine Vision Applications in Industrial Inspection VIII*, volume 3966, pages 349–356, San José, États-Unis, Mar. 2000.
- (58) C. Scheffy and E. Diaz. Asphalt concrete fatigue crack monitoring and analysis using digital image analysis techniques. In *Accelerated Pavement Testing International Conference*, Reno, États-Unis, Oct. 1999.
- (59) B. Schmidt. Équipements automatisés de relevé de la fissuration des chaussées : état d'avancement dans le monde. Rapport technique 320, Association mondiale de la route (AIPCR), Oct. 2003.
- (60) J. Shirataki and T. Tomikawa. A study of road crack detection by image processing. Part B. Science and Technology 24, p. 67–71, Kanagawa Institute of Technology, Japon, Mar. 2000.
- (61) I. Sokolic. Criteria to evaluate the quality of pavement camera systems in automated evaluation vehicles. Rapport de master, Département de Civil and Environmental Engineering, College of Engineering, Université de Floride du Sud, États-Unis, July 2003.
- (62) K. Song, M. Petrou, and J. Kittler. Wigner based crack detection in textured images. In *International Conference on Image Processing and its Applications*, pages 315–318, Maastricht, Pays-Bas, Apr. 1992.
- (63) S. Sorncharean. Crack Detection on Asphalt Surface Image Using Enhanced Gril Cell Analysis. In *IEEE International Symposium on Electronic Design, Test and Applications*, pages 49–54, Hong-Kong, Chine, 2008.
- (64) G. Soussain. MACADAM – Documentation générale du système. Rapport technique, CETE – Méditerranée, Jan. 1993.
- (65) P. Subirats. *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, Université de Nantes, Laboratoire Central des Ponts et Chaussées (LCPC), Bouguenais, Nov. 2006.
- (66) N. Tanaka and K. Uematsu. A Crack Detection Method in Road Surface Images Using Morphology. In *Workshop on Machine Vision Applications*, pages 154–157, Makuhari, Japon, Nov. 1998.
- (67) T. Tomikawa. A study of road crack detection by the meta-genetic algorithm. In *IEEE conference on Africa, AFRICON*, volume 1, pages 543–548, Le Cap, Afrique du Sud, Sept.–Oct. 1999.
- (68) B. Tremblais and B. Augereau. A fast multi-scale edge detection algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 25(6) :603–618, Apr. 2004.

- (69) K. Wang and W. Gong. Automated Pavement Distress Survey : A Review and A New Direction. In *Pavement Evaluation Conference*, pages 21–25, 2002.
- (70) K. Wang, G. Li, and W. Gong. Wavelet-based pavement distress image edge detection with « À trous » algorithm. In *Transportation Research Record :Annual meeting*, volume 2024, pages 73–81, 2007.
- (71) H. Zhang and Q. Wang. Use of Artificial Living System for Pavement Distress Survey. In *Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pages 2486–2490, Busan, Corée, Nov. 2004.
- (72) J. Zhou, P. Huang, and F. Chiang. Wavelet-based pavement distress classification. *Transportation Research Record*, 1940 :89–98, 2005.

Images	Cor	Acc	Mau	FN	FP	S	Images	Cor	Acc	Mau	FN	FP	S
	14.51 17.05	26.58 2.74	0.93 0.34	57.97 79.86	14.35 78.48	0.56 0.21		10.94 0	39.30 0	1.78 0	47.98 100	23.90 0	0.62 0
	6.06 55.04	13.76 9.39	0.01 0.93	80.17 34.65	0 63.71	0.33 0.47		7.85 65.16	75.10 29.10	6.38 1.43	10.67 4.30	58.32 54.42	0.57 0.62
	22.38 46.56	47.65 10.53	19.13 1.44	10.83 41.47	84.42 38.30	0.27 0.60		5.27 0	72.64 0	5.74 0	16.36 100	39.55 0	0.70 0
	27.79 76.05	58.18 5.80	14.03 0.95	0 17.21	47.94 5.34	0.68 0.88		5.70 12.64	25.35 2.80	1.64 0.22	67.31 84.35	29.86 66.12	0.45 0.21
	24.63 36.61	58.82 6.42	16.24 1.31	0.31 55.66	49.39 31.87	0.67 0.54		17.72 60.01	45.96 11.97	2.91 0.61	33.41 27.41	29.11 18.15	0.69 0.77
	17.24 26.03	55.07 12.73	1.84 0.35	25.85 60.89	10.65 20.34	0.81 0.52		15.65 44.86	38.49 13.54	0.35 0.52	45.51 41.08	2.94 17.93	0.70 0.69
	8.58 26.18	23.13 7.25	0.18 0.12	68.10 66.45	1.16 10.40	0.48 0.49		14.46 35.19	34.52 8.56	0.49 0.37	50.54 55.88	5.25 19.22	0.65 0.57
	0.12 0	13.93 0	7.15 0	78.80 100	73.05 0	0.24 0		7.67 69.01	16.80 21.62	0.15 1.26	75.39 8.11	2.32 21.73	0.39 0.85
	3.73 0	31.28 0	4.46 0	60.53 100	8.28 0	0.55 0		14.45 66.99	43.11 13.09	3.60 0.78	38.83 19.14	53.81 39.19	0.53 0.69
	22.28 27.51	51.93 11.52	14 1.68	11.79 59.29	71.92 63.13	0.43 0.39		16.49 61.26	38.06 16.36	1.56 0.95	43.88 21.43	18.49 55.81	0.66 0.57
	12.02 68.73	30.33 4.69	0.26 0	57.39 26.58	1.05 0	0.60 0.85		17.36 58.06	48.32 11.96	1.02 0.58	33.29 29.40	10.01 36.90	0.77 0.67
	3.90 28.03	11.21 7.87	1.38 3.22	83.50 60.88	6.15 29.91	0.28 0.50		17.04 72.49	61.95 26	2.91 1.15	18.10 0.37	37.48 31.37	0.71 0.81
	18.90 34.84	40.27 6.80	1.59 0.56	39.24 57.80	16.23 37.57	0.70 0.50		5.10 0	39.24 0	0.74 0	54.92 100	15.10 0	0.59 0
	18.44 33.30	49.98 5.10	5.07 0.23	26.51 61.37	56.71 27.91	0.54 0.50		10.93 21.62	33.08 9.72	1.09 0.20	54.90 68.46	26.38 29	0.56 0.44
	5.66 47.28	19.13 16.60	0.73 0.34	74.49 35.78	13.05 25.45	0.39 0.69		10.36 35.92	39.54 11.81	0.64 1.07	49.46 51.19	7.39 52.05	0.65 0.48
	20.81 49.03	53.05 9.67	2.02 0.14	24.12 41.17	16.46 15.97	0.80 0.69		14.39 49.86	65.77 19.43	2.49 0.71	17.34 30.01	23.84 47.26	0.79 0.60
	22.99 70.37	53.44 18.54	1.27 1.06	22.30 10.02	8.28 38.24	0.84 0.73		8.08 48.21	36.81 30.46	0.84 2.13	54.27 19.20	7.40 74.69	0.61 0.39
	10.22 0	25.94 0	1.19 0	62.65 100	16.13 0	0.52 0		5.40 0	47 0	1.25 0	46.36 100	12.02 0	0.67 0
	18.99 55.37	45.15 13.92	1.91 0.96	33.95 29.76	20.70 47.01	0.72 0.60		18.75 56.18	55.29 19.56	1.42 0.67	24.54 23.59	12.07 37.46	0.81 0.69
	23.36 75.33	62.63 22.34	0.74 1.05	13.27 1.27	11.73 62.89	0.87 0.54		8.58 26.18	23.13 7.25	0.18 0.12	68.10 66.45	1.16 10.40	0.48 0.49
	4.02 23.46	40.09 16.09	2.62 1.05	53.27 59.40	47.39 83.03	0.49 0.24		14.63 55.48	37.09 6.46	0.88 0.02	47.40 38.04	11.02 14.47	0.66 0.72

Table 6. Comparaison des résultats obtenus pour les critères d'évaluation pour *GaMM* (première ligne) et *Morph* (deuxième ligne) – La méthode *Morph* obtient un pourcentage de points détectés tout à fait intéressant mais, globalement le pourcentage de fausses détections (ou sur-détection) est élevé. Enfin, nous pouvons aussi remarquer que la fonction *GaMM* obtient des résultats plus constants et qu'elle permet d'obtenir des premiers résultats exploitables dans le cas d'images faiblement contrastées, cf. image 36, figure 17, ou très dégradées par les éclairages contrôlés, cf. image 379, figure 17.