

1. RIVF 2003: Hanoi, Vietnam

Actes de la Première Conférence Internationale RIVF'03 Rencontres en Informatique Vietnam-France, RIVF'03, Hanoi, Vietnam, 10-13 Février, 2003. Editions Suger, Paris 2003, ISBN 2-912590-15-9    

```
@proceedings{DBLP:conf/rivf/2003,
  title      = {Actes de la Premi{\`e}re Conf{\`e}rence Internationale
                RIVF'03 Rencontres en Informatique Vietnam-France, RIVF'03, Hanoi,
                Vietnam, 10-13 F{\`e}vrier, 2003},
  booktitle = {RIVF},
  publisher  = {Editions Suger, Paris},
  year      = {2003},
  isbn      = {2-912590-15-9},
  bibsource = {DBLP, http://dblp.uni-trier.de}
}
```

- Prom  th  e Spathis, Kim Loan Thai:
MAF: Un Protocole de Multicast Fiable. 1-6
   
- Trung Ha Quoc:
Recursions Removal in Fast Matrix Multiplication without Stacks. 7-10
   
- Cyril Briand, Hoang Trung La:
Une Proc  dure Par S  paration Et   valuation Progressive Pour l'Ordonnement Robuste De Probl  mes    Une Machine. 11-16
   
- Nhat Linh Doan, Dritan Nace:
Calcul de Routages Equitables dans les R  seaux Internet. 17-22
   
- Jean Caelen, Ngoc-Hoa Nguyen:
Vers Une Architecture G  n  rique De Systeme De Dialogue Homme-Machine. 23-26
   
- Ta Tuan Anh:
Une Navigation Par "Itin  raires" Dans Un Web Communautaire. 27-32
   
- Thanh-Nghi Do, Fran  ois Poulet:
Fouille de textes avec proximal support vector machines. 33-36
   
- Thanh Son Nguyen:
MC - March   de connaissances. 37-42
   
- Huy-Hoang Nguyen:
Survey of Co-ordination of En Route Air Traffic Conflicts Resolution Modelling Methods. 43-48
   
- Huy Trandac, Philippe Baptiste, Vu Duong:
Airspace Sectorization By Constraint Programming. 49-58
   

- Minh Nguyen-Duc, Vu Duong, Jean-Pierre Briot, Alexis Drogoul:
Multi-Agent coordination techniques applied to Air Traffic Control. 59-64
     
- Ha Le-Hong:
Immersive Virtual Environment Technologies and Applications in Air Traffic Management. 65-70
     
- Nguyen Thong Dang:
3d Interaction In Immersive Virtual Environment For Air Traffic Controller. 71-76
     
- Thi Viet Nga Nguyen, François Irigoin:
Advanced Program Analyses and Verifications. 77-82
     
- Duc-Duy Vo:
Analysis of program based on Synchronous Active Objects. 83-92
     
- Christophe Lecerf, Thi Minh Luan Nguyen:
Complex Systems Modeling. 93-98
     
- Thuy Lien Pham, Marc Bui, Michel Lamure:
Overview of Game Theory and Using to model the Knowledge of multi-agent system. 99-103
     
- Duong Hieu Phan, David Pointcheval:
Une comparaison entre deux méthodes de preuve de sécurité. 105-110
     
- Van Tuyet Dao, Van Lang Tran:
Multiagent Model and the predictive problem solving. 111-118
     
- Simone Sédillot, S. Cao Kim:
Profile Data Management for Telecom Services. 119-126
     
- Thi Mai Trang Nguyen, Guy Pujolle, Nadia Boukhatem, Dominique Gaïti: Contrôle des réseaux IP fixes et Mobiles. 127-132      
- Thi Tuyet Loan Pham:
Optimisation and Survivability of Telecommunication Networks. 133-138
     
- Sylvie Delaët, Duy-So Nguyen, Sébastien Tixeuil:
Stabilité Et Auto-Stabilisation Du Routage Inter-Domaine Dans Internet. 139-144
     
- Si Hoàng Do, Marc Bui, Paul Kopff:
A Based-On Agent Framework For Home Networking. 145-148
     
- Jean-Marie Garcia, Le Ha Duc, David Gauchard, Olivier Brun:
Modélisation Analytique Du Protocole Tcp New Reno Et Etude Comparative Avec Le Simulateur Ns (Network Simulator). 149-154
     
- Thanh Ha Dang, Dinh Khang Tran:
Une Approche d'Extension des Définitions de Dépendance de Données. 155-158
     
- Pham Thi Xuan Loc, Philippe Mauran, Gérard Padiou:
Sûreté de Service des Composants. 159-162
     

- Phuong-Quynh Duong, Elizabeth Pérez Cortés, Christine Collet:
Adaptable Fault Tolerance Requirements on Component Models. 163-166
     
- H. Tran Viet:
Gestion de la Mobilité dans l'ORB Flexible Jonathan. 167-176
     
- Tuyet-Trinh Vu, Christine Collet:
Query Brokers for Distributed and Flexible Query Evaluation. 177-182
     
- Thanh Ha Dang:
Ve Phep Tach va Phep Ket Noi trong Quan He co Thuoc Tinh Mo. 183-186
     
- Minh Phung Bui Thi:
Structuration Sémantique des Contenus de la Vidéo. 187-198
     
- Dinh-Thue Nguyen:
Determining of Translation and Rotation of an Object from It's Radon Transform via Neural Network. 199-202
     
- Thi Thanh Hai, Augustin Lux:
Extraction de Caractéristiques Locales: Crêtes et Pics. 203-211
     
- De Cao Tran, Kinji Ono:
Content-Based Image Retrieval: Object representation by the Density of Feature Points. 213-218
     
- Bernard Moreau:
Maîtrise de la Qualité Logicielle au Centre de Recherche du Groupe France Télécom. 219-222
     
- Huy-Vu Do, Nguyen Thanh Binh, Chantal Robach, Michel Delaunay:
Analyse de la Testabilité des Logiciels Flots de Données Synchrones. 223-232
     
- Quyêt Thang Huynh, Phung Hiep Hoang, Minh Duc Duong:
Quy Trinh Phat Trien Phan Mem BKSPD Cho Du An Vua va Nho. 233-238
     
- Hanh Nhi Tran, Bernard Coulette, Xavier Crégut, Dong Thi Bich Thuy, Tran Dan Thu:
Modélisation du Méta-Procédé Rhodes Avec SPEM. 239-246
     

[Home](#) | [Conferences](#) | [Journals](#) | [Series](#) | [FAQ](#) — [Search: Faceted](#) | [Complete](#) | [Author](#)

Copyright © Mon Nov 2 21:06:37 2009 by [Michael Ley \(ley@uni-trier.de\)](mailto:ley@uni-trier.de)

Extraction de caractéristiques locales: Crêtes et Pics

TRAN Thi Thanh Hai et Augustin LUX

Résumé— Cet article présente une méthode pour détecter des caractéristiques de type pic et crête dans une image. Ces caractéristiques seront utilisées pour la modélisation et la reconnaissance d’objets. Un point de type crête ou pic est caractérisé localement par des propriétés géométriques de la conique tangente à la surface-image. Deux critères sont utilisés dans notre approche d’extraction: l’un à base des signes et du rapport des courbures principales de la surface, l’autre à base du Laplacien. Des expérimentations sur plusieurs types d’images montrent la qualité de notre détecteur: les crêtes et pics sont détectés et localisés correctement. Nous avons testé la répétabilité du détecteur: environ de 90% des points détectés sont répétables en cas de rotation et un peu moins de 80% en cas de changement d’échelle.

Mots clés— Caractéristiques locales, Géométrie différentielle, Répétabilité.

I. INTRODUCTION

DANS les méthodes de reconnaissance d’objets en vision par ordinateur une question clé est la nature des “caractéristiques visuelles” utilisées. Ces caractéristiques servent à la fois pour la construction des modèles (au sens large) d’objets, et au prétraitement des images en vue de la reconnaissance. Dans la littérature, plusieurs types de caractéristiques ont été étudiés. Nous les divisons en deux catégories: caractéristiques numériques et caractéristiques symboliques.

Les caractéristiques numériques telles que les réponses du détecteur d’angles de Harris, de filtres Gaussiens, Laplaciens, ou autres filtres de champs réceptifs se trouvent notamment dans les travaux de C. Schmid [12], V. Colin de Verdière [19], D. Hall [20], R. Mohr [13]. L’idée est que l’on attache à chaque point de l’image un vecteur de nombres, qui sont le résultat d’une application des filtres en ce point et la représentation de l’objet est un ensemble de tels vecteurs. Cette approche donne d’excellents résultats pour une représentation exacte d’une image, mais elle s’avère trop précise et restrictive pour la reconnaissance “générique”, où il s’agit de reconnaître un type d’objets plutôt qu’un objet particulier. Or, différentes images d’objets d’un même type ne partagent pas les mêmes valeurs numériques.

Les caractéristiques symboliques telles que segment de droite, coin, contour, région, pic, crête sont étudiées dans [5]. Un avantage de ces caractéristiques est qu’elles sont directement liées à la forme, et permettent de représenter ainsi des classes d’objets. Par contre, leur extraction s’avère difficile, et cette instabilité d’extraction rend illusoire l’utilisation de ces caractéristiques pour une représentation fiable. Dans cet article

nous proposons une méthode fiable d’extraction de caractéristiques symboliques de type “crête” et “pic” dans le contexte d’une description abstraite de la forme pour une reconnaissance générique d’objets.

Nous ne traitons pas les deux types de caractéristiques symboliques le plus étudiés, qui sont le contour et la région. La représentation basée sur le contour nécessite la détection des contours, des algorithmes pour le calcul de l’orientation, la longueur, la connectivité du contour. Cette représentation est inefficace parce qu’en présence du bruit, il est difficile de détecter correctement le contour et de calculer son orientation. En plus, la caractérisation de la forme d’un objet par le contour dépend fortement de l’algorithme de chaînage des points de contour.

Une représentation par régions suppose que l’image de l’objet est constituée de régions localement homogènes. La détection des régions est liée à la segmentation d’image, qui est un problème extrêmement difficile.

La représentation à base de crêtes et de pics, qui incluent des propriétés comparables à un contour et une région, suit l’idée de [5]: “Un bon modèle de représentation d’objets devrait utiliser de caractéristiques telles que le contour et la région simultanément”.

Les raisons d’utiliser les pics et crêtes pour représenter des objets sont multiples. D’abord, les pics et crêtes représentent la structure de l’objet: un pic est une région plutôt ronde qui représente une partie assez uniforme de l’objet, une crête est une ligne centrale d’une tâche allongée qui est normalement l’axe médian de l’objet ou d’une de ses parties [5]. Ensuite, la détection de crêtes est moins sensible au bruit que le contour: quand l’image est floue et bruitée, le contour de l’objet est mal défini mais la détection de crêtes reste possible. La détection de pics est aussi plus facile que la segmentation d’image: si on caractérise un pic par un point central et un voisinage de points, seulement la détection du pic doit être faite, le rayon du pic est calculé à partir d’échelle à laquelle le pic est détecté.

Dans les sections suivantes, nous présentons d’abord la définition mathématique de pic et de crête. Ensuite, des méthodes d’extraction de pic et crête existantes sont présentées. Leurs points forts et points faibles sont discutés qui motivent une approche basée simultanément sur la géométrie différentielle et le Laplacien, ce qui est étudiée dans la partie II.D. Pour montrer la qualité de notre détecteur, nous exposons des résultats expérimentaux sur 2 différents types d’images. Nous allons également évaluer l’invariance de notre détecteur à la rotation et au changement d’échelle en utilisant la mesure de répétabilité présentée dans [13].

TRAN Thi Thanh Hai est doctorante à l’Institut National Polytechnique de Grenoble(INPG), France (email: thi-thanh-hai.tran@inriaples.fr)

Augustin LUX est professeur à l’Ensimag, INPG, France (email: Augustin.lux@imag.fr)

II. CARACTÉRISTIQUES LOCALES

Dans la plupart des applications, notamment la reconnaissance d'objets, la mise en correspondance des images, les caractéristiques globales sont moins utiles que des caractéristiques locales parce qu'elles ne sont pas robustes à l'occultation. Or, les objets sont souvent cachés partiellement. On cherche donc des caractéristiques locales pour représenter des objets. Nous allons voir plus tard que le pic et la crête sont des caractéristiques locales, qui s'adaptent facilement à des applications réelles.

A. Définition mathématique de pic et crête

Qu'est qu'un pic et une crête? Intuitivement, un pic ressemble à une "boule": il contient un point "sommet" et une zone de points "en dessous". On peut imaginer un pic comme une montagne isolée et plutôt ronde, alors qu'une crête est un chemin que l'on peut suivre "à dos de montagne" où il y a deux côtés descendants. Au-delà de cette description imagée, pour la détection algorithmique des crêtes et de pics, il faut une définition mathématique.

Considérons un point $M = (x_0, y_0)$ d'une surface S définie par $z = f(x, y)$ dans un repère global (x, y, z) . Supposons que cette fonction z est au moins deux fois continûment dérivable en x et en y . On choisit un repère local orthonormé, d'origine M et contenant le plan tangent à S en M (plan porté par le vecteur unitaire normal à la surface) (figure 1). Avec cette construction de repère, les dérivées d'ordre 1 sont nulles. Il ne reste que les dérivées d'ordre 2 (et supérieur). Nous supposons qu'elles ne s'annulent pas au point M . En développant la série de Taylor de f à l'ordre 2 nous obtenons:

$$z = \frac{1}{2!} \left[x^2 \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + y^2 \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} + 2xy \frac{\partial^2 f}{\partial xy} \right] \quad (1)$$

où les dérivées $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$, $\frac{\partial^2 f}{\partial xy}$ sont calculées au point M .

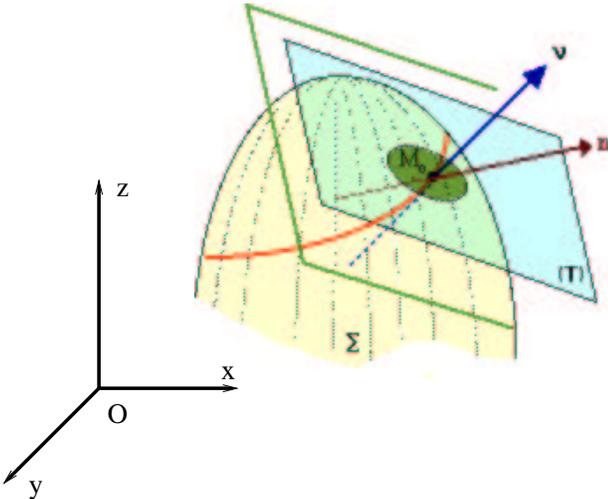


Fig. 1. Surface locale au point M . n est le vecteur unitaire normal en M à la surface, (T) le plan tangent à la surface, v le vecteur tangent à la section passant par M

L'équation (1) représente une conique de centre M (ou de sommet M en cas de parabole). Les coefficients de la conique

sont les éléments de la matrice Hessienne:

$$\mathcal{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial xy} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial xy} & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad (2)$$

La matrice \mathcal{H} est symétrique. Elle possède donc deux valeurs propres réelles λ_1, λ_2 correspondant au deux courbures principales de la surface, deux vecteurs propres w_1 et w_2 deux directions principales. Cette matrice caractérise la forme de la conique: paraboloides hyperbolique, paraboloides elliptique, paraboloides cylindrique... Par conséquent, elle définit un type pour le point M : point de selle, pic, point de crête, etc (pour plus de détail, voir [17]).

Nous nous intéressons particulièrement à deux types de surfaces au point M , qui sont présentés dans la figure 2.

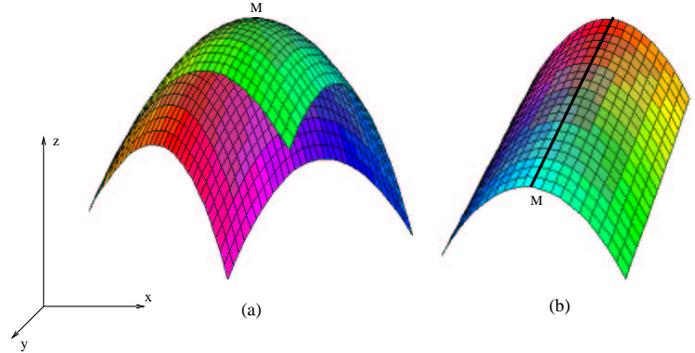


Fig. 2. Deux types de surfaces intéressantes. La surface (a) est une Paraboloides elliptique, (b) est une Paraboloides cylindrique. Le point M au sommet de la surface (a) est un pic. Tous les points au sommet de la surface (b) (les points de la ligne noire foncée) sont des points de crêtes.

1) *Paraboloides elliptique* (fig 2.a): Le point $M(x_0, y_0)$ au sommet de cette surface est un pic. Donc, un pic est un extremum local de la fonction $z = f(x, y)$.

Dans ce cas, une caractéristique "pic" se construit à partir du point M et l'ensemble des points autour. Lindeberg détermine la frontière d'un pic à l'endroit où il touche d'autres pics. Ce calcul est difficile et n'est pas vraiment nécessaire dans les applications telles que la reconnaissance, l'appariement. Nous proposons de caractériser un pic par un point central et les points voisins dans un rayon proportionnel au rayon du volume couvert par le pic $r = \frac{1}{\lambda_i}, i \in \{1, 2\}$. (voir la figure 3a).

2) *Paraboloides cylindrique* (fig 2.b): L'ensemble des points au sommet de cette surface forme une crête. Donc, un point de crête est un extremum local de la fonction $z = f(x, y)$ dans la direction perpendiculaire à la direction de la crête. De même manière précédente, nous déterminons la largeur d'une crête le rayon de la section principale associée à la direction perpendiculaire à la direction de la crête (figure 3a).

Dans les 2 cas ci-dessus, l'"extremum" peut être un "maximum" ou un "minimum" (la figure 2 illustre deux maxima, pour avoir des minima correspondants à des trous ou vallées, nous retournons deux surfaces ci-dessus un angle de 180°). Dans le cas d'un minimum, nous avons un Pic_p (un trou) ou une $Crête_p$ (une vallée) et dans le cas d'un maximum, nous avons un Pic_n (un pic) ou une $Crête_n$ (une crête). "n" et "p" signifient le signe négatif ou positif des courbures principales de la surface associée (ceci sera expliqué au plus tard).

Remarque: La surface associée à chaque point est étudiée dans un repère local. Considérons la surface dans la figure 3b, le point M est un extremum local dans le repère local (n, w_1, w_2) mais ne l'est pas dans le système global (x, y, z) , il ne correspond donc pas à un pic ou un point de crête. Bref, il faut noter qu'un extremum local ci-dessus est considéré dans un repère global (x, y, z) , et non local (n, w_1, w_2) .

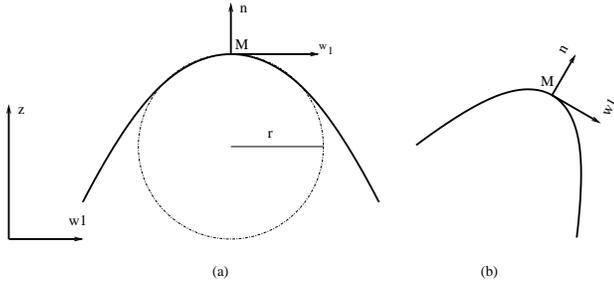


Fig. 3. Intersection de la surface locale avec un plan formé du vecteur propre w_1 et vecteur normal n , le rayon de la section $r = \frac{1}{\lambda_1}$. (a) le vecteur normal est de même direction que l'axe z du repère global, le point M est un pic ou un point de crête. (b) la direction du vecteur normal n est différent celle de l'axe z , le point M n'est pas un pic ou un point de crête.

B. Pic et crête dans l'image

Nous venons de voir une définition mathématique de crête et pic. Notre problème est de chercher des pics et des crêtes dans l'image. La première question qui se pose est: quelle est la fonction $z = f(x, y)$ à utiliser dans le cas d'une image?

Considérons une image contenant une tâche ronde et une tâche allongée blanche sur fond noir (figure 4a).

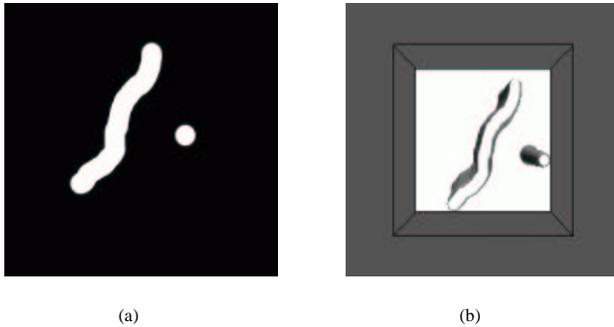


Fig. 4. (a) Image d'une tâche ronde et une tâche allongée blanche sur fond noir. (b) Représentation 3D de la fonction d'intensité de l'image (a). La fonction d'intensité ne possède aucun extremum local (sa représentation en 2D est retrouvée dans la figure 5b), donc d'après la définition ci-dessus, aucun pic ni crête est trouvé dans l'image (a)

Nous souhaitons détecter un pic à la position de la tâche ronde et une crête au milieu de la tâche allongée. Si nous prenons f comme la fonction d'intensité, d'après la définition mathématique, seulement la tâche dont la fonction d'intensité présentée en 2D dans la figure 5d correspond à un pic ou une crête. La situation est plus difficile pour les autres fonctions (figure 5a,b,c). Elles ne contiennent pas d'extremum local à la position attendue, mais que veut-on vraiment trouver? Dans la figure 5(c), doit-on détecter sept points de crête, ou un seul?

Cette question conduit à une observation fondamentale pour la recherche de caractéristiques locales: une caractéristique est définie à une échelle donnée. Ainsi, dans la figure 5(c), on trouve sept points de crêtes si on considère une très petite échelle, mais une seule en considérant une échelle plus grande. Suivant les travaux notamment de Lindeberg [11] nous adoptons l'approche multi-échelle, représentant systématiquement les images à plusieurs échelles obtenues par un lissage avec un filtre Gaussiens. Dans ces conditions, un signal comme celui de la figure 5(c) peut seulement exister à une petite échelle, et ressemblera fortement à la figure 5(d) à une échelle plus grande.

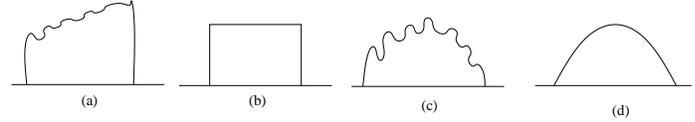


Fig. 5. Différentes représentations en 2D de la fonction d'intensité d'une tâche blanche sur fond noir.

Cet aspect est particulièrement important pour certaines applications, comme la détection de routes ou de rivières dans des images satellites, la reconnaissance des yeux dans lesquelles chaque pic ou crête a son "échelle Propre caractéristique" et n'apparaît qu'à cette échelle. Plus la largeur d'une crête ou le rayon d'un pic est grand, plus son échelle l'est. Dans la figure 6a, on voit que les doigts sont de taille plus petite que le bras, et l'échelle des crêtes correspondantes aux doigts est plus petite que l'échelle du bras.

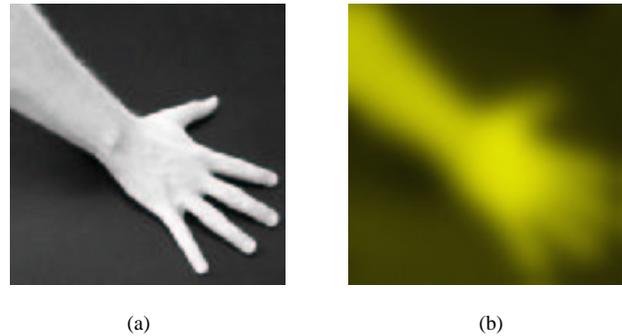


Fig. 6. (a) Image d'une main. (b) Image lissée par une Gaussienne de taille $\sigma = 8\sqrt{2}$

Le changement de taille de crête ou de pic d'une même scène est à cause de changement de focale de la caméra ou de déplacement de point de vue. Il faut distinguer ce changement "externe" par rapport à un changement "interne" où l'augmentation de la taille de crête et pic se produite par lissage de l'image (voir la figure 6b). En tous cas, pour détecter des crêtes et pics de différente taille, il faut nécessairement se placer dans un cadre multi-échelle.

C. Méthodes d'extraction de pics et crêtes existantes

Dans cette section, nous présentons des méthodes existantes pour la détection de pic et crête. Pour chaque méthode, nous montrons la mesure utilisée pour identifier des points et discutons leurs avantages ainsi que leurs inconvénients.

Dans [8], J. Crowley & A. Parker identifient un pic aux endroits où la réponse de différence de Gaussiennes est extremum local. Lindeberg [10] détecte un pic si le Laplacien associé est extremum local. Comme la différence de Gaussiennes approxime le Laplacien, l'approche de J.Crowley et celle de Lindeberg sont très proches. J. Crowley & A. Parker se placent dans un cadre multi-échelle tandis que Lindeberg utilise un mécanisme de sélection d'échelle caractéristique de pic. Ces deux approches s'adaptent bien à des applications réelles dans lesquelles la taille d'objets change. Cependant, elles peuvent donner plusieurs réponses à une échelle grande si la taille de la fenêtre utilisée pour calculer des extrema reste fixe (dans l'approche de J. Crowley, la taille est fixée à 3x3 pour toutes les échelles).

Par rapport à des approches de détection de pics, les approches de détection de crêtes sont plus abondantes. Elles se divisent en trois catégories: les approches à base de contours, à base de dérivées, et à base de critères de la géométrie différentielle. Comme nous l'avons expliqué dans l'introduction, les approches à base de contours ne nous intéressent pas. Nous présentons ici les deux autres approches.

1) Approches avec critères de géométrie différentielle:

L'idée principale de ces approches est qu'un point de crête se trouve aux endroits où une des courbures principales de la surface associée est extremum. La courbure principale de la surface K est calculée selon le travail de Weigarten:

$$K = (2L_x L_y L_{xy} - L_y^2 L_{xx} - L_x^2 L_{yy}) / (L_x^2 + L_y^2)^{3/2}$$

où $L_x, L_y, L_{xx}, L_{yy}, L_{xy}$ sont les dérivées d'ordre 1 et 2 de la gaussienne de l'image. Comme une courbe peut présenter une courbure importante à cause du bruit, Maintz [1] a proposé une autre mesure qui est la courbure pondérée par la magnitude du Gradient.

$$L_{vv} = (2L_x L_y L_{xy} - L_y^2 L_{xx} - L_x^2 L_{yy}) / (L_x^2 + L_y^2)$$

et à partir d'ici, une famille de mesures de crête basées sur L_{vv} sont trouvées dans [1]:

$$L_{vv} L_w^\alpha, -1 \leq \alpha \leq 0$$

Toutes les méthodes basées sur la courbure principale de la surface locale associé à un point d'image ont un inconvénient fondamental est que si la surface est de courbure constante, tous ses points sont des points caractéristiques. A part cet inconvénient, chaque méthode a des points faibles à cause de la technique utilisée pour le calcul de courbure (pour plus de détail, voir [5], [2]).

2) Approches à base de dérivées: Les approches de ce type se basent sur la définition précédente de crête: le signal de l'image en un point de crête est extremum dans la direction perpendiculaire à la direction de la crête. La recherche des extrema est fondée sur les propriétés des dérivées d'ordre 1 et 2.

Saint-Venant(1852) [15] identifie un point de crête comme un minimum de la magnitude du Gradient dans la direction perpendiculaire à la direction de la crête. Sa méthode est sensible au bruit et détecte des crêtes discontinues. Cette remarque se fait par expérimentation. Nous allons remettre ce problème dans la section d'expérimentation.

Haralick [4] cherche d'abord la direction selon laquelle la deuxième dérivée est extremum, et ensuite vérifie si la première dérivée dans cette direction passe par zéro. Quand la surface est de courbure constante, tous les points de cette surface satisfont les conditions ci-dessus. En plus, pour calculer des dérivées, Haralick approxime la fonction d'image par une cubique. Cette approximation ne garde pas souvent la propriété de la surface originale, donc fausse la détection.

Gauche [3] cherche l'extremum de la seconde dérivée dans la direction des vecteurs propres de la matrice Hessienne. Cette approche est liée à des approches basées sur la courbure principale: les directions de vecteurs propres sont des directions principales de la surface et la seconde dérivée est liée à la courbure principale correspondante. Alors, elle doit faire face au même problème de multiple réponses.

D. Notre approche

Devant toutes les difficultés rencontrées dans les approches présentées, nous proposons une méthode de détection de crêtes et pics basée sur deux critères: une condition faisant appel à la géométrie différentielle, et un deuxième critère concernant le Laplacien.

En fait, les crêtes et pics sont des caractéristiques où le signal d'image change et la surface locale a des propriétés géométriques particulières. Pour les détecter, il faudrait utiliser simultanément le critère de géométrie et le critère pour détecter le changement du signal tels que le Gradient, le Laplacien au lieu d'en utiliser un seul.

1) Critère sur le Laplacien: Nous avons indiqué précédemment que pour détecter des structures de type pic et crête, il ne faut pas utiliser directement la fonction d'intensité mais filtrer l'image par un filtre approprié. Nous constatons que le Laplacien est isotropique, et de plus, à une échelle appropriée σ , il est extremum local dans une direction perpendiculaire à la direction de la crête sur des caractéristiques de type crête et dans toutes les directions sur des caractéristiques de type pic. Dans le système de coordonnées de l'image, le Laplacien donne une seule réponse pour un vrai point caractéristique. La question de réponses multiples sur la surface de courbure constante ne se pose plus.

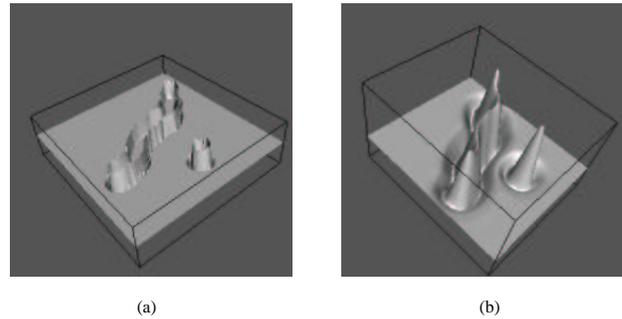


Fig. 7. Représentation en 3D de Laplacien de l'image dans la figure 4. (a) Laplacien à l'échelle $\sigma = 0$, (b) Laplacien à l'échelle $\sigma = 8\sqrt{2}$. Nous constatons que le pic et la crête se trouvent à l'échelle $\sigma = 8\sqrt{2}$ car le Laplacien possède des extrema locaux correspondant à cette échelle.

2) *Critère géométrique différentiel*: Le critère de détection de pic et crête basé sur le Laplacien n'est pas suffisant. En fait, le calcul d'extrema de Laplacien se fait localement dans une fenêtre de petite taille par rapport à la taille d'image. Cette taille varie en principe en fonction de la taille de pic et crête, autrement dit l'échelle de pic et crête. Comme l'image est en général bruitée, on obtient rarement un vrai extremum à l'échelle grande. Pour être robuste au bruit, nous utilisons la taille fixe pour le calcul d'extremum. Ce la peut provoquer multiples réponses dans certains cas. Il nécessite donc ajouter un autre critère pour surmonter ce problème.

Rappelons que la surface locale associée à un point dans l'image est caractérisée par la matrice Hessienne (2): deux valeurs propres λ_1, λ_2 sont deux courbures principales de la surface, deux vecteurs propres w_1, w_2 deux directions principales. Nous reconsidérons deux surfaces (figure 2). Mathématiquement, sans perte de généralité, supposons que $|\lambda_1| > |\lambda_2|$ pour le paraboloides elliptique, nous avons

$$\lambda_1 \lambda_2 > 0 \quad (3)$$

, et pour le paraboloides cylindrique,

$$\lambda_1 \lambda_2 = 0 \quad (4)$$

Nous constatons que si deux valeurs propres de la surface elliptique (figure 2a) sont très différentes, elle aura une forme allongé et on la considère comme une crête plutôt qu'un pic. Donc, pour que le pic soit de forme ronde, il faut que deux courbures principales soient de même ordre de grandeur $|\frac{\lambda_1}{\lambda_2}| \leq sb$, $sb \in [1, 2]$. En plus, la condition (4) n'est obtenue que quand les points de crêtes sont alignés (une courbure est égale à zéro). Or, en vision les crêtes sont des courbes quelconque, donc la condition (4) est rarement obtenue. Pour pouvoir appliquer à des images réelles, nous modifions ce critère comme suit: $|\frac{\lambda_1}{\lambda_2}| > sc_1$ et $|\lambda_1| > |sc_2|$. sc_1, sc_2 sont des seuils choisis à la main. Cette modification accompagnée par le critère de Laplacien conduit à la détermination de nouveaux critères pour identifier des points de crêtes et des pics:

Un point M est un pic à l'échelle σ si le Laplacien associé est extremum local et deux valeurs propres sont de même signe et même ordre de grandeur: $\lambda_1 \lambda_2 > 0$ et $|\frac{\lambda_1}{\lambda_2}| \leq sb$.

Un point M est un point de crête à l'échelle σ si le Laplacien associé est extremum local dans la direction w_1 perpendiculaire la direction de la crête w_2 et deux valeurs propres sont considérablement différentes $|\frac{\lambda_1}{\lambda_2}| > sc_1$ et $|\lambda_1| > |sc_2|$.

E. Evaluation de notre détecteur

Généralement, un détecteur est caractérisé par sa répétabilité et sa localisation. La répétabilité signifie qu'un même point est détecté dans une suite d'images. La localisation signifie qu'un point détecté dans l'image correspond de façon précise à un point 3D de la scène. Ces deux caractéristiques sont contradictoires. En effet, un lissage améliore la répétabilité mais rend plus mauvaise la localisation. Selon l'application pour laquelle sert la détection, les critères d'évaluation diffèrent. Pour les applications qui ne nécessitent pas la position 3D, comme l'appariement ou la reconnaissance d'objet, le seul critère important est la répétabilité. Par contre, pour la reconstruction

3D ou le calibrage, la localisation et la répétabilité sont toutes nécessaires. Nous allons évaluer notre détecteur basé sur tous les deux critères: la localisation et la répétabilité. Ce qui lui permet d'être utilisé dans plusieurs applications. Dans notre implémentation, nous choisissons $s_b = 1.7$, $s_v = 0.1$, $sc_1 = 1.5$, $sc_2 = 0.1$. Les extrema de Laplacien sont calculés dans une fenêtre de taille 3 dans le cas de crête, 3x3 dans le cas de pic.

1) *Localisation*: La localisation est évalué visuellement. Nous faisons des expérimentations sur plusieurs types d'images différentes. La continuité de la crête est aussi considérée parce que nous nous intéressons à la crête qui est une chaîne des points, pas à un point de crête discret.

Considérons le premier test avec l'image aérienne de la figure 8. C'est une image prise d'une condition aléatoire. La figure 9 présente l'image des caractéristiques extraites de l'image originale à l'échelle $\sigma = 2\sqrt{2}$. Nous constatons que des crêtes sont détectées au milieu des routes. Ce la se voit plus clairement dans l'image superposée (figure 10). En plus, les crêtes détectées sont bien continues.



Fig. 8. Image aérienne prise d'une condition aléatoire

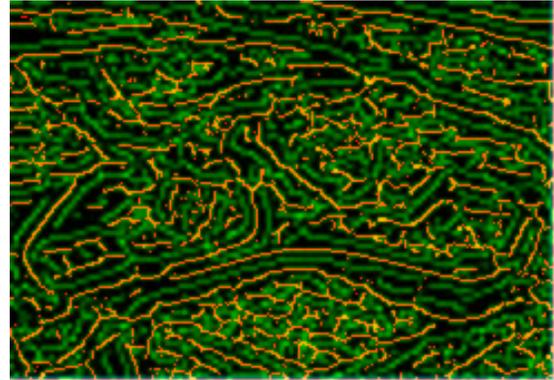


Fig. 9. Image de caractéristiques extraites de l'image de figure 8 à l'échelle $\sigma = 2\sqrt{2}$

Le deuxième test s'agit d'une image de visage (figure 11). La figure 12 montre l'image des caractéristiques détectées à l'échelle $\sigma = 4\sqrt{2}$. On voit bien qu'il y a des pics détectés à la position des yeux, des crêtes au milieu des sourcils, des lèvres... Ces caractéristiques sont bonnes pour la reconnaissance de visage.

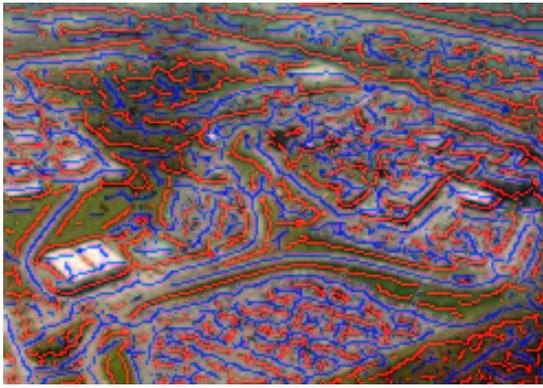


Fig. 10. Image originale superposée par des caractéristiques à l'échelle $\sigma = 2\sqrt{2}$



Fig. 13. Image originale superposée par des caractéristiques à l'échelle $\sigma = 4\sqrt{2}$



Fig. 11. Image d'un visage.

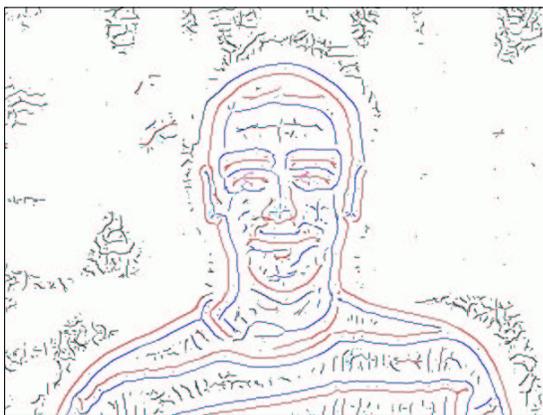


Fig. 12. Image des caractéristiques extraites de l'image de la figure 11 à l'échelle $\sigma = 4\sqrt{2}$

Nous avons implémenté le détecteur proposé par Saint-Venant [15]. Son détecteur donne des crêtes moins continues que les nôtres (figure 14 et figure 15).

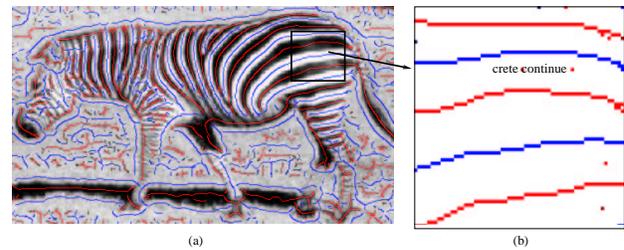


Fig. 14. Image d'un zebre superposée par des caractéristiques extraites par **notre détecteur** à l'échelle $\sigma = 4\sqrt{2}$

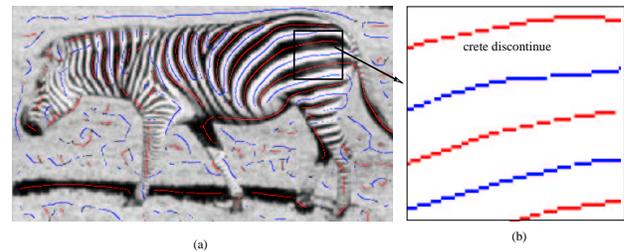


Fig. 15. (a) Image d'un zebre superposée par des caractéristiques extraites par **le détecteur de Saint-Venant** à l'échelle $\sigma = 4\sqrt{2}$. (b) Agrandissement d'un rectangle de l'image (a). Nous constatons que ce détecteur donne des crêtes moins continues que le notre.

2) *Répétabilité*: La répétabilité de détecteur s'évalue en se basant sur le travail de [12]. Nous présentons brièvement ici la définition et la mesure de répétabilité (pour plus claire, voir [12]).

Définition de la répétabilité Soient I_1 et I_2 deux images d'une même scène et M_1 et M_i les matrices de projection correspondantes. La détection des points image p_1 et p_i appartenant respectivement à I_1 et I_i est répétable si et seulement si $p_1 = M_1 P$ et $p_i = M_i P$.

La figure 16 illustre cette définition. Pour mesurer la répétabilité d'un détecteur, il faut établir une relation entre p_1 et p_i à

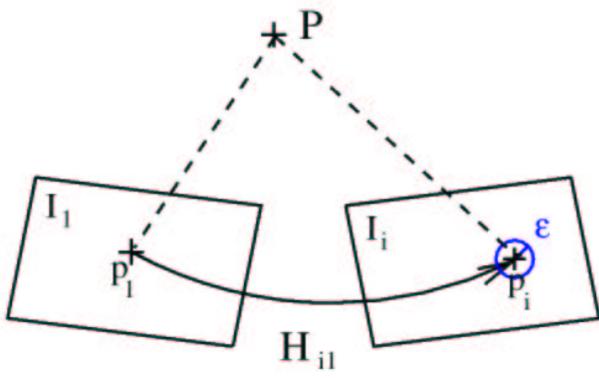


Fig. 16. Définition de la répétabilité

partir des images. Dans le cas général, il n'existe pas de telle relation. Toutefois, si I_1 et I_i sont des images d'une scène plane, cette relation est définie par une homographie $H_{i1} = M_i M_1^{-1}$. Donc, nous n'allons faire que des expérimentations avec des images 2D.

Mesure de répétabilité Dans les conditions réelles, uniquement un sous-ensemble de points est répété car ils correspondent à une partie de la scène qui est vue dans toutes deux images. En outre, un point n'est souvent pas répétable de façon exacte, mais il est répétable dans un voisinage de taille ϵ quelconque. La mesure de répétabilité doit prendre en compte ces deux faits. C.Schmid a proposé une mesure de répétabilité qui est la ratio de nombre de points détectés répétables et le nombre minimal de points de la scène vus dans deux images I_1 et I_i :

$$r_i\{\epsilon\} = \frac{|D(\epsilon)|}{\min(n_1, n_i)}$$

où $D(\epsilon) = \{(d_i, d_1) / \text{dist}(d_i, H_{i1}d_1) < \epsilon\}$, $\{d_1\}$ et $\{d_i\}$ les sous ensembles de points détectés correspondant à la partie commune de deux images I_1 et I_i , ϵ l'erreur de localisation.

Etude de répétabilité de notre détecteur C'est le temps d'évaluer notre détecteur. Nous allons faire le test avec des images en rotation, en changement d'échelle de la base d'image [18]. L'homographie entre deux images est calculée en utilisant le logiciel StereoVision [18].

1. Rotation d'image: les images sont prises en tournant la caméra approximativement autour de son axe optique. La figure 17 montre l'image de référence et deux autres images de la séquence en rotation. La scène utilisée est "Van Gogh". La figure 24a montre la répétabilité de notre détecteur sur cette séquence. La ligne en bas est la répétabilité avec une erreur de localisation $\epsilon = 0.5$, ce qui correspond à une précision du pixel, la ligne en haut avec $\epsilon = 1.5$ qui indique une précision sur-pixellique. Il est clair que le taux de répétabilité dans le cas où $\epsilon = 1.5$ est remarquablement plus grand que celui dans le cas où $\epsilon = 0.5$. Pour une $\epsilon = 1.5$, le taux moyen s'atteint presque à 92%. La ligne de répétabilité variant très légèrement représente une bonne invariance de détecteur à la rotation. Cette bonne répétabilité obtenue s'explique par l'utilisation de l'opérateur Laplacien qui est isotropique et donc invariant à la rotation.

2. Changement d'échelle: les images sont prises en changeant la focale de la caméra. La figure 21 montre l'image

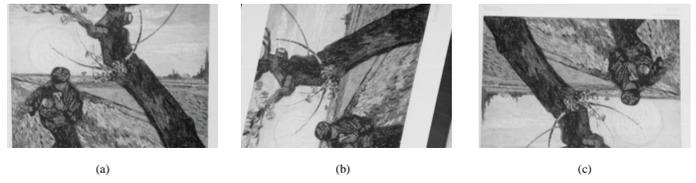


Fig. 17. Séquence d'image en rotation de la scène "Van Gogh". (a) image de référence. (b) et (c) deux images de la séquence

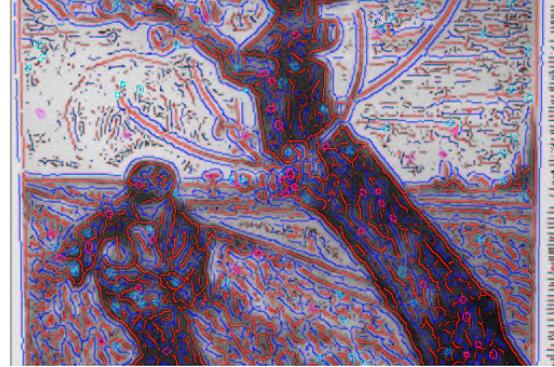


Fig. 18. Image dans la figure 17a superposée par des pics et crêtes

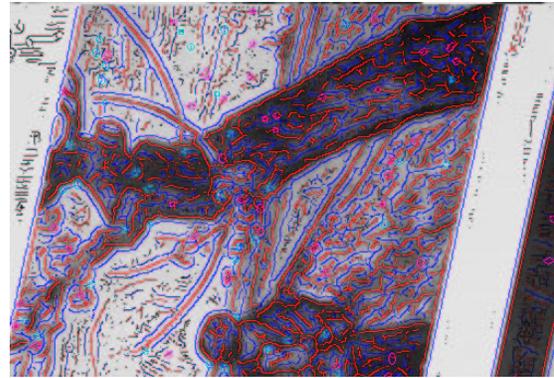


Fig. 19. Image dans la figure 17b superposée par des pics et crêtes

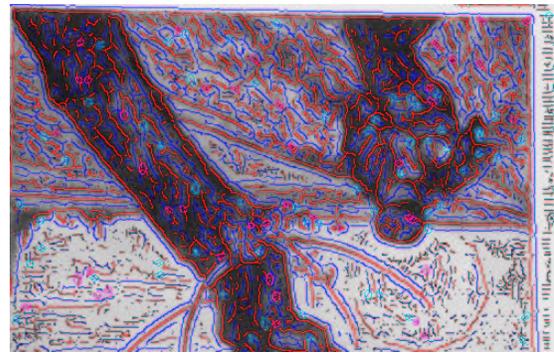


Fig. 20. Image dans la figure 17c superposée par des pics et crêtes

de référence et deux autres images de la séquence. La figure 24b montre le taux de répétabilité. On constate que notre détecteur est sensible par rapport au changement d'échelle: la ligne de répétabilité parfois change un peu fortement. Ce là est expliqué par le fait que notre détecteur détecte des caractéristiques dépendant de l'échelle (revoir la partie II.B). Pourtant, par rapport à des détecteurs tels que Harris, Cottier, Heitger, Horaud, Foerstner [12], le notre est quand même moins sensible au changement d'échelle.



Fig. 21. Séquence d'image en changement d'échelle de la scène "Astérix". (a) image de référence, (b) et (c) sont des images de la séquence de changement d'échelle. L'échelle maximale entre l'image à droite et l'image de référence est 4.1

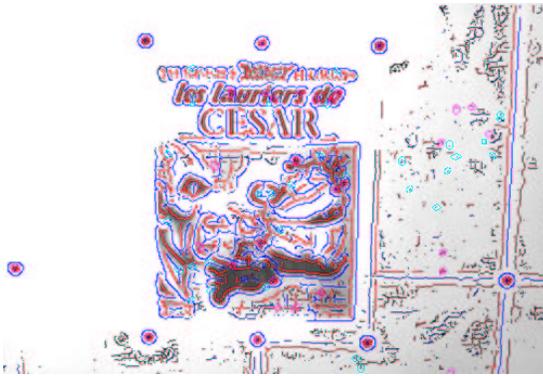


Fig. 22. Image originale dans la figure 21a superposée par des pics et crêtes

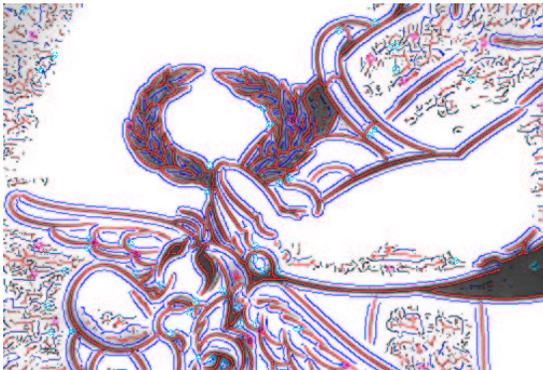


Fig. 23. Image originale dans la figure 21c superposé par des pics et crêtes

F. Limitations de notre détecteur

Bien que notre méthode détecte des crêtes continues à la bonne localisation, il donne des crêtes parfois indésirables. Regardons la figure 12: les crêtes à deux côtés extérieurs de sourcils sont des fausses crêtes parce qu'elles n'associent à aucun élément de visage. Ces faits sont à cause d'utilisation de

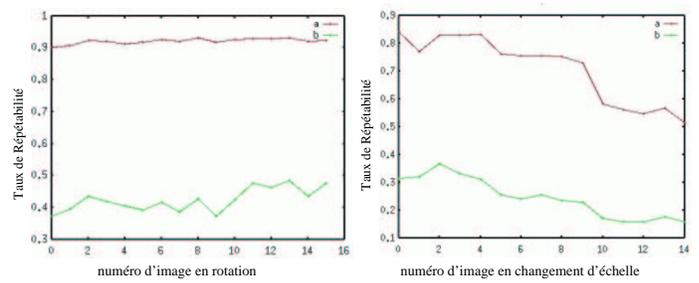


Fig. 24. Taux de répétabilité dans le cas de rotation image (a) et changement d'échelle (b). Les lignes en haut correspondant à $\epsilon = 1.5$, en bas correspondant à $\epsilon = 0.5$. Nous constatons que notre détecteur est invariant à la rotation et assez moins sensible à changement d'échelle.

Laplacien au lieu de l'intensité d'image directement. Considérons un exemple: une tâche noire sur fond blanc (figure 25a). L'intensité de l'image est maximum local unique dans une direction perpendiculaire à la direction de la tâche à une échelle σ quelconque. Mais, le Laplacien donne trois extrema locaux: deux minima à l'extérieur de la tâche et un maximum à l'intérieur (figure 25b). Donc, notre détecteur basé sur le Laplacien détecte ces points correspondant à ces trois extrema. Nous

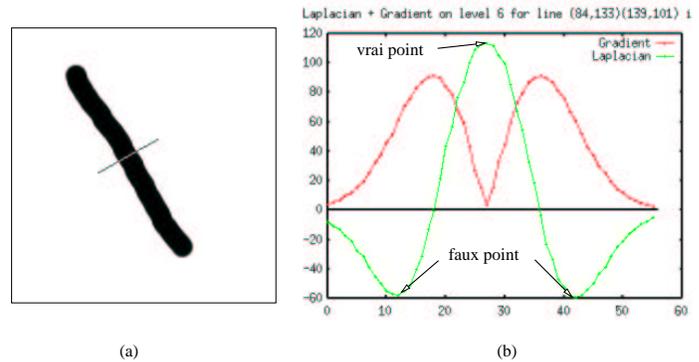


Fig. 25. (a) Image d'une tâche noire sur fond blanc. (b) Laplacien et Gradient des points de la ligne dans l'image (a). Deux minima de Laplacien correspondant à deux faux points caractéristiques.

avons étudié d'autres détecteurs et constatons que la question de fausse crête n'y se pose pas. Pour surmonter ce problème, nous avons ajouté un autre critère basé sur le Gradient. L'idée est que le Gradient est minimal dans la direction perpendiculaire à la direction de la crête sur des vrais points de crêtes tandis qu'il est grand sur les fausses points (figure 25b). Lorsqu'on ajoute ce critère, les fausses crêtes sont bien éliminées. Comme des images sont en général bruité, le Gradient n'est pas minimum à la position exacte d'un point de crête mais peut être dans son voisinage. Pour être robuste, nous modifions un peu le critère de Gradient: le Gradient est minimum dans un voisinage proche de point de crête, pas nécessairement à un point de crête. Bien que nous avons ajouté ce critère, elle ne donne pas toujours de bons résultats. Pour les images complexes, les fausses crêtes sont éliminées et les vraies crêtes sont aussi. C'est pourquoi elle implique la discontinuité de la crête et ce problème reste encore un défi.

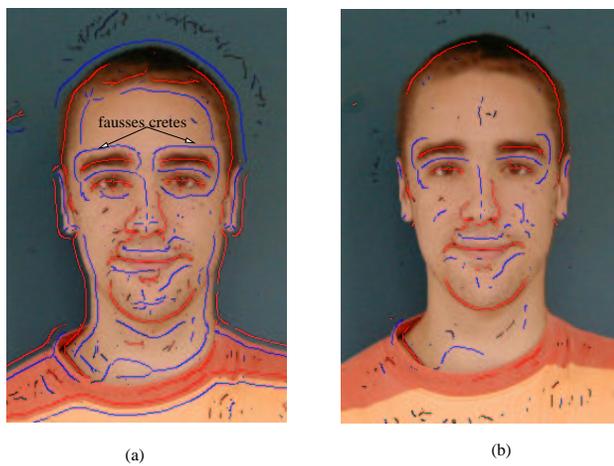


Fig. 26. (a) Image d'un visage superposée par des caractéristiques à l'échelle $\sigma = 4\sqrt{2}$. (b) Image d'un visage superposée par des caractéristiques après l'élimination de fausses crêtes par le critère de Gradient à la même échelle. Nous constatons que les fausses crêtes (e.g des crêtes au-dessus de sourcils) sont éliminées.

III. CONCLUSION

Dans cet article, nous avons présenté une nouvelle méthode de détection de pics et de crêtes dans l'image. Notre détecteur utilise à la fois des propriétés de géométrie différentielle de la surface local de l'image, et le Laplacien. Les expérimentations sur plusieurs types d'images montrent la qualité de notre détecteur: les pics et crêtes sont détectés correctement. Bien que la mesure de répétabilité soit calculée sur des points discrets, et non sur des entités structurelles (pic, crête), elle montre une bonne invariance de notre détecteur à des transformations telles que la rotation et le changement d'échelle. Le point faible fondamental de notre détecteur est qu'il détecte des fausses crêtes. L'ajout d'un critère de Gradient ne donne pas toujours le résultat satisfaisant: avec les "faux" points, des "vrais" point de crête sont également éliminés. Ce problème reste un défi. Un autre point faible est l'utilisation des seuils dans notre détecteur (s_b, s_{c1}, s_{c2}). Pour une détection automatique, il faut calculer automatiquement ces seuils et ceci est faisable. Les crêtes et pics détectés peuvent être utilisés pour la modélisation d'objets. Ces caractéristiques symboliques permettent une caractérisation abstraite de la forme, ce qui s'adapte bien à une reconnaissance "générique".

REFERENCES

[1] J. B. Antoine Maint, Petra A. van den Elsen et Max, "Evaluation of Ridge seeking operators for multimodality medical image matching", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 18, pp. 353-356, April 1996.

[2] C. Steger, "An Unbiased Detector of Curvilinear Structures", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, pp. 113-119, February 1998.

[3] J.M. Gauch and S.M. Pizer, "Multiresolution Analysis of Ridge and Valleys in Grey-Scale Images", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, pp. 635-646, June 1993.

[4] R.M. Haralick, "Ridges and Valleys on Digital Images", *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol. 22, pp. 28-38, 1983.

[5] D. Eberly, S. Pizer and C. Scrlach, "Ridges and Valleys on Digital Images", *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, Vol. 4, pp. 353-373, 1994.

[6] A.M. Lopez, F. Lumbreras, J. Serrat and J. J. Villanueva, "Evaluation of Methods for Ridge and Valley Detection" *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, pp. 327-334, April 1999.

[7] J.J. Koenderink and A.J. van Doorn, "Two-plus-one-dimensional differential geometry" *Pattern Recognition Letters*, Vol. 15, pp. 439-443, May 1994.

[8] J.L. Crowley and A.C. Parker, "A Representation for Shape Based on Peaks and Ridges in the Difference of Low-Pass Transform", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 6, pp. 156-169, March 1984.

[9] L. Wang and T. Pavlidis, "Direct Gray-Scale Extraction of Features for Character Recognition", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 10, pp. 1053-1067, October 1993.

[10] T. Lindeberg, "Feature detection with automatic scale selection", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 30, pp. 79-116, 1998.

[11] T. Lindeberg, "Principles for Automatic Scale Selection", *Computational Vision and Active Perception*, Stockholm, Sweden.

[12] C. Schmid and R. Mohr, "Local grayvalue invariants for image retrieval", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, pp. 530-534, Mai 1997.

[13] C. Schmid, R. Mohr and C. Bauckhage, "Evaluation of Interest Point Detectors", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 37, pp. 151-172, 2000.

[14] K. Mikolajczyk et C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest point", *International Conference on Computer Vision*, pp. 525-531, July 2001.

[15] M. De Saint-Venant, Surface à plus Grande Pente Constitué sur les lignes Courbes, *bulletin de la Soc. Philomath. de Paris*, 1852.

[16] D. Marr, *VISION A computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*. W.H. Freeman and Company San Francisco 1982

[17] <http://chronomath.irem.univ-mrs.fr/Anx1/IndicDupin.html>

[18] <http://www.inrialpes.fr/movi/people/Mikolajczyk>

[19] V. CoLin de Verdier, "Représentation et Reconnaissance d'Objets par Champs Réceptifs", *Thèse de doctorat Institut National Polytechnique de Grenoble, France*, Décembre 1999.

[20] D. Hall, "ViewPoint Independent Recognition of Objets from Local Appearance", *Thèse de doctorat, Institut Nationale Polytechnique de Grenoble*, Octobre, 2001.