

Détecteurs de points d'intérêt 3D basés sur la courbure

Ayet Shaiek, Fabien Moutarde

▶ **To cite this version:**

Ayet Shaiek, Fabien Moutarde. Détecteurs de points d'intérêt 3D basés sur la courbure. 15° colloque 'COmpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels' (CORESA'2012), May 2012, Lille, France. hal-00741498

HAL Id: hal-00741498

https://minesparis-psl.hal.science/hal-00741498

Submitted on 12 Oct 2012

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

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

Détecteurs de points d'intérêt 3D basés sur la courbure

Ayet Shaiek[1] Fabien Moutarde [1]

[1] Centre de robotique (CAOR)- Mines ParisTech 60 Bd St Michel, F-75006 Paris, France

Ayet.Shaiek@mines-paristech.fr
Fabien.Moutarde@mines-paristech.fr

Résumé

Dans cet article, nous proposons un nouveau détecteur de points d'intérêt 3D (keypoint). Notre sélection des points saillants se base sur l'expression de la variation locale de la surface à travers les courbures principales calculées sur un nuage de points ordonnés, associé à une seule vue (deux dimensions et demie). Nous avons comparé sept méthodes qui combinent ces courbures et extraient des keypoints en se basant sur: 1) un seuillage des valeurs d'un facteur de qualité: Quality Factor (FQ), 2) un seuillage sur une mesure de l'indice de forme: Shape Index (SI), 3) les composantes connexes d'une carte de classification basée sur SI, 4) les composantes connexes d'une carte de classification basée sur SI et l'intensité de courbure : Curvedness (C), 5) les composantes connexes d'une carte de classification basée sur la courbure gaussienne (H) et la courbure moyenne (K), 6) une combinaison des deux derniers critères 4 et 5 (SC_HK) avec un tri final selon C et 7) une combinaison des trois critères 1, 4 et 5 (SC_HK_FQ). Une évaluation de la performance de ces détecteurs en termes de stabilité et répétabilité, montre la supériorité des deux nouveaux détecteurs SC_HK et SC_HK_FQ.

Mots Clef

Détecteur de points d'intérêts 3D, Deux Dimensions et Demie, Courbures Principales, Courbure Moyenne, Courbure Gaussienne, Indice de forme, Intensité de Courbure, Facteur Qualité, Nuage de Points.

1. Introduction

Bien que le traitement de données tridimensionnelles soit de plus en plus courant, l'usage le plus répandu est celui d'une représentation à deux dimensions et demie (2.5D) qui associe une seule cote Z à une position (X, Y) de l'espace. Dans l'analyse de ces données se posent plusieurs problématiques liées au bruit, à l'information partielle et aux variations de l'échelle et de l'angle de vues. Le processus d'extraction de parties distinctes et riches en information permet d'avoir une représentation plus compacte et plus robuste à ces problèmes. Des approches basées sur des primitives locales 3D ont été proposées, comme les représentations en tenseurs [1], la description de la forme intégrale [2], la représentation de qualité de points d'intérêt (KeyPoint Quality : KPQ) [3], ou encore la construction d'espaces de classification du type de la surface locale (Local Surface Patches : LSP) [4]. L'expression de la variation locale de la forme 3D est souvent rapportée à l'estimation de la courbure par le biais des courbures moyennes(H) et des courbures gaussiennes (K), ou de l'indice de forme (S) ou de l'intensité de courbure (C). Ces mesures quantitatives de la forme sont géométriquement invariantes. Deux espaces de classification de surfaces ont été proposés en se basant soit sur la paire (HK) soit sur le couple (SC) [4, 5, 6]. Des études comparatives de ces deux représentations ont conclu, d'un coté, qu'à échelle fixe SC est plus robuste au bruit et donne une meilleure classification sur des objets complexes [6], et d'un autre coté, que pour une approche multi-échelles, HK est plus performant que SC [5].
Dans le but d'extraire des keypoints stables et robustes, nous proposons une comparaison du pouvoir de détection de saillance entre ces méthodes de classification des surfaces locales et d'autres représentations inspirées de la littérature. C'est dans ce contexte que nous présentons une nouvelle méthode qui combine des critères en se basant sur, une mesure de courbures à la lumière du travail de Chen and Bhanu [4] ,et une classification de la forme avec un étiquetage des patches de la surface à la manière d'Erdem et al. [5] et Dorai et al. [7]. Notre principale contribution est d'implémenter et tester quelques détecteurs et de proposer une combinaison de critères qui améliore la performance de détection. Les différents détecteurs sont introduits dans le §2 et comparés dans §3.

2. Approches de détection de keypoints

2.1. Unité de mesure et voisinage

Dans cette phase, en entrée, nous disposons d'un nuage de points 2.5D. Nous profitons du caractère ordonnée en x et en y pour accélérer la recherche du voisinage. On commence par extraire les coordonnées des points limites (maximum et minimum dans seulement les dimensions x

et y) du modèle pour former une boite englobante. La subdivision du nuage de points en des sous régions locales (patchs) permet d'avoir des mesures d'une façon indépendante dans chaque portion du modèle. Pour la détection des points d'intérêt, nous mesurons la saillance de chaque point. L'unité de mesure est le couple des courbures principales qui se calcule sur un voisinage d'un point. On définit les points voisins par l'intersection d'une fenêtre centrée sur le point avec une sphère de rayon égale à un seuil de distance. Le seuil et la taille de la fenêtre sont proportionnelles respectivement à la distance moyenne des points du nuage et à la dimension de la boite englobante pour assurer une robustesse à l'échelle et à l'échantillonnage des points. Nous évitons également dans le calcul des courbures les points situés sur les bords et dans les zones de transition de visibilité. Ces points de discontinuité sont détectés par la recherche des lignes perpendiculaires à l'angle de vue.

Estimer de manière précise et fiable les courbures principales en tout point est une étape essentielle dans notre détection. Par souci de simplicité, l'approche adoptée est fondée sur l'ajustement local d'une surface polynomiale du second degré 2-jet (application d'une Analyse en Composantes Principales sur le voisinage + ajustement polynomial + déduction de la base et des coefficients de Monge). La bibliothèque CGAL est utilisée pour ce calcul.

Outre le couple des courbures principales, la paire constituée par la courbure moyenne H et la courbure Gaussienne K est une autre représentation possible. Néanmoins, la forte corrélation entre H et K défavorise cette représentation**.** Une meilleure exploitation de ces mesures est de les utiliser sous forme composée avec des quantités que nous présentons à la suite.

2.2 Mesures de saillance basées sur la courbure

2.2.1. Indice de forme

Ce détecteur a été proposé dans [4] et utilise l'indice de forme (SI_p) introduit par Koenderink et Doorn [8] pour l'extraction des primitives. SI_p est définie en un point p par l'Eq. (1).

$$SI_p = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \times \text{arctg}\left(\frac{k_p^1 + k_p^2}{k_p^1 - k_p^2}\right) \quad (Eq.1)$$

avec k^1_p and k^2_p sont respectivement la courbure maximale et la courbure minimale. Avec cette définition, à chaque forme va correspondre une valeur unique de SI et est classée dans l'intervalle [0,1] (sauf les surfaces planes, auxquelles est attribuée la valeur 0.5, la même que celles des formes en selle). Les grandes valeurs de l'indice de forme représentent les surfaces convexes et les petites valeurs représentent des surfaces concaves. L'indice de forme est invariant à l'orientation et à l'échelle.

L'idée est de détecter des zones avec une forte variation de la forme. Un point est pris comme point d'intérêt si son SI_p satisfait l'Eq. (2):

$$\begin{cases} SI_p = max(SI_k)\,; k \in voisinage \;\; et \;\; SI_p \geq (1+\alpha) \times \mu \\ ou \\ SI_p = min(SI_k)\,; k \in voisinage \;\; et \;\; SI_p \leq (1-\beta) \times \mu \end{cases} \quad (Eq.2)$$

avec μ la moyenne des indices de formes sur les valeurs voisines et $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$. Notons que dans l'Eq. (2), les paramètres α et β contrôlent la sélection des points d'intérêt. Dans la figure 1 est illustrées l'image de profondeur d'un modèle et la carte de l'indice de forme correspondante. Dans la carte de profondeur, plus le pixel est sombre plus le point représenté est loin de la caméra. Les points les plus clairs dans l'image des SI correspondent à des valeurs plus grandes de SI tel le cas des dômes et des crêtes (ridge) et les pixels les plus sombres représentent des surfaces sous forme par exemple d'ornière (rut) ou de cuvette (cup). Nous notons ce détecteur « SI ».

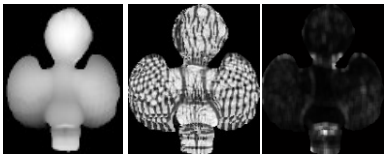


Figure 1. A gauche-Image de profondeur d'un modèle d'ange – au milieu- la carte des valeurs de l'indice de forme-à droite- l'image des valeurs du facteur de qualité, en niveau de gris.

2.2.2. Typologie selon SI et composantes connexes

Cette approche se base sur la construction d'un espace de classification de forme avec un estimateur de l'indice de forme. Ce détecteur est proposé dans [9], où chaque point est classé selon la valeur de son indice de forme en 7 types de régions (table 1) à l'exception des surfaces planes pour lesquelles les courbures principales s'annulent. Les points appartenant à la même classe sont groupés en utilisant le concept d'étiquetage des composantes connexes. Les composantes les plus informatives sont sélectionnées pour représenter chaque objet. Les centres des deux composantes les plus larges de chaque type de régions sont retenus comme représentants du modèle. Ainsi, 14 keypoints sont détectés au maximum par objet. Nous appelons ce détecteur « SI_con ».

Class	Region-type	Shape-index
Dome	Elliptic	$[5/8, 1)$
Ridge	Parabolic	$[3/8, 5/8)$
Saddle ridge	Hyperbolic	$[1/8, 3/8)$
Plane	Hyperbolic	Undefined
Saddle-point	Hyperbolic	$[-1/8, 1/8)$
Saddle-rut	Hyperbolic	$[-3/8, -1/8)$
Rut	Parabolic	$[-5/8, -3/8)$
Cup	Elliptic	$[-5/8, -1)$

Table1. Topographie des classes selon les valeurs de l'indice de forme.

2.2.3. Facteur de qualité

Le troisième détecteur implémenté est basé sur une mesure de qualité du keypoint introduite par Mian et al. qui l'ont utilisée pour classer les keypoints détectés [3]. En chaque point, nous associons une mesure de qualité Q_k donnée par:

$$Q_k = \frac{1000}{r^2} \sum |K| + max(100K) + |\min(100K)| + max(10\,{k_p}^1) + |min\,(10{k_p}^2)|\,; K = {k_p}^1{k_p}^2 \quad (Eq.3)$$

Les fonctions de sommation, maximum et minimum sont calculées sur le voisinage du point. Le pouvoir descriptif des valeurs de courbure étant indépendant de leur signe, ce sont les valeurs absolues qui sont utilisées dans la formule, afin d'éviter que des contributions de signes opposés s'annulent. Après le calcul des valeurs du facteur qualité de tous les points du nuage, nous sélections ceux dont la valeur est supérieure à un seuil. Puis, pour réduire le nombre de keypoints, nous les groupons dans des patches à l'aide d'un processus de recherche de composantes connexes. Les keypoints sont sélectionnés au centre des composantes connexes les plus grandes en taille. L'image droite dans la figure 1 illustre la carte des valeurs du facteur qualité des points du modèle de l'ange. Les pixels les plus clairs correspondent aux valeurs de FQ les plus importantes et sont, en effet, situés aux zones les plus descriptives (à fortes variations locale de forme par rapport au voisinage). Nous notons ce détecteur « FQ ».

2.2.4. La classification HK et SC

Ce critère de sélection des points 3D saillants est notre principale contribution présentée dans cet article. L'idée ici est de construire un espace de classification des formes en utilisant la paire des courbures Moyenne-Gaussienne (HK) ou le couple Indice de forme-intensité de Courbure (SC). Le type d'une surface locale est reconnu par l'intermédiaire de la valeur de la paire considérée. Ces couples sont géométriquement invariants et renseignent sur l'ordre second de l'information géométrique de la forme.

Typiquement, pour la classification HK, une fonction type T_p utilisée à la manière des LSP [4] et associe à chaque valeur du couple H et K un type unique correspondant à une forme particulière. Neuf valeurs de type sont considérées. De plus, deux seuils sur les valeurs de H et K permettent de classer les surfaces planes.

$$T_p = 1 + 3\left(1 + \mathrm{sgn}_{\varepsilon_H}(H)\right) + \left(1 - \mathrm{sgn}_{\varepsilon_K}(K)\right)$$

$$\mathrm{sgn}_{\varepsilon_X}(X)\begin{cases} +1 & if\ X > \varepsilon_X, \\ 0 & if\ |X| \le \varepsilon_X, \\ -1 & if\ X < \varepsilon_X \end{cases} \quad (Eq.4)$$

Dans l'espace Indice de forme-Intensité de Courbure (SC), [6] l'indice de forme SI renseigne sur la forme et l'intensité de Courbure C définie le dégrée de courbure. L'indice de forme est indépendant de la dimension alors que l'intensité de courbure est inversement proportionnelle à la taille locale de l'objet. De plus, l'intensité de courbure s'annule si la surface est plane alors que la courbure gaussienne s'annule sur les surfaces paraboliques et la courbure moyenne s'annule sur les surfaces en selle. Pareillement, que la représentation HK, SI permet d'avoir une graduation continue et l'espace SC subdivise les formes de surface en 9 types (exemple, une valeur de SI entre 0.8125 et 0.9375 correspond à dôme). Plus de détails sont fournis dans [6]. (Illustration dans figure 2). Nous désignons ces deux détecteurs par « HK » et « SC ».

Pour les deux classifications, les régions saillantes sont sélectionnées au niveau des surfaces en forme de dôme, de cuvette, de sphère, de selle ornière et de selle crête. Nous procédons à un étiquetage de points sélectionnés selon le critère considéré, puis nous extrayons les centres des composantes connexes les plus larges.

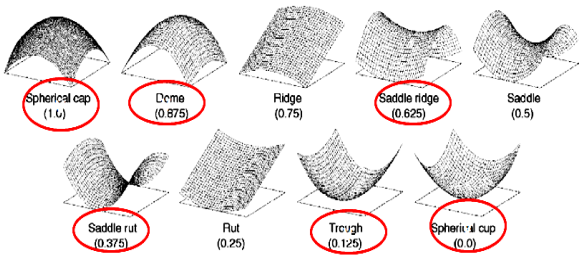


Figure 2. Types de surfaces selon la classification en SI [8].

2.2.5. Combinaison des critères

Théoriquement, les deux classifications SC et HK convergent vers le même résultat. De ce fait, nous suggérons, dans un premier temps, de combiner les deux critères pour augmenter l'efficacité du résultat de détection. En d'autres termes, nous ne sélectionnons un keypoint que s'il est saillant pour les deux classifications SC et HK. L'intersection garde les points dont les deux labels du type correspondent à une région saillante (dôme, sphérique ou selle). Au final, notre résultat est validé par deux mesures de détection de keypoints.

Nous proposons, dans un deuxième temps, de un critère de tri après l'opération de sélection des points répondants au critère de saillance de la paire (SC, HK) et la phase d'extraction des composantes connexes. Nous trions l'ensemble des keypoints de chaque composante connexe selon leur valeur de mesure de tri. Nous avons utilisé un premier critère basé sur l'intensité de courbure C pour sélectionner les valeurs maximales. Nous appelons la combinaison SC-HK avec le critère de trie sur C le détecteur « SC_HK ». Puis, nous avons introduit un deuxième détecteur qui classe les keypoints selon la

valeur du facteur qualité FQ du point. Nous notons ce dernier détecteur « SC_HK_FQ ».

3. Résultats expérimentaux

Nos expérimentations sont menées sur 348 frames de 16 objets d'une base publique de référence Minolta [10]. Cette base est une collection d'images de profondeur d'acquisitions réelles présentant une variation en angles de vues (écart d'angles de 20° ou 36°) et quelques variations d'échelles (de 3 à 4 échelles) (figure 3). Pour nos tests, nous utilisons le nuage de points 2.5D extrait de l'image. Nous proposons dans ce qui suit d'évaluer les détecteurs présentés précédemment en termes de stabilité au bruit et à un changement d'échelle et d'angle de vue.

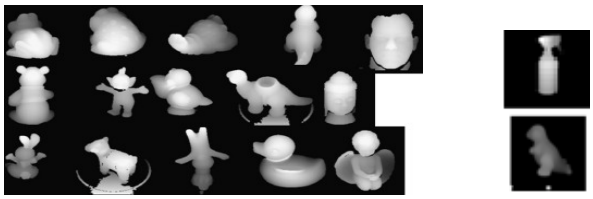


Figure 3. Exemples des objets de la base Minolta : 15 objets utilisés pour la variation d'angle de vues (1ère colonne) et 2 objets utilisés pour la variation d'échelle (2ème colonne).

3.1. Répétabilité à l'échelle et à l'angle de vue

Dans [11], l'évaluation de la performance des détecteurs de keypoints est faite par la mesure de répétabilité absolue, qui est le nombre des keypoints dont la position est la même en passant d'une vue à une autre pour le même objet. Un keypoint est dit répétable si :

$$\left\| R_{ms} K_m^i + t_{ms} - K_s^j \right\| < \varepsilon \quad (Eq.5)$$

Keypoint du modèle d'apprentissage après rotation et translation — keypoint du modèle test — Seuil de répétabilité

Ainsi pour mesurer la répétabilité des keypoints entre différentes vues/échelles, nous considérons deux vues: vue 1 et vue 2 du même objet. La transformation réelle T (rotation ou homothétie) étant connue entre les deux vues, nous calculons la distance entre les positions de chaque keypoint détecté dans la vue 1 après l'application de la transformation T et le keypoint le plus proche détecté dans la vue 2. Nous avons tracé la courbe de la moyenne des mesures de répétabilité calculée sur les différentes paires des vues de la base Minolta. La Figure 4 montre les sept courbes de répétabilité des keypoints pour le détecteur basé sur le facteur qualité (FQ), le détecteur basé l'indice de forme (SI), le détecteur de classification (SC), le détecteur de classification (HK), le détecteur de classification SI avec composante connexes (SI_con), le détecteur de classification (SC_HK) et le détecteur SC_HK_FQ, pour une variation d'échelles dans le premier graphe et pour une variation d'angles dans le deuxième graphe. L'axe des y montre le pourcentage des keypoints des vues transformées pour lesquels le keypoint le plus proche dans la vue initiale se trouve à la distance représentée par l'axe des x. Un total de 293 vues correspondant à 15 objets a été utilisé pour évaluer la stabilité à la rotation et un total de 55 vues de 2 objets ont servi pour évaluer la répétabilité à l'échelle. Notons que si le nombre de keypoints est grand, plusieurs d'entre eux vont être faussement considérés comme répétables ce qui ne traduit pas la vraie performance du détecteur. Nous avons alors, dans le cadre de notre comparaison, fixé le nombre de keypoints pour les détecteurs à celui donné en sortie du détecteur combiné SC_HK, sauf pour (SI_con) qui est déjà fixé à 14.

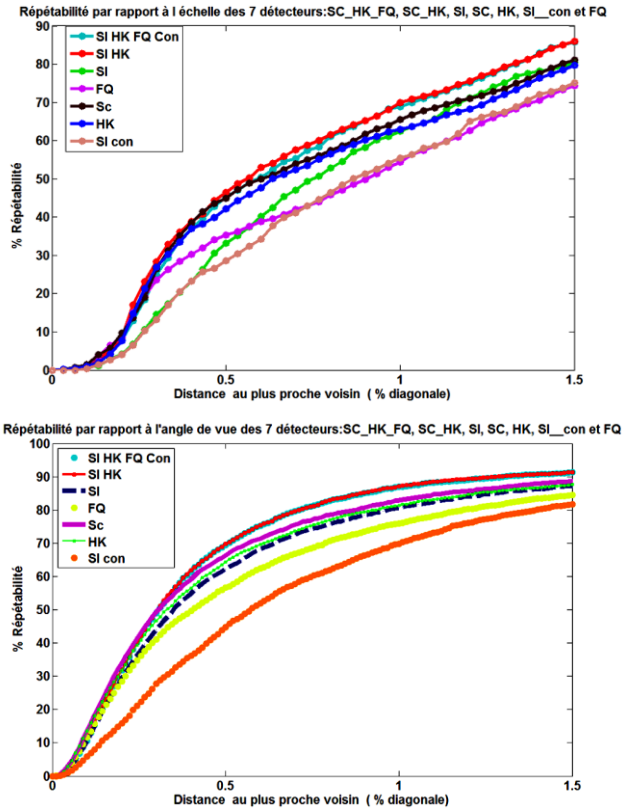


Figure 4. Répétabilité des 7 détecteurs testés pour les objets de la base Minolta en fixant le nombre le keypoint. En haut, à un changement d'échelle pour 2 objets avec 55 vues- en bas, à une variation de l'angle de vue (293 angles de vues) pour 15 objets. Seulement la partie gauche des graphes obtenus est représentée.

Les résultats montrent que SI_con, proposé par Aykut [9], a clairement une faible répétabilité à cause du faible nombre de points détectés. Cependant, la réelle valeur de ce détecteur peut résider dans le caractère descriptif exprimé par le voisinage des keypoints (contenus dans les 14 composantes connexes), dans la phase de description et reconnaissance qui suivent la détection.

En variation d'échelles et d'angles, les détecteurs SC_HK_FQ, SC_HK, HK, SC sont plus répétables que le détecteur FQ et le détecteur SI proposé par Chen et al.[4]. Il est à noté également que la détection avec SI et FQ est 6 fois plus lente que les autres détecteurs. Ceci est du à l'opération de seuillage qui prend en compte les valeurs du voisinage de chaque point. Un point crucial à signaler, aussi, concerne le compromis entre la représentation la plus compacte et la représentation la plus riche en information, ce qui impacte sur le nombre final de keypoints. Globalement, sur les deux graphes, nous remarquons un comportement similaire des deux nouveaux détecteurs SC_HK et SC_HK_FQ.
En variation d'échelles, ces deux détecteurs sont les plus répétables avec une légère supériorité de SC_HK. A une distance au plus proche voisin de ~0.7% de la taille de l'objet, 60% de répétabilité est atteinte par SC_HK. Ces résultats ne peuvent pas être très concluants pour l'invariance à l'échelle vu que les tests ont été portés sur uniquement deux objets. Des futurs tests sont envisagés après un ré-échantillonnage de l'échelle pour les 15 autres objets de la base.
Concernant la variation d'angles de vues, nous constatons la nette supériorité de la répétabilité des détecteurs SC_HK et SC_HK_FQ par rapport aux autres détecteurs. A une distance au plus proche voisin de ~0.7% de la taille de l'objet, la répétabilité de SC_HK_FQ atteint 80% alors que SC, HK et SI sont à ~70%, FQ à ~60%, et SI_con à ~50%.

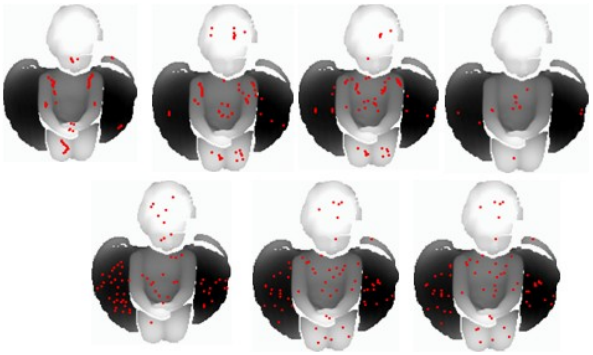


Figure 5. Keypoints détectés avec un nombre de points fixe par respectivement de gauche à droite et de haut vers le bas les détecteurs: FQ, HK, SC, SI_con, SI, SC_HK et SC_HK_FQ.

Une visualisation des positions des keypoints détectés par les différents détecteurs est donnée dans la figure 5.
Nous constatons que les keypoints du détecteur SC_HK et SC_HK_FQ apparaissent dans des positions physiques dispersées sur l'objet et ayant une forte variation de la forme. Pour les détecteurs SC, HK et FQ, les keypoints sont concentrés sur des zones saillantes mais restent fortement voisins les uns aux autres. De plus, si on ne fixe pas le nombre de keypoints détectés, ce nombre est très grand pour ces derniers. Nous notons que le principe de composantes connexes utilisé dans ces approches permet de réduire le nombre de points en sortie des détecteurs (figure 7).

Le processus de combinaison SC avec HK (figure 6) permet de filtrer d'avantage les keypoints par rapport à un détecteur basé sur seulement la classification SC ou sur la classification HK, dans le sens ou les points faussement détectés par l'un ou l'autre sont éliminés et ne restent que les points dont le type de surface est sélectionné comme saillant par les deux classifications.

La figure 7 illustre la stabilité relative des positions des keypoints détectés, respectivement avec SC_HK et SC_HK_FQ, en variant l'angle de vue pour le même objet. A peu près les mêmes positions des keypoints sortent sur les vues du même objet ce qui illustre la stabilité de ces points.

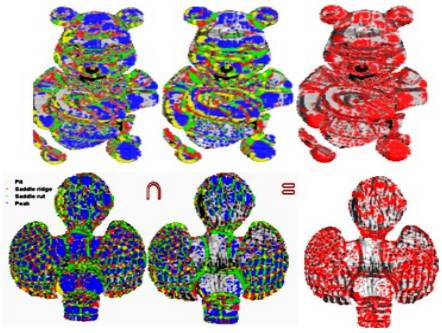


Figure 6. Cartographie des types des points saillants avec : à gauche, la classification SC ; au milieu, la classification HK ; et à droite, la classification par combinaison de SC et HK (les positions sont en rouge).Chaque couleur dans les deux premières colonnes désigne le type de surface (dôme, crête, selles).

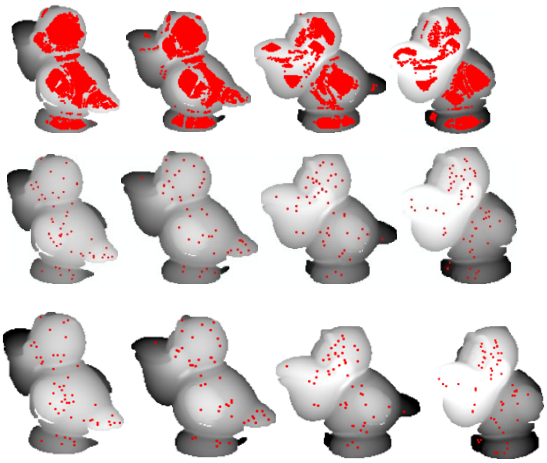


Figure 7. Illustration de la stabilité des nouveaux détecteurs pour une variation de vues ; en montrant le résultat du : processus de combinaison avant l'extraction des composantes connexes en 1ère ligne; en 2ème ligne: SC_HK et en 3ème ligne SC_HK_FQ (positions des keypoints avec des points rouges)

3.2. Impact du bruit

Pour évaluer l'impact du bruit sur le processus de détection, nous proposons d'ajouter un bruit gaussien au

nuage de points avec un écart type croissant. Néanmoins, nous rappelons que la base utilisée représente des acquisitions d'objets réels, et par conséquent, les données sont déjà bruitées. La figure 8 illustre l'impact de différents niveaux de bruit sur la détection avec les deux détecteurs SC_HK et SC_HK_FQ. Nous constatons que le nombre de points détectés diminue en augmentant le bruit. De plus, les keypoints apparaissent à peu près aux mêmes endroits pour des faibles niveaux de bruit. La courbe de la figure 9 montre une évaluation quantitative de la répétabilité de 72 vues de 4 objets de la base Minolta en utilisant le détecteur SC_HK. A un écart type égale à 0.06, quasiment tout les keypoints (98%) détectés sur le modèle original sont détectés sur la surface bruitée. Ce taux reste élevé (90%) jusqu'à un écart de 0.36.

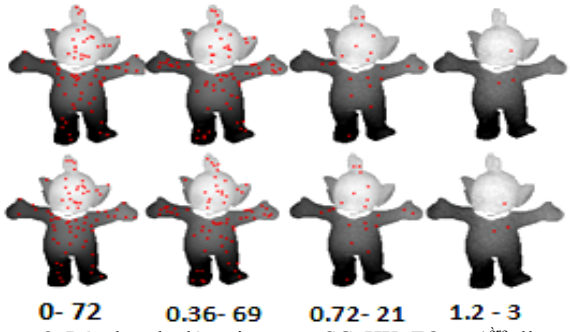


Figure 8. Résultat de détection avec SC_HK_FQ en 1ère ligne et SC_HK en 2ème ligne en variant le bruit. La 3ème ligne représente l'écart type-le nombre de keypoints de chaque colonne.

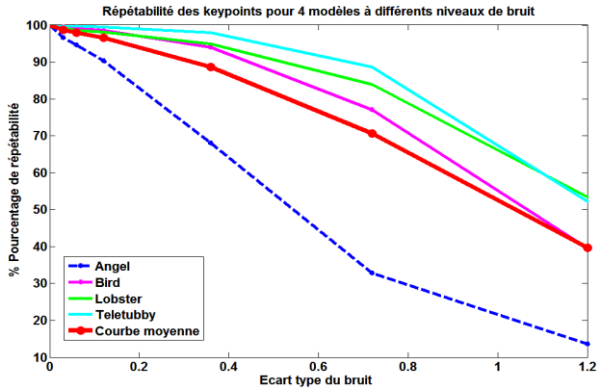


Figure9. Répétabilité des keypoints détectés par SC_HK pour 4 modèles de la base Minolta, à différents niveaux de bruit.

4. Conclusions and perspectives

Nous avons proposé et testé deux nouveaux détecteurs de points d'intérêt (POI) calculés sur des données 2.5D. Ces détecteurs combinent une classification selon la paire SC (indice de forme-intensité de courbure) avec une classification selon la paire HK (courbure moyenne-courbure gaussienne). Notre premier détecteur SC_HK utilise la courbure C pour classer les keypoints après le processus de combinaison. Le deuxième détecteur SC_HK_FQ trie les keypoints selon un facteur de qualité. Une évaluation quantitative de la stabilité des keypoints détectés par sept détecteurs, sur des objets réels, a montré la supériorité des détecteurs SC_HK et SC_HK_FQ. Un comportement similaire, de ces deux détecteurs, est observé en termes de répétabilité en variation d'échelles et d'angle de vues et de stabilité pour un faible bruit. Ces deux détecteurs combinent des critères de sélection pour donner une description plus pertinente de la topologie de la surface locale et sélectionner des zones distinctes et caractéristiques sur l'objet 3D en question.

Le travail à venir se concentrera sur les étapes de description et mise en correspondance des primitives pour finaliser le système de reconnaissance.

Références

[1] Bowyer, K.W. Chang, K. and P. Flynn, "A survey of 3D and multi-modal 3D+ 2D face recognition," *Notre Dame Department of Computer Science and Engineering Technical Report,* (2004).

[2] Li, X. and Guskov, I. "Multi-scale features for approximate alignment of point-based surfaces," *in Proceedings of the third Eurographics symposium on Geometry processing*, 217 (2005).

[3] Mian, A. Bennamoun, M. and Owens, R. "On the Repeatability and Quality of Keypoints for Local Feature-based 3D Object Retrieval from Cluttered Scenes," *International Journal of Computer Vision*, 89 (2), 348-361 (2010).

[4] Chen, H. and Bhanu, B. "3D free-form object recognition in range images using local surface patches," *Pattern Recognition Letters*, 28(10), 1252-126 (2007).

[5] Erdem A., Omer E., Ilkay U. "Scale-space approach for the comparison of HK and SC curvature descriptions as applied to object recognition," *ICIP*, 413-416 (2009).

[6] Cantzler H., Fisher R. B., "Comparison of HK and SC curvature description methods," *In Conference on 3D Digital Imaging and Modeling*, 285-291 (2001).

[7] Dorai, C. and Jain, A.K.. "Cosmos - a representation scheme for 3d free-form objects". *IEEE Trans. Pat.Anal.and Mach. Intel.*, 19(10):1115–1130 (1997).

[8] J. Koenderink and A. J. Doorn. "Surface shape and curvature scale ", *Image Vis. Comput.,* vol. 10, no. 8, pp. 557–565, (1992).

[9] Aykut Hozatlı, "3D Object Recognition by Geometric Hashing for Robotics Applications," Electrical and Electronics Engineering Department, Middle East Technical University, 2009.

[10] http://cheepnis.cse.nd.edu/~flynn/3DDB/3DDB/RID/index.htm

[11] Samuele S., Federico T., and Luigi Di S. "A Performance Evaluation of 3D Keypoint Detectors," *3DIMPVT*, (2011).