



HAL
open science

Détection générique et temps réel des spéularités

Alexandre Morgand, Mohamed Tamaazousti, Adrien Bartoli

► **To cite this version:**

Alexandre Morgand, Mohamed Tamaazousti, Adrien Bartoli. Détection générique et temps réel des spéularités. Journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2015, Amiens, France. hal-01161837

HAL Id: hal-01161837

<https://hal.science/hal-01161837>

Submitted on 9 Jun 2015

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

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

Détection générique et temps réel des spécularités

Alexandre Morgand^{1,2}

Mohamed Tamaazousti¹

Adrien Bartoli²

¹ Laboratoire Vision & Ingénierie des Contenus, Point Courrier 94, Gif-sur-Yvette, F-91191, France
{alexandre.morgand, mohamed.tamaazousti}@cea.fr

² ISIT - UMR6284 CNRS / Université d'Auvergne, Clermont-Ferrand, France
adrien.bartoli@gmail.com

Résumé

Nous proposons une méthode générique pour la détection en temps réel des spécularités dans une image. Cette méthode utilise une nouvelle méthode de seuillage appliquée dans l'espace colorimétrique Teinte-Saturation-Valeur (TSV). Les méthodes de l'état de l'art ne prennent souvent pas en compte les différents changements du contexte lumineux (les sauts de lumières). De plus, ces méthodes sont généralement algorithmiquement complexes et non adaptées à un contexte temps réel. Notre méthode se décompose en trois étapes : adaptation du contraste de l'image pour gérer les variations d'intensité de la lumière, seuillage automatique afin d'isoler les réflexions spéculaires et un post-traitement qui exploite la décroissance progressivement d'une spécularité à partir de son centre de gravité afin de différencier les textures blanches détectées à tort des spécularités. Cette méthode a été comparée avec l'état de l'art par deux protocoles expérimentaux basés sur la précision des contours et du centre de gravité ; elle obtient, en temps réel, des résultats précis et sans a priori sur les images.

Mots Clef

Détection, Spécularités, Temps réel, Générique, TSV.

Abstract

We propose a generic and efficient method for real-time specular reflections detection in images. The method relies on a new thresholding method applied in the Hue-Saturation-Value (HSV) color space. Current state-of-the-art methods have difficulties with sudden light changes by being too specific and are too computationally expensive for real-time applications. Our method addresses this problem with the following three steps : an adaptation of the contrast of the image to handle light changes, an automatic thresholding to isolate specular reflections and a post-processing step to separate misdetecting textures with specularities. This method has been compared with the state-of-the-art according to our two proposed experimental protocols based on contours and gravity center and obtain accurate results.

Keywords

Specular reflection, Detection, Real-time, Generic, HSV.

1 Introduction

En fonction de l'application désirée, les spécularités présentent certains avantages et inconvénients. Des études ont été réalisées [2, 15, 16] afin de souligner les différentes informations de la scène pouvant être extraites à partir de ces réflexions spéculaires. Les méthodes proposées dans [4, 5, 2, 12] en ont déduit la géométrie d'une surface ou d'un objet, la position 3D de la source lumineuse ou encore les caractéristiques d'un matériau comme la granularité, l'albédo ou la BRDF¹. Ces spécularités peuvent également être utilisées pour la localisation de caméra [9]. De plus, elles jouent un rôle important dans la compréhension et la modélisation du comportement de la lumière dans une scène et sont des éléments essentiels pour un rendu réaliste en image de synthèse [8] ou pour des applications de réalité augmentée [7]. En effet, les éléments de lumières comme les ombres ou les reflets peuvent fortement améliorer la qualité de rendu. Dans le domaine du traitement d'images, pour certaines opérations comme la segmentation, la détection ou encore la correspondance d'objets, la présence de spécularités peut perturber les résultats. Par exemple, pour une application de segmentation colorimétrique comme dans [6], les spécularités mettent souvent la méthode en défaut. Dans le domaine médical, pour les algorithmes de détection automatique, elles peuvent être à l'origine de faux positifs lors d'une détection d'éléments suspects (tumeurs, déformations, ...). Pour cette raison, la restauration d'image est généralement utilisée afin de les retirer [11, 13, 15, 17].

La détection de spécularités est un processus complexe. Gérer efficacement les variations de luminosité comme les forts contrastes, les images sombres ou légèrement surexposées sous différentes sources lumineuses d'intensités variables, est une problématique difficile. Ainsi, les méthodes de l'état de l'art se limitent à leur domaine d'application et sont donc spécifiques. Cependant, les spécula-

1. Bidirectional reflectance distribution function

rités possèdent plusieurs caractéristiques communes à de nombreux domaines d'application pouvant être exploitées. Notre méthode vise un large panel d'applications sans *a priori* sur le contexte lumineux pour une détection en temps réel. Dans la section 2, nous présentons les méthodes associées en soulignant les différentes applications visées, leurs résultats et leurs limitations. Ces méthodes sont divisées en deux approches : détection hors-ligne et en ligne. Dans la section 3, notre approche est décrite. Nous avons positionné notre méthode par rapport à l'état de l'art sur trois étapes : pré-traitement (section 3.2), seuillage (section 3.3) et post-traitement (section 3.4). Nos résultats sont présentés et comparés, dans la section 4.

2 Travaux antérieurs

La détection de spécularités est un processus qui se divise, en général, en trois étapes. Dans un premier temps, un pré-traitement est réalisé afin de gérer le bruit et le contexte lumineux potentiellement variable. Par la suite, un seuillage est réalisé afin d'isoler les spécularités. Le seuil utilisé peut être prédéfini ou calculé automatiquement. Pour finir, un post-traitement est réalisé afin de réduire les faux positifs ou récupérer les faux négatifs manquants. Ces étapes sont présentées dans le tableau 1 avec d'autres critères comme le choix de l'espace colorimétrique utilisé et le type de donnée d'entrée (image ou vidéo) afin de donner un vue globale de l'état de l'art et de notre positionnement.

2.1 Approches hors-ligne

Dans un contexte où la qualité du résultat prime sur le temps d'exécution, plusieurs méthodes hors ligne sont disponibles pour la détection de spécularité. Stehle et al. [17] ont utilisé un seuillage sur l'espace colorimétrique YUV, Y étant le canal de luminance et U, V les canaux de chrominance. Le principe de cette méthode est de seuiller le canal Y à la valeur d'intensité correspondant au dernier pic de son histogramme. Selon [17] ce dernier pic, de petite taille, correspond aux pixels spéculaires. Cette méthode est utilisée dans l'imagerie endoscopique où les images d'entrée ont une bonne résolution, un histogramme bien égalisé et où les problèmes lumineux sont fortement atténués. Néanmoins, dans des images dépourvues de spécularités, cette méthode de seuillage pourrait engendrer des faux positifs comme les objets de couleur blanche. De plus, une image comportant des spécularités n'a pas nécessairement de pic à la fin de son histogramme dans son canal de luminance. Oh et al. [13] appliquent deux étapes de seuillage : un seuillage global donnant une première estimation des spécularités et un deuxième seuillage moins restrictif afin de récupérer les derniers éléments spéculaires restants. Ces éléments apparaissent avec un contraste élevé et une couleur blanche (illustré à la figure 4(a) et 4(c)). Dans leur méthode, l'image est convertie dans l'espace TSV afin d'appliquer un seuillage sur les canaux Valeur et Saturation et d'obtenir une première estimation des candidats spéculaires. Par la suite, une segmentation spatiale est appliquée

afin de séparer l'image source en k régions pour convertir celles-ci en de nouvelles zones qui seront fusionnées avec les candidats spéculaires. Cette méthode donne des résultats convenables mais souffre des mêmes limitations que [17].

La méthode de Torres et al. [20] utilise un histogramme bidimensionnel appelé diagramme MS qui est un dérivé de l'espace TSV afin d'identifier les spécularités. L'image d'entrée sera par la suite seuillée pour une valeur estimée à partir de ce diagramme. Une égalisation d'histogramme (EH) est utilisée pour garder un seuil constant pour chaque image. Cette méthode donne des résultats précis et rapides mais l'EH peut entraîner de mauvaises détections (augmentation du bruit). Les auteurs de [20] ont souligné l'importance du choix de l'espace colorimétrique à utiliser comme le TSV. En effet, cet espace colorimétrique est proche de la manière dont la perception humaine analyse une image. Celle-ci décompose une image en caractéristiques basiques comme l'intensité de la couleur, la teinte et la brillance.

2.2 Approches en ligne

Plusieurs domaines requièrent une méthode temps réel pour la détection de spécularités tel que les applications médicales [1] ou la réalité augmentée [7]. Arnold et al. [1] utilisent un seuillage à partir d'informations dans l'espace RVB et dans une image en niveaux de gris. En RVB, les valeurs de fortes intensités de bleu, rouge ou vert sont considérées comme des spécularités. Contrairement à l'approche d'Oh et al. [13] utilisant des seuils constants, [1] utilise un seuil calculé automatiquement à partir des canaux vert et bleu. Ainsi un premier seuillage est réalisé afin de sélectionner des premiers candidats. Un deuxième seuillage est utilisé par la suite pour ajouter de nouveaux candidats plus incertains en utilisant un filtre médian et un seuil moins restrictif. Ces derniers candidats vont être traités dans une étape de post-traitement utilisant quelques opérations morphologiques (OM), en calculant les contours des spécularités et en supprimant les zones de tailles conséquentes. En effet, pour leurs domaines d'application ces zones de grande taille sont susceptibles d'être trop lumineuses et non spéculaires. Dans le domaine de l'imagerie endoscopique, cette méthode est fiable et rapide mais manque de généralité tout en étant sensible à la présence de surfaces blanches. En effet, les systèmes endoscopiques permettent d'avoir un contrôle précis de la source lumineuse et fournissent une correction automatique de l'exposition, ce qui permet d'éviter des cas de sur/sous exposition.

3 Méthode proposée

3.1 Vue d'ensemble

Notre méthode a pour but d'éviter les restrictions dans la détection de spécularités et de gérer plusieurs sources lumineuses en temps réel. Nous ne considérons pas l'histogramme de l'image comme égalisé. Au contraire, chaque problème lumineux pouvant se produire dans un flux vidéo

TABLE 1 – Classification de l'état de l'art et positionnement de notre méthode. OM représente les Opérations Morphologiques, EH l'Égalisation d'Histogramme et OHF l'Opération chapeau Haut de Forme

Propriétés Méthodes	Espace colorimétrique	Seuillage	Pré-traitement	Post-traitement	Vidéo/Image
[20]	MS	Constant	EH	OM	Image
[17]	YUV	Automatique	Aucun	OM	Image
[13]	TSV	Constant	OHF	Segmentation et OM	Image
[1]	RVB + niveaux de gris	Automatique	Aucun	OM	Vidéo
Notre méthode	TSV	Automatique	Contraste	Dégradé	Vidéo

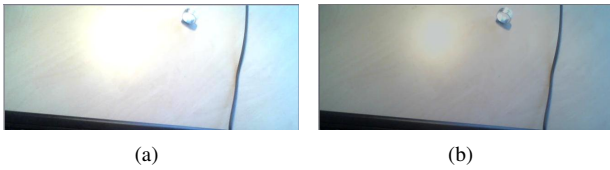


FIGURE 1 – Résultat de notre égalisation de contraste : (a) présente le cas surexposé, difficilement exploitable en l'état. (b) montre l'image (a) après notre égalisation de contraste.

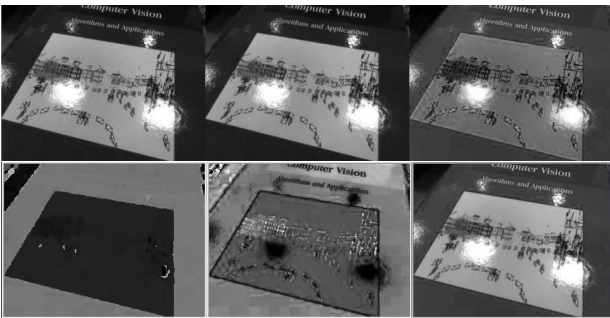


FIGURE 2 – Représentation RVB (haut) et TSV (bas) d'une image contenant des spécularités. Le canal de Teinte peut être ignoré.

doit être pris en compte (illustré à la figure 1(a)). De plus, nous ne faisons aucun *a priori* sur la taille d'une spécularité et nous considérons être en présence de surfaces non-Lambertiennes². Notre détecteur doit être suffisamment rapide pour gérer des applications temps réel.

Nous avons choisi de travailler dans l'espace TSV car les spécularités y ressortent naturellement (voir figure 2) et deux critères peuvent être utilisés dans l'espace TSV au lieu d'un seul dans l'espace RVB. En effet, dans l'espace TSV, les spécularités sont caractérisées par une intensité basse dans le canal Saturation et une haute intensité dans le canal Valeur contrairement à l'espace RVB, où ces spécularités sont représentées aux pixels de haute intensité dans les trois canaux (surfaces blanches).

2. voir [10] pour plus de détails.

3.2 Pré-traitement

Les images surexposées donnent souvent des images difficilement exploitables (voir figure 1(a)). Pour limiter ce problème, une égalisation du contraste est appliquée sur l'image en calculant la luminosité de l'image définie dans l'équation (1) :

$$I_{\text{Luminosité}} = \sum_{x \in I} \frac{\sqrt{0.241x_R^2 + 0.691x_V^2 + 0.068x_B^2}}{n}, \quad (1)$$

avec x_R , x_V et x_B les valeurs d'intensités des canaux rouge, vert et bleu et n le nombre de pixels dans l'image. Si cette valeur est au dessus d'un certain seuil T_b (seuil de luminosité), l'image I est considérée comme surexposée et le contraste est abaissé selon l'algorithme 1.

Pour déduire la variation de contraste à appliquer, nous calculons le pourcentage de surexposition γ qui correspond au pourcentage d'augmentation de la luminosité $I_{\text{Luminosité}}$ par rapport à notre seuil T_b . Il suffit de baisser le contraste α du pourcentage γ afin d'obtenir l'image égalisée en contraste :

Algorithm 1 – Algorithme d'égalisation de contraste. Nous avons remarqué que pour des images surexposées dans notre base de données la luminosité dépassait 125. Pour éviter les images trop surexposées, T_b a été fixé à 125.

$$\begin{aligned} \gamma &\leftarrow 1 - \frac{I_{\text{Luminosité}}}{T_b} \\ I &\leftarrow I \times \gamma; \end{aligned}$$

Le résultat de cet algorithme est illustré à la figure 1(b). La luminosité est un facteur pertinent pour un seuillage automatique car une augmentation de la luminosité provoque également une augmentation proportionnelle dans le canal Valeur.

3.3 Étape de seuillage

Afin de gérer différentes conditions lumineuses et différents contrastes, nous pouvons appliquer une égalisation d'histogramme sur le canal Valeur. Cependant, selon [20] cette égalisation augmente le bruit et l'intensité de certaines zones ce qui peut donner de mauvais résultats et amener de mauvaises détections. Ainsi, au lieu d'utiliser des seuils constants comme dans [13, 14], un seuil dynamique est utilisé sur le canal valeur afin d'éviter toute OM.

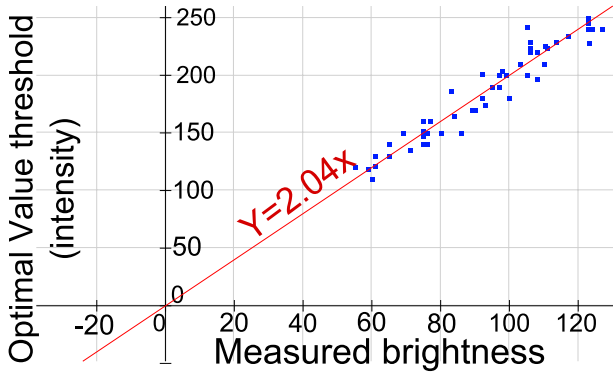


FIGURE 3 – Résultats de la régression linéaire donnant une relation entre le seuil T_v et la luminosité globale de l'image suivant une fonction linéaire $y = k_v x$ avec $k_v = 2.04$ (ligne rouge). Les carrés bleus représentent la valeur optimale de T_v , fixée manuellement, en fonction de la luminosité pour chaque image.

En effet, ces opérations sont en général utilisées pour uniformiser les images et ainsi appliquer un seuil constant. Cependant, ces opérations, modifiant l'image, peuvent accentuer le bruit dans des cas surexposés. Ce seuil dynamique est estimé à partir de la relation entre la luminosité et le canal Valeur. En effet, après plusieurs expériences, nous avons remarqué une proportionnalité entre le seuil T_v , fixé sur le canal Valeur, et la luminosité d'une image.

Afin de confirmer expérimentalement cette observation, nous avons réalisé une régression linéaire sur notre base de données de 50 images. Les images ont été choisies en fonction de leur variété en taille, contraste, contexte lumineux et en intensité de lumière. Pour chaque image, le seuil optimal T_v , correspondant à la valeur du seuil du canal Valeur donnant les meilleurs résultats de détection de spéularités, a été manuellement estimé (voir figure 3). Le résultat de cette régression est ainsi utilisé pour calculer le seuil k_v qui est le rapport entre T_v , seuil du canal valeur optimal, et la luminosité $I_{Luminosité}$:

$$T_v = I_{Luminosité} k_v. \quad (2)$$

Afin d'utiliser toutes les informations disponibles, nous avons également seuillé le canal Saturation avec le seuil noté T_s . Ce seuil a été fixé à une valeur constante car le comportement de la saturation représente l'intensité de la couleur ce qui est plus difficile à exploiter pour la détection de spéularité.

L'étape de seuillage est présentée par la condition (3) :

$$\text{si } S(x) < T_s \text{ et } V(x) > T_v, \text{ le pixel est spéculaire} \quad (3)$$

avec $S(x)$ et $V(x)$ la valeur du canal Saturation et Valeur du pixel x .

Cette étape de seuillage produit des résultats robustes pour des conditions difficiles de luminosité et permet un meilleur contrôle du contexte lumineux. En effet, nous pouvons désactiver la détection de spéularités quand

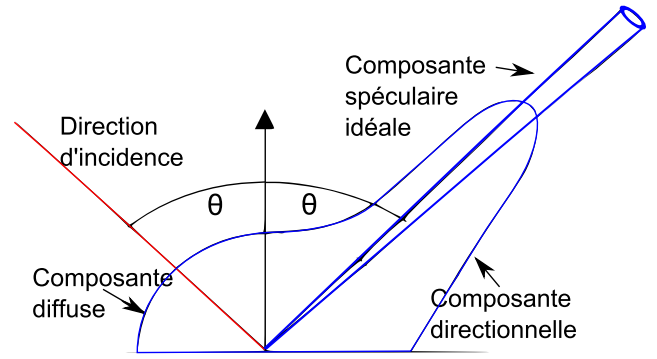


FIGURE 5 – Représentation de la répartition lumineuse provoquée par la réflexion d'un rayon incident. Cette répartition est déterminée en utilisant la BRDF du matériau. Nous constatons également que l'intensité de la lumière pour une réflexion spéculaire décroît progressivement autour du centre de gravité de la spéularité (composante spéculaire idéale).

l'image est trop exposée (haute luminosité) pendant des sauts de lumières pour éviter des détections incorrectes et fournir plus de fiabilité pour une application temps-réel.

3.4 Post-traitement

Après une égalisation du contraste, certaines zones dans l'image restent faussement détectées pour une image surexposée (voir la figure 4(a)). En effet, une texture blanche renvoie une grande quantité de lumière ce qui peut fausser la détection car son intensité lumineuse est très élevée. Pour répondre à ce problème, nous avons implémenté une méthode pour séparer les taches spéculaires des textures ambigües.

En observant l'image dans le canal Valeur du TSV, il est facile de constater pour chaque spéularité, une décroissance progressive de l'intensité de celles-ci à partir de leur centre. Cette propriété est visible à la figure 4(d).

Pour comprendre ce constat, il est intéressant de rappeler le comportement d'un rayon incident lumineux sur une surface quelconque. En effet, plusieurs éléments sont à prendre en considération : la composante diffuse, la composante directionnelle et la composante spéculaire (voir la figure 5). L'impact de ces différentes composantes est déterminé par la BRDF, qui est une fonction bidirectionnelle permettant de décrire la radiance selon le rayon incident, la nature du matériau et l'angle de réflexion. Sur la figure 5, on constate que pour un point de vue donné, la composante spéculaire décrit un pic correspondant à la composante spéculaire idéale (réflexion stricte du rayon incident) et d'une intensité décroissante correspondant à la composante directionnelle. On peut modéliser cette zone spéculaire sous forme d'une gaussienne en trois dimensions centrée au centre de gravité (barycentre de la zone spéculaire idéale) de la réflexion spéculaire.

Une première idée serait de partir du centre de gravité de chaque spéularité et d'analyser l'évolution de l'inten-

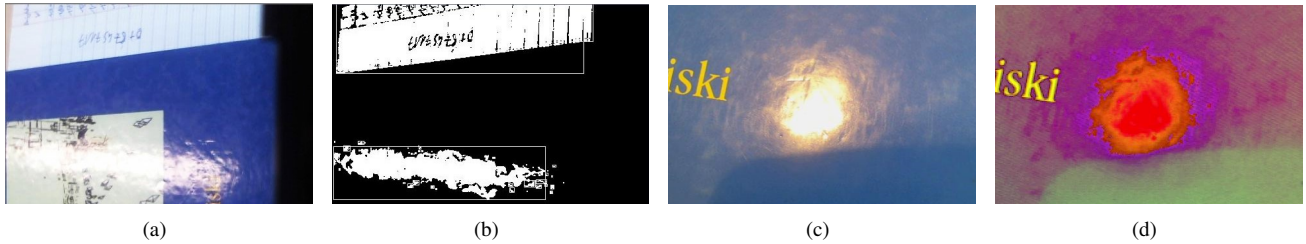


FIGURE 4 – Dans l’image (a) le papier a un aspect similaire à une spécularité et pourrait être détecté à tort comme étant une spécularité. (b) montre l’étape de séparation des candidats spéculaires de la figure (a). (c) représente une spécularité vue dans l’espace RVB. (d) illustre la décroissance progressive de l’intensité d’une spécularité à partir de son centre dans l’espace TSV.

sité sur la droite reliant le centre de gravité à un point de contours. Théoriquement, l’allure de cette courbe d’intensité devrait représenter une fonction sigmoïde. Ainsi, en présence d’une texture, cette courbe décrit une fonction échelon ce qui nous permettrait de discriminer les textures faussement détectées des réflexions spéculaires. En pratique, ce modèle présente quelques limites car cette décroissance d’intensité bien que visible n’est pas stricte (illustré à la figure 6). Il est possible de déduire une sigmoïde caractéristique pour chaque spécularité mais réaliser une correspondance entre cette variation progressive de l’intensité avec une fonction adaptée comme la sigmoïde est sujet à de nombreuses erreurs.

Afin d’exploiter cette décroissance progressive de l’intensité pour séparer textures des spéculaires, nous divisons l’image après notre seuillage en k -régions de candidats spéculaires. Cette segmentation est réalisée en utilisant un algorithme classique de segmentation d’image binaire [18]. Nous prenons la boîte englobante la plus grande pour chaque contour. En effet, une spécularité n’est pas uniforme et est généralement très fragmentée. En utilisant une boîte englobante, nous incluons ces fragments dans le calcul. Dans un second temps, en modifiant progressivement le seuil T_v d’un pas unitaire pour chaque itération, nous observons l’évolution de l’aire de ces boîtes englobantes. Si l’évolution de l’aire est constante (équivalent à une décroissance est légère et régulière de l’intensité comme à la figure 7), ce candidat est considéré comme une spécularité. Si l’aire décroît soudainement, ce candidat représente probablement une texture et a donc été détecté à tort comme étant spéculaire.

Ce critère de variation d’intensité à partir du centre est visible pour chaque spécularité mais est difficilement applicable pour de petites surfaces car le dégradé existe mais de façon infime. On peut noter que dans certains cas, les textures blanches ont un aspect dégradé mais ce cas reste isolé et rare.

3.5 Complexité algorithmique

Une étude sur la complexité algorithmique a été menée sur chaque étape de notre méthode (illustrée au tableau 2). La complexité globale calculée est de $O(n + kc)$ avec n représentant le nombre de pixels de l’image, k le nombre de

TABLE 2 – Complexité globale de notre méthode.

Étapes	Complexité
Égalisation du contraste	$O(1)$
Seuillage	$O(n)$
Segmentation + étude de la variation d’aire	$O(nk) + O(kc)$
Total	$O(n + kc) \sim O(n)$

régions trouvées dans notre segmentation et c le nombre d’itérations durant notre étude de la variation d’intensité à partir du centre.

4 Évaluation expérimentale

4.1 Protocole expérimental

Nous comparons nos résultats avec notre implémentation de la méthode d’Arnold et al. [1] qui est une approche rapide de l’état de l’art donnant de bons résultats en temps réel. De plus, [1] se sont positionnés par rapport à [13] en mettant en évidence l’efficacité et la vitesse de leur approche. L’implémentation de la méthode a été réalisée en utilisant les paramètres conseillés par [1].

Ces approches ont été testées sur une base de données de 100 images tests (différente de notre base d’entraînement utilisée dans la section 3.2 pour fixer les différents seuils) pour mettre en évidence la généralité et l’efficacité de la méthode proposée.

4.2 Évaluation quantitative

Notre évaluation quantitative se fait sur deux critères. Le premier critère à mettre en évidence correspond à la précision des contours des spéculaires. L’objectif de ce critère est de comparer le contour d’une spécularité évaluée par l’œil humain avec les résultats de l’algorithme. Ainsi, un contour manuel a été réalisé sur la base de données de 100 images et comparé avec les contours des spéculaires détectés. Les contours ont été calculés en utilisant l’opérateur de Sobel avec un noyau 3×3 . Un contour est considéré comme précis si pour chaque point, nous trouvons un pixel de notre vérité terrain appartenant au voisinage. Celui-ci est représenté par un patch de taille 9×9 pour être suffisam-

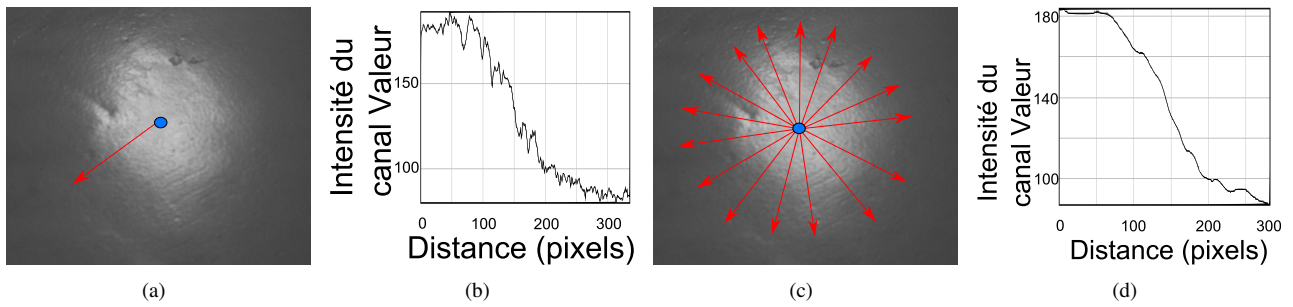


FIGURE 6 – Analyse de la variation d’intensité du canal Valeur suivant la droite en rouge. (a) représente un contour allant du centre de gravité et passant par un des contours de la spécularité. On observe une forme de sigmoïde très bruitée au niveau de son intensité dans (b). (c) représente un ensemble de contours sur le même principe que (a). La moyenne de l’intensité de ces contours nous donne un sigmoïde beaucoup plus exploitable.

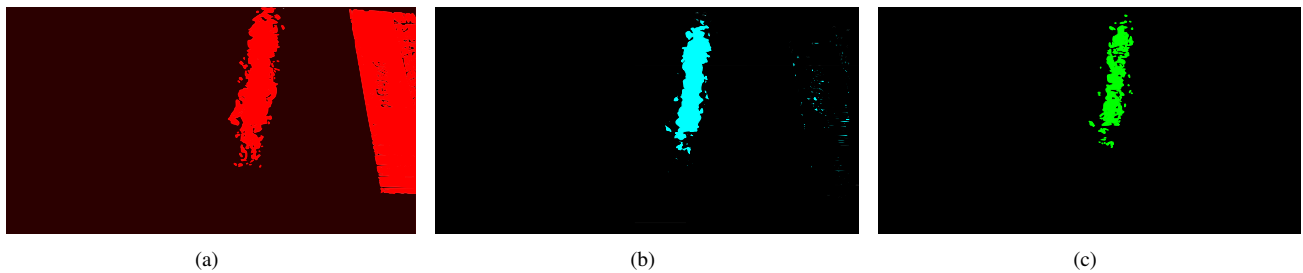


FIGURE 7 – Évolution de l’aire d’une spécularité comparée à une texture blanche pour une image surexposée. (a) représente l’aire d’origine de la spécularité de l’image à la figure 4(b) pour un seuil T_v égal à 220. (b) illustre l’évolution de l’aire de la spécularité et de la texture pour le seuil 235. Nous pouvons observer que la spécularité a une aire qui décroît progressivement contrairement à la feuille de papier qui s’estompe dès ce deuxième seuil. Dans la figure (c), le seuil T_v est fixé à 243. La spécularité continue progressivement à disparaître contrairement à la texture qui a complètement disparue.

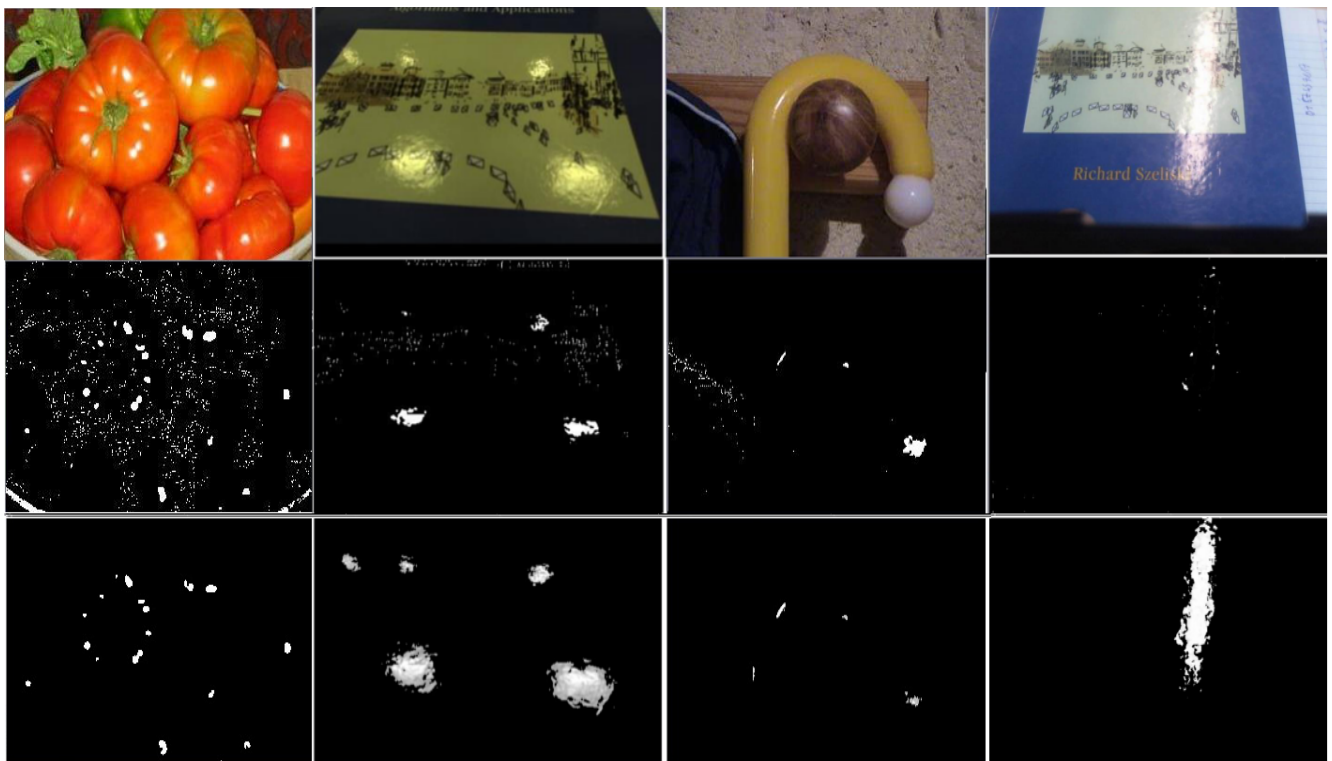


FIGURE 8 – Résultats de la détection de spécularités de l’approche d’Arnold et al. [1] (au milieu) en comparaison avec notre méthode (en bas).

TABLE 3 – Évaluation quantitative. Pour les trois critères, notre méthode est plus pertinente et offre de meilleurs résultats.

Évaluation \ Méthode	[1]	Notre méthode
Temps	0.0584 s	0.0371 s
Contour	70.3 %	80.29 %
Centre de gravité	67.2 %	78.13 %

ment strict sans pour autant accepter les erreurs critiques. La figure 9(a) présente notre évaluation du contour.

Un deuxième critère à mettre en évidence est l'importance d'avoir un centre de gravité précis (voir la figure 9(b)). En effet, c'est à partir de ce centre de gravité que la décroissance d'intensité dans le canal Valeur se produit. L'intérêt de ce critère est qu'il existe plusieurs cas où une spécularité peut être partiellement obstruée (rebord d'une surface, ombre coupant la spécularité ou diverses occultations comme illustré aux figures 4(c) et 4(d)). Dans ces cas, le calcul du centre de gravité simple estimé avec le contour initial de la spécularité ne correspond pas au centre réel représenté. Pour estimer ce centre, à partir du contour basique, nous réduisons ce contours jusqu'à obtenir la valeur maximale (intensité stable ou à une valeur de 255). Ce nouveau contour réalisé est utilisé pour calculer un centre de gravité plus pertinent qu'une estimation avec le contour initial. La vérité terrain a également été réalisée manuellement en affinant le contour initial de la spécularité jusqu'à avoir le contour du noyau de la spécularité et utiliser celui-ci afin calculer un centre de gravité plus pertinent. Ces deux critères ont été évalués sur une base de données incluant les images de l'article de Arnold et al.[1] et sur la base de données de 100 images test.

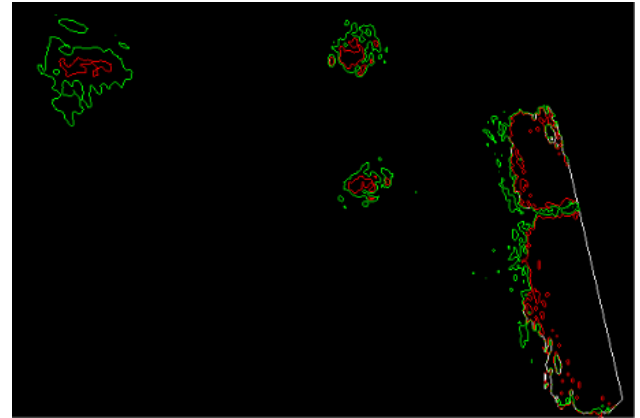
Notre approche s'avère 1.5 fois plus rapide que [1], plus précise avec une meilleure estimation du centre de gravité.

4.3 Évaluation qualitative

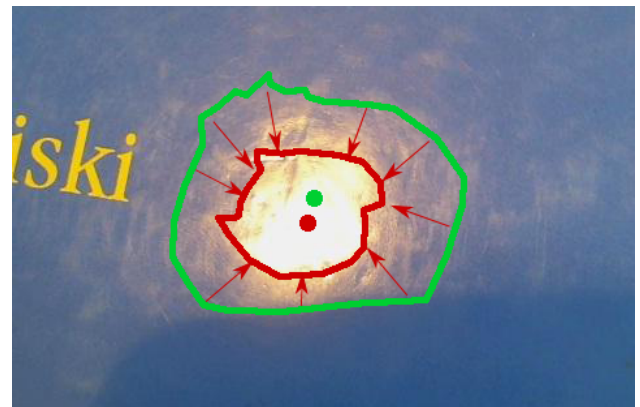
La figure 8 présente une comparaison sur quelques images avec la méthode [1]. Nous pouvons constater sur ces exemples que le bruit est réduit pour toutes les images. La figure 8 met également en évidence qu'une spécularité peut être de taille conséquente. Utiliser un critère de taille comme [1] peut amener à ignorer certaines spécularités de grande taille ce qui n'est pas souhaitable pour une approche générique de la détection de spécularités.

5 Conclusion et discussion

Nous avons présenté une nouvelle approche pour la détection de spécularités en utilisant des propriétés simples et efficaces des spécularités. Nous avons utilisé les canaux de Valeur et de Saturation de l'espace TSV afin d'estimer les différents seuils calculés automatiquement en fonction de la luminosité globale de l'image. De plus, nous avons proposé un pré-traitement d'ajustement automatique



(a)



(b)

FIGURE 9 – Évaluation proposée pour la détection de spécularités : contours et centre de gravité. (a) différences entre notre vérité terrain (en vert) et les résultats de notre détection (en rouge) sur une image donnée. Les pixels communs sont affichés en blanc. Nous pouvons observer que le contours de chaque spécularité a bien été estimée à l'exception de la spécularité au bord supérieur gauche. (b) Estimation du centre de gravité. Les lignes rouges représentent le vecteur direction du dégradé et l'avancement de notre contour initial (vert) pour s'arrêter au contour du noyau de la spécularité (rouge).

du contraste afin de gérer les variations d'illumination et un post-traitement qui observe la décroissance de l'intensité du canal Valeur à partir de son centre de gravité afin gérer les régions détectées à tort dans notre seuillage. Notre méthode est générique et fiable pour différentes applications temps réel. Cette approche a été comparée avec l'état de l'art en utilisant un nouveau protocole expérimental fondé sur deux propriétés : la précision du contour et du centre de gravité d'une réflexion spéculaire.

Les approches de l'état de l'art pour la détection de spécularités en temps réel sont basées sur du seuillage. Néanmoins, l'utilisation de modèle de réflexion comme le modèle Lambertien [3] afin de prendre en compte les composantes diffuses de l'image ou séparer les composantes diffuses et spéculaires comme [19] peut être pertinent pour améliorer la précision et la réduction du bruit dans les résultats.

Références

- [1] Mirko Arnold, Anarta Ghosh, Stefan Ameling, and Gerard Lacey. Automatic segmentation and inpainting of specular highlights for endoscopic imaging. *Journal on Image and Video Processing*, 2010 :9, 2010.
- [2] Andrew Blake and Gavin Brelstaff. Geometry from specularities. In *International Conference on Computer Vision*, ICCV, 1988.
- [3] Gavin Brelstaff and Andrew Blake. Detecting specular reflections using lambertian constraints. In *International Conference on Computer Vision*, ICCV, 1988.
- [4] Ajad Chhatkuli, Adrien Bartoli, Abed Malti, and Toby Collins. Live image parsing in uterine laparoscopy. In *International Symposium on Biomedical Imaging*, ISBI, 2014.
- [5] Toby Collins and Adrien Bartoli. Towards live monocular 3d laparoscopy using shading and specular information. In *Information Processing in Computer-Assisted Interventions*, pages 11–21. 2012.
- [6] Yining Deng, BS Manjunath, and Hyundoo Shin. Color image segmentation. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR, 1999.
- [7] Jan Jachnik, Richard A. Newcombe, and Andrew J. Davison. Real-time surface light-field capture for augmentation of planar specular. In *International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, ISMAR, 2012.
- [8] Kevin Karsch, Varsha Hedau, David Forsyth, and Derek Hoiem. Rendering synthetic objects into legacy photographs. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 30(6) :157, 2011.
- [9] Pascal Lagger, Mathieu Salzmann, Vincent Lepetit, and Pascal Fua. 3d pose refinement from reflections. In *Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR, 2008.
- [10] Johann Heinrich Lambert and David L DiLaura. *Photometry, or, on the measure and gradations of light, colors, and shade*. 2001.
- [11] Seong-Taek Lee, Tae-Ho Yoon, Kyeong-Seop Kim, Kee-Deog Kim, and Wonse Park. Removal of specular reflections in tooth color image by perceptron neural nets. In *International Conference on Signal Processing Systems*, ICSPS, 2010.
- [12] Aaron Netz and Margarita Osadchy. Recognition using specular highlights. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR, 2013.
- [13] JungHwan Oh, Sae Hwang, JeongKyu Lee, Wallapak Tavanapong, Johnny Wong, and Piet C de Groen. Informative frame classification for endoscopy video. *Medical Image Analysis*, 11(2) :110–127, 2007.
- [14] Francisco Ortiz and Fernando Torres. A new inpainting method for highlights elimination by colour morphology. In *Pattern Recognition and Image Analysis*, pages 368–376. 2005.
- [15] Charles-Auguste Saint-Pierre, Jonathan Boisvert, Guy Grimaud, and Farida Cheriet. Detection and correction of specular reflections for automatic surgical tool segmentation in thoracoscopic images. 2011.
- [16] Steven A Shafer. Using color to separate reflection components. *Color Research & Application*, 10(4) :210–218, 1985.
- [17] Thomas Stehle. Removal of specular reflections in endoscopic images. *Acta Polytechnica : Journal of Advanced Engineering*, 46(4) :32–36, 2006.
- [18] Suzuki and Satoshi. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 30(1) :32–46, 1985.
- [19] Robby T Tan, Ko Nishino, and Katsushi Ikeuchi. Separating reflection components based on chromaticity and noise analysis. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(10) :1373–1379, 2004.
- [20] Fernando Torres, Jesús Angulo, and Francisco Ortiz. Automatic detection of specular reflectance in colour images using the ms diagram. In *Computer Analysis of Images and Patterns*, CAIP, 2003.