

Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par l'intersection entre histogrammes couleur spécifiques

Object recognition by intersection between adapted color
histograms

**Damien Muselet, Ludovic Macaire, Pierre Bonnet,
Jack-Gérard Postaire**

1Laboratoire LAGIS - UMR CNRS 8146, Cité Scientifique - Bâtiment P2
Université des Sciences et Technologies de Lille
59655 Villeneuve d'Ascq - France
Tél. : 33.3.20.43.41.69

dm@i3d.univ-lille1.fr, Ludovic.Macaire@univ-lille1.fr, Pierre.Bonnet@univ-lille1.fr, Jack-Gerard.Postaire@univ-lille1.fr

Manuscrit reçu le 15 juin 2004

Résumé et mots clés

Dans cet article, nous abordons le problème de la reconnaissance des objets sous éclairage non contrôlé par la recherche de toutes les images d'une base qui contiennent le même objet que celui représenté dans une image requête. Nous nous intéressons aux problèmes soulevés par les modifications des images couleur consécutives à des changements d'illuminant. Les images considérées dans cet article contiennent un seul objet placé sur un fond uniforme et éclairé avec un illuminant qui diffère d'une image à l'autre.

Les méthodes classiques basées sur des histogrammes invariants ne fournissent pas des résultats satisfaisants en termes de reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants.

Nous proposons de traiter ce problème, non pas en analysant les images de la base indépendamment les unes des autres, mais en analysant tous les couples constitués de l'image requête et de chacune des images candidates. Plus précisément, nous proposons d'analyser chaque couple d'histogrammes couleur pour comparer le contenu de chaque couple d'images. Pour cela, la procédure détermine un couple d'histogrammes couleur dits « spécifiques » à chaque couple d'histogrammes couleur considéré, de telle sorte que l'intersection entre ces histogrammes couleur spécifiques soit élevée uniquement lorsque les deux objets contenus dans les deux images sont similaires. Cette procédure est basée sur une nouvelle hypothèse sur les conséquences d'un changement d'illuminant qui ne porte pas directement sur les couleurs des pixels, mais sur les mesures de rang des pixels.

Image couleur, reconnaissance d'objets, éclairage non contrôlé, invariant couleur, histogramme couleur spécifique, mesure de rang.

Abstract and key words

Most of object recognition schemes fail in case of illumination changes between the color image acquisitions. One of the most widely used solutions to cope with this problem is to compare the images by means of the intersection between invariant color histograms. Unlike the classical invariant color histograms approach which independently analyzes each

image, we consider each pair constituted by the query image and one of the target images constructed during the retrieval. In this paper, we propose a new approach based on color histograms which are adapted to each pair constituted by the query image and one of the target images. These adapted color histograms are determined so that their intersection is high only when the objects contained in the two images are similar. The adapted color histograms processing is based on an original model of illumination changes based on the rank measures of the pixels within the color component images.

Color image, object recognition, illumination, invariant color histograms, rank measures.

1. Introduction

1.1. Reconnaissance d'objets

1.1.1. Principe

Nous abordons le problème de la reconnaissance des objets par la recherche de toutes les images d'une base qui contiennent le même objet que celui représenté dans une image requête. Nous supposons que toutes les images candidates ainsi que l'image requête contiennent un seul objet placé sur un fond uniforme (voir figure 1). Ce problème est un cas particulier du domaine de la recherche d'images par l'exemple [1].



Une étape préalable de segmentation est nécessaire afin de ne considérer que les pixels qui représentent l'objet contenu dans chaque image. De ces pixels est extraite une signature de l'image qui reflète leur disposition spatiale [2], leurs propriétés colorimétriques [3], ou une combinaison des deux [4, 5].

La reconnaissance d'objets est obtenue par la comparaison de la signature de l'image requête avec celles des images candidates. Cette comparaison est fondée sur une mesure de similarité entre ces signatures [6]. Les images candidates sont triées en fonction des similarités entre leurs signatures et celle de l'image requête afin de trouver celles qui contiennent des objets semblables à celui représenté dans l'image requête.

1.1.2. Intersection entre les histogrammes couleur

Nous nous proposons de ne tenir compte que des propriétés colorimétriques des pixels. Dans ces conditions, à chaque pixel

est associé un vecteur-couleur $\mathbf{I}(P)$, dont les composantes $(I^R(P), I^G(P), I^B(P))^T$ sont les niveaux de rouge, de vert et de bleu, quand la couleur est codée dans le système d'acquisition (R, G, B) .

L'histogramme couleur constitue l'une des signatures des images les plus utilisées [7]. Plusieurs mesures de similarité entre histogrammes ont été proposées [8]. Nous retenons la mesure la plus courante et considérons que la similarité entre l'histogramme couleur $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}]$ de l'image requête \mathbf{I}_{req} et l'histogramme couleur $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]$ de l'une des images candidates \mathbf{I}_{cand} est mesurée grâce à leur intersection [7]:

$$Inter(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]) = \sum_{\mathbf{c}} \min(\mathbf{h}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{c}), \mathbf{h}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{c})), \quad (1)$$

avec:

$$\mathbf{h}[\mathbf{I}](\mathbf{c}) = \frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{c})}{O[\mathbf{I}]}, \quad (2)$$

où $\mathbf{h}[\mathbf{I}](\mathbf{c})$ indique le nombre $\mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{c})$ de pixels de l'image \mathbf{I} associés à la couleur \mathbf{c} normalisé par le nombre $O[\mathbf{I}]$ de pixels qui représentent l'objet dans l'image. Cette mesure de similarité est basée sur la somme des minima entre les cellules des deux histogrammes associées aux mêmes couleurs. L'intersection entre les histogrammes varie entre 0 et 1. De faibles valeurs indiquent que les objets contenus dans les deux images sont différents alors que des valeurs élevées permettent de conclure que les objets sont semblables.



Figure 1. Les images (a),..., (e) contiennent un seul objet placé sur un fond uniforme. Ces images extraites de la base de l'Université Simon Fraser sont disponibles sur l'internet à l'adresse : http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db.

1.2. Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé

1.2.1. Couleur et éclairage

Les niveaux des composantes rouge, verte et bleue peuvent s'exprimer par un modèle simple de formation de la couleur qui suppose que l'objet est composé d'éléments de surface plans, Lambertiens et perpendiculaires à l'axe optique de la caméra.

Les niveaux $I^i(P)$, $i = R, G, B$, du pixel P sont fonctions de :

- $E(\lambda)$ qui caractérise la distribution spectrale de puissance de l'illuminant,
- $\beta(\lambda)$ qui définit la réflectance spectrale de l'élément de surface se projetant sur le pixel P ,
- $S^i(\lambda)$, $i = R, G, B$, qui caractérisent les sensibilités spectrales des trois capteurs de la caméra [9].

Ils s'expriment par :

$$I^i(P) = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} S^i(\lambda)\beta(\lambda)E(\lambda)d\lambda, i = R, G, B. \quad (3)$$

Ce modèle simple montre que les vecteurs couleur associés aux pixels dépendent entre autre des conditions d'acquisition.

1.2.2. Images acquises sous éclairage non contrôlé

Dans cet article, nous nous intéressons aux problèmes soulevés par les modifications des images couleur consécutives à des changements d'illuminant. Les images considérées contiennent un seul objet placé sur un fond uniforme et éclairé avec un illuminant qui diffère d'une image à l'autre. Elles sont acquises dans les conditions suivantes (voir figure 2) :

- les paramètres de réglage de la caméra ne sont pas modifiés entre les acquisitions,
- les modifications d'éclairage résultent de changements d'illuminant, c'est à dire d'une modification de la température et/ou de l'intensité de l'illuminant utilisé.

La procédure de recherche des images candidates contenant un objet similaire à celui représenté par l'image requête consiste à analyser tous les couples $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$ constitué de l'image requête \mathbf{I}_{req} et de chacune des images candidates \mathbf{I}_{cand} . On rencontre deux cas de figure (voir figure 2) :



Figure 2. Les images (a) et (b) contiennent le même objet éclairé avec un illuminant différent lors de l'acquisition de chaque image. Elles forment un couple d'images similaires. L'image (c) contient un objet différent de celui représenté par les images (a) et (b). Les couples d'images ((a), (c)) et ((b), (c)) forment des couples d'images différentes.

- l'image requête \mathbf{I}_{req} et l'image candidate \mathbf{I}_{cand} contiennent le même objet, observé sous des conditions identiques, mais éclairé avec des illuminants différents. Elles forment alors un couple d'images similaires.
- les images \mathbf{I}_{req} et \mathbf{I}_{cand} contiennent des objets différents. Elles constituent alors un couple d'images différentes.

1.2.3. Histogramme couleur et changement d'illuminant

Examinons les cinq images similaires de la figure 3 qui ont été acquises en respectant les conditions précédemment décrites. Les pixels qui représentent les mêmes éléments de surface de l'objet dans différentes images sont appelés pixels correspondants. Dans la figure 3, les pixels de mêmes coordonnées spatiales dans ces images sont correspondants.

Considérons les pixels de l'image de la figure 3(a), dont le niveau de vert est égal à 50 et examinons les niveaux de vert de leurs pixels correspondants dans les images 3(b),...,3(e). Les figures 4(b),...,4(e) indiquent que ces niveaux ne sont pas égaux à 50 mais sont dispersés autour d'autres valeurs. Cet exemple montre que des changements d'illuminant provoquent des modifications des niveaux des composantes des pixels correspondants.

Plaçons nous dans le cadre de la reconnaissance d'objets et considérons l'image de la figure 3(a) comme l'image requête et l'une des images des figures 3(b),...,3(e) comme l'image candidate. Quand les images sont similaires, l'intersection entre les histogrammes couleur n'atteint pas une valeur élevée car les couleurs représentant les pixels correspondants dans l'image requête et l'image candidate sont significativement différentes. Cet exemple explique pourquoi l'intersection entre les histogrammes couleur fournit de mauvais résultats de reconnaissance d'objets quand différents illuminants de caractéristiques inconnues sont utilisés lors des acquisitions de l'image requête et des images candidates [10].

Rubner propose d'appliquer la distance EMD (*Earth Mover Distance*) pour comparer les histogrammes couleur de deux images [11]. L'estimation de cette distance fait apparaître un problème d'optimisation sous contraintes, dont la résolution passe par des techniques d'optimisation linéaires classiques, telles que les méthodes de type simplex. La complexité introduite par l'algorithme d'optimisation nécessaire à l'évaluation de cette distance la rend très coûteuse en temps de calcul. Cohen et Guibas ont montré que cette distance ne permet d'obtenir des résultats de reconnaissance d'objets satisfaisants que lorsque les couleurs représentant les pixels ne subissent que de légères variations suite à de faibles changements d'éclairage [12].

1.3. Histogramme invariant

La comparaison d'images où les couleurs ont subi de fortes variations s'effectue généralement à l'aide de l'intersection entre histogrammes dits « invariants » qui sont aussi peu sensibles que possible aux changements d'illuminant [13].



Figure 3. Les images (a),..., (e) de la base de l'Université Simon Fraser, contiennent le même objet éclairé par un dispositif spécifique à chaque image. Elles sont similaires.

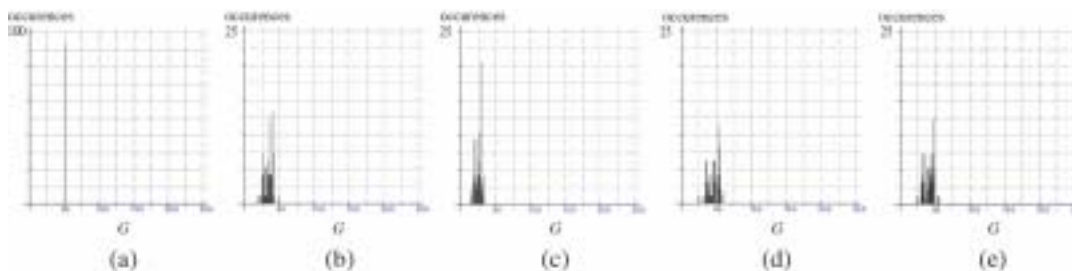


Figure 4. Histogrammes des niveaux de vert des pixels caractérisés par le niveau de vert égal à 50 dans l'image de la figure (a). Les histogrammes des figures (a),..., (e) représentent respectivement les occurrences de ces pixels dans les images des figures (a),..., (e). Pour illustrer le phénomène de dispersion des niveaux provoquée par le changement d'éclairage, l'échelle de l'histogramme (a) est différente de celle des histogrammes (b),..., (e).

Ces histogrammes invariants sont soit les histogrammes des images couleur dites « invariantes » qui résultent de transformations des images couleur originales, soit les résultats de transformations des histogrammes couleur des images originales.

1.3.1. Histogramme d'image couleur invariante

L'histogramme couleur de l'image couleur invariante $\mathbf{G}(\mathbf{I})$ issue de la transformation \mathbf{G} de l'image \mathbf{I} , constitue l'histogramme invariant $\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}]$ de l'image \mathbf{I} :

$$\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}] = \mathbf{H}[\mathbf{G}(\mathbf{I})]. \tag{4}$$

Deux approches principales transforment l'image couleur \mathbf{I} en une image invariante $\mathbf{G}(\mathbf{I})$ où les pixels sont caractérisés par des vecteurs invariants. Elles consistent soit à estimer les vecteurs invariants de telle sorte qu'ils représentent la réflectance spectrale des surfaces observées, soit à évaluer les vecteurs invariants qui sont aussi peu sensibles que possible aux changements d'illuminant.

Les méthodes liées à la première approche déterminent les propriétés de réflectance des éléments de surface par analyse de l'image. Ceci nécessite d'estimer l'illuminant utilisé lors de l'acquisition [14, 15]. Cette approche n'est pas adaptée aux cas où on ne dispose d'aucune information ni sur les caractéristiques de la caméra, ni sur la gamme d'illuminants utilisés.

Les méthodes relatives à la seconde approche supposent que les éléments de surface qui se projettent sur des pixels voisins sont éclairés selon les mêmes conditions d'éclairage [10, 16]. Sous

l'hypothèse restrictive d'un changement d'intensité de l'illuminant, elles évaluent les composantes des vecteurs invariants représentant chaque pixel à partir des couleurs associées à ses voisins.

La reconnaissance d'objets exploitant l'une de ces deux approches est divisée en deux étapes successives, le calcul de l'image invariante, puis la détermination de l'histogramme de cette image. Pour réduire les temps de calcul, de nombreux auteurs préfèrent calculer l'histogramme invariant directement à partir de l'histogramme couleur de l'image couleur originale.

1.3.2. Histogramme invariant

L'histogramme invariant $\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}]$ de l'image \mathbf{I} est alors obtenu par la transformation \mathbf{T}_{inv} de son histogramme couleur $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$:

$$\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}] = \mathbf{T}_{inv}(\mathbf{H}[\mathbf{I}]). \tag{5}$$

La transformation d'un histogramme revient à modifier les valeurs de ses cellules et peut donc s'implanter à l'aide d'une table de correspondance (look-up table). La transformation \mathbf{T}_{inv} est associée à une table de correspondance $\mathbf{LUT}_{inv}[\mathbf{I}]$ de telle sorte que la valeur de la cellule $\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}](\mathbf{x})$ soit exprimée par :

$$\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}](\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{LUT}_{inv}[\mathbf{I}](\mathbf{c})=\mathbf{x}} \mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{c}). \tag{6}$$

La valeur de la cellule $\mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{c})$ est cumulée dans la cellule $\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}](\mathbf{x})$ si la sortie de la table de correspondance $\mathbf{LUT}_{inv}[\mathbf{I}]$ au vecteur-couleur \mathbf{c} est égale à \mathbf{x} .

La définition de T_{inv} est basée soit sur des hypothèses portant sur la formation de la couleur, soit sur l'analyse de la distribution des couleurs représentatives des pixels de l'image.

Quand la définition de la table de correspondance est basée sur des hypothèses sur la formation de la couleur, elle ne dépend pas de l'image analysée. Les différentes tables de correspondance sont notamment obtenues par l'évaluation d'angles calculés à partir des composantes des couleurs représentant les pixels [17], ou par le passage de la représentation des couleurs dans l'espace (R, G, B) vers la représentation dans l'espace noté (l_1, l_2, l_3) , dont les composantes sont définies comme étant insensibles à un changement d'intensité d'un illuminant blanc [18].

Les tables de correspondance obtenues par des analyses de la distribution des couleurs sont soit fournies par la normalisation «greyworld» [19] qui divise les niveaux des composantes couleur des pixels par leurs moyennes dans l'image, soit par la rotation des moments calculés avec les vecteurs couleur représentant les pixels [20], ou encore la transformée de Karhunen-Loeve appliquée aux vecteurs couleur [21].

Les fonctions permettant d'obtenir la plupart des histogrammes invariants sont définies à partir de modèles de changements d'illuminant qui décrivent la modification de la couleur représentant un pixel provoquée par un changement d'illuminant. Ces modèles ne sont pas directement issus du modèle de formation de la couleur décrit par l'équation (3), mais sont construits sous des hypothèses restrictives quant à la répartition spectrale d'énergie de l'illuminant et aux fonctions de sensibilité des capteurs de la caméra [22].

Ceci constitue l'une des raisons pour laquelle les résultats expérimentaux obtenus en termes de reconnaissance d'objets par l'intersection entre les différents histogrammes invariants ne sont pas très satisfaisants [23, 24].

1.4. Mesure de rang des pixels

Les conditions d'acquisition des images avec lesquelles nous travaillons sont très strictes, ce qui permet d'émettre des hypothèses qui ne portent pas sur les conditions d'acquisition, mais sur les conséquences de changements d'illuminant sur les couleurs des pixels.

Ces conséquences ne modifient pas directement les niveaux des composantes couleur des pixels, mais les mesures de rang des pixels dans les images de composante. Dans chacune des images de composante I^i , $i = R, G, B$, pouvant être extraites de l'image couleur \mathbf{I} , les pixels P sont triés dans l'ordre croissant de leurs niveaux $I^i(P)$. Nous associons des mesures de rang aux pixels de telle sorte que les mesures les plus faibles, proches de 0, correspondent aux premiers classés alors que les derniers, les plus élevés, ont des mesures de rang qui atteignent 1.

1.5. Plan

Deux hypothèses sont présentées dans le second paragraphe de cet article. La première, proposée par Finlayson [25], stipule

qu'un changement d'illuminant ne provoque aucune modification des mesures de rang des pixels dans chaque image de composante. Nous montrons à partir d'exemples concrets que cette hypothèse *de conservation des mesures de rang*, pourtant très intéressante, n'est pas toujours vérifiée. Cette première hypothèse a servi de base pour proposer la seconde hypothèse, appelée hypothèse *des plus proches mesures de rang*, qui stipule qu'un changement d'illuminant provoque de légères modifications des mesures de rang des pixels dans chaque image de composante. Le deuxième paragraphe se termine par la vérification de cette hypothèse à partir de couples d'images similaires.

Ces deux hypothèses permettent de définir des fonctions qui transforment les histogrammes couleur afin de pouvoir comparer les images des objets éclairés par différents illuminants. Le troisième paragraphe est consacré à la présentation de l'histogramme invariant calculé pour chaque image à partir de la transformation qui s'appuie sur l'hypothèse de conservation des mesures de rang. Cet histogramme est appelé *histogramme égalisé* car la transformation est décomposée en trois égalisations des histogrammes mono-dimensionnels issus de l'histogramme couleur de l'image examinée. L'utilisation de l'intersection entre les histogrammes égalisés présente cependant certaines limites pour la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants.

La stratégie classique qui consiste à calculer l'histogramme invariant de chaque image, et ce de manière indépendante des autres images, ne permet pas toujours d'atteindre des résultats satisfaisants en termes de reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants. Ce constat nous amène à ne pas mettre uniquement en cause les hypothèses sur lesquelles s'appuient les transformations pour calculer les histogrammes invariants, mais à mettre également en question la stratégie elle-même de comparaison des images. Nous pensons que la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé nécessite la mise en place d'une procédure originale de comparaison d'images. Nous proposons d'analyser chaque couple constitué de l'image requête et d'une des images candidates prises en considération durant la recherche des images similaires à l'image requête. La comparaison des deux images de chaque couple s'effectue à partir d'un couple d'histogrammes couleur spécifiques à ce couple d'images, déterminés par la procédure décrite dans le quatrième paragraphe. Ce couple d'histogrammes couleur spécifiques est calculé de telle sorte que l'intersection entre ces histogrammes soit nettement plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsque les images sont différentes. Le couple d'histogrammes couleur spécifiques est le résultat d'une transformation du couple des histogrammes couleur des images. L'hypothèse des plus proches mesures de rang est utilisée pour transformer le couple d'histogrammes couleur en un couple d'histogrammes couleur spécifiques car les mesures de rang des pixels dans les couples d'images de composante sont directement déduites des histogrammes couleur.

Dans le cinquième paragraphe, notre procédure de reconnaissance d'objets est testée sur deux bases d'images publiques

représentant des objets uniques placés sur des fonds uniformes et éclairés avec des illuminants qui diffèrent d'une image à l'autre. Afin de démontrer l'intérêt de la méthode proposée, nous comparons les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par l'intersection entre différents types d'histogrammes invariants avec ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques.

2. Hypothèses basées sur les mesures de rang

Les modifications des vecteurs-couleur associés aux pixels consécutives à des changements d'illuminant sont généralement modélisées par des transformations linéaires de leurs composantes [26]. Dans ce paragraphe, nous présentons des modèles de changement d'illuminant qui décrivent ces modifications par des transformations non-linéaires. À partir de celles-ci sont émises des hypothèses à propos des conséquences d'un changement d'illuminant sur les mesures de rang des pixels dans les images de composante.

Dans un premier temps, nous présentons l'hypothèse de conservation des mesures de rang proposée par Finlayson qui stipule qu'un changement d'illuminant ne provoque aucune modification des mesures de rang des pixels dans une image de composante.

Nous mettons ensuite en lumière les limites de cette hypothèse et présentons l'hypothèse originale des plus proches mesures de rang qui prend en compte les éventuelles modifications des mesures de rang qui sont les conséquences d'un changement d'illuminant.

2.1. Hypothèse de conservation des mesures de rang

2.1.1. Modèle de changement d'illuminant de Finlayson

Le modèle proposé par Finlayson [25] considère de manière indépendante chacun des trois couples d'images de composante requête et candidate (I_{req}^i, I_{cand}^i) , $i = R, G, B$, pouvant être extraits d'un couple d'images similaires $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$.

Soit un pixel P_{req} de l'image \mathbf{I}_{req} et un pixel P_{cand} de l'image \mathbf{I}_{cand} sur lesquels se projette un même élément de surface de l'objet. Nous appelons le couple (P_{req}, P_{cand}) un *couple de pixels correspondants*. Le niveau $I_{cand}^i(P_{cand})$, $i = R, G, B$, du pixel P_{cand} est déduit du niveau $I_{req}^i(P_{req})$ du pixel correspondant P_{req} à l'aide d'une fonction monotone croissante $f_{req,cand}^i$ qui dépend du couple d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) :

$$I_{cand}^i(P_{cand}) = f_{req,cand}^i(I_{req}^i(P_{req})), i = R, G, B. \quad (7)$$

Ces trois fonctions monotones croissantes $f_{req,cand}^i$ ne sont pas *a priori* des fonctions linéaires.

Considérons maintenant deux couples de pixels correspondants (P_{req}, P_{cand}) et (Q_{req}, Q_{cand}) . Si le niveau $I_{req}^i(P_{req})$ est supérieur à $I_{req}^i(Q_{req})$, $i = R, G, B$, nous déduisons de l'équation (7) que le niveau $I_{cand}^i(P_{cand})$ est supérieur à $I_{cand}^i(Q_{cand})$:

$$\begin{aligned} I_{req}^i(P_{req}) &> I_{req}^i(Q_{req}) \\ \Rightarrow f_{req,cand}^i(I_{req}^i(P_{req})) &> f_{req,cand}^i(I_{req}^i(Q_{req})) \\ \Rightarrow I_{cand}^i(P_{cand}) &> I_{cand}^i(Q_{cand}). \end{aligned} \quad (8)$$

Cette relation nous amène à examiner les mesures de rang des pixels dans les images de composante requête et candidate.

2.1.2. Mesures de rang

Dans chaque image de composante I^i , les pixels sont triés dans l'ordre croissant de leurs niveaux. Nous associons une mesure de rang à chaque pixel, de telle sorte qu'elle soit proche de 0 pour les premiers pixels et égale à 1 pour les derniers pixels. Pour chaque pixel P , la mesure de rang $M^i[\mathbf{I}](P)$ dans l'image de composante I^i est exprimée par :

$$M^i[\mathbf{I}](P) = \frac{\sum_{y=0}^{I^i(P)} H^i[\mathbf{I}](y)}{\sum_{y=0}^{L-1} H^i[\mathbf{I}](y)}, i = R, G, B, \quad (9)$$

où L indique le nombre de niveaux de quantification des composantes couleur (L est généralement égal à 256), et $H^i[\mathbf{I}](y)$ est le nombre de pixels dont le niveau est égal à y .

2.1.3. Hypothèse de conservation des mesures de rang

À partir de l'équation (8), Finlayson [25] pose l'hypothèse de conservation des mesures de rang en stipulant que les mesures de rang des couples de pixels correspondants (P_{req}, P_{cand}) dans chaque couple d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) sont égales :

$$M^i[\mathbf{I}_{req}](P_{req}) = M^i[\mathbf{I}_{cand}](P_{cand}), i = R, G, B. \quad (10)$$

Les mesures de rang des pixels dans chaque image de composante sont supposées être invariantes à n'importe quel changement d'illuminant.

Finlayson vérifie la validité de cette hypothèse avec un échantillon de 462 fonctions de réflectance spectrale caractérisant 462 plaquettes-échantillons extraites de l'atlas de Munsell et les fonctions de distribution spectrale de 16 illuminants différents [25]. À l'aide de l'équation (3) décrite à la page ??, il calcule les niveaux des composantes couleur des pixels qui représentent les 462 plaquettes-échantillons éclairées par l'un des 16 illuminants. Il compare ensuite les niveaux calculés de ces pixels et montre ainsi qu'un changement d'illuminant provoque très peu de modifications des mesures de rang des pixels dans une image de composante.

2.1.4. Vérification avec des images couleur similaires

Comme la validité de cette hypothèse n'a été vérifiée qu'avec des niveaux de pixels calculés, nous proposons de la vérifier avec les couples d'images de composante vertes issues des couples d'images couleur similaires de la figure 3.

Comme dans ce cas particulier l'objet n'a pas bougé entre les acquisitions de ces images, les pixels de mêmes coordonnées spatiales dans ces cinq images forment des couples de pixels correspondants. Ces images ont été choisies car elles permettent de vérifier facilement la validité de l'hypothèse de conservation des mesures de rang. En effet, l'équation (10) est vraie uniquement si les mesures de rang des pixels de mêmes coordonnées spatiales dans les images vertes sont égales. Le tableau 1 indique les pourcentages de pixels de mêmes coordonnées spatiales dont les mesures de rang dans les différentes images vertes issues des images couleur de la figure 3 sont égales. Pour cela, nous faisons abstraction du fond et ne tenons compte que des pixels qui représentent l'objet dans chaque image. La moyenne de ces pourcentages est égale à 6,9%, ce qui montre que l'hypothèse de conservation des mesures de rang ne peut pas être considérée comme vérifiée avec ces images couleur. En effet, sous cette hypothèse, on ignore totalement les éventuelles modifications de mesures de rang des pixels provoquées par un changement d'illuminant.

Tableau 1. Pourcentages de pixels de mêmes coordonnées spatiales dont les mesures de rang dans les images requête et candidate vertes issues des images couleur de la figure 3 sont égales (Les composantes sont quantifiées sur 256 niveaux).

Image requête Image candidate	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
(a)	X	4	2	5	13
(b)	4	X	7	9	8
(c)	2	7	X	3	3
(d)	5	9	3	X	15
(e)	13	8	3	15	X

2.2. Hypothèse des plus proches mesures de rang

2.2.1. Extension du modèle de Finlayson

Comme la validité de l'hypothèse de conservation des mesures de rang n'est pas vérifiée, nous proposons un nouveau modèle de changement d'illuminant. Il décrit les relations entre les niveaux de composante de deux pixels correspondants (P_{req}, P_{cand}) dans un couple d'images similaires $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$.

Le niveau $I_{cand}^i(P_{cand})$ du pixel P_{cand} est exprimé en fonction du niveau $I_{req}^i(P_{req})$ du pixel correspondant P_{req} par :

$$I_{cand}^i(P_{cand}) = f_{req,cand}^i(I_{req}^i(P_{req})) + \rho^i(P_{cand}), \quad (11)$$

$i = R, G, B,$

où la fonction $f_{req,cand}^i$ est monotone croissante et dépend du couple d'images de composante requête et candidate (I_{req}^i, I_{cand}^i) considérées. La fonction ρ^i est une fonction de biais qui dépend du pixel P_{cand} dans l'image de composante candidate I_{cand}^i . Cette fonction représente les éventuelles modifications subies par les mesures de rang des pixels correspondants dans le couple d'images de composante.

Ainsi, en considérant deux couples de pixels correspondants (P_{req}, P_{cand}) et (Q_{req}, Q_{cand}) pour lesquels le niveau $I_{req}^i(P_{req})$ est supérieur au niveau $I_{req}^i(Q_{req})$, l'équation (11) ne permet pas de conclure que le niveau $I_{cand}^i(P_{cand})$ est supérieur au niveau $I_{cand}^i(Q_{cand})$.

2.2.2. Hypothèse des plus proches mesures de rang

Ce nouveau modèle permet par contre de proposer l'hypothèse des plus proches mesures de rang qui porte sur chacun des trois couples d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) pouvant être extraits d'un couple d'images couleur similaires $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$. Elle stipule que chaque couple de pixels correspondants (P_{req}, P_{cand}) respecte deux conditions :

- la mesure de rang de P_{req} dans l'image de composante I_{req}^i est, parmi toutes les mesures de rang des pixels dans I_{req}^i , celle qui est la plus proche de la mesure de rang de P_{cand} dans I_{cand}^i :

$$\|M^i[\mathbf{I}_{cand}](P_{cand}) - M^i[\mathbf{I}_{req}](P_{req})\|$$

$$= \min_{P \in I_{req}^i} \|M^i[\mathbf{I}_{cand}](P_{cand}) - M^i[\mathbf{I}_{req}](P)\|, \quad (12)$$

$$i = R, G, B,$$

- la mesure de rang de P_{cand} dans l'image de composante I_{cand}^i est, parmi toutes les mesures de rang des pixels dans I_{cand}^i , celle qui est la plus proche de la mesure de rang de P_{req} dans I_{req}^i :

$$\|M^i[\mathbf{I}_{cand}](P_{cand}) - M^i[\mathbf{I}_{req}](P_{req})\|$$

$$= \min_{P \in I_{cand}^i} \|M^i[\mathbf{I}_{cand}](P) - M^i[\mathbf{I}_{req}](P_{req})\|, \quad (13)$$

$$i = R, G, B.$$

Pour simplifier la suite de la présentation, nous indiquerons que les mesures de rang d'un couple de pixels sont les plus proches dans le couple d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) si ce couple de pixels respecte les équations (12) et (13).

L'hypothèse des plus proches mesures de rang stipule donc que lorsque les images \mathbf{I}_{req} et \mathbf{I}_{cand} sont similaires, les couples de pixels correspondants sont ceux ayant les mesures de rang les plus proches dans chaque couple d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) .

Par le biais des équations (12) et (13), l'hypothèse des plus proches mesures de rang prend en considération les mesures de rang de tous les pixels dans chaque couple d'images de composante et se démarque, de ce fait, de l'hypothèse de conservation des mesures de rang.

2.2.3. Vérification avec des images couleur similaires

De la même manière que pour l'hypothèse de conservation des mesures de rang, nous proposons de vérifier la validité de l'hypothèse des plus proches mesures de rang avec les images vertes issues des images couleur de la figure 3, où les pixels de mêmes coordonnées spatiales forment des couples de pixels correspondants.

Pour chaque couple d'images vertes, nous recherchons les couples de pixels avec les mesures de rang les plus proches. Le tableau 2 indique les pourcentages de cas où les pixels de ces couples ont les mêmes coordonnées spatiales. Comme pour le tableau 1, nous ne prenons en considération que les pixels représentant l'objet dans chaque image en faisant abstraction du fond. La moyenne des pourcentages de ces cas s'élève à 49 % et nous considérons que la validité de l'hypothèse des plus proches mesures de rang est partiellement vérifiée avec les images de la figure 3.

En comparant les tableaux 1 et 2, nous constatons que les pourcentages de cas où les couples de pixels avec les mêmes coordonnées spatiales forment des couples de pixels avec les mesures de rang les plus proches sont bien plus élevés que les pourcentages de couples de pixels de mêmes coordonnées spatiales avec des mesures de rang identiques. À partir de ces exemples, nous concluons que l'hypothèse des plus proches mesures de rang reflète nettement mieux les conséquences d'un changement d'illuminant sur les mesures de rang des pixels que l'hypothèse de conservation des mesures de rang.

Tableau 2. Pourcentages de cas où les pixels des couples avec les mesures de rang les plus proches ont les mêmes coordonnées spatiales dans les images vertes issues des images couleur de la figure 3 (Les composantes sont quantifiées avec 256 niveaux).

Image requête Image candidate	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
(a)	X	36	31	44	46
(b)	36	X	70	53	62
(c)	31	70	X	33	40
(d)	44	53	33	X	75
(e)	46	62	40	75	X

3. Histogrammes égalisés

Avant de décrire les histogrammes couleur spécifiques calculés sous l'hypothèse des plus proches mesures de rang, nous présentons les histogrammes invariants calculés sous l'hypothèse de conservation des mesures de rang. Finlayson [25] propose de transformer l'histogramme couleur $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$ d'une image \mathbf{I} en un histogramme invariant, appelé *histogramme égalisé* et noté

$\mathbf{H}_{egal}[\mathbf{I}]$, à l'aide d'une fonction \mathbf{T}_{egal} qui prend en compte les mesures de rang des pixels dans les images de composante I^i , $i = R, G, B$.

La fonction \mathbf{T}_{egal} est décomposée en trois fonctions $T_{egal}^R, T_{egal}^G, T_{egal}^B$, chacune transformant respectivement les histogrammes mono-dimensionnels $H^R[\mathbf{I}], H^G[\mathbf{I}], H^B[\mathbf{I}]$. Chaque histogramme mono-dimensionnel $H^i[\mathbf{I}]$, $i = R, G, B$, est le résultat de la projection ϕ^i de l'histogramme couleur $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$ sur la i^{eme} composante couleur :

$$H^i[\mathbf{I}] = \phi^i(\mathbf{H}[\mathbf{I}]), i = R, G, B. \quad (14)$$

Ainsi, pour déterminer l'histogramme égalisé $\mathbf{H}_{egal}[\mathbf{I}]$, on fait appel à trois fonctions T_{egal}^i , $i = R, G, B$ qui transforment de manière indépendante l'histogramme couleur $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$ selon le schéma :

$$\mathbf{H}_{egal}[\mathbf{I}] = T_{egal}^R \circ T_{egal}^G \circ T_{egal}^B(\mathbf{H}[\mathbf{I}]). \quad (15)$$

Les trois composantes étant supposées orthogonales, l'histogramme mono-dimensionnel égalisé $H_{egal}^i[\mathbf{I}]$ est le résultat de la projection ϕ^i de $T_{egal}^i(\mathbf{H}[\mathbf{I}])$ sur la i^{eme} composante couleur :

$$H_{egal}^i[\mathbf{I}] = \phi^i(T_{egal}^i(\mathbf{H}[\mathbf{I}])), i = R, G, B. \quad (16)$$

Comme les fonctions T_{egal}^i transforment de manière indépendante les trois histogrammes mono-dimensionnels $H^i[\mathbf{I}]$, la détermination de l'histogramme égalisé $\mathbf{H}_{egal}[\mathbf{I}]$ passe par le calcul des trois histogrammes mono-dimensionnels égalisés $H_{egal}^i[\mathbf{I}]$. Nous allons donc examiner le calcul de chacun de ces histogrammes mono-dimensionnels égalisés.

Précédemment, nous avons vu que Finlayson propose de caractériser les pixels de l'image couleur \mathbf{I} par leurs mesures de rang dans chacune des trois images de composante I^i de manière à obtenir une nouvelle représentation qui serait insensible à l'éclairage. Comme les mesures de rang de tous les pixels de même niveau sont égales, par souci de simplification de notation, le vocable mesure de rang d'un pixel désignera dans la suite de cet article la mesure de rang du niveau l de ce pixel et sera notée $M^i[\mathbf{I}](l)$.

La mesure de rang $M^i[\mathbf{I}](l)$ du niveau l présent dans l'image de composante I^i est obtenue par l'égalisation de l'histogramme mono-dimensionnel $H^i[\mathbf{I}]$:

$$M^i[\mathbf{I}](l) = \frac{\sum_{y=0}^l H^i[\mathbf{I}](y)}{\sum_{y=0}^{L-1} H^i[\mathbf{I}](y)}, l = 0, \dots, (L-1). \quad (17)$$

L'histogramme mono-dimensionnel égalisé $H_{egal}^i[\mathbf{I}]$ contient les mesures de rang des niveaux présents dans I^i . Le nombre N de cellules de cet histogramme est ajusté par l'utilisateur à une valeur inférieure ou égale au nombre L de niveaux utilisés pour quantifier chaque composante couleur (N est généralement fixé à 16).

L'histogramme mono-dimensionnel égalisé $H_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}]$ s'exprime à partir de l'histogramme mono-dimensionnel $H^i[\mathbf{I}]$ de la manière suivante :

$$H_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}](n) = \sum_{LUT_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}](l)=n} H^i[\mathbf{I}](l), \quad n = 0, \dots, (N-1), \quad (18)$$

avec :

$$LUT_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}](l) = \text{int} \left(N \cdot \frac{\sum_{y=0}^l H^i[\mathbf{I}](y)}{\sum_{y=0}^{L-1} H^i[\mathbf{I}](y)} \right), \quad l = 0, \dots, (L-1). \quad (19)$$

La table de correspondance $LUT_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}]$ contient le même nombre L de cellules que l'histogramme $H^i[\mathbf{I}]$.

La cellule $H_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}](n)$, avec $n = 0, \dots, (N-1)$, accumule les valeurs des cellules $H^i[\mathbf{I}](l)$ qui sont associées aux niveaux l pour lesquels les sorties $LUT_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}](l)$ sont égales à n .

Comme cette approche transforme l'histogramme $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$ en un histogramme égalisé $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}]$ en utilisant successivement trois tables mono-dimensionnelles de correspondance $LUT_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}]$, le temps de calcul nécessaire à l'exécution de cette transformation est très faible.

La figure 5 présente la comparaison entre une image requête \mathbf{I}_{req} et deux images candidates $\mathbf{I}_{\text{cand1}}$ et $\mathbf{I}_{\text{cand2}}$ par l'intersection entre les histogrammes égalisés. Bien que les images \mathbf{I}_{req} et $\mathbf{I}_{\text{cand1}}$ sont similaires, leurs histogrammes mono-dimensionnels égalisés $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$ et $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}_{\text{cand1}}]$ ne semblent pas être identiques sur la figure. La valeur de leur intersection n'atteint que 0,27.

Les images \mathbf{I}_{req} et $\mathbf{I}_{\text{cand2}}$ sont différentes et l'intersection entre leurs histogrammes égalisés $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$ et $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}_{\text{cand2}}]$ s'élève à 0,28, valeur supérieure à celle de l'intersection entre les histogrammes égalisés de \mathbf{I}_{req} et $\mathbf{I}_{\text{cand1}}$.

Cet exemple montre que l'intersection entre ces histogrammes égalisés ne permet pas toujours de discerner le cas où les images requête et candidate sont similaires de celui où elles sont différentes.

Les procédures basées sur le calcul d'histogrammes invariants analysent toutes les images de la base indépendamment les unes des autres. Les résultats obtenus par ces approches ne sont pas satisfaisants en termes de reconnaissance d'objets éclairés avec différents illuminants [23, 24]. C'est pourquoi nous proposons, dans le paragraphe suivant, une nouvelle approche qui détermine un couple d'histogrammes couleur spécifiques à chaque couple d'images considérées.

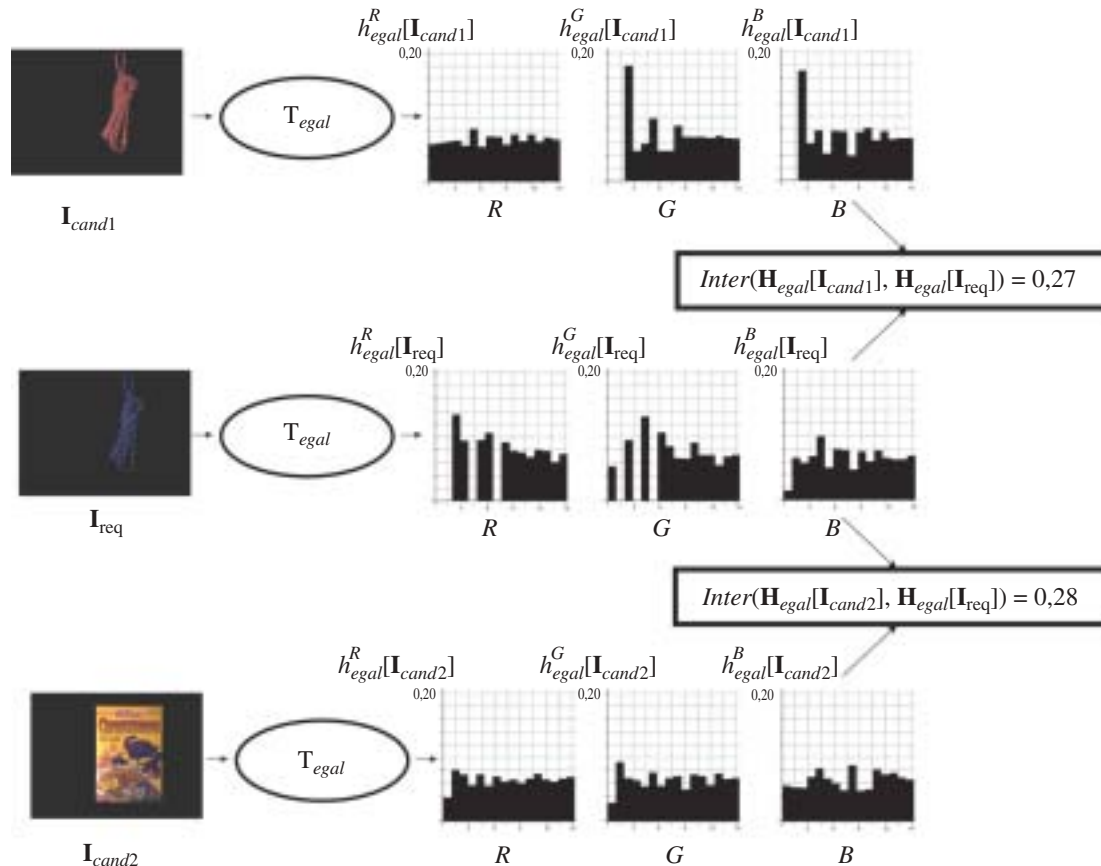


Figure 5. Comparaison entre une image requête \mathbf{I}_{req} et deux images candidates $\mathbf{I}_{\text{cand1}}$ et $\mathbf{I}_{\text{cand2}}$ par les intersections entre leurs histogrammes égalisés. N est fixé à 16.

$$h_{\text{egal}}^i[\mathbf{I}] = \frac{H^i[\mathbf{I}]}{O[\mathbf{I}]}, \quad \text{où } O[\mathbf{I}] \text{ indique le nombre de pixels qui représentent l'objet dans } \mathbf{I}.$$

4. Histogrammes couleur spécifiques aux couples d'images

Pour comparer l'image requête \mathbf{I}_{req} et l'une des images candidates \mathbf{I}_{cand} , nous proposons non pas de calculer les histogrammes invariants des deux images, et ce de manière indépendante pour chacune d'elles, mais plutôt d'adapter leurs histogrammes couleur. L'intersection entre ces histogrammes couleur spécifiques doit être plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsqu'elles sont différentes [27].

Dans la première partie de ce paragraphe, nous décrivons comment une fonction $\mathbf{T}_{req,cand}$ transforme le couple d'histogrammes couleur ($\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]$) en un couple d'histogrammes couleur spécifiques ($\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$). Cette transformation s'appuie sur des couples de tables de correspondance présentées dans la seconde partie. Dans la dernière partie de ce paragraphe, nous détaillons la procédure qui permet de déterminer ces couples de tables de correspondance.

4.1. Couple d'histogrammes couleur spécifiques

La détermination du couple d'histogrammes couleur spécifiques passe par l'examen des projections du couple d'histogrammes couleur sur les composantes couleur.

Notons ($H^i[\mathbf{I}_{req}], H^i[\mathbf{I}_{cand}]$), $i = R, G, B$, le couple d'histogrammes mono-dimensionnels qui résulte de la projection ψ^i du couple d'histogrammes couleur ($\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]$) sur la i^{eme} composante couleur :

$$(H^i[\mathbf{I}_{req}], H^i[\mathbf{I}_{cand}]) = \psi^i(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]), \quad i=R, G, B. \quad (20)$$

La fonction $\mathbf{T}_{req,cand}$ est décomposée en trois fonctions $T_{req,cand}^i$, $i = R, G, B$, qui transforment uniquement les projections des couples d'histogrammes couleur sur les composantes couleur. Pour être plus précis, pour déterminer le couple d'histogrammes couleur spécifiques ($\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$), nous appliquons successivement trois fonctions $T_{req,cand}^i$ au couple d'histogrammes couleur ($\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]$) :

$$\begin{aligned} & (\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]) \\ &= T_{req,cand}^R \circ T_{req,cand}^G \\ & \circ T_{req,cand}^B (\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]). \end{aligned} \quad (21)$$

Notons ($H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}], H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$) le couple d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques qui est le résultat de la projection ψ^i sur la i^{eme} composante couleur du couple

d'histogrammes couleur spécifiques ($\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$).

Puisque les fonctions $T_{req,cand}^i$ transforment de manière indépendante les trois couples d'histogrammes mono-dimensionnels ($H^i[\mathbf{I}_{req}], H^i[\mathbf{I}_{cand}]$), la détermination du couple d'histogrammes couleur spécifiques ($\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$) nécessite le calcul des trois couples d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques ($H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}], H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$). Nous allons donc examiner le calcul de chacun de ces couples d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques.

Le couple d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques ($H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}], H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$) est déterminé à partir du couple d'histogrammes mono-dimensionnels ($H^i[\mathbf{I}_{req}], H^i[\mathbf{I}_{cand}]$) à l'aide du couple de tables mono-dimensionnelles de correspondance ($LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}], LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$) :

$$H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}](n) = \sum_{LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}](l)=n} H^i[\mathbf{I}_{req}](l), \quad (22)$$

$$n = 0, \dots, (N - 1),$$

et :

$$H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}](n) = \sum_{LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}](l)=n} H^i[\mathbf{I}_{cand}](l), \quad (23)$$

$$n = 0, \dots, (N - 1).$$

Les tables de correspondance $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$ et $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$ contiennent le même nombre L de cellules que les histogrammes $H^i[\mathbf{I}_{req}]$ et $H^i[\mathbf{I}_{cand}]$.

La cellule de l'histogramme mono-dimensionnel spécifique $H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}](n)$ avec $n = 0, \dots, (N - 1)$, accumule les valeurs des cellules de l'histogramme mono-dimensionnel $H^i[\mathbf{I}_{req}](l)$ qui sont associées aux niveaux l pour lesquels les sorties $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}](l)$ sont égales à n .

De la même manière, la cellule de l'histogramme mono-dimensionnel spécifique $H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}](n)$ accumule les valeurs des cellules de l'histogramme mono-dimensionnel $H^i[\mathbf{I}_{cand}](l)$ qui sont associées aux niveaux l pour lesquels les sorties $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}](l)$ sont égales à n .

La procédure pour déterminer le couple de tables mono-dimensionnelles de correspondance ($LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}], LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$) spécifiques à chaque couple d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) est présentée dans la section suivante.

4.2. Couple de tables mono-dimensionnelles de correspondance

Les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques requête et candidat contiennent au maximum N cellules non vides. Le nombre N est fixé par l'utilisateur à une valeur inférieure ou égale à L , le nombre de niveaux de chaque composante couleur. La procédure partitionne les L cellules de chaque histogramme

mono-dimensionnel pour déterminer les N cellules de l'histogramme mono-dimensionnel spécifique qui en découlent. Nous considérons uniquement des partitions de cellules associées à des niveaux adjacents pour simplifier la complexité de la procédure de détermination des couples de tables mono-dimensionnelles de correspondance.

Pour construire l'histogramme mono-dimensionnel requête (respectivement candidat) spécifique, la procédure sélectionne $(N + 1)$ niveaux notés $X_{req}^i(n)$, avec $n = 0, \dots, N$ (respectivement notés $X_{cand}^i(n)$) parmi les L possibles. Ces $(N + 1)$ niveaux délimitent N intervalles le long de la composante couleur considérée. Les valeurs des cellules de l'histogramme mono-dimensionnel requête (respectivement candidat) associées aux niveaux appartenant à l'un des N intervalles sont accumulées dans l'une des N cellules de l'histogramme mono-dimensionnel requête (respectivement candidat) spécifique.

Le couple de tables mono-dimensionnelles de correspondance ($LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$, $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$) s'exprime à partir des couples de niveaux retenus ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$) comme :

$$LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}](l) = n \quad (24)$$

pour $l \in [X_{req}^i(n), X_{req}^i(n+1)[$, $n = 0, \dots, (N - 1)$,

et :

$$LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}](l) = n \quad (25)$$

pour $l \in [X_{cand}^i(n), X_{cand}^i(n+1)[$, $n = 0, \dots, (N - 1)$.

Les couples de niveaux retenus ($X_{req}^i(0), X_{cand}^i(0)$) et ($X_{req}^i(N), X_{cand}^i(N)$) sont respectivement fixés à $(0, 0)$ et $(L - 1, L - 1)$, de telle sorte que les tables mono-dimensionnelles de correspondance soient définies pour tous les niveaux transformés compris entre 0 et $(L - 1)$. Il reste alors $(N - 1)$ couples de niveaux ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$) à sélectionner.

Grâce à la table mono-dimensionnelle de correspondance $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$, les cellules de $H^i[\mathbf{I}_{req}]$ associées aux niveaux compris entre $X_{req}^i(n)$ et $X_{req}^i(n+1) - 1$, avec $n = 0, \dots, (N - 1)$, sont accumulées dans la cellule $H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}](n)$.

De la même manière, grâce à la table mono-dimensionnelle de correspondance $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$, les cellules de $H^i[\mathbf{I}_{cand}]$ associées aux niveaux compris entre $X_{cand}^i(n)$ et $X_{cand}^i(n+1) - 1$ sont accumulées dans la cellule $H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}](n)$.

Déterminer les couples de tables mono-dimensionnelles de correspondance ($LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$, $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$), $i = R, G, B$, consiste alors à sélectionner les $(N - 1)$ couples de niveaux ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$), avec $n = 1, \dots, (N - 1)$. Pour respecter l'hypothèse des plus proches mesures de rang quand les images sont similaires, nous proposons que ces couples soient sélectionnés parmi ceux dont les mesures de rang sont les plus proches dans le couple d'images de composante.

D'autre part, la sélection des couples de niveaux influence directement l'intersection entre les histogrammes spécifiques. En

effet, les équations (24) et (25) montrent que les sous-ensembles de pixels de I_{req}^i dont les niveaux appartiennent à $[X_{req}^i(n), X_{req}^i(n+1)[$ et les sous-ensembles de pixels de I_{cand}^i dont les niveaux appartiennent à $[X_{cand}^i(n), X_{cand}^i(n+1)[$, sont tous les deux représentés par des cellules de mêmes coordonnées dans les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques. L'intersection entre les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques est basée sur le calcul du minimum des cardinaux de ces deux sous-ensembles.

Nous proposons que les couples de niveaux soient sélectionnés de manière à « réduire » les effets du changement d'illuminant se produisant entre les acquisitions des images requête et candidate similaires sur les histogrammes couleur spécifiques requête et candidat. Ces effets sont effectivement « réduits » si l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques atteint une valeur plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsque les images sont différentes.

Cependant, nous ne savons pas *a priori* si les images requête et candidate sont similaires. Dans ces conditions, les $3 \times (N - 1)$ couples de niveaux ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$) sont sélectionnés de telle sorte que les trois intersections entre les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques $H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$ et $H_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$ soient élevées, et ce que les images requête et candidate soient similaires ou différentes.

Après la sélection des $3 \times (N - 1)$ couples de niveaux ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$), nous pouvons construire les 3 couples de tables mono-dimensionnelles de correspondance ($LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$, $LUT_{req,cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$) grâce aux équations (24) et (25). Ces couples de tables mono-dimensionnelles de correspondance sont ensuite utilisés pour transformer le couple d'histogrammes couleur ($\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}]$, $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]$) en un couple d'histogrammes couleur spécifiques ($\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}]$, $\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$).

4.3. Sélection des couples de niveaux

La sélection des couples de niveaux se déroule en deux étapes successives. La première étape recherche les couples de niveaux dont les mesures de rang sont les plus proches dans le couple d'images de composante requête et candidate. Nous respectons ainsi l'hypothèse émise sur les modifications des mesures de rang des pixels consécutives à un changement d'illuminant quand les images sont similaires. La seconde étape sélectionne parmi ces couples de niveaux, ceux qui permettent d'obtenir une valeur élevée d'intersection entre les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques. Ainsi, les effets du changement d'illuminant sur le couple d'histogrammes couleur spécifiques sont atténués quand les images sont similaires.

4.3.1. Recherche des couples de niveaux dont les mesures de rang sont les plus proches

La première étape concerne la recherche des $nb_couples^i$ couples de niveaux dont les mesures de rang dans le couple

d'images de composante (I_{req}^i, I_{cand}^i) sont les plus proches. Ces $nb_couples^i$ couples de niveaux, notés ($x_{req}^i(a), x_{cand}^i(a)$), avec $a = 1, \dots, nb_couples^i$, sont ceux qui respectent les deux conditions suivantes :

- la mesure de rang de $x_{req}^i(a)$ dans l'image de composante I_{req}^i est, parmi toutes les mesures de rang des niveaux présents dans I_{req}^i , celle qui est la plus proche de la mesure de rang de $x_{cand}^i(a)$ dans I_{cand}^i :

$x_{req}^i(a) = y$ tel que

$$\begin{aligned} & \|M^i[\mathbf{I}_{cand}] (x_{cand}^i(a)) - M^i[\mathbf{I}_{req}](y)\| \\ &= \min_{w=0, \dots, L-1} \|M^i[\mathbf{I}_{cand}](x_{cand}^i(a)) \\ & \quad - M^i[\mathbf{I}_{req}](w)\|. \end{aligned} \quad (26)$$

- la mesure de rang de $x_{cand}^i(a)$ dans l'image de composante I_{cand}^i est, parmi toutes les mesures de rang des niveaux présents dans I_{cand}^i , celle qui est la plus proche de la mesure de rang de $x_{req}^i(a)$ dans I_{req}^i :

$x_{cand}^i(a) = y$ tel que

$$\begin{aligned} & \|M^i[\mathbf{I}_{req}] (x_{req}^i(a)) - M^i[\mathbf{I}_{cand}](y)\| \\ &= \min_{w=0, \dots, L-1} \|M^i[\mathbf{I}_{req}](x_{req}^i(a)) \\ & \quad - M^i[\mathbf{I}_{cand}](w)\|. \end{aligned} \quad (27)$$

L'hypothèse des plus proches mesures de rang suppose que les pixels caractérisés par le niveau $x_{req}^i(a)$ dans I_{req}^i et les pixels caractérisés par le niveau $x_{cand}^i(a)$ dans I_{cand}^i constituent des couples de pixels correspondants lorsque les images sont similaires. Ainsi, les couples de niveaux ($x_{req}^i(a), x_{cand}^i(a)$) caractérisent des couples de pixels correspondants lorsque les images sont similaires. Il faut noter que tous les niveaux présents dans chacune des images de composante ne forment pas nécessairement des couples avec des mesures de rang les plus proches.

Comme le nombre $nb_couples^i$ de couples de niveaux ainsi déterminés est probablement supérieur au nombre $(N - 1)$, nous proposons de ne retenir que $(N - 1)$ couples, notés ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$) avec $n = 1, \dots, (N - 1)$. Dans le cas contraire, tous les couples sont sélectionnés et les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques ne contiennent que $nb_couples^i$ cellules.

4.3.2. Sélection des $(N - 1)$ couples ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$)

Les $(N - 1)$ couples de niveaux ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$) doivent être sélectionnés afin d'obtenir une valeur élevée de l'intersection entre les histogrammes spécifiques mono-dimensionnels. Une solution consisterait à sélectionner les $(N - 1)$ couples avec les écarts de mesures de rang les plus faibles parmi les $nb_couples^i$ couples de niveaux ainsi déterminés. Cette solution ne serait pas satisfaisante en termes de discrimination entre

les images car elle aurait tendance à sélectionner des couples de niveaux qui représentent de faibles populations de pixels dans le couple d'images de composante.

Pour pallier ce problème, la procédure proposée détermine le nombre de pixels dans I_{req}^i caractérisés par les niveaux compris entre $x_{req}^i(a)$ et $(x_{req}^i(a + 1) - 1)$. En effet, l'intersection entre les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques tient compte du minimum entre le nombre de pixels dont les niveaux sont compris entre $x_{req}^i(a)$ et $(x_{req}^i(a + 1) - 1)$ dans I_{req}^i et le nombre de pixels dont les niveaux sont compris entre $x_{cand}^i(a)$ et $(x_{cand}^i(a + 1) - 1)$ dans I_{cand}^i . La procédure retient ensuite les $(N - 1)$ niveaux $x_{req}^i(a)$ avec ces nombres de pixels les plus élevés. À chaque niveau $x_{req}^i(a)$ sélectionné, nous associons le niveau $x_{cand}^i(a)$ pour constituer l'un des $(N - 1)$ couples de niveaux à sélectionner ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$).

Ces $(N - 1)$ couples de niveaux sélectionnés permettent de construire le couple d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques dont l'intersection atteint une valeur élevée, que les images soient similaires ou différentes.

4.4. Exemple

La figure 6 présente la comparaison entre une image requête \mathbf{I}_{req} et deux images candidates \mathbf{I}_{cand1} et \mathbf{I}_{cand2} par le biais des intersections entre les histogrammes couleur spécifiques. Les images \mathbf{I}_{req} et \mathbf{I}_{cand1} sont similaires alors que l'image \mathbf{I}_{cand2} contient un objet différent.

Cette figure montre que les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques $H_{req, cand1}^i[\mathbf{I}_{req}]$ de l'image requête calculés pour comparer \mathbf{I}_{req} et \mathbf{I}_{cand1} sont différents des histogrammes mono-dimensionnels spécifiques $H_{req, cand2}^i[\mathbf{I}_{req}]$ de l'image requête calculés pour comparer \mathbf{I}_{req} et \mathbf{I}_{cand2} . Dans cette figure, nous avons encadré les valeurs des intersections entre les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques $H_{req, cand}^i[\mathbf{I}_{req}]$ et $H_{req, cand}^i[\mathbf{I}_{cand}]$. Ces valeurs d'intersection sont comprises entre 0,93 et 0,98, ce qui confirme que les couples d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques sont construits de sorte que leurs intersections atteignent des valeurs élevées, et ce que les images soient similaires ou différentes.

La comparaison des images est basée sur l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques $\mathbf{H}_{req, cand1}[\mathbf{I}_{req}]$ et $\mathbf{H}_{req, cand1}[\mathbf{I}_{cand1}]$ qui atteint 0,41 quand les images sont similaires. L'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques $\mathbf{H}_{req, cand2}[\mathbf{I}_{req}]$ et $\mathbf{H}_{req, cand2}[\mathbf{I}_{cand2}]$ des images différentes est égale à 0,36, valeur inférieure à l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques des images similaires.

Cet exemple montre que la détermination des couples de niveaux ($X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n)$) respecte le compromis entre l'obtention de valeurs élevées des intersections entre les histogrammes mono-dimensionnels spécifiques et la discrimination entre le cas où les images sont similaires et celui où elles sont différentes, grâce à l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques.

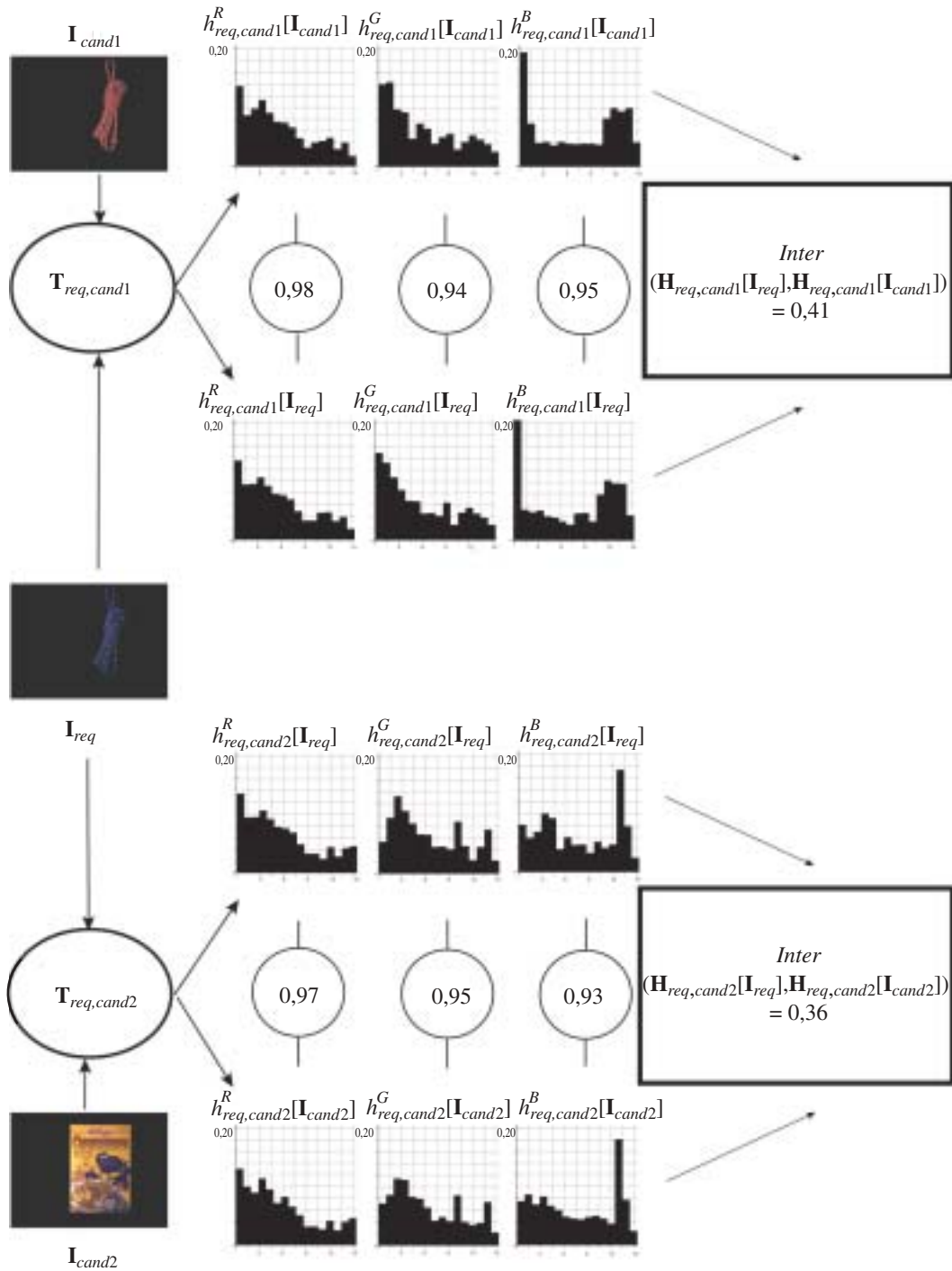


Figure 6. Comparaison entre une image requête I_{req} et deux images candidates I_{cand1} et I_{cand2} par les intersections entre les histogrammes couleur spécifiques. N est fixé à 16.

$$h_{req,cand}^i[\mathbf{I}] = \frac{H_{req,cand}^i[\mathbf{I}]}{O[\mathbf{I}]}, \text{ où } O[\mathbf{I}] \text{ indique le nombre de pixels qui représentent l'objet dans } \mathbf{I}.$$

La procédure présentée détermine le couple d'histogrammes couleur spécifiques à partir du couple d'histogrammes couleur requête et candidat construit à chaque comparaison effectuée pendant la recherche d'images candidates similaires à l'image requête. Le temps de calcul des couples d'histogrammes spécifiques doit être par conséquent faible pour une implantation réaliste de cette procédure. Le couple d'histogrammes couleur est transformé en un couple d'histogrammes couleur spécifiques en

appliquant successivement trois transformations s'appuyant sur des couples de tables mono-dimensionnelles de correspondance. La complexité de cette transformation est de l'ordre de L , le nombre de niveaux utilisés pour quantifier les composantes couleur.

Chaque couple de tables mono-dimensionnelles de correspondance est construit en déterminant $(N - 1)$ couples de niveaux $(X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n))$ qui sont sélectionnés parmi les L^2 pos-

sibles. Comme cette sélection consiste à rechercher les couples de niveaux dont les mesures de rang sont les plus proches, la complexité de cette construction est de l'ordre de L^2 . Cette complexité permet d'envisager l'intégration de notre méthode à un système de reconnaissance automatique d'objets éclairés par différents illuminants.

5. Résultats expérimentaux

La présentation de résultats expérimentaux permet de mettre en évidence l'intérêt de notre méthode pour la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants, en comparant une image requête à différentes images candidates grâce à l'intersection entre leurs histogrammes couleur spécifiques. Nous utilisons deux bases d'images publiques spécifiquement constituées pour mesurer l'influence des changements d'illuminant sur les résultats obtenus par des procédures de reconnaissance des objets. Comme ces bases ont déjà été exploitées pour effectuer de nombreux tests, nous pouvons comparer les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par notre approche avec ceux obtenus par l'intersection entre différents types d'histogrammes invariants.

5.1. Reconnaissance d'objets de la base de l'Université Simon Fraser

La base de l'Université Simon Fraser, disponible à l'adresse internet http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db, se compose de 55 images couleur contenant chacune un objet choisi parmi 11 et placé sur un fond uniforme (voir figure 7). Chaque image représente un objet éclairé par l'un des 5 illuminants utilisés, un même objet conservant la même position dans les 5 images qui le représentent (voir figure 8).

Pour chaque recherche d'images, les images acquises avec un illuminant, appelé illuminant candidat, sont considérées comme étant les images candidates et l'une des images acquises avec l'un des 4 autres illuminants, appelé illuminant requête, est considérée comme étant l'image requête. Ainsi, il y a 5×4 couples d'illuminants requête-candidat différents. La recherche d'images est répétée pour chacun des 11 objets. Finalement, 220 recherches sont réalisées (11 objets \times 5 \times 4 couples d'illuminants).

Pour chaque recherche d'images, les 11 images candidates sont triées en fonction des intersections entre leurs histogrammes invariants (respectivement spécifiques) et l'histogramme invariant (respectivement spécifique) de l'image requête considérée. Lorsque l'image candidate similaire à l'image requête est classée première, le résultat de la recherche est considéré comme parfait.



Figure 7. Les 11 objets représentés par les images de la base de l'Université Simon Fraser. Le même illuminant a été utilisé lors de l'acquisition de ces images.

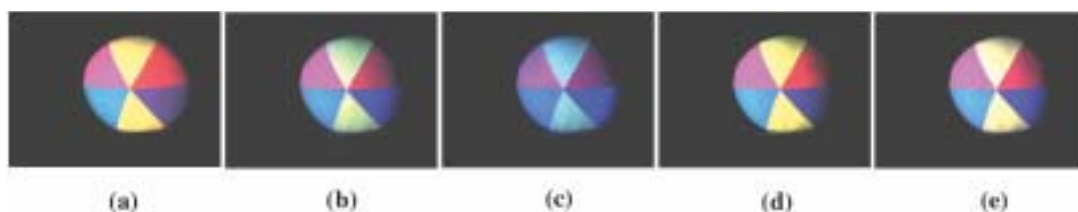


Figure 8. Les images (a)...(e) contiennent le même objet éclairé avec un illuminant différent lors de l'acquisition de chaque image. Elles sont similaires.

Funt conclut à partir d'expériences menées sur cette base que les meilleurs résultats de reconnaissance d'objets sont obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants basés sur la normalisation «greyworld» [23]. Finlayson montre que l'intersection entre les histogrammes égalisés (voir équation (18)) apporte des résultats supérieurs à ceux obtenus par la normalisation «greyworld» [25]. Par conséquent, nous proposons de comparer les résultats obtenus par ces deux procédures avec ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques.

Le tableau 3 indique les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre les histogrammes invariants testés et par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques, lorsque le nombre N est fixé à 16. Chaque case de la colonne correspondant au rang i indique le pourcentage cumulé de recherches d'images où l'image candidate similaire à l'image requête obtient la $j^{ème}$ place parmi les images candidates, avec $j \leq i$. Ainsi, la procédure conduit à des résultats de reconnaissance d'objets parfaits si la valeur correspondant au rang 1 atteint 100%.

La comparaison des résultats présentés dans le tableau 3 montre que l'intersection entre les histogrammes invariants calculés par la normalisation «greyworld» fournit les plus mauvais résultats. L'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques fournit des résultats parfaits, meilleurs que ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes égalisés.

Comme ces résultats dépendent du nombre N de cellules des histogrammes mono-dimensionnels invariants et spécifiques, il est intéressant de mesurer l'influence de son ajustement [28]. La figure 9 représente les pourcentages de cas où l'image candidate similaire à l'image requête a été classée première, en fonction de N . Sur la figure 9, nous constatons que la qualité des résultats obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants est très sensible au nombre de niveaux avec lesquels sont quantifiées les coordonnées des cellules. La qualité des résultats obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants diminue lorsque N augmente, tandis que les résultats obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques restent stables.

La base d'images de l'Université Simon Fraser est trop réduite pour permettre de juger complètement de l'efficacité d'une méthode pour la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants. Elle permet néanmoins de mettre en évidence le fait que les histogrammes invariants sont très sensibles au nombre de niveaux avec lesquels sont quantifiées les coordonnées de leurs cellules. Par ailleurs, les résultats obtenus par notre méthode illustrent sa robustesse par rapport à l'ajustement de ce nombre.

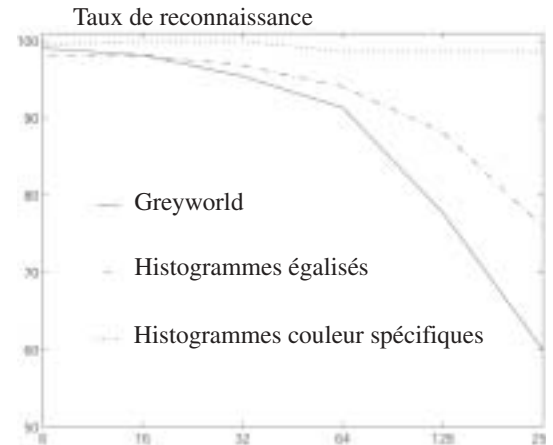


Figure 9. Évolution des taux de reconnaissance d'objets avec la base de l'Université Simon Fraser en fonction de N .

Afin de démontrer l'intérêt de notre méthode dans des situations non triviales, nous proposons de l'appliquer sur une autre base qui contient une large gamme d'objets de même type éclairés par différents illuminants.

5.2. Reconnaissance d'objets de la base de l'Université East Anglia

La seconde base d'images utilisée est maintenue disponible par l'Université East Anglia à l'adresse internet <http://vision.doc.ntu.ac.uk/research/CATSI/database.html>. Ses 336 images contiennent 28 tapisseries multicolores (voir figure 10) éclairées par 3 illuminants différents et acquises avec des conditions d'observation identiques par 4 caméras (voir figure 11). Cependant, comme dans un premier temps notre but n'est pas de tester la sensibilité de notre procédure aux changements de caméra, les sous-ensembles d'images acquises par chacune des 4 caméras sont analysés séparément. La discrimination entre ces 28 tapisseries multicolores n'est pas triviale puisque les distributions des vecteurs-couleur associés aux pixels dans les images (a), (b), (c) et (d), ainsi que dans les images (e), (f) et (g) de la figure 10 sont presque identiques [24].

Tableau 3. Résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre les différents histogrammes avec la base de l'Université Simon Fraser. N est fixé à 16.

Intersection entre les	Rang = 1	Rang \leq 2	Rang \leq 3
histogrammes invariants (normalisation «greyworld»)	98,18	99,09	99,55
histogrammes égalisés	98,18	99,55	100
histogrammes couleur spécifiques	100	100	100

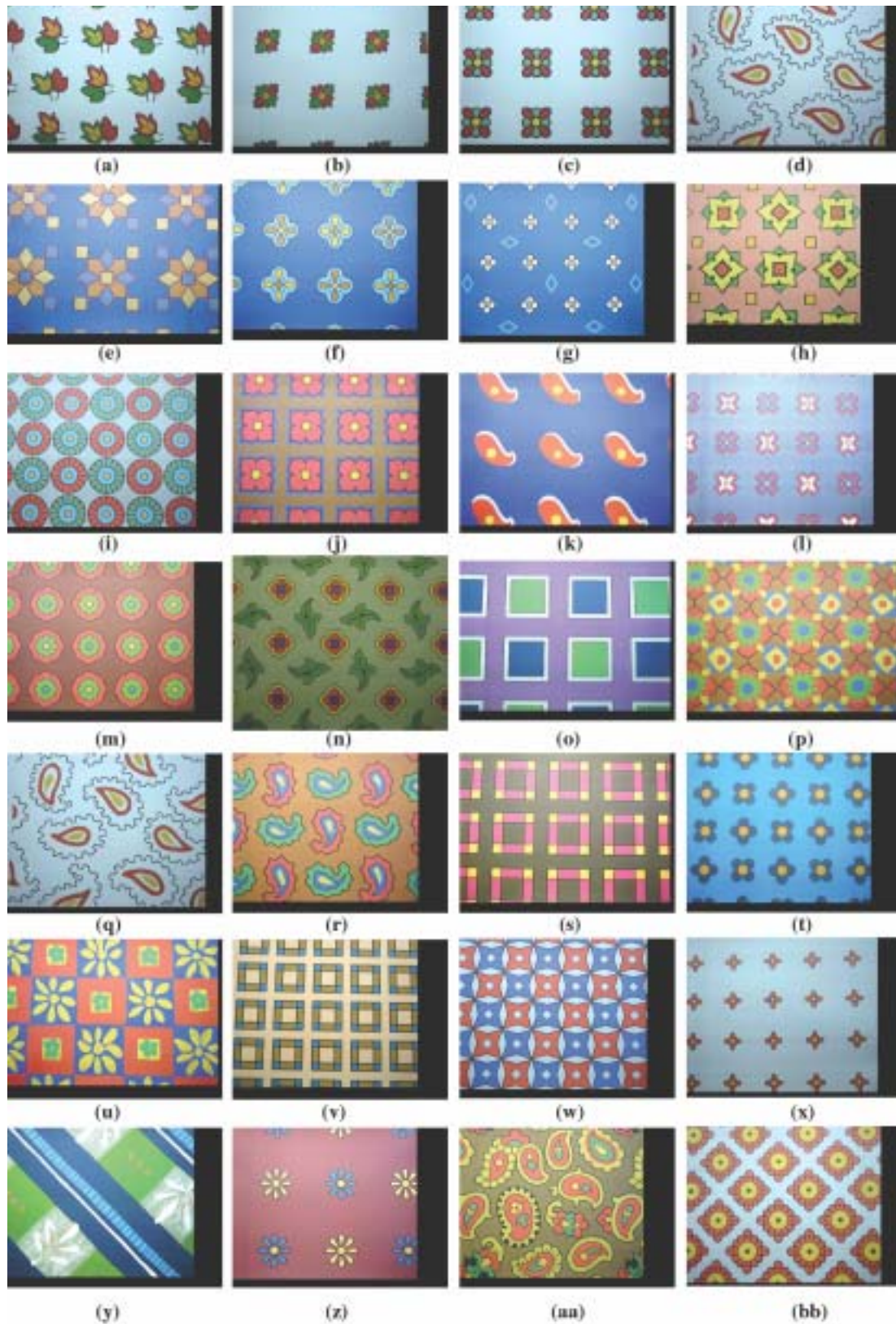


Figure 10. Les 28 tapisseries représentées par les images de la base de l'Université East Anglia. Le même illuminant et la même caméra ont été utilisés lors de l'acquisition de ces images.

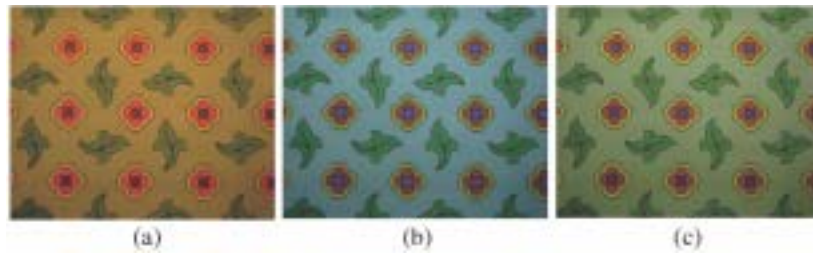


Figure 11. Les images (a)...(c) sont acquises par la même caméra et contiennent la même tapisserie éclairée avec un illuminant différent lors de l'acquisition de chaque image. Ces images sont similaires.

Ceci constitue l'une des raisons pour lesquelles aucun histogramme invariant ne fournit de résultats satisfaisants de reconnaissance d'objets avec cette base [24].

Afin de comparer les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants et ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques, nous utilisons le même protocole expérimental que celui décrit dans [24, 25].

Pour chacun de ces 4 sous-ensembles, chaque recherche d'images considère une image requête parmi les 28 images acquises par une caméra sous l'un des 3 illuminants, appelé illuminant requête. La recherche consiste à retrouver parmi les 28 images candidates acquises avec un illuminant candidat qui est différent de l'illuminant requête, l'image candidate similaire à l'image requête. Il y a 3×2 couples d'illuminants requête-candidat différents. Cette procédure est répétée pour chacune des 28 tapisseries. Finalement, 672 recherches sont réalisées ($28 \text{ tapisseries} \times 3 \times 2 \text{ couples d'illuminants requête-candidat} \times 4 \text{ caméras}$).

Pour chaque recherche, les 28 images candidates sont triées dans l'ordre décroissant des valeurs d'intersection entre leurs histogrammes invariants (respectivement spécifiques) et l'histogramme invariant (respectivement spécifique) de l'image requête considérée. Quand l'image candidate similaire à l'image requête est classée première, le résultat de reconnaissance est considéré comme parfait.

Pour pouvoir comparer les résultats obtenus à ceux présentés par Finlayson, nous utilisons le même critère, à savoir le pourcentage de reconnaissance moyen, noté *AMP* et calculé de la manière suivante :

$$AMP = \frac{1}{N_{recherche}} \times \sum_{i=1}^{N_{recherche}} \frac{N_{cand} - Rang(i)}{N_{cand} - 1}, \quad (28)$$

où $N_{recherche}$ est le nombre total de recherches ($N_{recherche} = 672$), N_{cand} est le nombre total d'images candidates analysées pour chaque recherche ($N_{cand} = 28$) et $Rang(i)$ est le rang obtenu par l'image candidate similaire à l'image requête lors de la i^{eme} recherche. Les résultats sont parfaits lorsque la valeur de l'*AMP* est égale à 100 %.

Le tableau 4 indique les pourcentages de reconnaissance moyens (*AMP*) obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants basés sur la normalisation «greyworld» [24], par l'intersection entre les histogrammes égalisés [25], et ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques. Comme le préconisent les auteurs, le nombre N est fixé à 16.

Le tableau 4 confirme que l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques fournit de meilleurs résultats que ceux obtenus par les intersections entre les histogrammes invariants. Comme il est difficile de dégager d'autres conclusions à partir de la seule valeur de l'*AMP*, examinons en détail les résultats obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques.

Le tableau 5 montre que l'image candidate similaire à l'image requête est classée première par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques dans 86,61 % des cas. Du fait que les distributions des vecteurs-couleur associés aux pixels dans plusieurs images de la base sont presque identiques, le score obtenu par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques peut être considéré comme satisfaisant.

Dans le cadre de la reconnaissance d'objets, il est fréquent que les images requête et candidate ne soient pas acquises par les mêmes caméras. Il est alors intéressant d'observer le comportement de notre méthode dans le cas où un changement de système d'acquisition vient s'ajouter au changement d'illuminant entre les acquisitions des images à comparer. Pour ce faire, nous reprenons la base de l'Université East Anglia.

Tableau 4. Pourcentages de reconnaissance moyens obtenus par les intersections entre les différents histogrammes sur la base de l'Université East Anglia. Changement d'illuminant seul. N est fixé à 16.

Intersection entre les	AMP
histogrammes invariants (normalisation «greyworld») [24]	93,96
histogrammes égalisés [25]	96,72
histogrammes couleur spécifiques	98,83

Tableau 5. Résultats de reconnaissance d'objets de la base de l'Université East Anglia obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques. Changement d'illuminant seul. N est fixé à 16.

	Rang = 1	Rang \leq 2	Rang \leq 3
Intersection entre les histogrammes couleur spécifiques	86,61	94,35	97,32

Tableau 6. Pourcentages de reconnaissance moyens obtenus par les intersections entre les différents histogrammes sur la base de l'Université East Anglia. Changement d'illuminant et changement de caméra. N est fixé à 16.

Intersection entre les	AMP
histogrammes invariants (normalisation «greyworld») [24]	92,77
histogrammes égalisés [25]	97,99
histogrammes couleur spécifiques	96,84

Chaque recherche d'images considère une image requête parmi les 28 images acquises par une caméra requête sous un illuminant requête. La recherche consiste à retrouver parmi les 28 images candidates acquises par une caméra candidate avec un illuminant candidat, l'image candidate similaire à l'image requête. Il y a 12×11 quadruplets composés des 2 illuminants requête-candidat différents et des 2 caméras requête-candidate différentes. Cette procédure est répétée pour chacune des 28 tapisseries. Finalement, 3696 recherches sont réalisées (28 tapisseries $\times 12 \times 11$ quadruplets d'illuminants et caméras requête-candidat).

Le tableau 6 indique les pourcentages de reconnaissance moyens (avec $N_{recherche} = 3696$ et $N_{cand} = 28$) obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants basés sur la normalisation «greyworld» [24], par l'intersection entre les histogrammes égalisés [25], et ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques. Comme le préconisent les auteurs, le nombre N est fixé à 16.

Les résultats du tableau 6 montrent que l'intersection entre les histogrammes couleur spécifiques fournit de meilleurs résultats que ceux obtenus par les intersections entre les histogrammes invariants, même lorsque le système d'acquisition n'est pas contrôlé. Ce tableau confirme l'apport de notre méthode de comparaison d'images basée sur l'intersection entre histogrammes spécifiques.

5.3. Discussion

L'amélioration de la qualité des résultats obtenus par notre procédure s'explique par les trois points principaux suivants.

Tout d'abord, le calcul des couples d'histogrammes couleur spécifiques est basé sur une hypothèse originale, l'hypothèse des plus proches mesures de rang qui est moins restrictive que l'hypothèse de conservation des mesures de rang. Ces différents résultats expérimentaux montrent le rôle essentiel de l'hypothèse à propos des conséquences d'un changement d'illuminant sur

les mesures de rang des pixels retenue pour définir la transformation des histogrammes couleur des images considérées.

Par ailleurs, les résultats de reconnaissance d'objets dépendent du nombre N de cellules des histogrammes mono-dimensionnels invariants ou spécifiques. Pour calculer les histogrammes invariants, la réduction du nombre de cellules de $(L)^3$ à $(N)^3$ est réalisée par une quantification uniforme des niveaux des composantes couleur. Cette quantification regroupe des cellules tout en négligeant la distribution des vecteurs-couleur représentant les pixels dans l'espace couleur (R, G, B) . Le calcul des couples d'histogrammes couleur spécifiques prend en compte la distribution des vecteurs-couleur, notamment lors de la sélection des couples de niveaux $(X_{req}^i(n), X_{cand}^i(n))$. Par conséquent, les couples d'histogrammes couleur spécifiques ne subissent pas une étape de quantification uniforme qui dégraderait la qualité de la représentation des distributions des vecteurs-couleur présents dans le couple d'images considérées. C'est pour cette raison que notre méthode conduit à de bons résultats de reconnaissance d'objets, que la valeur de N soit faible (16) ou élevée (256) (voir figure 9 page ??).

La stratégie de comparaison des images est le dernier élément d'explication de la qualité des résultats. Les histogrammes invariants sont déterminés en considérant les images requête et candidate indépendamment les unes des autres. Les résultats expérimentaux montrent que cette stratégie ne permet pas toujours de discriminer le cas où les images sont similaires du cas où elles sont différentes. La démarche que nous proposons est de considérer chaque couple constitué de l'image requête et de l'une des images candidates, puis de calculer le couple d'histogrammes couleur spécifiques à ce couple d'images. Cette stratégie est plus coûteuse en temps de calcul que celle adoptée par le calcul des histogrammes invariants, car elle nécessite le calcul du couple d'histogrammes couleur spécifiques pour chaque comparaison entre deux images. Les résultats prometteurs obtenus en suivant cette stratégie justifient le sur-coût en temps de calcul induit par l'analyse de chaque couple d'images.

6. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une approche originale pour répondre au problème de la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants. Plutôt que de calculer l'histogramme invariant de chaque image de la base, nous considérons chaque couple constitué de l'image requête et de l'une des images candidates. Pour chaque couple, la procédure proposée détermine le couple d'histogrammes couleur spécifiques aux deux images considérées.

Cette procédure est basée sur une nouvelle hypothèse sur les conséquences d'un changement d'illuminant sur les mesures de rang des pixels, l'hypothèse des plus proches mesures de rang. Elle suppose que lorsque les images sont similaires, les couples de pixels correspondants forment les couples qui ont les plus proches mesures de rang. Cette hypothèse est originale car elle ne considère pas indépendamment chaque image de composante, mais tient compte des mesures de rang des pixels dans chacun des trois couples d'images de composante.

Les résultats expérimentaux montrent l'intérêt de notre démarche qui consiste à calculer le couple d'histogrammes spécifiques à chaque couple d'images, de telle sorte que dans le cas d'images similaires, leur intersection soit plus élevée que dans le cas où elles sont différentes. La détermination du couple d'histogrammes couleur spécifiques passe par le calcul des trois couples d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques. Chacun de ces couples est déterminé de sorte que leur intersection atteigne une valeur élevée, que les images soient similaires ou différentes. Quand les images sont similaires, ces couples d'histogrammes mono-dimensionnels spécifiques permettent de «réduire» les effets de changements d'illuminant sur le couple d'histogrammes couleur spécifiques.

Par ailleurs, les résultats de reconnaissance d'objets pourraient être améliorés en exploitant des signatures qui prendraient en compte simultanément les distributions des vecteurs-couleur et les interactions spatiales entre les pixels. Ces signatures spatio-colorimétriques, telles que les matrices de co-occurrences couleur [29], ont été appliquées pour la reconnaissance de personnes [30] et l'identification de véhicules se déplaçant sur autoroute [31].

La procédure proposée s'applique à la reconnaissance d'objets lorsque les images contiennent un seul objet observé dans des conditions identiques. Nous travaillons actuellement à la généralisation du calcul d'histogrammes couleur spécifiques de manière à reconnaître des objets contenus dans des images qui représentent plusieurs objets. Cette méthode pourrait être alors exploitée par des systèmes de recherche d'images par le contenu, où les conditions d'acquisition des images considérées ne sont pas contrôlées.

Références

- [1] A. TREMEAU, C. FERNANDEZ-MALOIGNE, P. BONTON, Image couleur de l'acquisition au traitement, Éditions Dunod, Paris, 2004.
- [2] S. TABBONE, L. WENDLING, Color and grey level object retrieval using a 3D representation of force histogram, *Image and Vision Computing* 21 (6), 483–495, (2003).
- [3] B. MANJUNATH, W. MA, Texture features for browsing and retrieval of image data, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 18(8), 837–842, (1996).
- [4] A. SMEULDERS, T. GEVERS, Pictoseek combining color and shape invariant features for image retrieval, *IEEE Trans. on Image Processing* 9(1), 102–119, (2000).
- [5] M. C. LARABI, N. RICHARD, C. FERNANDEZ, L. MACAIRE, Aide au diagnostic pour les cancers de peau basée sur une indexation par la couleur, la texture et la peau, in *Actes de ICISP'2001 Int. Conf. on Image and Signal Processing.*, Agadir (Maroc), 1055–1062, 2001.
- [6] R. SCHETTINI, G. CIOCCA, S. ZUFFI, Ch. A, SURVEY of methods for colour image indexing and retrieval in image databases, Title of the book *Color Imaging Science Exploiting Digital Media*, Authors of the book R. Luo and L. MacDonald, J. Wiley Eds., 2001.
- [7] M. J. SWAIN, D. H. BALLARD, Color indexing, *Int. Journal of Computer Vision* 7 (1), 11–32, (1991).
- [8] B. SCHIELE, Object recognition using multidimensional receptive field histograms, Phd thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble (1997).
- [9] G. SHARMA, H. J. TRUSSELL, Digital color imaging, *IEEE Trans. on Image Processing* 6 (7), 901–932, (1997).
- [10] B. FUNT, G. FINLAYSON, Color constant color indexing, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17 (5), 522–529 (1995).
- [11] Y. RUBNER, C. TOMASI, L. GUIBAS, A metric for distributions with applications to image databases, in *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, Bombay, India, 59–66, 1998.
- [12] S. COHEN, L. GUIBAS, The earth mover's distance under transformation sets, in *Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision*, Vol. 2, IEEE Computer Society, 1076–1083, 1999.
- [13] L. MACAIRE, D. MUSELET, Invariants couleur - méthodes et applications, in *Actes de l'Ecole de Printemps du GDR ISIS Operation Imagerie Couleur*, Dijon, 2003.
- [14] G. FINLAYSON, S. HORDLEY, P. HUBEL, Illuminant estimation for object recognition, *Color Research and Application* 27(4), 260–270, (2002).
- [15] G. FINLAYSON, S. HORDLEY, P. HUBEL, Color by correlation a simple, unifying framework for color constancy, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 23(11), 1209–1221, (2001).
- [16] T. GEVERS, A. W. M. SMEULDERS, Color-based object recognition, *Pattern Recognition* 32 (3), 453–464, (1999).
- [17] G. FINLAYSON, S. CHATTERJEE, B. FUNT, Color angle invariants for object recognition, in *Proc. of the IS&T/SID 3rd Color Imaging Conf.*, Scottsdale (USA), 44–47, 1995.
- [18] T. GEVERS, A. SMEULDERS, Content-based image retrieval by viewpoint-invariant color indexing, *Image and Vision Computing* 17, 475–488, (1999).
- [19] R. GERSHON, A. D. JEPSON, J. K. TSOTSOS, From [r,g,b] to surface reflectance computing color constant descriptors in images, *Perception*, 755–758, (1988).
- [20] R. LENZ, L. TRAN, P. MEER, Moment based normalization of color images, in *Proc. of the IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing*, Copenhagen (Danemark), 129–132, 1999.
- [21] Z. LIN, J. WANG, K. MA, Using eigencolor normalization for illumination-invariant color object recognition, *Pattern Recognition* 35 (11), 2629–2642, (2002).
- [22] T. GEVERS, A. W. M. SMEULDERS, A comparative study of several color models for color image invariant retrieval, in *Proc. of the*

- 1st Int. Workshop on the Image Databases and Multi-Media Search, Amsterdam (Pays-Bas), 17–26, 1996.
- [23] B. FUNT, K. BARNARD, L. MARTIN, Is machine colour constancy good enough?, in Proc. of the 5th European Conf. on Computer Vision, Freiburg (Allemagne), 445–459, 1998.
- [24] G. FINLAYSON, G. SCHAEFER, Colour indexing across devices and viewing conditions, in Proc. of the 2nd Int. Workshop on Content-based MultiMedia Indexing, Brescia (Italie), 215–221, 2001.
- [25] G. FINLAYSON, S. HORDLEY, G. SCHAEFER, G. TIAN, Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation, in Proc. of the IS&T/SID 11th Color Imaging Conf., Scottsdale (USA), 205–211, 2003.
- [26] P. MONTESINOS, V. GOUET, R. DERICHE, Differential invariants for color images, in Proc. of the Int. Conf. on Pattern Recognition, Vol. 1, Brisbane (Australie), 838–840, 1998.
- [27] D. MUSELET, L. MACAIRE, P. BONNET, J. G. POSTAIRE, Reconnaissance d'objets grâce à l'analyse des composantes, in Actes du GRETSI'03 Colloque sur le Traitement du Signal et des Images., Vol. 3, Paris, 30–33, 2003.
- [28] D. MUSELET, L. MACAIRE, P. BONNET, J. G. POSTAIRE, Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par analyse d'histogrammes invariants et adaptés, in Actes de CORESA'2004 Journées d'études et d'échanges COMpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels, Villeneuve d'Ascq, 2004, 203–206.
- [29] M. SKRZYPNIAK, L. MACAIRE, J. G. POSTAIRE, Indexation d'images de personnes par analyse de matrices de co-occurrences couleur, in Actes de CORESA'2000 Journées d'études et d'échanges COMpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels, Poitiers, 411–418, 2000.
- [30] D. MUSELET, L. MACAIRE, J. G. POSTAIRE, Color person image indexing and retrieval, Machine Graphics and Vision 11 (2/3), 257–283, (2002) .
- [31] D. MUSELET, C. MOTAMED, L. MACAIRE, J. G. POSTAIRE, Co-occurrence matrices of color feature vectors for multi-camera vehicle identification, in Proc. of the Int. Conf. on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, Ghent (Belgique), 22–29, 2003.

S



Damien **Muselet**

Damien Muselet, Ingénieur (école des Mines de Douai, France, 2001), prépare une thèse de Doctorat en Automatique et Informatique Industrielle à l'Université des Sciences et Technologies de Lille. Membre du Laboratoire LAGIS, ses travaux de recherche portent sur la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par analyse de la couleur.



Pierre **Bonnet**

Pierre Bonnet, Ingénieur (ISEN, Lille, France 1973), Docteur-Ingénieur en Automatique (Université des Sciences et Technologies de Lille, 1980) est Maître de Conférences à l'UFR d'IEEA de l'Université des Sciences et Technologies de Lille. Il est membre du Laboratoire LAGIS et participe aux travaux de recherche de l'équipe « Vision et Image », essentiellement dans le domaine de l'apport de la couleur dans l'analyse d'images.



Ludovic **Macaire**

Ludovic Macaire, Ingénieur (UTC Compiègne, France, 1988), Docteur en Automatique et Informatique Industrielle (Université des Sciences et Technologies de Lille, 1993) est Maître de Conférences habilité à diriger des recherches à l'UFR d'IEEA de l'Université des Sciences et Technologies de Lille. Membre du Laboratoire LAGIS, ses travaux de recherche portent sur l'exploitation de la couleur pour la segmentation et l'analyse d'images.



Jack-Gérard **Postaire**

Jack-Gérard Postaire, Ingénieur (I.D.N., 1970) et Docteur es Sciences (USTL, 1981) est Professeur en Automatique à l'Institut Universitaire de Technologie de Lille depuis 1982. Il est auteur ou co-auteur de plus de 250 conférences et de près de 100 articles scientifiques. Il a dirigé ou co-dirigé plus de 60 thèses et autant de projets scientifiques, principalement dans le domaine de l'analyse des données, de la classification automatique et du traitement et de l'analyse des images numériques.