

*Numéro attribué par la bibliothèque : —*

**THÈSE**

pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LILLE 1**

***Discipline : Automatique et Informatique Industrielle***

Présentée et soutenue publiquement

par

**Damien MUSELET**

le — 2005

---

***Reconnaissance automatique d'objets sous éclairage  
non contrôlé par analyse d'images couleur***

---

**JURY :**

|                      |  |
|----------------------|--|
| Olivier Colot        | Professeur à l'USTL,<br>Président de Jury                              |
| Fabrice Heitz        | Professeur à l'Université Louis Pasteur de Strasbourg,<br>Rapporteur   |
| Patrick Lambert      | Maître de Conférences habilité à l'Université de Savoie,<br>Rapporteur |
| Pierre Bonnet        | Maître de Conférences à l'USTL,<br>Examineur                           |
| Cina Motamed         | Maître de Conférences à l'Université du Littoral,<br>Examineur         |
| Ludovic Macaire      | Maître de Conférences habilité à l'USTL,<br>Co-directeur de recherche  |
| Jack-Gérard Postaire | Professeur à l'USTL,<br>Co-directeur de recherche                      |

# Remerciements

Je tiens , tout d'abord, à remercier **Jack-Gérard Postaire** et **Ludovic Macaire** qui ont encadré mes travaux depuis que je suis en DEA. Merci à Monsieur Postaire pour ses encouragements et sa rigueur scientifique. Merci à Ludovic pour sa disponibilité, ses conseils et ses idées qui ont permis de faire aboutir ce travail.

J'exprime également mes vifs remerciements à **Fabrice Heitz** et **Patrick Lambert** pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse, à **Pierre Bonnet** et **Cina Motamed** pour en avoir été les examinateurs et à **Olivier Colot** pour avoir assumé le rôle de président du jury.

En parallèle à la recherche, l'enseignement fut aussi une activité passionnante. Et dans ce domaine, c'est à **Claudine Lecocq** que revient toute ma reconnaissance pour m'avoir permis de réaliser des enseignements aussi variés qu'intéressants. J'ai pris beaucoup de plaisir à travailler à ses côtés.

Je tiens finalement à remercier tous ceux que j'ai pu côtoyer pendant ces années aux laboratoires *I3D* puis *LAGIS*, ainsi qu'à l'école Polytech'Lille. J'adresse un merci tout particulier aux chercheurs de la salle 302 : **Sharam Bahrami**, **François Cabestaing**, **Luc Duvieubourg**, **Aymeric Gillet**, **Olivier Losson**, **Ludovic Macaire**, **Madain Perez**, **Nicolas Vandembroucke** et **Christophe Vieren** qui par leur sympathie, leur passion du sport (ou du billard, ou de la bière...), leur altruisme, leur tolérance, leur engagement citoyen et leur ouverture d'esprit ont largement contribué à rendre ces années de thèse très agréables et enrichissantes tant sur le plan scientifique que personnel.

# Table des matières

|   |           |
|---|-----------|
| <b>Remerciements</b>  | <b>3</b>  |
| <b>Abréviations et notations</b>  | <b>11</b> |
| <b>Publications</b>   | <b>21</b> |
| <b>Introduction</b>   | <b>25</b> |
| <b>Chapitre 1. De l'objet à l'image numérique couleur</b>                               | <b>29</b> |
| 1.1 Introduction . . . . .  | 29        |
| 1.2 Perception et mesure de la couleur . . . . .  | 30        |
| 1.2.1 Perception de la couleur . . . . .  | 30        |
| 1.2.1.1 Interaction lumière / matière : formation d'un stimulus de<br>couleur . . . . . | 31        |
| <i>La source lumineuse</i> . . . . .  | 31        |
| <i>Le matériau</i> . . . . .  | 32        |
| <i>Le stimulus de couleur</i> . . . . .   | 33        |
| 1.2.1.2 Interprétation du stimulus de couleur . . . . .                                 | 35        |
| 1.2.2 Mesure de la couleur . . . . .  | 37        |
| 1.2.2.1 Du stimulus couleur à ses composantes trichromatiques . . .                     | 37        |
| 1.2.2.2 Représentation d'un stimulus de couleur dans l'espace couleur                   | 38        |
| 1.3 Acquisition d'une image numérique couleur . . . . .                                 | 40        |
| 1.3.1 Définition d'une image numérique couleur . . . . .                                | 41        |
| 1.3.2 Les caméras matricielles couleur . . . . .  | 41        |
| 1.3.2.1 Descriptif . . . . .  | 41        |
| 1.3.2.2 Caméra mono-CCD . . . . .   | 42        |
| 1.3.2.3 Acquisition d'images couleur par caméra tri-CCD . . . . .                       | 42        |

|  |  |           |
|--|--|-----------|
| 1.3.3  | Couleur des pixels et éclairage . . . . .  | 44        |
| 1.4  | Extraction des objets . . . . .  | 45        |
| 1.4.1  | Analyse dans l'espace couleur . . . . .  | 46        |
| 1.4.2  | Analyse dans le plan image . . . . .   | 46        |
| 1.5  | Conclusion . . . . .   | 48        |
| <b>Chapitre 2. Reconnaissance d'objets par analyse de la couleur</b>   |  | <b>49</b> |
| 2.1  | Principe de la reconnaissance d'objets . . . . .   | 49        |
| 2.2  | Signatures d'images pour la reconnaissance d'objets . . . . .                                | 51        |
| 2.2.1  | Cahier des charges lié à la nature des images . . . . .                                      | 51        |
| 2.2.2  | Cahier des charges lié à l'exploitation d'un système de reconnaissance<br>d'objets . . . . . | 52        |
| 2.3  | Histogrammes couleur . . . . .   | 52        |
| 2.3.1  | Distances relatives aux populations de pixels . . . . .                                      | 53        |
| 2.3.2  | Intersection entre histogrammes . . . . .  | 54        |
| 2.3.3  | Intersections entre histogrammes et reconnaissance d'objets . . . . .                        | 55        |
| 2.4  | Histogramme couleur et informations spatiales . . . . .                                      | 59        |
| 2.5  | Répartition spatiale globale de pixels . . . . .   | 60        |
| 2.6  | Interactions locales entre pixels . . . . .  | 63        |
| 2.7  | Conclusion . . . . .   | 65        |
| <b>Chapitre 3. Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé</b> |  | <b>67</b> |
| 3.1  | Introduction . . . . .   | 67        |
| 3.1.1  | Changement d'illuminant . . . . .  | 67        |
| 3.1.2  | Modèle de changement d'illuminant . . . . .  | 67        |
| 3.1.3  | Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé . . . . .                                | 68        |
| 3.1.4  | Comparaison d'histogrammes sous éclairage non contrôlé . . . . .                             | 69        |
| 3.1.5  | Plan . . . . .   | 70        |
| 3.2  | Signatures d'images invariantes . . . . .  | 71        |
| 3.2.1  | Estimation de la réflectance spectrale . . . . .   | 72        |
| 3.2.2  | Éclairage canonique . . . . .  | 73        |
| 3.2.3  | Calcul itératif . . . . .  | 73        |
| 3.2.4  | Prise en compte du voisinage . . . . .   | 74        |
| 3.3  | Signatures invariantes . . . . .   | 77        |

|  |  |           |
|--|--|-----------|
| 3.3.1  | Structures dérivées de l'histogramme . . . . .   | 77        |
| 3.3.2  | Structures originales . . . . .  | 78        |
| 3.4  | Signatures invariantes par transformation de signatures couleur . . . . .                  | 80        |
| 3.4.1  | Signature invariante . . . . .   | 80        |
| 3.4.2  | Transformations par tables de correspondance tri-dimensionnelles . . . . .                 | 80        |
| 3.4.2.1  | Histogramme invariant . . . . .  | 80        |
| 3.4.2.2  | Tables de correspondance tri-dimensionnelles . . . . .                                     | 81        |
| 3.4.3  | Transformation par tables de correspondance mono-dimensionnelles . . . . .                 | 82        |
| 3.4.3.1  | Les histogrammes invariants . . . . .  | 83        |
| 3.4.3.2  | Les matrices de co-occurrences invariantes . . . . .                                       | 83        |
| 3.4.3.3  | Les tables de correspondance mono-dimensionnelles . . . . .                                | 83        |
| 3.5  | Tests expérimentaux parus dans la littérature . . . . .                                    | 85        |
| 3.6  | Conclusion . . . . .   | 86        |
| <b>Chapitre 4. Changement d'illuminant et mesures de rang des pixels-objet</b> |  | <b>89</b> |
| 4.1  | Introduction . . . . .   | 89        |
| 4.2  | Hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique des pixels-objet              | 90        |
| 4.2.1  | Modèle de changement d'illuminant de Finlayson . . . . .                                   | 90        |
| 4.2.2  | Mesures de rang colorimétrique . . . . .   | 91        |
| 4.2.2.1  | Mesures de rang colorimétrique des pixels . . . . .  | 91        |
| 4.2.2.2  | Mesures de rang colorimétrique des niveaux . . . . .                                       | 92        |
| 4.2.3  | Hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique . . . . .                     | 92        |
| 4.2.4  | Vérification de l'hypothèse avec des images couleur similaires . . . . .                   | 93        |
| 4.3  | Hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique des pixels-objet . . . . .       | 95        |
| 4.3.1  | Extension du modèle de Finlayson . . . . .   | 95        |
| 4.3.2  | Définitions : couples de niveaux et couples d'intervalles proches . . . . .                | 95        |
| 4.3.3  | Hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique . . . . .                        | 98        |
| 4.3.4  | Vérification de l'hypothèse avec des images couleur similaires . . . . .                   | 99        |
| 4.4  | Hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique . . . . .                 | 100       |
| 4.4.1  | Mesures de rang spatio-colorimétrique . . . . .  | 100       |
| 4.4.1.1  | Définition . . . . .   | 100       |
| 4.4.1.2  | Mesures de rang spatio-colorimétrique et matrices de co-occurrences chromatiques . . . . . | 102       |

|   |  |            |
|---|--|------------|
| 4.4.1.3   | Mesures de rang spatio-colorimétrique et histogramme des co-occurrences . . . . .        | 103        |
| 4.4.1.4   | Propriétés particulières des mesures de rang spatio-colorimétrique                       | 105        |
| 4.4.2   | Définitions : couples de niveaux et couples d'intervalles spatialement proches . . . . . | 106        |
| 4.4.3   | Hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique . . .                   | 108        |
| 4.4.4   | Vérification de l'hypothèse avec des images couleur similaires . . . . .                 | 109        |
| 4.5   | Conclusion . . . . .   | 110        |
| <b>Chapitre 5. Signatures adaptées aux couples d'images</b> |  | <b>111</b> |
| 5.1   | Introduction . . . . .   | 111        |
| 5.2   | Histogrammes couleur égalisés . . . . .  | 112        |
| 5.2.1   | Approche . . . . .   | 112        |
| 5.2.2   | Exemple . . . . .  | 114        |
| 5.3   | Histogrammes adaptés aux couples d'images . . . . .                                      | 115        |
| 5.3.1   | Couples d'histogrammes adaptés aux couples d'images . . . . .                            | 115        |
| 5.3.2   | Couples de tables de correspondance monodimensionnelles . . . . .                        | 116        |
| 5.3.3   | Sélection des couples de niveaux . . . . .   | 118        |
| 5.3.3.1   | Recherche des couples de niveaux proches . . . . .                                       | 118        |
| 5.3.3.2   | Sélection des $(N - 1)$ couples $(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$ . . . . .                | 119        |
| 5.3.4   | Exemple . . . . .  | 120        |
| 5.4   | Matrices de co-occurrences adaptées aux couples d'images . . . . .                       | 122        |
| 5.4.1   | Couples de matrices de co-occurrences adaptées aux couples d'images .                    | 122        |
| 5.4.2   | Couples de tables de correspondance monodimensionnelles . . . . .                        | 124        |
| 5.4.3   | Sélection des couples de niveaux . . . . .   | 126        |
| 5.4.4   | Exemple . . . . .  | 126        |
| 5.5   | Discussion . . . . .   | 128        |
| 5.5.1   | Adaptation marginale / discrimination vectorielle . . . . .                              | 128        |
| 5.5.2   | Complexité de la procédure . . . . .   | 131        |
| 5.6   | Conclusion . . . . .   | 132        |
| <b>Chapitre 6. Résultats expérimentaux</b>                  |  | <b>135</b> |
| 6.1   | Introduction . . . . .   | 135        |
| 6.2   | Reconnaissance d'objets sur des bases d'images publiques . . . . .                       | 135        |

|   |   |            |
|---|---|------------|
| 6.2.1   | Base 1998 de l'Université Simon Fraser . . . . .                        | 136        |
| 6.2.2   | Base 2002 de l'université Simon Fraser . . . . .                        | 138        |
| 6.2.3   | Base de l'Université East Anglia . . . . .                              | 140        |
| 6.2.4   | Analyse des résultats . . . . .   | 141        |
| 6.3   | Conclusion . . . . .  | 144        |
| <b>Conclusion et perspectives</b>                       |   | <b>147</b> |
| <b>Annexe A. Les modèles de changement d'illuminant</b> |   | <b>153</b> |
| A.1   | Hypothèses de base . . . . .  | 153        |
| A.1.1   | Hypothèses sur la formation de la couleur . . . . .                     | 153        |
| A.1.1.1   | Hypothèse 1 : Modèle de Shafer de formation de la couleur .             | 153        |
| A.1.1.2   | Hypothèse 2 : Modèle Lambertien de formation de la couleur              | 154        |
| A.1.2   | Hypothèse sur les propriétés de réflexion des éléments de surface . . . | 154        |
| A.1.2.1   | Hypothèse 3 : Réflectance spéculaire . . . . .                          | 154        |
| A.1.3   | Hypothèses sur les caractéristiques des capteurs de la caméra . . . . . | 154        |
| A.1.3.1   | Hypothèse 4 : Intégrale des courbes de sensibilité spectrale .          | 154        |
| A.1.3.2   | Hypothèse 5 : Bandes-passantes des capteurs . . . . .                   | 154        |
| A.1.4   | Hypothèses sur les caractéristiques de l'illuminant . . . . .           | 155        |
| A.1.4.1   | Hypothèse 6 : Equation de Planck . . . . .                              | 155        |
| A.1.4.2   | Hypothèse 7 : Décomposition en deux termes . . . . .                    | 155        |
| A.1.4.3   | Hypothèse 8 : Illuminant constant localement . . . . .                  | 155        |
| A.1.4.4   | Hypothèse 9 : Variations locales de couleur . . . . .                   | 156        |
| A.1.4.5   | Hypothèse 10 : Illuminant constant sur tout l'objet . . . . .           | 156        |
| A.1.4.6   | Hypothèse 11 : Illuminant blanc . . . . .                               | 156        |
| A.2   | Modèles classiques de changement d'illuminant . . . . .                 | 156        |
| A.2.1   | Modèle 1 . . . . .  | 157        |
| A.2.2   | Modèle 2 . . . . .  | 158        |
| A.2.3   | Modèle 3 . . . . .  | 159        |
| A.2.4   | Modèle 4 . . . . .  | 160        |
| A.2.5   | Modèle 5 . . . . .  | 161        |
| A.2.6   | Modèle 6 . . . . .  | 162        |
| A.2.7   | Modèle 7 . . . . .  | 163        |
| A.3   | Conditions de validité des modèles de changement d'illuminant . . . . . | 163        |

|   |            |
|---|------------|
| <b>Annexe B. Les applications</b>         | <b>165</b> |
| B.1 Reconnaissance de personnes . . . . . | 165        |
| B.2 Identification de véhicules . . . . . | 168        |
| B.3 Conclusion . . . . .                  | 170        |
| <b>Bibliographie</b>                      | <b>171</b> |



# Abréviations et notations

## Abréviations

---

|     |  |
|-----|--|
| CIE | Commission Internationale de l'Éclairage |
| CCD | Charged Coupled Device                   |

## Notations relatives aux illuminants

---

|                                |   |
|--------------------------------|---|
| $\lambda$                      | Longueur d'onde, en mètres (m) ou en nanomètres (nm)  |
| $E(\lambda)$                   | Répartition spectrale relative d'énergie d'une source lumineuse   |
| $d_{GEV}(P)$                   | Distance entre la source d'éclairage et l'élément de surface observé par le pixel $P$   |
| $E_{GEV}[\mathbf{I}](\lambda)$ | Courbe spectrale associée à l'illuminant $E$ qui est identique pour tous les éléments de surface d'un objet représenté par une image $\mathbf{I}$ (Hypothèse de Gevers [GS99a]) |

## Notations relatives aux matériaux

---

|                     |  |
|---------------------|--|
| $\beta(\lambda)$    | Réflectance spectrale diffuse des matériaux réfléchissant de la lumière    |
| $F_{spec}(\lambda)$ | Réflectance spectrale spéculaire des matériaux réfléchissant de la lumière |

## Notations relatives aux capteurs

---

|             |   |
|-------------|---|
| $i_{RVB}$   | Valeur de l'intégrale des courbes de sensibilités spectrales des capteurs d'une caméra lorsque l'hypothèse de Gevers est vérifiée [GS00]        |
| $\lambda^k$ | Unique longueur d'onde à laquelle le capteur de sensibilité spectrale $k(\lambda)$ est sensible lorsque l'hypothèse de Funt est vérifiée [FF95] |

## Notations relatives à la formation de la couleur

---

|                            |  |
|----------------------------|--|
| $\alpha$                   | Angle d'observation d'un élément de surface, en degrés (°)   |
| $\theta$                   | Angle formé par la direction du rayon incident et la normale à la surface, en degrés (°)                       |
| $C(\lambda)$               | Stimulus de couleur réfléchi par un matériau   |
| $C_{\lambda_i}(\lambda)$   | Stimulus de couleur monochromatique de longueur d'onde $\lambda_i$   |
| $C_{dif}(\lambda)$         | Stimulus de couleur réfléchi de manière diffuse par un matériau  |
| $C_{spec}(\lambda)$        | Stimulus de couleur réfléchi de manière spéculaire par un matériau   |
| $m_{dif}(\theta)$          | Fonction de pondération qui intervient dans le calcul d'un stimulus de couleur obtenu par réflexion diffuse    |
| $m_{spec}(\theta, \alpha)$ | Fonction de pondération qui intervient dans le calcul d'un stimulus de couleur obtenu par réflexion spéculaire |

## Notations relatives à la mesure de la couleur

|                         |   |
|-------------------------|---|
| $[R]$                   | Couleur primaire rouge  |
| $[V]$                   | Couleur primaire verte  |
| $[B]$                   | Couleur primaire bleue  |
| $\{[R],[V],[B]\}$       | Système de couleurs primaires rouge, verte et bleue   |
| $[R_C]$                 | Couleur primaire rouge définie par la CIE   |
| $[V_C]$                 | Couleur primaire verte définie par la CIE   |
| $[B_C]$                 | Couleur primaire bleue définie par la CIE   |
| $\{[R_C],[V_C],[B_C]\}$ | Système de couleurs primaires rouge, verte et bleue défini par la CIE   |
| $R(\lambda_i)$          | Valeur d'intensité de la couleur primaire rouge qui contribue à l'égalisation visuelle avec le stimulus de couleur $C_{\lambda_i}(\lambda)$ |
| $V(\lambda_i)$          | Valeur d'intensité de la couleur primaire verte qui contribue à l'égalisation visuelle avec le stimulus de couleur $C_{\lambda_i}(\lambda)$ |
| $B(\lambda_i)$          | Valeur d'intensité de la couleur primaire bleue qui contribue à l'égalisation visuelle avec le stimulus de couleur $C_{\lambda_i}(\lambda)$ |
| $R(\lambda)$            | Fonction colorimétrique qui correspond à la couleur primaire $[R]$ ou réponse spectrale du filtre rouge de la caméra                        |
| $V(\lambda)$            | Fonction colorimétrique qui correspond à la couleur primaire $[V]$ ou réponse spectrale du filtre vert de la caméra                         |
| $B(\lambda)$            | Fonction colorimétrique qui correspond à la couleur primaire $[B]$ ou réponse spectrale du filtre bleu de la caméra                         |
| $R_C(\lambda)$          | Fonction colorimétrique qui correspond à la couleur primaire $[R_C]$  |
| $V_C(\lambda)$          | Fonction colorimétrique qui correspond à la couleur primaire $[V_C]$  |
| $B_C(\lambda)$          | Fonction colorimétrique qui correspond à la couleur primaire $[B_C]$  |
| $C^R$                   | Niveau de composante couleur rouge du stimulus de couleur $C(\lambda)$ dans le système de couleurs primaires $\{[R],[V],[B]\}$              |
| $C^V$                   | Niveau de composante couleur verte du stimulus de couleur $C(\lambda)$ dans le système de couleurs primaires $\{[R],[V],[B]\}$              |
| $C^B$                   | Niveau de composante couleur bleue du stimulus de couleur $C(\lambda)$ dans le système de couleurs primaires $\{[R],[V],[B]\}$              |
| $C^r$                   | Niveau de composante de chromaticité rouge du stimulus de couleur $C(\lambda)$ dans le système de couleurs primaires $\{[R],[V],[B]\}$      |
| $C^v$                   | Niveau de composante de chromaticité verte du stimulus de couleur $C(\lambda)$ dans le système de couleurs primaires $\{[R],[V],[B]\}$      |
| $fac$                   | Facteur de normalisation des composantes trichromatiques d'un stimulus de couleur   |
| $\vec{R}$               | vecteur directeur normé qui représente l'axe rouge dans l'espace de couleur   |
| $\vec{V}$               | vecteur directeur normé qui représente l'axe vert dans l'espace de couleur  |
| $\vec{B}$               | vecteur directeur normé qui représente l'axe bleu dans l'espace de couleur  |

## Notations relatives aux images

---

|                              |  |
|------------------------------|--|
| $\mathbf{I}$                 | Image numérique couleur  |
| $\mathbf{I}_{\text{req}}$    | Image couleur requête  |
| $\mathbf{I}_{\text{cand}_i}$ | $i^{\text{ème}}$ image couleur candidate   |
| $X$                          | Largeur de l'image   |
| $Y$                          | Hauteur de l'image   |
| $x$                          | Abscisse dans le plan image  |
| $y$                          | Ordonnée dans le plan image  |
| $\mathbf{C}(x, y)$           | Point-couleur associé au pixel de coordonnées $(x, y)$ dans l'image  |
| $I^R$                        | Image de composante rouge dans laquelle les pixels sont caractérisés par leur niveau de composante rouge   |
| $I^V$                        | Image de composante verte dans laquelle les pixels sont caractérisés par leur niveau de composante verte   |
| $I^B$                        | Image de composante bleue dans laquelle les pixels sont caractérisés par leur niveau de composante bleue   |
| $E[\mathbf{I}](\lambda)$     | Répartition spectrale relative d'énergie de la source lumineuse qui éclaire tous les éléments de surface observés par les pixels d'une même image $\mathbf{I}$ lorsque l'hypothèse de Buchsbaum est vérifiée [Buc80] |
| $med_{12}^k[\mathbf{I}]$     | Niveau médian dans la composante couleur $k$ , $k = R, V, B$ , calculé sur tous les pixels de l'image $\mathbf{I}$   |
| $med_{14}^k[\mathbf{I}]$     | Niveau médian dans la composante couleur $k$ , $k = R, V, B$ , calculé sur la moitié des pixels caractérisés par les niveaux les plus faibles dans l'image $\mathbf{I}$  |
| $med_{34}^k[\mathbf{I}]$     | Niveau médian dans la composante couleur $k$ , $k = R, V, B$ , calculé sur la moitié des pixels caractérisés par les niveaux les plus élevés dans l'image $\mathbf{I}$   |
| $moyenne^k[\mathbf{I}]$      | Moyenne des niveaux de composante $k$ , $k = R, V, B$ , des pixels de l'image $\mathbf{I}$   |
| $a$                          | Coefficient de changement de résolution spatiale entre deux images   |
| $Rc^k[\mathbf{I}](P)$        | Mesure de rang colorimétrique du pixel-objet $P$ dans l'image de composante $I^k$  |
| $Rc^k[\mathbf{I}](l)$        | Mesure de rang colorimétrique du niveau $l$ dans l'image de composante $I^k$   |
| $Rsc^k[\mathbf{I}](P)$       | Mesure de rang spatio-colorimétrique du pixel-objet $P$ dans l'image de composante $I^k$   |
| $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$       | Mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau $l$ dans l'image de composante $I^k$  |

## Notations relatives aux pixels

---

|                           |   |
|---------------------------|---|
| $P$                       | Pixel dans une image  |
| $P_p$                     | $p^{\text{ième}}$ pixel constituant un chemin ayant pour origine le pixel $P$ dans la procédure du retinex                |
| $P_{cand}$                | Pixel dans une image candidate  |
| $P_{req}$                 | Pixel dans une image requête  |
| $Q_{cand}$                | Pixel dans une image candidate  |
| $Q_{req}$                 | Pixel dans une image requête  |
| $P_{vois}$                | Pixel qui est l'un des 8 voisins du pixel $P$   |
| $V_{3 \times 3}(P)$       | Voisinage $3 \times 3$ du pixel $P$   |
| $C(P)$                    | Point-couleur associé au pixel $P$  |
| $C^R(P)$                  | Niveau de composante couleur rouge associé au pixel $P$   |
| $C^V(P)$                  | Niveau de composante couleur verte associé au pixel $P$   |
| $C^B(P)$                  | Niveau de composante couleur bleue associé au pixel $P$   |
| $C^r(P)$                  | Niveau de chromaticité rouge associé au pixel $P$   |
| $C^v(P)$                  | Niveau de chromaticité verte associé au pixel $P$   |
| $C_{moy-4c}^k(P)$         | Moyenne des niveaux de composante couleur $k$ des 4 pixels voisins de $P$   |
| $C_{moy-8c}^k(P)$         | Moyenne des niveaux de composante couleur $k$ des 8 pixels voisins de $P$   |
| $C(P, \lambda)$           | Stimulus de couleur réfléchi par l'élément de surface projeté sur le pixel $P$  |
| $C_{Lambert}(P, \lambda)$ | Estimation par le modèle Lambertien du stimulus de couleur réfléchi par l'élément de surface projeté sur le pixel $P$     |
| $C_{Shaffer}(P, \lambda)$ | Estimation par le modèle de Shaffer du stimulus de couleur réfléchi par l'élément de surface projeté sur le pixel $P$     |
| $E(P, \lambda)$           | Répartition spectrale relative d'énergie de la source lumineuse qui éclaire l'élément de surface projeté sur le pixel $P$ |
| $\beta(P, \lambda)$       | Réflectance spectrale diffuse de l'élément de surface projeté sur le pixel $P$  |
| $F_{spec}(P, \lambda)$    | Réflectance spectrale spéculaire de l'élément de surface projeté sur le pixel $P$   |
| $Rc^k[\mathbf{I}](P)$     | Mesure de rang colorimétrique du pixel-objet $P$ dans l'image de composante $I^k$   |
| $Rc^k[\mathbf{I}](l)$     | Mesure de rang colorimétrique du niveau $l$ dans l'image de composante $I^k$  |
| $Rsc^k[\mathbf{I}](P)$    | Mesure de rang spatio-colorimétrique du pixel-objet $P$ dans l'image de composante $I^k$                                  |
| $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$    | Mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau $l$ dans l'image de composante $I^k$                                       |
| $O[\mathbf{I}]$           | Nombre de pixels-objet qui représentent l'objet dans l'image $\mathbf{I}$   |

## Notations relatives aux signatures d'images (1/2)

|                                     |   |
|-------------------------------------|---|
| $N_{coh}$                           | Nombre minimum de pixels du voisinage du pixel $P$ ayant un point-couleur proche du point-couleur du pixel $P$ pour que $P$ soit considéré comme un pixel cohérent                    |
| $\gamma RL[\mathbf{I}](\mathbf{C})$ | Valeur de longueur de plage dans la direction $\gamma$  |
| $LOC[\mathbf{I}](\mathbf{C})$       | Coordonnées dans le plan image du barycentre des pixels-objet caractérisés par le point-couleur $\mathbf{C}$  |
| $REPART[\mathbf{I}](\mathbf{C})$    | Distance euclidienne moyenne séparant les pixels-objet caractérisés par le point-couleur $\mathbf{C}$ de leur barycentre  |
| $SCH[\mathbf{I}]$                   | "Spatial-Chromatic-Histogram" de l'image $\mathbf{I}$   |
| $N_{coul}$                          | Nombre de points-couleur les plus représentatifs dans une image   |
| $C_c$                               | $c^{ème}$ point-couleur le plus représentatif   |
| $N[\mathbf{I}](c, \gamma)$          | Compteur de ruptures associé au point-couleur $C_c$ et à l'angle $\gamma$   |
| $b_{bl}$                            | $bl^{ème}$ bloc d'une image   |
| $C_{bl}^R(\mathbf{I})$              | Moyenne des niveaux de composante rouge du $bl^{ème}$ bloc d'une image $\mathbf{I}$   |
| $C_{bl}^V(\mathbf{I})$              | Moyenne des niveaux de composante verte du $bl^{ème}$ bloc d'une image $\mathbf{I}$   |
| $C_{bl}^B(\mathbf{I})$              | Moyenne des niveaux de composante bleue du $bl^{ème}$ bloc d'une image $\mathbf{I}$   |
| $M^{k,k'}[\mathbf{I}]$              | Matrice de co-occurrences qui mesure l'interaction spatiale entre les composantes couleur $k$ et $k'$ des pixels-objet de l'image $\mathbf{I}$  |
| $M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}]$   | Matrice de co-occurrences adaptées qui mesure l'interaction spatiale entre les composantes couleur $k$ et $k'$ des pixels-objet de l'image $\mathbf{I}$                               |
| $M^{k,k'}[\mathbf{I}](u, w)$        | cellule de la matrice $M^{k,k'}[\mathbf{I}]$ où $C^k$ est égal à $u$ et $C^{k'}$ est égal à $w$   |
| $m^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}]$        | Matrice de co-occurrences normalisée qui mesure l'interaction spatiale entre les composantes $C^k$ et $C^{k'}$ des pixels-objet de l'image $\mathbf{I}$                               |
| $S[\mathbf{I}]$                     | Signature de l'image $\mathbf{I}$   |
| $S_{inv}[\mathbf{I}]$               | Signature invariante de l'image $\mathbf{I}$  |
| $(hc^R, hc^V, hc^B)^T$              | Coordonnées d'une cellule d'un histogramme cumulé   |
| $VEC^k$                             | Vecteur dont les coordonnées sont les niveaux de composante $k$ de tous les pixels-objets de l'image  |
| $ VEC^k $                           | Norme du vecteur $VEC^k$  |
| $VEC_j^k$                           | $j^{ème}$ coordonnée du vecteur $VEC^k$   |
| $H[\mathbf{I}]$                     | Histogramme couleur de l'image couleur $\mathbf{I}$   |
| $H^k[\mathbf{I}]$                   | Histogramme monodimensionnel de composante couleur $k = R, V ou B$ de l'image couleur $\mathbf{I}$  |
| $H_{req,cand}[\mathbf{I}]$          | Histogramme couleur adapté de l'image couleur $\mathbf{I}$  |
| $H_{req,cand}^k[\mathbf{I}]$        | Histogramme monodimensionnel adapté de composante couleur $k = R, V ou B$ de l'image couleur $\mathbf{I}$   |
| $H[\mathbf{I}](\mathbf{C})$         | Cellule de l'histogramme couleur $H[\mathbf{I}]$ qui indique le nombre de pixels-objet caractérisés par le point-couleur $\mathbf{C}$ dans l'image $\mathbf{I}$                       |
| $H^k[\mathbf{I}](C^k)$              | Cellule de l'histogramme monodimensionnel $H^k[\mathbf{I}]$ qui indique le nombre de pixels-objet caractérisés par le niveau de composante $k$ égal à $C^k$ dans l'image $\mathbf{I}$ |

## Notations relatives aux signatures d'images (2/2)

|                        |   |
|------------------------|---|
| $L$                    | Nombre de niveaux avec lesquels sont quantifiées les coordonnées des cellules dans une signature couleur  |
| $N$                    | Nombre de niveaux avec lesquels sont quantifiées les coordonnées des cellules dans une signature invariante ou adaptée                                  |
| $l$                    | Niveau de composante dans une signature couleur   |
| $l_{req}$              | Niveau de composante dans une signature couleur requête   |
| $l_{cand}$             | Niveau de composante dans une signature couleur candidate   |
| $n$                    | Niveau de composante dans une signature invariante ou adaptée   |
| $MD_{Huang}$           | Fonction de comparaison relative entre deux histogrammes proposée par Huang   |
| $MD_{\chi^2}$          | Fonction de comparaison entre deux histogrammes basée sur la fonction statistique du $\chi^2$   |
| $Inter_{histo-Swain}$  | Intersection entre deux histogrammes couleur proposée par Swain   |
| $Inter_{histo-Smith}$  | Intersection entre deux histogrammes couleur proposée par Smith   |
| $Inter_{histo-norm}$   | Intersection entre deux histogrammes couleur normalisés   |
| $Dist_{Ioka}$          | Distance entre deux histogrammes couleur proposée par Ioka  |
| $H_{egal}[\mathbf{I}]$ | Histogramme couleur égalisé de l'image couleur $\mathbf{I}$   |
| $\phi^k$               | Fonction de projection d'un histogramme couleur sur l'axe de composante $k$   |
| $H_{-}C^k[\mathbf{I}]$ | Histogramme des co-occurrences d'une image de composante $I^k$  |
| $h[\mathbf{I}]$        | Histogramme couleur de l'image couleur $\mathbf{I}$ normalisé par le nombre de pixels-objet dans l'image  |
| $h^k[\mathbf{I}]$      | Histogramme monodimensionnel de composante couleur $k = R, V ou B$ de l'image couleur $\mathbf{I}$ normalisé par le nombre de pixels-objet dans l'image |
| $h_{-}C^k[\mathbf{I}]$ | Histogramme des co-occurrences d'une image de composante $I^k$ normalisé par le nombre de pixels-objet dans l'image                                     |

## Notations relatives à l'extraction des objets

|                      |   |
|----------------------|---|
| $\mathcal{R}_i$      | $i^{ème}$ région obtenue par segmentation d'une image                                 |
| $\mathcal{R}_{fond}$ | Région qui représente le fond   |
| $\mathcal{C}_{obj}$  | Classe des pixels-objet   |
| $\mathcal{C}_{fond}$ | Classe des pixels ne représentant pas l'objet   |
| $S_{fond}$           | Seuil utilisé pour la classification des pixels dans l'espace couleur                 |
| $C_{fond}^R$         | Moyenne des niveaux de composante rouge des pixels appartenant à $\mathcal{R}_{fond}$ |
| $C_{fond}^V$         | Moyenne des niveaux de composante verte des pixels appartenant à $\mathcal{R}_{fond}$ |
| $C_{fond}^B$         | Moyenne des niveaux de composante bleue des pixels appartenant à $\mathcal{R}_{fond}$ |
| $S_{croissance}$     | Seuil utilisé pour la croissance de région  |
| $N_{reg}$            | Nombre de régions reconstruites dans une image par Fuertes [FLdlBCM01]                |

## Notations relatives à la comparaison d'images

|                        |  |
|------------------------|--|
| $Dist_{Chan}$          | Distance entre deux images basée sur les longueurs de plage proposée par Chan                |
| $Inter_{Cinque}$       | Intersection entre deux "Spatial-Chromatic-Histograms" proposée par Cinque                   |
| $Dist_{Chan-ruptures}$ | Distance entre deux images basée sur les ruptures proposée par Chan                          |
| $Dist_{Chan-spa}$      | Distance entre deux images basée sur les répartitions spatiales des pixels proposée par Chan |
| $Inter_{cooc-norm}$    | Intersection entre deux matrices de co-occurrences chromatiques                              |
| $dist_{C/C'}$          | Distance quadratique qui sépare les points-couleur $C$ et $C'$ dans l'espace couleur         |
| $L_p$                  | Norme d'ordre $p$  |
| $Dist_{L_p}$           | Distance de Minkowski d'ordre $p$ entre deux histogrammes                                    |
| $C_i^k$                | $i^{\text{ème}}$ niveau de composante couleur $k$  |

## Notations relatives aux changements d'illuminant

|  |   |
|--|---|
| $F_{ill}$                                    | Fonction qui définit la relation entre les coordonnées des points-couleur associés à deux pixels correspondants                     |
| $M_{Funt}$                                   | Matrice de passage proposée par Funt entre les points-couleur de deux pixels correspondants dans deux images similaire [FF95]       |
| $coef_{Funt}$                                | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Funt}$  |
| $M_{Gevers-a}$                               | Matrice de passage proposée par Gevers entre les points-couleur de deux pixels correspondants dans deux images similaire [GS99a]    |
| $coef_{Gevers-a_1}$ ,<br>$coef_{Gevers-a_2}$ | Coefficients associés à la matrice de passage $M_{Gevers-a}$  |
| $M_{Buchsbbaum}$                             | Matrice de passage proposée par Buchsbaum entre les points-couleur de deux pixels correspondants dans deux images similaire [Buc80] |
| $coef_{Buchsbbaum}$                          | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Buchsbbaum}$  |
| $M_{Gevers-b}$                               | Matrice de passage proposée par Gevers entre les points-couleur de deux pixels correspondants dans deux images similaire [GS00]     |
| $coef_{Gevers-b}$                            | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Gevers-b}$  |
| $M_{Gevers-c_1}$ ,<br>$M_{Gevers-c_2}$       | Matrices de passage proposées par Gevers entre les points-couleur de deux pixels correspondants dans deux images similaire [GS00]   |
| $coef_{Gevers-c_1}$                          | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Gevers-c_1}$  |
| $coef_{Gevers-c_2}$                          | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Gevers-c_2}$  |
| $M_{Gouet_1}$ ,<br>$M_{Gouet_2}$             | Matrices de passage proposées par Gouet entre les points-couleur de deux pixels correspondants dans deux images similaire [GM02]    |
| $coef_{Gouet_1}$                             | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Gouet_1}$   |
| $coef_{Gouet_2}$                             | Coefficient associé à la matrice de passage $M_{Gouet_2}$   |
| $f_{req,cand}^k$                             | Fonction monotone croissante qui dépend du couple d'images de composante $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$                                  |
| $\rho^k$                                     | Fonction de biais pour la composante $k$ associée à un pixel  |



## Notations relatives aux signatures invariantes

|                                |   |
|--------------------------------|---|
| $T_{egal}$                     | Fonction qui transforme un histogramme couleur en un histogramme égalisé  |
| $T_{egal}^k$                   | Fonction qui transforme un histogramme monodimensionnel de composante $k$ en un histogramme monodimensionnel égalisé de composante $k$                        |
| $G_{inv}$                      | Transformation invariante d'une image couleur en une image invariante   |
| $X(P)$                         | Point-invariant associé au pixel $P$  |
| $X^k(P)$                       | Niveau de composante invariante $k$ associé au pixel $P$  |
| $X_t(P)$                       | Point-invariant associé au pixel $P$ à l'itération $t$  |
| $X_t^k(P)$                     | Niveau de composante invariante $k$ associé au pixel $P$ à l'itération $t$  |
| $Y_t^k(P)$                     | Niveau de composante $k$ intermédiaire associé au pixel $P$ à l'itération $t$ dans le calcul des composantes invariantes de Finlayson [FSC98]                 |
| $po$                           | Réel qui pondère le calcul des composantes invariantes d'Ebner [Ebn04]  |
| $LUT_{inv}[\mathbf{I}]$        | Table de correspondance couleur qui permet de transformer une signature couleur en une signature invariante   |
| $LUT_{inv}[\mathbf{I}](C)$     | Réponse de la table de correspondance couleur $LUT_{inv}[\mathbf{I}]$ au point-couleur $C$  |
| $LUT_{inv}^k[\mathbf{I}]$      | Table de correspondance monodimensionnelle de composante $k$  |
| $LUT_{inv}^k[\mathbf{I}](C^k)$ | Réponse de la table de correspondance monodimensionnelle $LUT_{inv}^k[\mathbf{I}]$ au niveau de composante $C^k$  |
| $H_{inv}[\mathbf{I}]$          | Histogramme invariant de l'image couleur $\mathbf{I}$   |
| $H_{inv}^k[\mathbf{I}]$        | Histogramme monodimensionnel de composante invariante $k = R, V ou B$ de l'image couleur $\mathbf{I}$   |
| $M_{inv}^{k,k'}[\mathbf{I}]$   | Matrice de co-occurrences invariante qui mesure l'interaction spatiale entre les composantes invariantes $k$ et $k'$ des pixels-objet de l'image $\mathbf{I}$ |

## Notations relatives aux signatures adaptées

|   |   |
|---|---|
| $X_{req}^k(n)$                                | Niveau retenu dans l'image de composante $I_{req}^k$ sur lequel est basé la construction de la table de correspondance d'adaptation avec l'image de composante $I_{cand}^k$   |
| $X_{cand}^k(n)$                               | Niveau retenu dans l'image de composante $I_{cand}^k$ sur lequel est basé la construction de la table de correspondance d'adaptation avec l'image de composante $I_{req}^k$   |
| $nb\_couples^k$                               | Nombre de couples de niveaux proches ou spatialement proches dans le couple d'images de composante $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  |
| $(x_{req}^k(a), x_{cand}^k(a))$               | $a^{ème}$ couple de niveaux proches ou spatialement proches dans le couple d'images de composante $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$   |
| $\mathbf{T}_{req,cand}$                       | Fonction qui transforme le couple d'histogrammes couleur $(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}])$ en un couple d'histogrammes adaptés $(\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}])$  |
| $T_{req,cand}^k$                              | Fonction qui transforme le couple d'histogrammes monodimensionnels $(H^k[\mathbf{I}_{req}], H^k[\mathbf{I}_{cand}])$ en un couple d'histogrammes monodimensionnels adaptés $(H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}])$  |
| $T_{req,cand}^k C_{req,cand}^k$               | Fonction qui participe à la transformation du couple de matrices de co-occurrences chromatiques $(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$ , en un couple de matrices de co-occurrences adaptées $(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$ |
| $M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}]$                | Matrice résultat de l'application de la transformation $T_{req,cand}^{k'}$ sur la matrice $M^{k,k'}[\mathbf{I}]$  |
| $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}]$                | Table de correspondance monodimensionnelle de composante $k$ associée à la fonction $T_{req,cand}^k$  |
| $LUT_{req,cand}^k C_{req,cand}^k[\mathbf{I}]$ | Table de correspondance monodimensionnelle de composante $k$ associée à la fonction $T_{req,cand}^k C_{req,cand}^k$   |

# Publications

## *Articles dans des revues scientifiques avec comité de lecture*

---

- 1- D. Muselet, L. Macaire et J. G. Postaire.  
"Color histograms adapted to query-target images for object recognition across illumination changes".  
EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Special Issue on Advances in Intelligent Vision Systems : Methods and Applications.  
À paraître...
- 2- D. Muselet, L. Macaire, P. Bonnet et J. G. Postaire.  
"Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par l'intersection entre histogrammes couleur spécifiques".  
Traitement du Signal, Numéro spécial sur L'image numérique couleur, volume 21 - numéro 6, p. 679-698, 2004.
- 3- D. Muselet, L. Macaire et J. G. Postaire.  
"Color person image indexing and retrieval".  
Machine Graphics and Vision, 11(2/3), p. 257-283, 2002.

## *Communications avec actes dans des congrès internationaux*

---

- 1- D. Muselet, L. Macaire et J. G. Postaire.  
"Co-occurrences of adapted features for object recognition across illumination changes"  
In Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision and Graphics, p. 7-13, Warsaw, Poland, September 22-24, 2004.

- 2- D. Muselet, C. Motamed, L.Macaire et 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, p. 22-29, Ghent (Belgique), 2003.
  
- 3- D. Muselet, C. Motamed, L.Macaire et J. G. Postaire.  
"Color invariant features for multi-camera vehicle identification".  
In Proc. of the IMACS Multiconference Computational Engineering in Systems Applications, volume 4, p.232-235, Villeneuve d'Ascq, 2003.
  
- 4- D. Muselet, L. Macaire, J.G. Postaire et L.Khoudour.  
"Color invariant for person images indexing".  
In Proc. of the first European Conf. on Colour in Graphics, Image and Vision, p. 236-240, Poitiers, 2002.

---

### *Communications avec actes dans des congrès nationaux*

---

- 1- D. Muselet, L. Macaire, P.Bonnet et J. G. Postaire.  
"Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par analyse d'histogrammes invariants et adaptés".  
Dans Actes de CORESA-2004 Journées d'études et d'échanges COmpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels, p. 203-206, Villeneuve d'Ascq, 2004.
  
- 2- D. Muselet, L. Macaire, P.Bonnet et J. G. Postaire.  
"Reconnaissance d'objets grâce à l'analyse des composantes couleur adaptées au changement d'éclairage entre deux images".  
Dans Actes du GRETSI-03 Colloque sur le Traitement du Signal et des Images, volume 3, p. 30-33, Paris, 2003.

---

*Diffusion de la connaissance*

---

1- L. Macaire et D. Muselet.

"Invariants couleur - méthodes et applications".

Dans Actes de l'Ecole de printemps du GDR ISIS Operation Imagerie Couleur, Dijon, avril 2003.

# Introduction

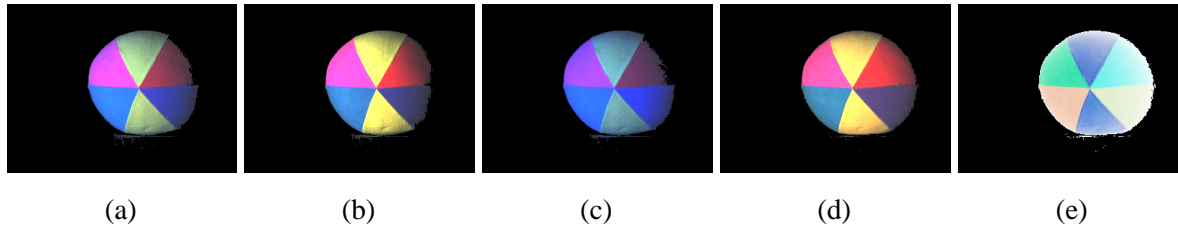
Nos travaux portent principalement sur l'exploitation de la couleur pour l'analyse d'images numériques. Ce domaine a été abondamment étudié depuis plusieurs décennies afin de résoudre des problèmes posés notamment par le contrôle qualité industriel, le diagnostic médical et la communication via des outils multi-médias.

L'analyse des images numériques couleur couvre un champ d'investigation plus vaste que celui de l'analyse des images en niveaux de gris car le respect des propriétés physiques et psycho-physiologiques de notre perception des couleurs est plus complexe que la perception de la luminance.

La reconnaissance d'objets sous différents éclairages constitue un exemple significatif de cette problématique spécifique à l'analyse des images couleur. Notre système de perception et d'interprétation des couleurs est capable d'exploiter la couleur d'un objet pour l'identifier, même lorsqu'il est éclairé par des dispositifs différents.

Les images des figures I.1(a),...,I.1(d) représentent le même ballon, observé dans les mêmes conditions de prise de vue, mais éclairé par des dispositifs différents pour chacune des quatre acquisitions. L'image de la figure I.1(e) représente un second ballon, différent de celui contenu dans les images des figures I.1(a),...,I.1(d). Bien que les couleurs du premier ballon varient d'une image à l'autre, nous sommes capables en examinant visuellement ces images d'affirmer que les images des figures I.1(a),...,I.1(d) représentent le même ballon, et que celui représenté par l'image de la figure I.1(e) est différent de ce dernier. Cet exemple montre que le système visuel humain parvient à s'affranchir des conditions d'éclairage afin d'identifier les objets en les caractérisant par leurs couleurs. Notre but est de concevoir un système automatique capable d'offrir des performances analogues.

Dans le chapitre 1 de ce mémoire, nous décrivons le processus de formation des images considérées qui contiennent chacune un objet placé devant un fond uniforme. Ce processus fait intervenir de nombreux paramètres, notamment l'éclairage qui illumine la scène, les propriétés de réflexion de la lumière des différents matériaux observés ainsi que les caractéristiques de la caméra.



**Figure I.1** : Les images (a),..., (d) représentent le même ballon éclairé par un dispositif propre à chaque image et observé selon les mêmes conditions de prise de vue. L'image (e) contient un ballon différent de celui représenté par les images (a),..., (d). 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](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db).

La reconnaissance automatique d'objets par analyse d'images numériques couleur consiste à comparer une **image requête** à un ensemble d'**images candidates**, de manière à retrouver celles qui représentent le même objet. Les images sont comparées par l'analyse des caractéristiques colorimétriques des objets qu'elles représentent. À cette fin, les images originales subissent un traitement afin de construire des images-objets ne contenant que les pixels représentant les objets dont les couleurs sont caractérisées par les composantes trichromatiques rouge, verte et bleue.

Après extraction des pixels-objet, l'algorithme de reconnaissance d'objets se décompose en deux étapes successives : l'indexation qui consiste à construire des **signatures** caractérisant les contenus des images suivie de la comparaison des images qui s'appuie sur des **fonctions de comparaison** entre la signature de l'image requête et celles des images candidates. Ces fonctions de comparaison sont généralement basées sur des mesures de similarité. Les images candidates sont alors triées dans l'ordre décroissant des mesures de similarité entre leurs signatures et celle de l'image requête considérée, de manière à déterminer les images qui représentent le même objet que celui représenté par l'image requête.

Le chapitre 2 présente des signatures et des fonctions de comparaison classiques, disponibles dans la littérature. Nous retenons deux signatures : l'histogramme couleur qui représente la distribution colorimétrique caractérisant l'image [SB91] et les matrices de co-occurrences chromatiques qui tient compte simultanément de la distribution couleur et des interactions spatiales entre les pixels dans l'image [SMP00].

Dans le chapitre 3, nous montrons que la comparaison de ces signatures couleur ne permet pas de reconnaître des objets quand différents illuminants de caractéristiques inconnues sont utilisés lors des acquisitions de l'image requête et des images candidates. Pour reconnaître des objets sous éclairage non contrôlé, l'approche consiste plutôt à calculer des **signatures invariantes** d'images qui sont aussi peu sensibles que possible aux variations des conditions d'éclairage. Les définitions des signatures invariantes reposent sur des modèles de changement d'illuminant qui tentent de modéliser les modifications des composantes couleur caractérisant

les pixels en fonction des variations de l'éclairage [GS96, Gro00]. Les principales signatures invariantes sont présentées dans le chapitre 3. Les modèles de changement d'illuminant sur lesquels elles sont basées font l'objet de l'annexe A.

Ce chapitre se termine par la présentation de résultats de reconnaissance d'objets obtenus par l'exploitation de signatures invariantes. Ces résultats ne sont pas satisfaisants du fait que la relation entre la couleur caractérisant les pixels et les dispositifs d'éclairage utilisés lors de l'acquisition de l'image est complexe. Ceci rend difficile la détermination d'une signature qui serait à la fois insensible aux changements d'éclairage et qui permettrait de reconnaître différents objets observés sous des éclairages non contrôlés.

Ceci nous amène à proposer une nouvelle stratégie pour la reconnaissance d'objets représentés par des images acquises avec des éclairages de caractéristiques différentes et inconnues. Nous disposons des signatures des images candidates et de la signature couleur de l'image requête, sous la forme soit d'histogrammes soit de matrices de co-occurrences.

Pour déterminer les images candidates qui sont similaires à l'image requête, nous proposons de considérer chaque couple constitué de la signature requête et de l'une des signatures candidates. Nous transformons chaque couple de signatures ainsi formé en un couple de signatures adaptées qui sont alors comparées. Ces signatures adaptées sont élaborées afin que leur mesure de similarité soit plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsqu'elles sont différentes.

La transformation de chaque couple de signatures en couple de signatures adaptées repose sur des hypothèses décrivant le comportement des composantes couleur des pixels face à un changement d'éclairage.

Une image couleur peut être décomposée en trois images de composante. Dans chacune d'elles, les pixels sont caractérisés par le niveau d'une seule des trois composantes. Dans chaque image de composante, nous trions les pixels dans l'ordre croissant de leur niveau et nous associons à chacun une mesure de rang.

Dans le chapitre 4, nous proposons plusieurs hypothèses pour décrire les modifications de ces mesures de rang des pixels consécutives à un changement d'éclairage.

Le chapitre 5 est consacré à la description des transformations des couples de signatures requête / candidate en couples de signatures adaptées qui s'appuient sur ces hypothèses.

Dans le chapitre 6, nous présentons des résultats expérimentaux obtenus par les comparaisons de signatures invariantes et de signatures adaptées dans le cadre de la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants. Pour cela, nous utilisons trois bases d'images publiques spécifiquement constituées pour mesurer l'influence des changements d'illuminant sur les résultats obtenus par des procédures de reconnaissance d'objets.



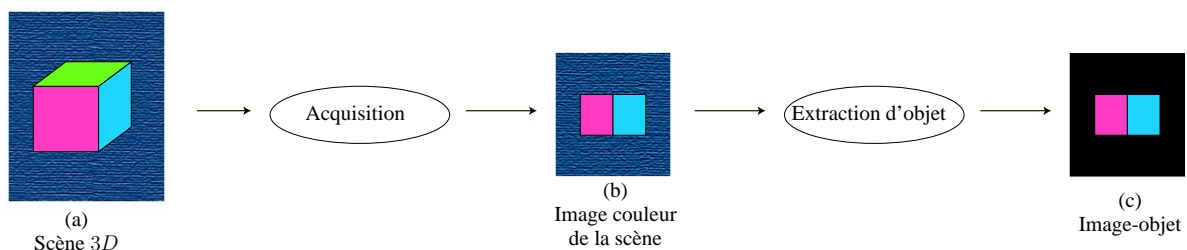
# Chapitre 1

## De l'objet à l'image numérique couleur

### 1.1 Introduction

Notre travail porte sur la comparaison d'images couleur contenant un seul objet et acquises sous différents éclairages de caractéristiques inconnues. Il s'agit de comparer une image requête aux images candidates d'une base, de manière à retrouver celles qui représentent le même objet. Les images sont comparées par l'analyse des caractéristiques colorimétriques des objets qu'elles représentent. Pour estimer ces caractéristiques, les images originales subissent un traitement afin de construire des images-objets ne contenant que les pixels représentant les objets. Chaque objet est placé devant un fond uniforme de couleur noir lors de l'acquisition, afin d'en faciliter l'extraction.

Dans ce chapitre, nous proposons de décrire le processus de formation de l'image-objet à partir de l'objet situé dans une scène tridimensionnelle, en soulignant l'influence de l'éclairage sur les couleurs perçues des objets. Ce processus, présenté par la figure 1.1, peut être décomposé en deux étapes successives.



**Figure 1.1 :** De l'objet à l'image-objet.

La première étape consiste à acquérir une image de la scène observée par une caméra couleur. Nous verrons que de nombreux paramètres interviennent lors de l'acquisition de l'image couleur, comme par exemple l'éclairage qui illumine la scène, les propriétés de réflexion de la lumière des différents matériaux observés ainsi que les caractéristiques de la caméra. L'image

acquise représente l'objet placé devant un fond qui constitue l'arrière-plan dans la scène réelle (voir figure 1.1 (b)). Notre but étant de caractériser l'objet observé, il faut extraire de cette image originale les pixels qui représentent l'objet. Cette seconde étape est basée sur des méthodes de segmentation des images couleur

Dans le second paragraphe de ce chapitre, nous présentons la perception et la mesure des couleurs. Nous détaillerons notamment le phénomène de constance chromatique, à savoir notre capacité à identifier visuellement la couleur d'un objet, et ce quel que soit l'éclairage utilisé.

Le troisième paragraphe décrit la formation d'une image numérique couleur et plus particulièrement les conséquences de modifications des conditions d'éclairage sur les couleurs des objets.

Dans le quatrième paragraphe de ce chapitre, nous décrivons les méthodes de segmentation utilisées afin d'extraire les pixels qui représentent l'objet.

## 1.2 Perception et mesure de la couleur

Afin de pouvoir détailler les différents paramètres agissant sur la couleur d'un objet, nous présentons, dans la première partie de ce paragraphe, la formation d'un **stimulus de couleur**, résultat de l'interaction entre la lumière et la matière de l'objet. La perception d'un stimulus de couleur étant très subjective, il est nécessaire d'établir des règles qui permettent de le mesurer de manière objective. A cet effet, nous exposons la théorie trichromatique qui permet de représenter un stimulus de couleur par un point dans l'espace couleur tridimensionnel [Van00, TFMB04].

### 1.2.1 Perception de la couleur

La couleur d'un objet, telle que nous la percevons, résulte d'un processus très complexe qui obéit à des lois physiques, physiologiques et psychologiques particulières. Elle peut être considérée comme le résultat d'une combinaison des trois éléments suivants (voir figure 1.2) :

- L'interaction lumière / matière, qui forme le stimulus de couleur.
- L'oeil, qui focalise le stimulus de couleur et le projette sur sa partie photo-sensible, la rétine.
- Le système d'interprétation, qui permet d'identifier une couleur grâce à différents attributs.

Dans cette partie, nous allons détailler la formation du stimulus de couleur ainsi que notre propre système d'interprétation pour tenter d'expliquer pourquoi nous parvenons à identifier la couleur d'un objet, et ce quelles que soient les conditions d'éclairage.

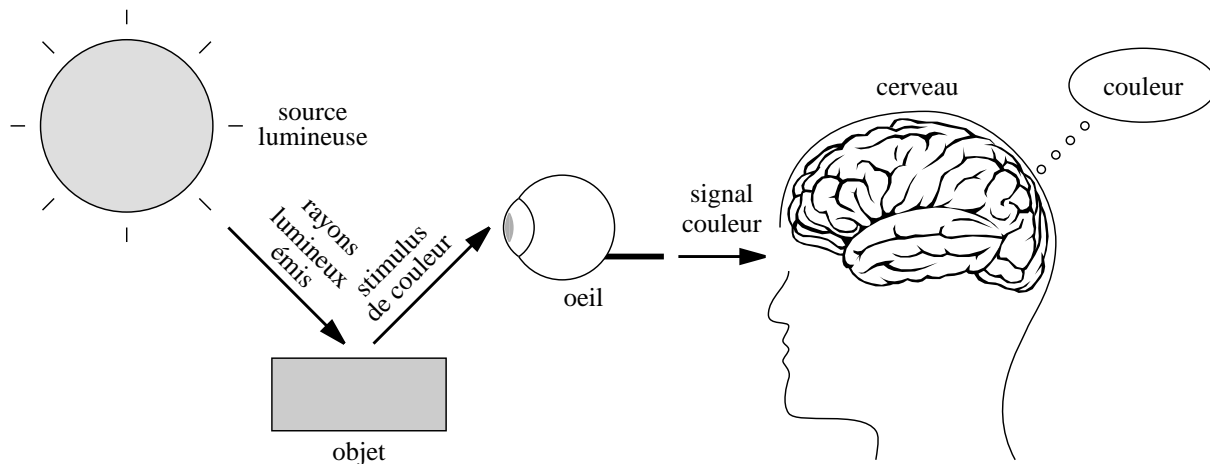


Figure 1.2 : Perception de la couleur.

### 1.2.1.1 Interaction lumière / matière : formation d'un stimulus de couleur

Le stimulus de couleur émis par une surface élémentaire d'un objet dépend de la source lumineuse qui éclaire l'objet ainsi que du matériau qui compose cette surface élémentaire.

#### *La source lumineuse*

La source lumineuse est caractérisée par sa répartition spectrale d'énergie qui représente la quantité d'énergie lumineuse qu'elle émet pour chaque intervalle de longueurs d'onde du domaine visible. Le spectre visible, qui ne représente qu'une petite partie du spectre électromagnétique, s'étend sur les longueurs d'onde allant de  $\lambda = 380nm$  à  $\lambda = 780nm$  (cf. figure 1.3).

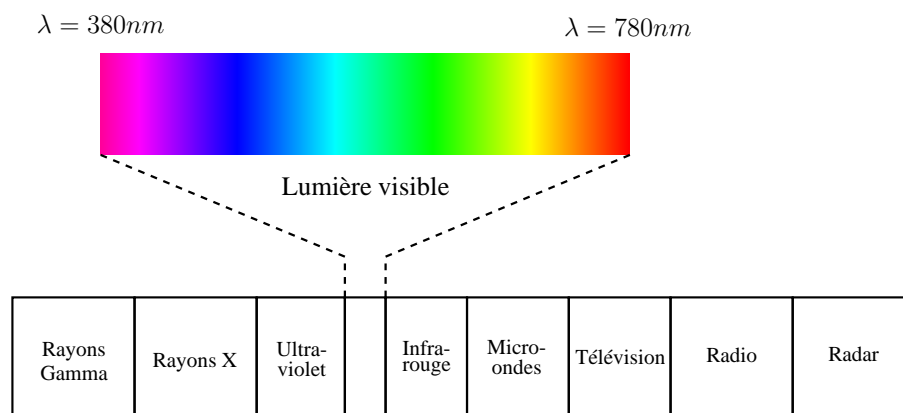
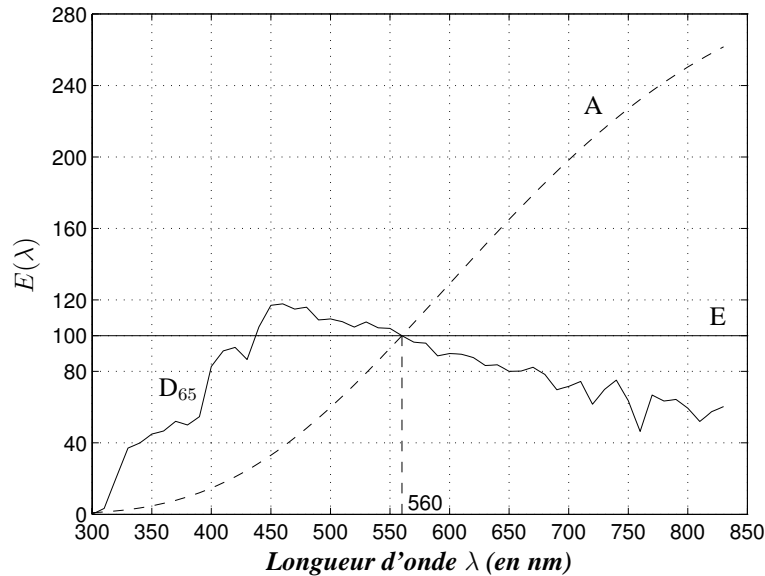


Figure 1.3 : Spectre électromagnétique.

Certaines répartitions spectrales d'énergie ont été normalisées par la Commission Internationale de l'Éclairage (CIE) sous le nom d'illuminants. Ces illuminants sont caractérisés par une **répartition spectrale relative d'énergie**  $E(\lambda)$  qui ne possède pas d'unité et qui est obtenue en

normalisant à 1, ou à 100, la répartition spectrale d'énergie pour une longueur d'onde particulière (en général  $\lambda = 560nm$ ). Sur la figure 1.4, nous représentons les répartitions spectrales relatives d'énergie de trois illuminants, à savoir l'illuminant  $D_{65}$  qui correspond à la lumière du jour, l'illuminant  $A$  qui représente une ampoule à filament de tungstène et l'illuminant  $E$  qui est une lumière théorique d'énergie constante.



**Figure 1.4 :** Répartition spectrale relative d'énergie de quelques illuminants normalisés par la CIE. Les illuminants  $A$ ,  $D_{65}$  et  $E$  sont normalisés à 100 pour  $\lambda = 560 nm$ .

Une source lumineuse peut également être caractérisée par sa température de couleur proximale, qui correspond à l'élévation de température nécessaire d'un corps noir permettant d'obtenir l'impression visuelle la plus proche de celle produite par cette source lumineuse. Par exemple, la température de couleur d'une bougie est  $1800K$  et celle de la lumière du jour est  $5500K$ .

### **Le matériau**

La lumière émise par la source lumineuse est réfléchi, réfractée ou transmise par le matériau. La lumière réfléchi dans la direction symétrique par rapport à la normale à celle de la lumière incidente correspond à la réflexion spéculaire. Quand la surface présente des irrégularités dues à sa rugosité, la lumière se disperse selon plusieurs directions. Il s'agit de la réflexion diffuse (cf. figure 1.5).

Les rayons lumineux incidents peuvent également pénétrer dans le matériau de manière spécifique à sa nature. Lors de cette pénétration, la lumière incidente est déviée car elle change de milieu de propagation. Ce phénomène de réfraction n'est possible que si la direction de la lumière incidente ne coïncide pas avec la direction normale à la surface du matériau. En fonction

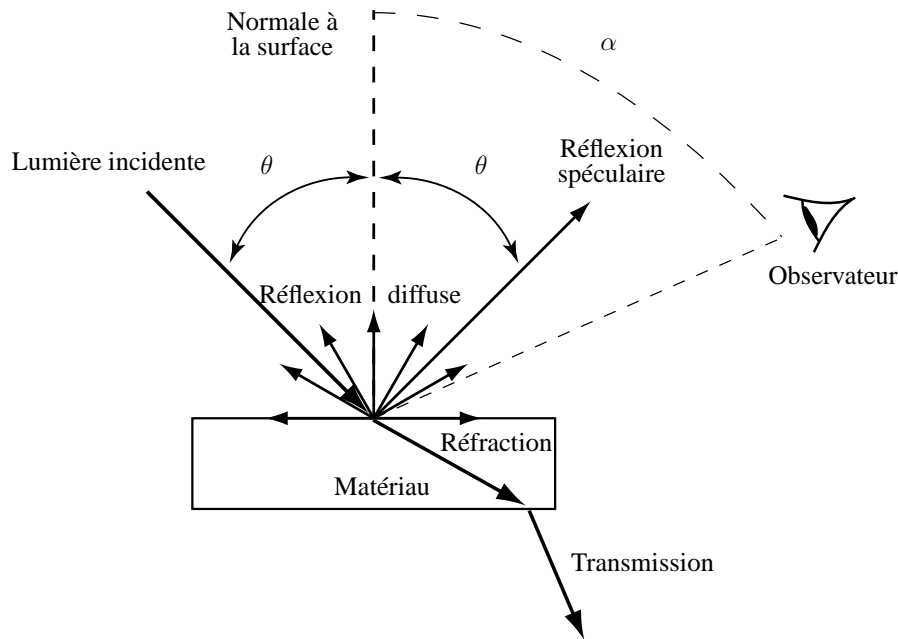


Figure 1.5 : Interaction lumière-matériau.

de la nature du matériau, la lumière qui y pénètre peut, soit être réfléchie vers l'extérieur du matériau (corps opaque), soit traverser le matériau (corps transparent), soit les deux à la fois (corps translucide). Ainsi, en absorbant de façon sélective une partie des ondes électromagnétiques constituant la lumière incidente, le matériau en modifie la répartition spectrale. La lumière qui n'est pas absorbée par le matériau est diffusée ou transmise vers l'extérieur du matériau et porte ainsi l'information de couleur de ce matériau.

Le matériau est caractérisé par sa **réflectance spéculaire**  $F_{spec}(\lambda)$  et par sa **réflectance spectrale**  $\beta(\lambda)$  caractérisant la réflexion diffuse.

La réflectance spéculaire  $F_{spec}(\lambda)$  caractérise la quantité d'énergie réfléchie de manière spéculaire par le matériau, relativement à la quantité d'énergie lumineuse reçue. Cette grandeur dépend, entre autre, de l'angle d'observation  $\alpha$  entre la normale à la surface de l'objet et la direction d'observation (voir figure 1.5).

La réflectance spectrale  $\beta(\lambda)$  correspond au rapport entre l'énergie de la lumière réfléchie par le matériau et l'énergie de la lumière réfléchie par un diffuseur parfait observé dans les mêmes conditions d'éclairage et d'observation. Un diffuseur parfait est un matériau qui diffuse les rayons incidents dans toutes les directions de manière égale.

### ***Le stimulus de couleur***

L'estimation spectrale du stimulus de couleur émis par un élément de surface requiert une connaissance extrêmement précise des caractéristiques de l'éclairage, du matériau et du milieu [Bru02]. Étant donnée la complexité de la prise en compte de tous les paramètres, des

modèles de formation de la couleur ont été établis pour estimer le stimulus de couleur émis par un élément de surface. Certains modèles, comme celui de Beckmann-Spizzichino reposent sur la modélisation des micro-aspérités de la surface de l'objet observé [BS87]. Ce modèle étant très complexe, nous préférons nous pencher sur le modèle de réflexion dichromatique de Shafer qui propose d'exprimer un stimulus de couleur  $C(\lambda)$  comme la somme d'un stimulus diffus  $C_{diff}(\lambda)$  et d'un stimulus spéculaire  $C_{spec}(\lambda)$  [Sha85]. Ainsi, le matériau de réflectance spectrale  $\beta(\lambda)$  et de réflectance spéculaire  $F_{spec}(\lambda)$  qui est éclairé par l'illuminant de répartition spectrale relative d'énergie  $E(\lambda)$  fournit le stimulus de couleur  $C(\lambda)$  estimé par :

$$\begin{aligned} C(\lambda) &= C_{diff}(\lambda) + C_{spec}(\lambda) \\ &= m_{diff}(\theta) \cdot \beta(\lambda) \cdot E(\lambda) + m_{spec}(\theta, \alpha) \cdot F_{spec}(\lambda) \cdot E(\lambda), \end{aligned} \quad (1.1)$$

où  $m_{diff}$  est une fonction de pondération qui dépend de l'angle  $\theta$  formé par la direction du rayon incident et la normale à la surface (voir figure 1.5).  $m_{spec}$  dépend de l'angle  $\theta$  et de l'angle d'observation  $\alpha$ . Une telle décomposition d'un stimulus de couleur en deux termes correspondant à deux phénomènes physiques différents a été validée par Beckmann [BS87].

Le modèle Lambertien est également très utilisé pour décrire les phénomènes de réflexion dans les matériaux diélectriques, c'est à dire les matériaux qui laissent pénétrer profondément l'onde incidente dans l'objet. Comme indiqué sur la figure 1.6, ce modèle suppose que chacun des rayons de la lumière incidente pénètre entièrement dans le matériau, sans réflexion spéculaire. Chaque rayon est réfléchi de manière aléatoire par les pigments qui composent l'intérieur du matériau et est émis par le matériau suivant une direction, elle aussi, aléatoire. Ainsi, si la direction de chaque rayon réfléchi par le matériau est aléatoire, tous les rayons incidents provoquent une réflexion diffuse homogène dans toutes les directions. L'intensité des rayons réfléchis est proportionnelle à l'intensité des rayons incidents et au cosinus de l'angle  $\theta$  (voir figure 1.6).

La réflexion spéculaire étant totalement négligée par le modèle Lambertien, la direction d'observation n'est pas prise en compte dans l'estimation du stimulus de couleur émis par le matériau.

Nous proposons de nous baser sur ce modèle pour estimer ce stimulus. De plus, nous supposons que l'angle d'éclairage  $\theta$  est égal à  $0^\circ$  pour tous les éléments de surface d'une scène. Ceci revient à supposer que la source lumineuse qui éclaire la scène observée est très éloignée de l'objet et que la scène peut être assimilée à une surface plane.

Ainsi, à partir du modèle Lambertien et de cette hypothèse, le stimulus de couleur  $C(\lambda)$  réfléchi par un élément de surface de réflectance spectrale  $\beta(\lambda)$ , éclairé par une source lumineuse de distribution spectrale  $E(\lambda)$  est estimé de la manière suivante :

$$C(\lambda) = \beta(\lambda)E(\lambda). \quad (1.2)$$

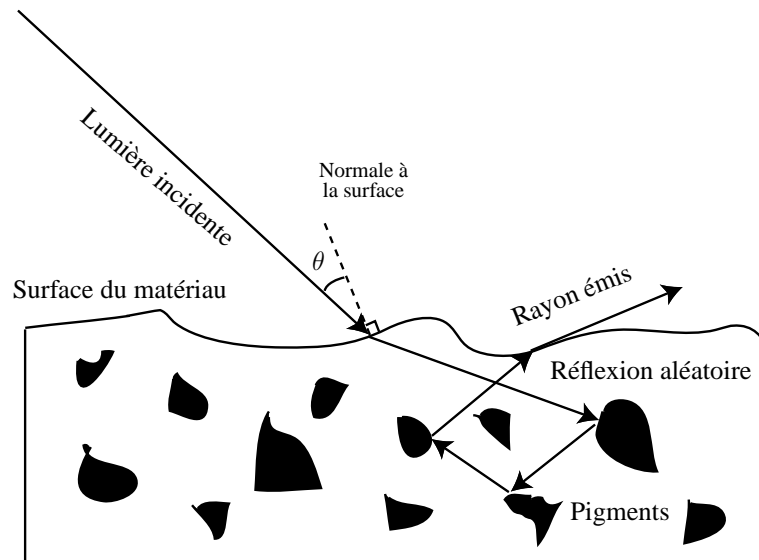


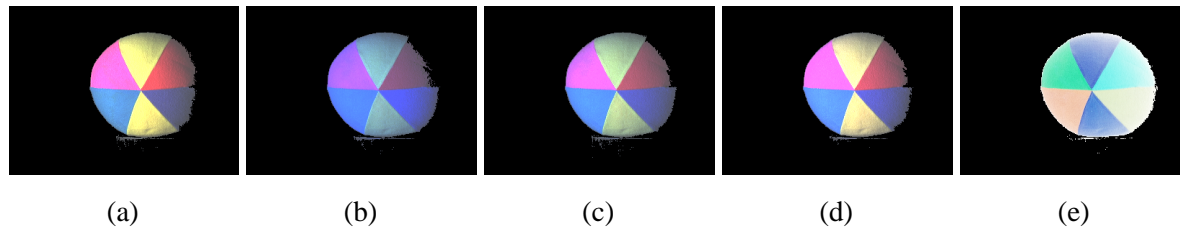
Figure 1.6 : Réflexion Lambertienne.

### 1.2.1.2 Interprétation du stimulus de couleur

L'œil focalise le stimulus de couleur issu de l'interaction lumière-matériau et le projette sur sa partie photo-sensible, la rétine. Il envoie des signaux au cerveau qui les interprète en fonction de connaissances acquises antérieurement. L'identification des couleurs n'est pas innée chez l'homme. Lors de sa croissance, un bébé apprend à reconnaître les couleurs. L'apprentissage n'étant pas le même pour chaque individu, l'interprétation des couleurs peut alors différer d'un individu à l'autre.

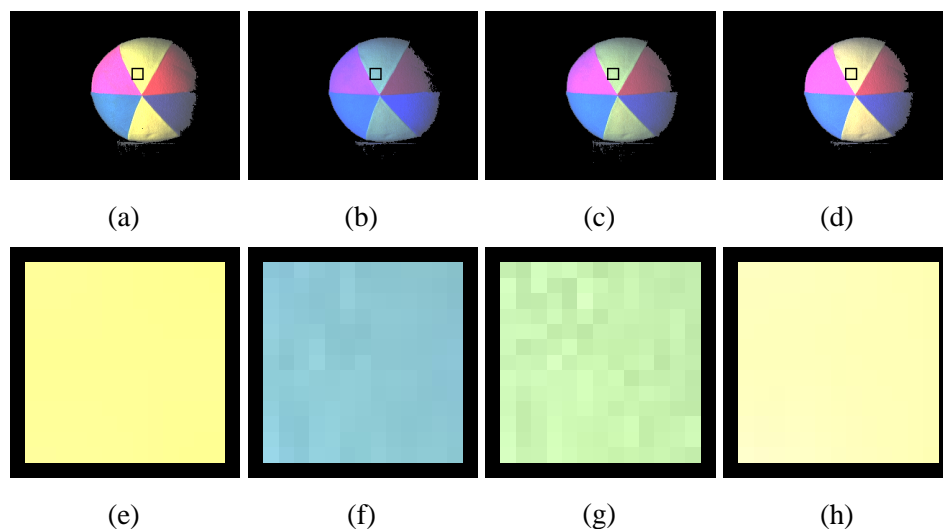
L'être humain a tendance à associer une couleur à un objet observé [Loz98]. Cette couleur perçue est souvent insensible aux conditions d'éclairage. Pourtant, nous avons vu qu'un objet est caractérisé par des propriétés de réflectance, et donc émet des stimuli de couleur qui dépendent de l'éclairage. Le phénomène qui permet à l'être humain d'être peu sensible aux variations d'éclairage, donnant ainsi l'illusion que les objets ont une couleur qui leur est propre, est appelé la **constance chromatique**.

Pour illustrer ceci, observons la figure 1.7 qui est la même que la figure I.1, page 26. Les images des figures 1.7(a),...,1.7(d) représentent le même ballon, observé dans les mêmes conditions de prise de vue, mais éclairé par des dispositifs différents pour chacune des quatre acquisitions. L'image de la figure 1.7(e) représente un second ballon, différent de celui contenu par les images des figures 1.7(a),...,1.7(d). Bien que les couleurs du ballon varient d'une image à l'autre, nous sommes capables en examinant visuellement ces images d'affirmer que les images des figures 1.7(a),...,1.7(d) représentent le même ballon, et que celui-ci est différent de celui de l'image de la figure 1.7(e). Cet exemple montre que nous pouvons nous affranchir des conditions d'éclairage afin d'identifier visuellement les objets en les caractérisant par leurs couleurs.



**Figure 1.7 :** Les images (a),..., (d) représentent le même objet. Elles sont acquises sans modification des conditions de prise de vue à l'exception du système d'éclairage qui est propre à chaque image. L'image (e) contient un objet différent de celui représenté par les images (a),..., (d). 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](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db).

Cette capacité à séparer les effets de l'éclairage des propriétés de réflectance des surfaces élémentaires sur les stimuli de couleur, exige une analyse globale des stimuli émis par l'ensemble des surfaces élémentaires de l'objet [Kno99]. Pour illustrer ce phénomène, observons les images de la figure 1.8. Les images des figures 1.8(a),..., 1.8(d) sont identiques aux images des figures 1.7(a),..., 1.7(d). Les images des figures 1.8(e),..., 1.8(h) qui représentent respectivement les zones encadrées en noir dans les images des figures 1.8(a),..., 1.8(d) sont affichées avec une plus grande résolution. Comme la position spatiale de l'objet dans les images des figures 1.8(a),..., 1.8(d) ne varie pas, les pixels représentés dans les images des figures 1.8(e),..., 1.8(h) représentent les mêmes éléments de surface d'une image à l'autre. A partir des examens visuels des images des figures 1.8(a),..., 1.8(d) nous constatons qu'il s'agit du même ballon, alors que nous ne pouvons pas conclure que les images des figures 1.8(e),..., 1.8(h) représentent les mêmes éléments de surface. Ceci est dû au fait que la constance chromatique nécessite une vision globale de l'objet et non une vision locale d'une zone isolée.



**Figure 1.8 :** Les images (e), (f), (g) et (h) représentant respectivement les zones encadrées en noir dans les images (a), (b), (c) et (d) sont affichées avec une plus grande résolution.



La constance chromatique est une particularité de notre système visuel qui a donné lieu aux lois de l'adaptation chromatique énoncées par Von Kries [Kri02]. Autour de cette problématique, l'objectif de notre travail sera de reproduire numériquement ce phénomène de constance chromatique, de manière à reconnaître automatiquement des objets présents dans des images acquises sous différents éclairages de caractéristiques inconnues par analyse de leurs couleurs.

## 1.2.2 Mesure de la couleur

### 1.2.2.1 Du stimulus couleur à ses composantes trichromatiques

Nous avons vu que notre perception de la couleur est liée à des critères subjectifs. Cependant, de nombreuses applications nécessitent de mesurer de manière objective la couleur d'un matériau. C'est dans cette problématique que s'inscrit la colorimétrie, science de la mesure de la couleur [Kow90]. Elle est fondée sur la théorie trichromatique, élaborée par Young, qui considère que la plupart des stimuli de couleur peuvent être reproduits par la synthèse additive de trois couleurs primaires [You07]. Une couleur primaire est une couleur qui ne peut pas être reproduite à partir d'autres couleurs. Le mélange unitaire de trois couleurs primaires reproduit l'impression du spectre équi-énergétique (illuminant E de la figure 1.4).

La théorie trichromatique repose sur des expériences d'appariement de couleurs. Un stimulus de couleur monochromatique  $C_{\lambda_i}(\lambda)$  est projeté sur une moitié d'un écran parfaitement blanc et placé dans une pièce noire. A partir de trois couleurs primaires rouge  $[R]$ , verte  $[V]$  et bleue  $[B]$ , l'expérience d'appariement consiste à demander à un observateur standard d'ajuster les intensités de ces trois couleurs primaires de manière à déterminer les valeurs d'intensité, respectivement notées  $R(\lambda_i)$ ,  $V(\lambda_i)$  et  $B(\lambda_i)$ , qui permettent de reproduire le stimulus monochromatique  $C_{\lambda_i}(\lambda)$  (cf. figure 1.9) :

$$C_{\lambda_i}(\lambda) \equiv R(\lambda_i) \times [R] + V(\lambda_i) \times [V] + B(\lambda_i) \times [B], \quad (1.3)$$

où  $\equiv$  signifie l'égalisation visuelle. Si l'égalisation visuelle ne peut pas être obtenue par synthèse additive des trois couleurs primaires, il est possible d'ajouter une ou plusieurs de ces couleurs primaires au stimulus de couleur à égaliser et d'ajuster les intensités des couleurs primaires de part et d'autre afin d'établir l'égalisation visuelle. Dans ce cas, les intensités associées aux couleurs primaires ajoutées au stimulus seront considérées comme négatives dans l'équation (1.3).

Cette expérience est itérée pour tous les stimuli monochromatiques  $C_{\lambda_i}(\lambda)$  du spectre visible de  $\lambda_i = 380 \text{ nm}$  à  $\lambda_i = 780 \text{ nm}$ . Ainsi, pour chaque longueur d'onde  $\lambda_i$  du spectre visible, nous obtenons un triplet de valeurs  $(R(\lambda_i), V(\lambda_i), B(\lambda_i))$  correspondant respectivement aux intensités des couleurs primaires  $[R]$ ,  $[V]$  et  $[B]$  qui conduisent à l'égalisation visuelle du stimulus monochromatique  $C_{\lambda_i}(\lambda)$ .

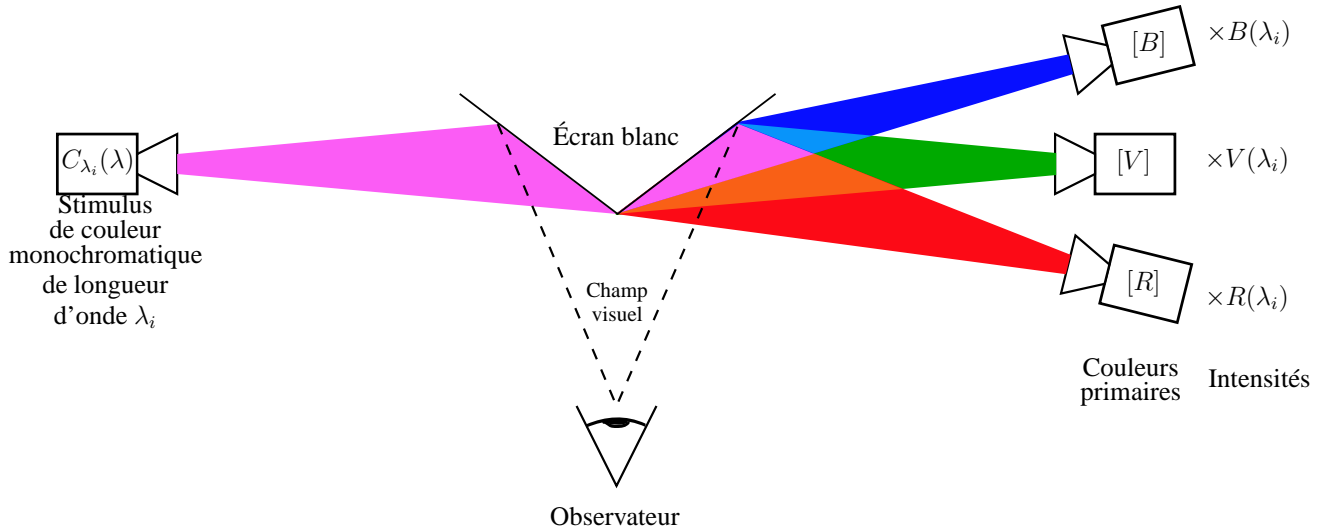


Figure 1.9 : Expérience d'appariement.

Pour la couleur primaire rouge  $[R]$ , nous obtenons une suite de valeurs  $R(\lambda_i)$ ,  $\lambda_i = 380nm, \dots, 780nm$ , qui forment la **fonction colorimétrique** rouge  $R(\lambda)$ . De la même manière, nous obtenons les fonctions colorimétriques verte  $V(\lambda)$  et bleue  $B(\lambda)$ , définies pour toutes les longueurs d'onde du spectre visible. Ces trois fonctions colorimétriques sont associées aux trois couleurs primaires  $[R]$ ,  $[V]$  et  $[B]$ .

Grâce à ces trois fonctions colorimétriques  $R(\lambda)$ ,  $V(\lambda)$  et  $B(\lambda)$ , nous déterminons les **composantes trichromatiques**  $C^R$ ,  $C^V$  et  $C^B$  d'un stimulus de couleur  $C(\lambda)$  quelconque et non nécessairement monochromatique, dans le système de couleurs primaires  $\{[R],[V],[B]\}$  :

$$\begin{cases} C^R = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} R(\lambda)C(\lambda)d\lambda, \\ C^V = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} V(\lambda)C(\lambda)d\lambda, \\ C^B = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} B(\lambda)C(\lambda)d\lambda. \end{cases} \quad (1.4)$$

Certains auteurs proposent de normaliser les composantes trichromatiques afin qu'elles ne dépendent pas de la source lumineuse. Pour ce faire, ils proposent de multiplier chaque composante trichromatique par un facteur  $fac$ . Par exemple, la CIE propose de normaliser les composantes par rapport à la fonction colorimétrique  $V(\lambda)$  et à la source lumineuse normalisée à 100 (cf. figure 1.4), tel que  $fac$  soit égal à :

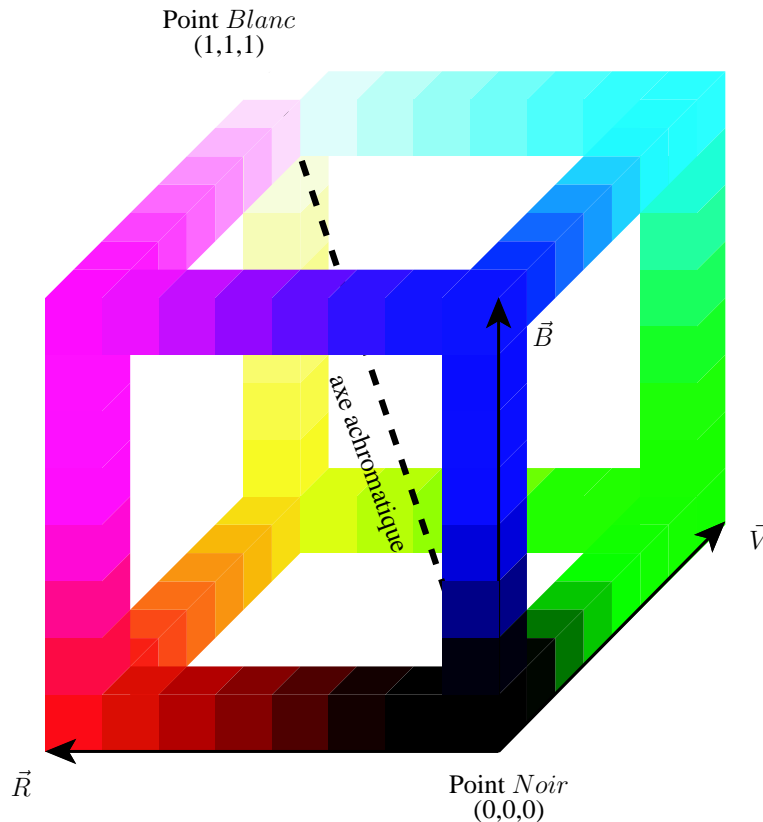
$$fac = \frac{100}{\int_{\lambda=380}^{\lambda=780} E(\lambda)V(\lambda)d\lambda}. \quad (1.5)$$

Cette normalisation permet d'obtenir des composantes trichromatiques sans unité.

### 1.2.2.2 Représentation d'un stimulus de couleur dans l'espace couleur

Nous venons de voir qu'un stimulus de couleur peut être caractérisé par trois composantes dans un système donné de couleurs primaires. Ainsi, nous pouvons représenter chaque stimulus de couleur par un **point-couleur** dans l'espace tridimensionnel. Pour ce faire, aux trois

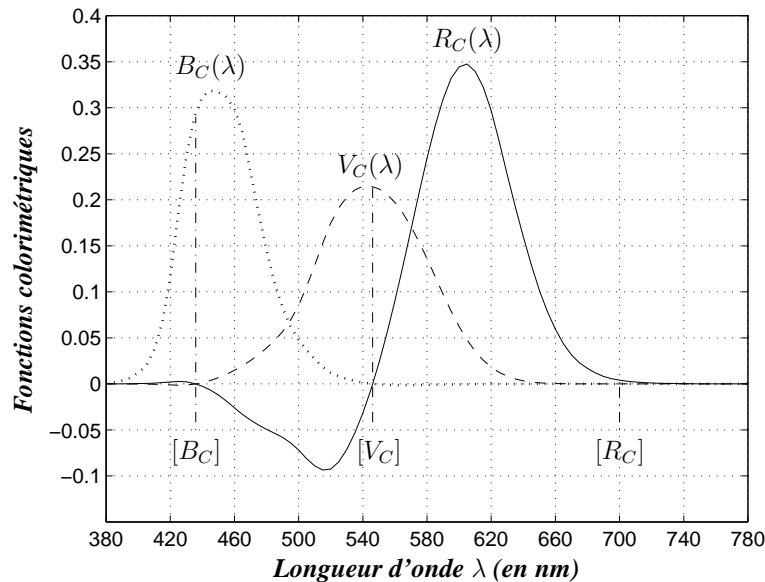
couleurs primaires choisies  $[R]$ ,  $[V]$  et  $[B]$ , nous faisons correspondre respectivement trois vecteurs directeurs normés  $\vec{R}$ ,  $\vec{V}$  et  $\vec{B}$  qui forment la base de l'espace tridimensionnel. Dans cet espace, chaque stimulus de couleur  $C(\lambda)$  est représenté par un point-couleur  $C$  dont les coordonnées sont les composantes trichromatiques  $C^R$ ,  $C^V$  et  $C^B$  de ce stimulus. Certains de ces points ont des coordonnées négatives puisqu'ils correspondent à des stimuli de couleur qui ne peuvent pas être reproduits par synthèse additive. Les points correspondant à des stimuli de couleur dont les composantes trichromatiques sont positives sont contenus dans un cube, appelé le cube des couleurs (voir figure 1.10). L'origine correspond au point-couleur *Noir*



**Figure 1.10 :** Cube des couleurs d'un système de couleurs primaires  $\{[R], [V], [B]\}$ .

( $C^R = C^V = C^B = 0$ ) tandis que le point-couleur *Blanc* est défini par le mélange unitaire des trois primaires ( $C^R = C^V = C^B = 1$ ). La droite passant par les points-couleur *Noir* et *Blanc* est appelée axe achromatique. En effet, les points de cette droite représentent des nuances de gris allant du noir au blanc.

La théorie trichromatique a donné lieu à de nombreux systèmes de primaires. Le plus classique est le système créé en 1931 par la CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) qui a adopté les trois couleurs primaires notées  $[R_C]$ ,  $[V_C]$  et  $[B_C]$ . Ces couleurs primaires correspondent aux stimuli de couleur monochromatiques rouge, vert et bleu de longueurs d'onde respectives 700,0 nm, 546,1 nm et 435,8 nm. A partir de ces trois primaires, la CIE a construit trois fonctions colorimétriques que nous notons  $R_C(\lambda)$ ,  $V_C(\lambda)$  et  $B_C(\lambda)$  (voir figure 1.11).



**Figure 1.11** : Les trois primaires  $[R_C]$ ,  $[V_C]$  et  $[B_C]$  et les trois fonctions colorimétriques  $R_C(\lambda)$ ,  $V_C(\lambda)$  et  $B_C(\lambda)$  de la CIE 1931.

Les fonctions colorimétriques issues de ces primaires présentent la particularité d'être normalisées de sorte que les intégrales de chaque courbe sur le spectre visible soient égales :

$$\int_{380nm}^{780nm} R_C(\lambda)d\lambda = \int_{380nm}^{780nm} V_C(\lambda)d\lambda = \int_{380nm}^{780nm} B_C(\lambda)d\lambda. \quad (1.6)$$

Ce système de couleurs primaires CIE 1931 présente quelques inconvénients. D'une part, les conditions d'utilisation de ce système sont assez restrictives puisque, par exemple, elles sont limitées à un champ visuel de  $2^\circ$  (voir figure 1.9). D'autre part, nous observons sur la figure 1.11 que la courbe  $R_C(\lambda)$  présente des valeurs négatives sur un intervalle du spectre. Dans l'expérience d'appariement, ceci revient à ajouter au stimulus à égaliser une certaine quantité de la primaire  $[R_C]$ .

Pour éviter ces inconvénients, de nombreux autres systèmes de représentation de la couleur ont été proposés [Van00, TFMB04].

Après avoir décrit brièvement le processus de formation de la couleur ainsi que la représentation d'un stimulus de couleur par un point-couleur dans l'espace tridimensionnel, nous proposons d'étudier le processus d'acquisition d'une image numérique couleur.

### 1.3 Acquisition d'une image numérique couleur

Dans le domaine de la vision artificielle, les images couleur sont généralement acquises par une caméra vidéo couleur puis numérisées par un ordinateur via une carte d'acquisition (cf. figure 1.12).

Après avoir défini le terme d'image numérique couleur, nous proposons de présenter le

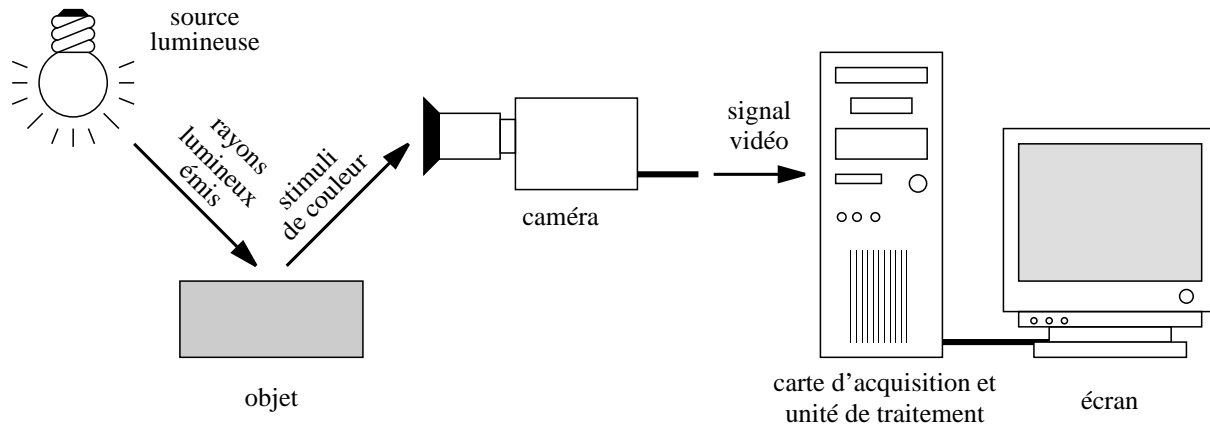


Figure 1.12 : Vision artificielle.

principe d'acquisition des images par des caméras couleur classiques. Nous aborderons enfin l'influence de l'éclairage sur les couleurs caractérisant les pixels.

### 1.3.1 Définition d'une image numérique couleur

Une image numérique couleur  $I$  est représentée par trois signaux échantillonnés bidimensionnels à support et à valeurs bornés que nous notons  $C(x, y)$  avec  $[x, y] \in \mathbb{N}^2$  et  $0 \leq x \leq X - 1$ ;  $0 \leq y \leq Y - 1$ ; où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées du pixel  $P$  dans le plan image de taille  $X \times Y$ .  $C(x, y)$  représente la couleur de ce pixel.

A chaque pixel  $P$  est associé un point-couleur, noté  $C(P)$ , défini dans l'espace tridimensionnel couleur par trois coordonnées  $C^k(P)$ ,  $k = R, V, B$ , qui représentent les valeurs des composantes trichromatiques du stimulus de couleur correspondant.

L'image couleur  $I$  peut être également décomposée en trois **images de composante**  $I^k$ ,  $k = R, V, B$ . Dans chaque image de composante  $I^k$ , le pixel  $P$  est caractérisé par le niveau  $C^k(P)$  de la composante couleur  $k$ .

### 1.3.2 Les caméras matricielles couleur

#### 1.3.2.1 Descriptif

Une caméra matricielle couleur est constituée :

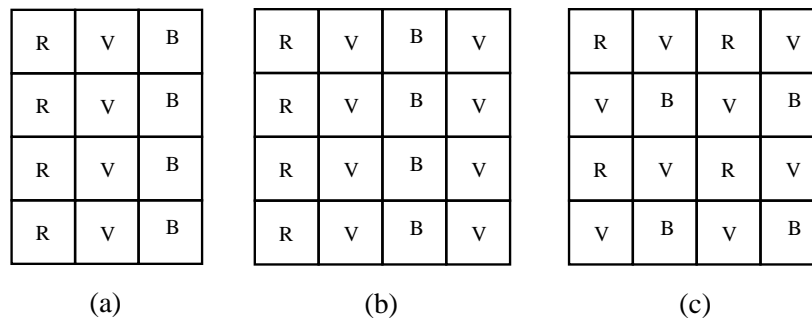
- d'un dispositif optique qui focalise l'image d'une scène dans le/les plan(s) du/des capteur(s),
- d'un ou plusieurs capteurs, organisés sous la forme d'une matrice d'éléments sensibles qui reçoivent les stimuli de couleur pour les transformer en une image électrique. Chaque **pixel** constituant l'image correspond à l'un de ces photorécepteurs.
- d'un dispositif électronique permettant de lire l'image électrique mémorisée temporairement.

La technologie la plus répandue pour réaliser les capteurs des caméras est actuellement la technologie CCD (Charged Coupled Device) dont les photorécepteurs délivrent une tension croissante en fonction de l'intensité lumineuse qu'ils reçoivent. L'information couleur est décomposée par l'utilisation de trois filtres dichroïques. En sortie de ces filtres, le stimulus de couleur filtré se projette sur l'un des photorécepteurs du capteur CCD.

Nous distinguons essentiellement deux types de caméras couleur selon qu'elles possèdent un ou trois capteurs CCD.

### 1.3.2.2 Caméra mono-CCD

Une acquisition d'image numérique couleur peut être réalisée en n'utilisant qu'un seul capteur CCD dont les pixels sont recouverts de filtres colorés [TFMB04]. Ces filtres peuvent être répartis sur le capteur de différentes manières, en bandes ou en mosaïques, comme le montrent les exemples de la figure 1.13.



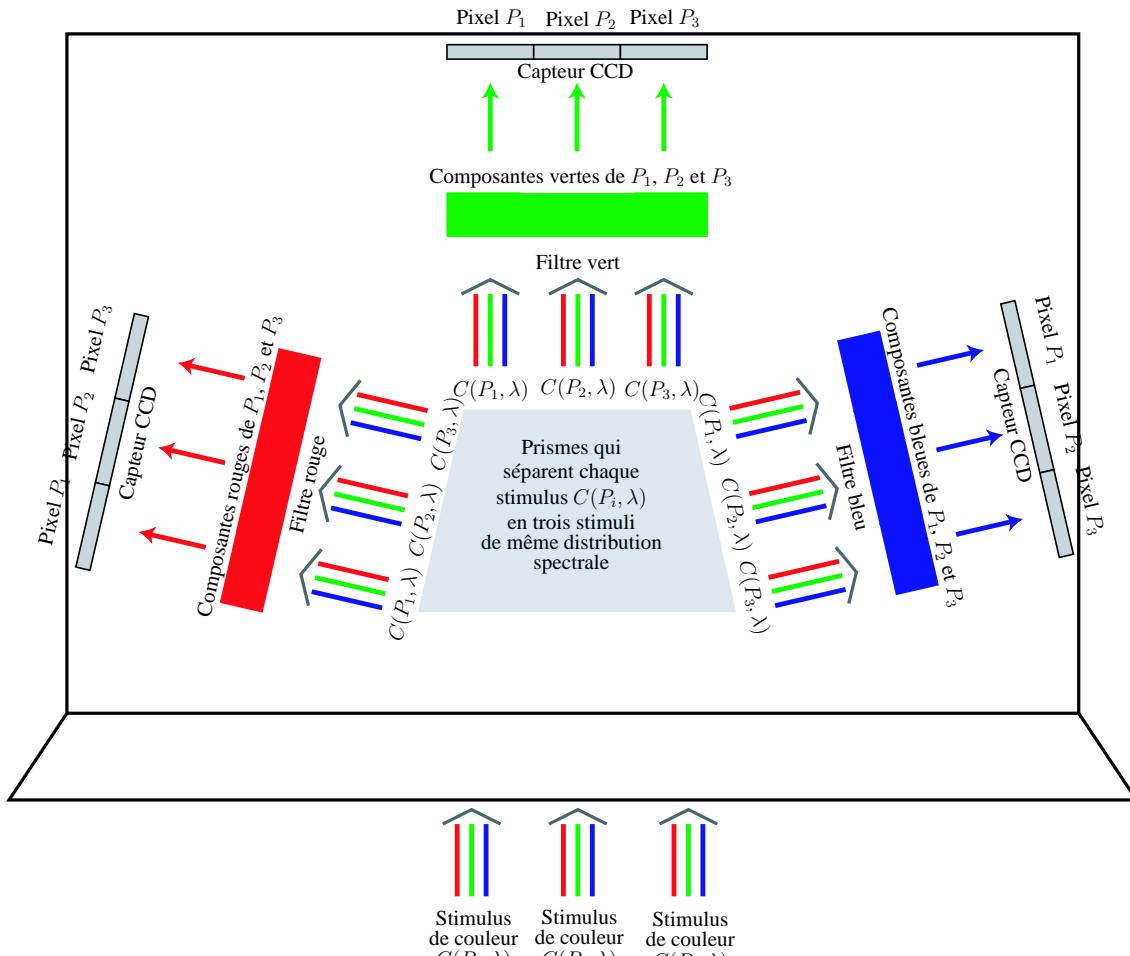
**Figure 1.13 :** Exemples de répartition de filtres sur le capteur d'une caméra couleur mono-CCD

L'information couleur d'un pixel est obtenue par trois photorécepteurs localisés à des sites voisins différents. Une étape d'interpolation est donc nécessaire pour restituer la couleur de chaque pixel associé à un photorécepteur [Ram00].

### 1.3.2.3 Acquisition d'images couleur par caméra tri-CCD

Les caméras tri-CCD sont équipées de trois capteurs CCD montés sur un système optique à base de prismes (cf. figure 1.14). Chacun des trois capteurs forme l'image d'une des composantes rouge, verte ou bleue. Un élément de surface observé par la caméra se projette ainsi sur le même photorécepteur de chacun des trois capteurs. La couleur d'un pixel est fournie par la réponse de ces trois photorécepteurs, ce qui permet d'obtenir une meilleure résolution spatiale que celle des caméras mono-CCD.

D'après le modèle Lambertien, le stimulus de couleur  $C(P, \lambda)$  reçu par les trois éléments photo-sensibles représentant le pixel  $P$ , est le résultat de la réflexion d'un rayon lumineux de



**Figure 1.14 :** Principe d'acquisition d'une image couleur par une caméra tri-CCD. Dans cet exemple, 3 pixels  $P_1$ ,  $P_2$  et  $P_3$  sont pris en compte.

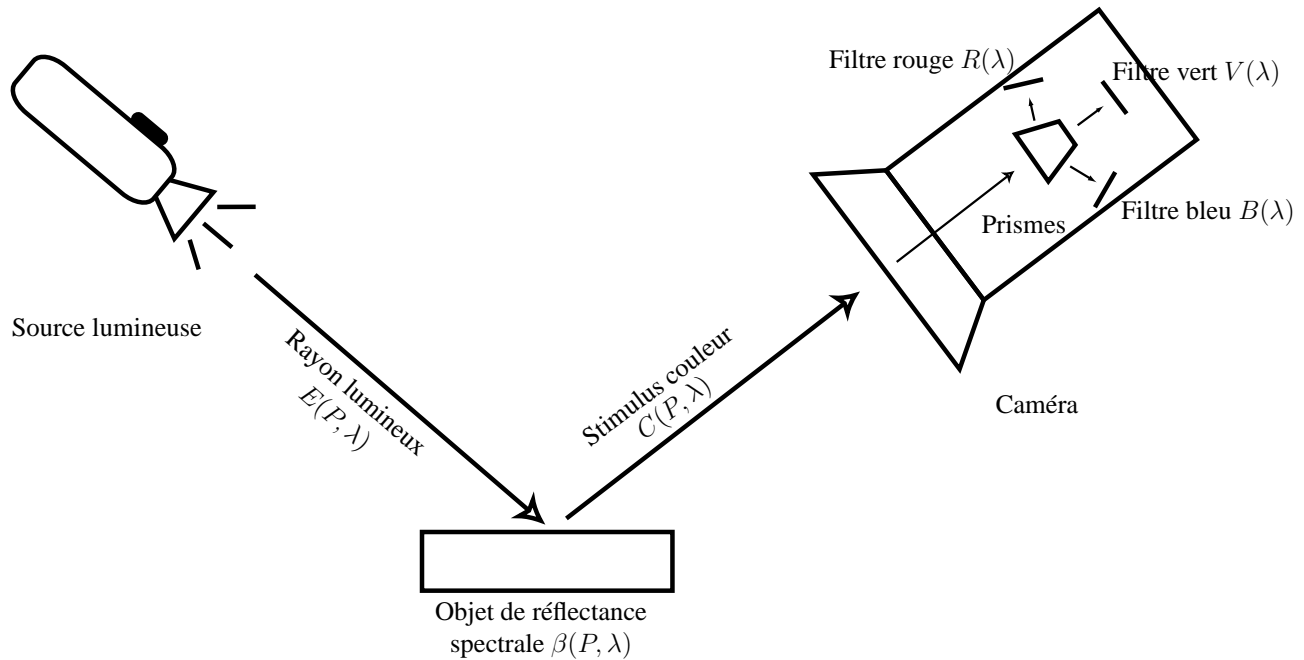
distribution spectrale  $E(P, \lambda)$  sur l'élément de surface de réflectance spectrale  $\beta(P, \lambda)$  qui se projette sur le pixel  $P$  [Van00] :

$$C(P, \lambda) = \beta(P, \lambda) \cdot E(P, \lambda). \quad (1.7)$$

Par le système de prismes, le stimulus couleur  $C(P, \lambda)$  est ensuite séparé en trois stimuli de même distribution spectrale. Chacun de ces stimuli passe au travers d'un des filtres rouge, vert ou bleu, caractérisés par les distributions spectrales, respectivement notées  $R(\lambda)$ ,  $V(\lambda)$  et  $B(\lambda)$ .

En faisant abstraction de la phase de quantification, les composantes trichromatiques  $C^R(P)$ ,  $C^V(P)$  et  $C^B(P)$  du pixel sur lequel se projette l'élément de surface observé sont alors obtenues par conversion analogique / numérique des impulsions électriques émises par les trois photorécepteurs associés à ce pixel.

Les composantes trichromatiques  $C^R(P)$ ,  $C^V(P)$  et  $C^B(P)$  du pixel sur lequel se projette cet élément de surface sont estimées par l'intégration du produit des distributions spectrales de



**Figure 1.15 :** Du stimulus couleur aux composantes trichromatiques.

tous les éléments qui constituent la chaîne d'acquisition :

$$\begin{cases} C^R(P) = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} R(\lambda)\beta(P, \lambda)E(P, \lambda)d\lambda, \\ C^V(P) = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} V(\lambda)\beta(P, \lambda)E(P, \lambda)d\lambda, \\ C^B(P) = \int_{\lambda=380}^{\lambda=780} B(\lambda)\beta(P, \lambda)E(P, \lambda)d\lambda. \end{cases} \quad (1.8)$$

### 1.3.3 Couleur des pixels et éclairage

Avant toute acquisition, il convient de procéder au calibrage chromatique de la caméra. Ce calibrage consiste à établir une correspondance entre les composantes trichromatiques théoriques d'une couleur de référence connue et observée par la caméra sous un éclairage spécifique et les valeurs fournies par le système de numérisation ; l'idéal étant que soit obtenue l'égalité entre ces deux jeux de valeurs afin de rester indépendant du matériel et de l'environnement. Quand nous ne disposons pas d'information a priori sur les caractéristiques de l'éclairage utilisé lors de l'acquisition d'une image, nous ne pouvons pas procéder à un calibrage chromatique de la caméra.

Nous considérons dans la suite du manuscrit que les caractéristiques de l'éclairage utilisé lors de l'acquisition de chaque image sont inconnues mais que les images sont acquises via une caméra tri-CCD dont les paramètres de réglage sont constants pour toutes les acquisitions.

Le modèle Lambertien utilisé pour estimer les composantes trichromatiques des pixels est basé sur des hypothèses très simplificatrices. Pourtant, nous constatons que la formation de la couleur décrite par l'équation (1.8) obéit à des lois complexes. Cette équation indique, en effet, que les coordonnées du point-couleur  $C(P)$  représentant un pixel  $P$  ne dépendent pas seulement



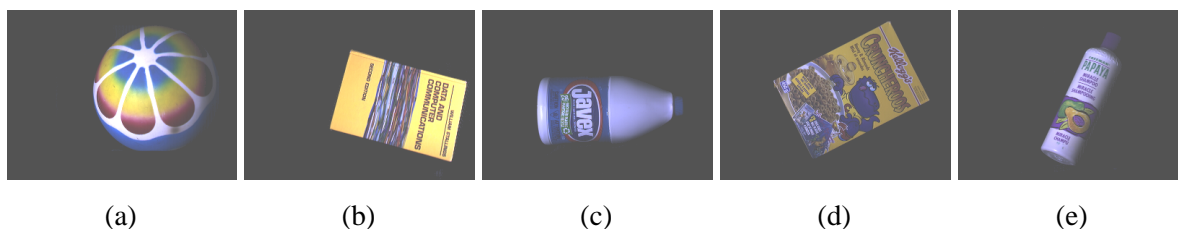
de la réflectance spectrale de l'élément de surface qui se projette sur  $P$ , mais également de la répartition spectrale relative d'énergie de l'illuminant et des fonctions de sensibilité des capteurs de la caméra. Ceci explique pourquoi les coordonnées du point-couleur  $C(P)$  ne peuvent pas être considérées comme caractérisant les propriétés colorimétriques intrinsèques de l'élément de surface projeté sur le pixel  $P$ .

Une fois acquise l'image d'un objet observé par une caméra, il est nécessaire d'identifier les pixels de cette image qui représentent l'objet, que nous appelons les **pixels-objet**, pour séparer l'objet du fond et l'extraire de l'image.

## 1.4 Extraction des objets

La segmentation d'une image couleur  $I$  en régions  $\mathcal{R}_i$  a pour but de regrouper des pixels connexes ayant des propriétés colorimétriques similaires, afin de reconstruire des régions de couleurs homogènes [Zuc76]. La segmentation transforme l'image couleur en une image où chaque pixel est caractérisé par une étiquette correspondant à la région à laquelle il appartient. Les méthodes de reconstruction de régions peuvent se diviser en deux grandes familles, selon que l'analyse s'effectue dans l'espace couleur ou dans le plan image [LM00, CJSW01]. A partir de ces régions extraites, nous pouvons reconstituer l'objet présent dans l'image qui est représenté par un ensemble de régions.

Le problème de l'extraction d'objets des images est un problème vaste et complexe. Nous ne nous sommes pas attardés sur cette étape de pré-traitement, préférant nous focaliser sur la phase de caractérisation de ces objets. Ainsi, dans le but de faciliter cette phase d'extraction des objets, les images considérées contiennent un seul objet placé sur un fond uniforme de couleur noire (cf. figure 1.16).



**Figure 1.16 :** Exemple d'images contenant un seul objet sur un fond uniforme de couleur noire. 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](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db).

Nous nous proposons de tester deux approches différentes, l'une privilégiant l'analyse dans l'espace couleur  $(R, V, B)$  et l'autre privilégiant l'analyse dans le plan image.

### 1.4.1 Analyse dans l'espace couleur

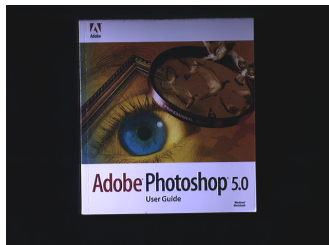
Nous opérons une analyse dans l'espace couleur afin de partitionner les pixels en deux classes : la classe  $\mathcal{C}_{obj}$  des pixels-objet et la classe  $\mathcal{C}_{fond}$  des pixels ne représentant pas l'objet. La règle de classification de chaque pixel  $P$  caractérisé par un point-couleur  $(C^R(P), C^V(P), C^B(P))^T$  dans l'image  $I$  est définie par :

$$\text{si } \begin{cases} C^R(P) > S_{fond} \\ \text{ou} \\ C^V(P) > S_{fond} \\ \text{ou} \\ C^B(P) > S_{fond}, \end{cases} \quad \text{alors } P \in \mathcal{C}_{obj} \quad (1.9)$$

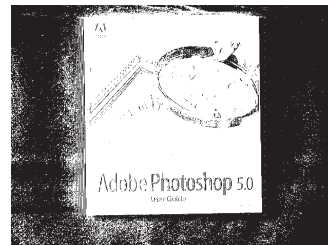
sinon  $P \in \mathcal{C}_{fond}$

où  $S_{fond}$  est un seuil fixé par l'utilisateur.

Nous proposons d'appliquer cette classification simple aux pixels de l'image de la figure 1.17(a) en fixant  $S_{fond}$  à 2 sur une échelle de 256 niveaux. Dans l'image de la figure 1.17(b), les pixels assignés à  $\mathcal{C}_{fond}$  sont représentés en noir et les pixels-objet assignés à  $\mathcal{C}_{obj}$  sont représentés en blanc.



(a) Image couleur originale.



(b) Classification des pixels.

Les pixels-objet sont représentés en blanc.

**Figure 1.17 :** Exemple d'extraction de pixels-objet par classification des pixels dans l'espace couleur.

Nous remarquons que certains pixels qui représentent le livre sont assignés à  $\mathcal{C}_{fond}$  par l'algorithme de classification dans l'espace couleur. Inversement, certains pixels du fond sont considérés comme des pixels-objet. Malgré de nombreux tests, nous ne sommes pas parvenus à ajuster le paramètre  $S_{fond}$  de telle sorte que l'analyse dans l'espace couleur permette d'extraire de manière satisfaisante tous les pixels-objet des images considérées. Nous proposons donc une autre approche basée sur une analyse dans le plan image.

### 1.4.2 Analyse dans le plan image

Nous proposons d'appliquer un algorithme de croissance de régions pour segmenter les images. Les méthodes de croissance de régions consistent à agréger aux régions en cours de construction les pixels voisins en respectant un critère d'homogénéité [TFMB04].

Les régions sont initialisées à l'aide de germes qui correspondent généralement à des groupes de pixels. Puis chaque région est reconstruite en y ajoutant successivement les pixels qui lui sont voisins et qui respectent un critère de similarité colorimétrique. La croissance d'une région s'arrête lorsqu'aucun pixel voisin ne respecte le critère de similarité. Ce critère de similarité consiste généralement à comparer la couleur du pixel examiné à la couleur des pixels formant la région en cours de reconstruction.

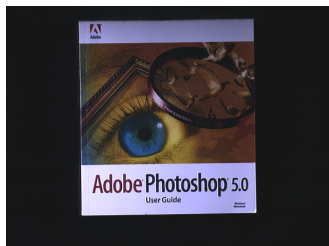
Le germe de la région  $\mathcal{R}_{fond}$  qui représente le fond est le pixel qui se situe dans le coin en bas à gauche de l'image.

La région  $\mathcal{R}_{fond}$ , caractérisée par le point-couleur  $(C_{fond}^R, C_{fond}^V, C_{fond}^B)^T$  qui représente la moyenne des points-couleur des pixels appartenant à  $\mathcal{R}_{fond}$ , peut s'étendre itérativement du pixel  $P$  appartenant à  $\mathcal{R}_{fond}$  à l'un de ses 8 voisins  $P_{vois}$  caractérisé par le point-couleur  $(C^R(P_{vois}), C^V(P_{vois}), C^B(P_{vois}))^T$  si la distance quadratique entre ces deux points-couleur dans l'espace couleur  $(R, V, B)$  est inférieure au seuil  $S_{croissance}$  :

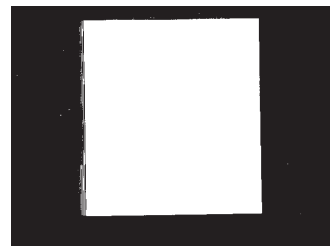
$P_{vois} \in \mathcal{R}_{fond}$  ssi

$$\left\{ \begin{array}{l} P \in \mathcal{R}_{fond} \text{ et} \\ \sqrt{(C^R(P_{vois}) - C_{fond}^R)^2 + (C^V(P_{vois}) - C_{fond}^V)^2 + (C^B(P_{vois}) - C_{fond}^B)^2} < S_{croissance} \end{array} \right. \quad (1.10)$$

Nous proposons d'appliquer la croissance de cette région sur l'image de la figure 1.17(a). Dans l'image de la figure 1.18(b), les pixels appartenant à cette région sont représentés en noir, les autres pixels considérés comme pixels-objet étant représentés en blanc. Le seuil  $S_{croissance}$  a été ajusté à 5.



(a) Image couleur originale.



(b) Classification des pixels.

Les pixels-objet sont représentés en blanc.

**Figure 1.18 :** Exemple d'extraction d'objet dans une image couleur par croissance d'une région dans l'espace image.

Nous constatons que les pixels représentant le livre qui n'avaient pas été correctement classés dans l'image de la figure 1.17(b) sont, cette fois-ci, considérés comme des pixels-objet.

Il reste cependant quelques pixels représentant le fond qui n'appartiennent pas à la région  $\mathcal{R}_{fond}$ . Ces pixels sont en effet caractérisés par des points-couleur dont les coordonnées sont tellement élevées qu'ils ne respectent pas les critères de l'équation (1.10).

Dans le cadre de nos travaux, nous proposons d'extraire les pixels-objet des images en appliquant cet algorithme de croissance de régions. Cette étape d'extraction très simple permet d'obtenir des résultats satisfaisants et relativement robustes sur les images couleur considérées qui ne contiennent qu'un seul objet placé sur un fond uniforme de couleur noire.

## 1.5 Conclusion

Les deux premiers paragraphes de ce chapitre ont été consacrés à la description de la formation des images couleur représentant des objets.

Les modèles de formation du point-couleur caractérisant un pixel sur lequel se projette un élément de surface d'un objet montrent que cette couleur s'exprime de manière complexe en fonction des propriétés de réflectance de l'élément de surface, de la sensibilité des capteurs de la caméra et des caractéristiques de l'éclairage.

Par conséquent, le point-couleur associé à chaque pixel ne peut pas être considéré comme caractéristique des propriétés intrinsèques de l'élément de surface considéré.

Pourtant, comme nous le verrons au chapitre suivant, les procédures de reconnaissance d'objets analysent généralement les points-couleur associés aux pixels représentant l'objet. Ces procédures nécessitent d'extraire les pixels-objet de chaque image afin de caractériser l'objet représenté. Cette phase d'extraction est effectuée par un algorithme de croissance de régions qui fournit des résultats satisfaisants et suffisamment robustes pour les images considérées.

Les pixels-objet étant extraits, il s'agit de les caractériser par des signatures afin de pouvoir comparer les images.

# Chapitre 2

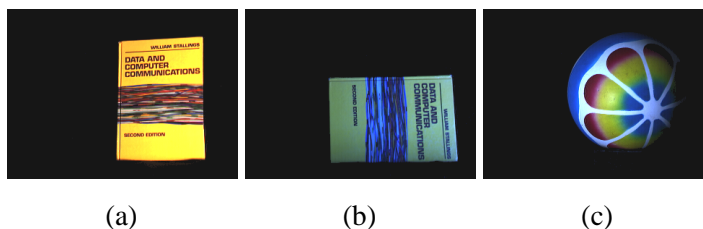
## Reconnaissance d'objets par analyse de la couleur

### 2.1 Principe de la reconnaissance d'objets

La reconnaissance d'objets est un problème particulier de la recherche d'images par l'exemple. Elle consiste à rechercher, parmi toutes les **images candidates** d'une base, celles qui contiennent le même objet que celui représenté par une **image requête**.

Les images considérées contiennent un seul objet placé sur un fond uniforme et éclairé avec un illuminant de caractéristiques inconnues qui diffère d'une image à l'autre. Elles sont acquises dans les conditions suivantes (voir figure 3.1) :

- les objets peuvent subir une rotation et/ou une translation dans un plan perpendiculaire à l'axe optique de la caméra,
- 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 de couleur proximale et/ou de l'intensité de l'illuminant utilisé.



**Figure 2.1 :** Les images (a) et (b) contiennent le même objet éclairé avec deux illuminants différents. 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. 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](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db).

La procédure de recherche des images candidates contenant un objet similaire à celui représenté par l'image requête consiste à analyser chaque couple  $(I_{\text{req}}, I_{\text{cand}})$  constitué par l'image requête  $I_{\text{req}}$  et par l'une des images candidates  $I_{\text{cand}}$ . On rencontre deux cas de figure (voir figure 3.1) :

- l'image requête  $I_{\text{req}}$  et l'image candidate  $I_{\text{cand}}$  contiennent le même objet observé dans des conditions identiques, excepté pour l'éclairage obtenu par des illuminants différents comme expliqué ci-dessus. Elles forment alors un **couple d'images similaires**.
- les images  $I_{\text{req}}$  et  $I_{\text{cand}}$  contiennent des objets différents. Elles constituent alors un **couple d'images différentes**.

Après extraction des pixels-objet par la méthode de segmentation décrite au chapitre précédent, l'algorithme de reconnaissance d'objets se décompose en deux étapes successives : l'indexation et la comparaison des images. L'étape d'indexation consiste à établir des **signatures** caractérisant les contenus des images [SCZ01]. Ces signatures d'images sont obtenues par analyse de la forme [TW03], de la texture [MM96] ou des propriétés colorimétriques [MMMMP03a] de l'objet représenté par l'image. L'étape de comparaison consiste à évaluer des **fonctions de comparaison** entre la signature de l'image requête et celles des images candidates. Ces fonctions de comparaison sont généralement basées sur des mesures de similarité. Dans ce cas, les images candidates sont triées dans l'ordre décroissant des mesures de similarité entre leurs signatures et celle de l'image requête considérée, de manière à déterminer les images similaires à l'image requête.

La seule information de luminance contenue dans les images en niveaux de gris ayant montré ses limites pour caractériser et discriminer des objets [SB91], nous proposons d'exploiter l'information couleur présente dans les images pour calculer les signatures.

Les nombreux systèmes de reconnaissance d'objets fondés sur l'analyse des points-couleur associés aux pixels-objet se différencient d'une part, par la signature sur laquelle est basée la description des images et, d'autre part, par la fonction de comparaison utilisée pour comparer les signatures. Dans ce chapitre, nous allons établir un état de l'art des signatures et des fonctions de comparaison associées rencontrées dans la littérature.

Dans le contexte de la reconnaissance d'objets, les signatures d'images doivent répondre à un cahier des charges que nous présentons dans le second paragraphe de ce chapitre.

La signature la plus classique pour caractériser la distribution des points-couleur associés aux pixels-objet dans l'image est l'histogramme couleur. De nombreux auteurs exploitent cette signature en définissant des mesures de similarité entre histogrammes qui sont adaptées à la reconnaissance d'objets. Ces travaux feront l'objet du troisième paragraphe de ce chapitre.

Si les histogrammes couleur sont très intéressants en termes de simplicité de calcul, ils sont néanmoins très restrictifs dans le sens où ils ne représentent pas la répartition spatiale des pixels

associés aux mêmes points-couleur dans les images. Par conséquent, nous décrivons dans le quatrième paragraphe des signatures qui intègrent des informations spatiales en utilisant des structures de données basées sur celle de l'histogramme couleur.

D'autres approches proposent des structures de données qui intègrent directement des informations spatio-colorimétriques caractérisant les objets. Nous proposons de les diviser en deux familles, selon qu'elles analysent la répartition spatiale globale des pixels-objet caractérisés par des points-couleur identiques dans l'image ou qu'elles mettent en évidence les interactions locales entre les pixels-objet de l'image. Ces deux approches seront respectivement présentées dans les cinquième et sixième paragraphes.

## 2.2 Signatures d'images pour la reconnaissance d'objets

Les signatures d'images et les fonctions de comparaison associées doivent respecter un cahier des charges lié à la nature des images considérées et à l'exploitation du système de reconnaissance d'objets.

### 2.2.1 Cahier des charges lié à la nature des images

– *Pouvoir discriminant.*

L'exploitation de fonctions de comparaison de signatures d'images doit permettre de distinguer le cas où l'image requête et l'une des images candidates forment un couple d'images différentes du cas où elles forment un couple d'images similaires.

– *Invariance aux translations, rotations de l'objet.*

Les images considérées contiennent un seul objet qui n'occupe pas toujours la même position spatiale (voir figure 3.1). Dans le cadre de nos travaux, il est donc primordial que les signatures soient insensibles aux translations d'un objet d'une image à l'autre ainsi qu'aux rotations dans un plan perpendiculaire à l'axe optique de la caméra. Finalement, la restriction que nous nous fixons quant aux déplacements éventuels d'un objet entre deux acquisitions d'image, est que chaque élément de surface de l'objet observé dans l'une des images doit apparaître dans l'autre image qui représente le même objet.

– *Invariance à la résolution spatiale des images.*

Les objets peuvent être placés à différentes distances de la caméra, qui elle-même peut être équipée d'objectifs de distances focales différentes. Ainsi, la résolution spatiale des images considérées peut ne pas être constante.

Dans ce chapitre, les problèmes liés aux changements d'éclairage entre les acquisitions des images ne sont pas pris en compte et feront l'objet du chapitre suivant.

### 2.2.2 Cahier des charges lié à l'exploitation d'un système de reconnaissance d'objets

– *Temps de réponse à une requête.*

L'utilisateur d'un système de reconnaissance d'objets par l'exemple sélectionne une image requête contenant un objet qu'il recherche dans une base d'images candidates. Cette base est composée d'images dont les pixels-objet ont été préalablement extraits afin de calculer leurs signatures. Ce calcul des signatures des images candidates est effectué hors-ligne de telle sorte que, pour chaque recherche, seule la signature de l'image requête soit calculée en ligne. Le temps nécessaire au calcul des signatures des images n'est donc pas un facteur crucial devant être minimisé à tout prix. Par contre, comme la comparaison entre la signature de l'image requête et celles des nombreuses images candidates s'effectue en ligne, le temps nécessaire à cette comparaison influence d'avantage le confort d'utilisation du système de reconnaissance d'objets.

– *Place mémoire occupée par les signatures.*

Comme les signatures des images candidates sont évaluées hors ligne, celles-ci sont stockées sur le disque qui supporte le système d'indexation. De plus, le temps nécessaire à l'évaluation de la fonction de comparaison de deux signatures est souvent directement lié à la place mémoire occupée par ces signatures. Il est donc intéressant de privilégier des signatures occupant le moins de place mémoire possible.

## 2.3 Histogrammes couleur

Parmi les signatures basées sur les distributions des points-couleur qui représentent les pixels dans l'espace couleur  $(R, V, B)$ , la plus utilisée est l'histogramme couleur [SB91]. L'histogramme couleur  $H[I]$  de l'image  $I$  est composé de cellules associées à des points-couleur  $C$  dont les coordonnées sont les niveaux  $C^R$ ,  $C^V$  et  $C^B$  des trois composantes couleur. La cellule  $H[I(C)]$  indique le nombre de pixels-objet caractérisés par le point-couleur  $C$ .

Il existe de nombreuses fonctions de comparaison d'histogrammes couleur qui sont basées sur différentes distances [Sch97]. Parmi les distances proposées pour comparer les histogrammes couleur  $H[I_{req}]$  et  $H[I_{cand}]$  respectivement d'une image requête  $I_{req}$  et d'une image



candidate  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$ , certaines font appel aux distances de Minkowski  $Dist_{L_p}$  :

$$Dist_{L_p}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \left( \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} |\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})|^p \right)^{\frac{1}{p}}, \quad (2.1)$$

où  $p$  indique la norme utilisée.

Les trois distances de Minkowski les plus classiques sont les suivantes :

$$\begin{aligned} Dist_{L_1}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) &= \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} |\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})|, \\ Dist_{L_2}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) &= \sqrt{\sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} (\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))^2}, \quad (2.2) \\ Dist_{L_\infty}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) &= \max_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} |\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})|. \end{aligned}$$

Ces distances présentent deux inconvénients majeurs. Tout d'abord, la différence entre les contenus de deux cellules prend en compte les deux populations de pixels considérées, sans tenir compte des tailles des images. Ceci sera détaillé dans la prochaine partie. Ensuite, la comparaison de deux histogrammes est gourmande en temps de calcul puisqu'elle nécessite  $L^3$  comparaisons de deux cellules,  $L$  étant le nombre de niveaux avec lequel sont quantifiés les composantes couleur. Certaines approches permettent de pallier ces problèmes.

### 2.3.1 Distances relatives aux populations de pixels

Les distances de Minkowski ne prennent pas en compte le poids relatif de chaque point-couleur dans chacun des histogrammes. Par exemple, si la valeur d'une cellule associée à un point-couleur est égale à 5 dans l'histogramme  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$  et à 15 dans l'histogramme  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]$ , la contribution de ces cellules à la distance entre les deux histogrammes est la même (= 10 en norme  $L_1$ ) que celle de deux cellules contenant les valeurs respectives 5000 et 5010. Pour pallier ce problème, Huang propose donc de calculer une fonction de comparaison relative  $MD_{\text{Huang}}$  basée sur la norme  $L_1$  [HKMZ98] :

$$MD_{\text{Huang}}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \frac{|\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})|}{1 + \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) + \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})}. \quad (2.3)$$

De même, Schiele propose de comparer les histogrammes en employant une des fonctions statistiques  $\chi^2$  [Sch97] :

$$MD_{\chi^2}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \frac{(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))^2}{(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) + \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))^2}. \quad (2.4)$$

Même si des tests sur des bases d'images ont montré l'intérêt de cette distance [Sch97], les hypothèses de ce test sont restrictives puisque les distributions des points-couleur représentant les pixels doivent être gaussiennes.

### 2.3.2 Intersection entre histogrammes

Le temps de calcul pour comparer les histogrammes couleur à l'aide de ces distances constitue le second inconvénient. En effet, elles nécessitent de parcourir toutes les cellules des deux histogrammes. Une amélioration importante a été proposée par Swain qui calcule l'intersection des deux histogrammes  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$  et  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]$  en ne tenant compte que des cellules non vides de l'histogramme requête [SB91] :

$$Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \frac{\sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \min(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}), \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))}{\sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})}. \quad (2.5)$$

Cependant, cette intersection présente l'inconvénient de ne pas être symétrique ( $Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) \neq Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}])$ ).

Smith [SC96] propose donc de la rendre symétrique en modifiant le terme de normalisation. L'intersection proposée par Smith est alors :

$$Inter_{smith}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \frac{\sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \min(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}), \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))}{\min(\sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}), \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))}. \quad (2.6)$$

Un autre inconvénient majeur des histogrammes couleur est qu'ils occupent une place mémoire importante. Chitkara parvient à réduire cette taille jusqu'à 75%, à nombre de niveaux de quantification égal dans chaque composante [Chi01]. Pour ceci, l'auteur propose tout d'abord de normaliser les populations des pixels-objet dans chaque cellule de l'histogramme par le nombre total de pixels-objet pris en compte dans l'histogramme. Puis il sous-quantifie les valeurs de ces cellules de manière uniforme ("Constant Bin Allocation") ou non-uniforme ("Variable Bin Allocation") de manière à donner d'avantage de poids aux petites populations de pixels. La sous-quantification non uniforme suivante sur 8 valeurs permet le stockage de chaque cellule sur un seul octet :

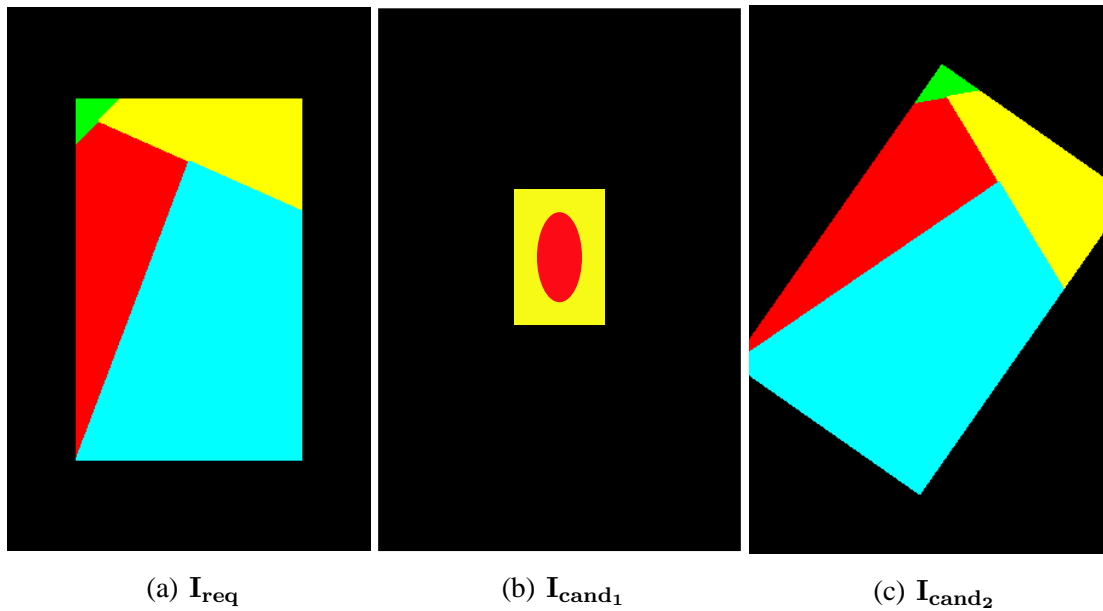
| Pourcentages de pixels | → | Valeur correspondante |       |
|------------------------|---|-----------------------|-------|
| 1% – 2%                | → | 1,                    |       |
| 3% – 6%                | → | 2,                    |       |
| 7% – 10%               | → | 3,                    |       |
| 11% – 15%              | → | 4,                    |       |
| 16% – 20%              | → | 5,                    |       |
| 21% – 30%              | → | 6,                    |       |
| 31% – 40%              | → | 7,                    |       |
| 41% – 100%             | → | 8.                    | (2.7) |

La fonction de comparaison associée à cette signature est la distance entre les valeurs des cellules des deux histogrammes au sens de la norme  $L_1$ .

### 2.3.3 Intersections entre histogrammes et reconnaissance d'objets

La fonction de comparaison la plus utilisée par les systèmes de reconnaissance d'objets est l'intersection entre les histogrammes couleur proposée par Swain (voir équation 2.5) [SB91, FHST03, FF95, FBM98, FS01]. Les normalisations proposées par Swain ou Smith présentent pourtant des limites que nous allons mettre en évidence avec deux exemples simples.

Pour le premier exemple, considérons la figure 2.2 qui représente une image requête  $I_{req}$  et deux images candidates  $I_{cand_1}$  et  $I_{cand_2}$ . L'image  $I_{cand_1}$  est similaire à l'image  $I_{req}$  alors que  $I_{cand_2}$  est différente de l'image  $I_{req}$ . Ces images représentent chacune un objet qui a été préalablement isolé.



**Figure 2.2 :** Une image requête et deux images candidates.

L'objet contenu par l'image candidate  $I_{cand_1}$  est plus petit que celui contenu par l'image requête  $I_{req}$ . Tous les points-couleur des pixels-objet de l'image  $I_{cand_1}$  sont présents dans l'ensemble des points-couleur qui caractérisent les pixels-objet de l'image  $I_{req}$  et le contenu de chaque cellule de l'histogramme  $H[I_{cand_1}]$  est inférieur au contenu de la cellule de l'histogramme  $H[I_{req}]$  associée au même point-couleur :

$$H[I_{cand_1}](C) < H[I_{req}](C), \quad \forall C \in (R, V, B). \quad (2.8)$$

L'intersection  $Inter_{histo-Swain}(H[I_{req}], H[I_{cand_1}])$  proposée par Swain entre les histogrammes couleur de  $I_{req}$  et de  $I_{cand_1}$  est évaluée de la manière suivante :

$$\begin{aligned} Inter_{histo-Swain}(H[I_{req}], H[I_{cand_1}]) &= \frac{\sum_{C \in (R, V, B)} \min(H[I_{req}](C), H[I_{cand_1}](C))}{\sum_{C \in (R, V, B)} H[I_{cand_1}](C)} \\ &= \frac{\sum_{C \in (R, V, B)} H[I_{cand_1}](C)}{\sum_{C \in (R, V, B)} H[I_{cand_1}](C)} \\ &= 1. \end{aligned} \quad (2.9)$$

La valeur de similarité obtenue lors de la comparaison des deux histogrammes est donc égale à 1 bien que les images  $\mathbf{I}_{\text{cand}_1}$  et  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  soient différentes. Ceci s'explique uniquement par le fait que les valeurs de toutes les cellules de l'histogramme  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}_1}]$  sont inférieures aux valeurs des cellules représentant les mêmes points-couleur dans l'histogramme  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$ . La mesure proposée par Swain ne permet donc pas de traiter un tel cas de figure.

L'intersection proposée par Smith  $Inter_{histo-Smith}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}_1}])$  entre ces deux histogrammes s'élève également à 1.

Évaluons maintenant les intersections proposées par Swain et Smith entre les histogrammes couleur des deux images similaires  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}_2}$ . Le nombre de pixels-objet de  $\mathbf{I}_{\text{cand}_2}$  étant inférieur à celui de  $\mathbf{I}_{\text{req}}$ , les valeurs des intersections proposées par Swain et par Smith sont identiques. Elles sont égales à 0.9988 :

$$Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}_2}]) = Inter_{histo-Smith}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}_2}]) = 0.9988. \quad (2.10)$$

Nous venons de montrer que lorsque la similarité entre deux histogrammes est mesurée grâce aux intersections proposées par Swain ou Smith, les images  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}_1}$  sont considérées comme étant plus similaires que les images  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}_2}$ .

La comparaison d'images basée sur ces intersections a tendance à considérer que les images candidates contenant peu de pixels-objet sont plus similaires à une image requête que les images candidates contenant une forte population de pixels-objet. Cette sensibilité au nombre de pixels-objet est une des limites de ces intersections.

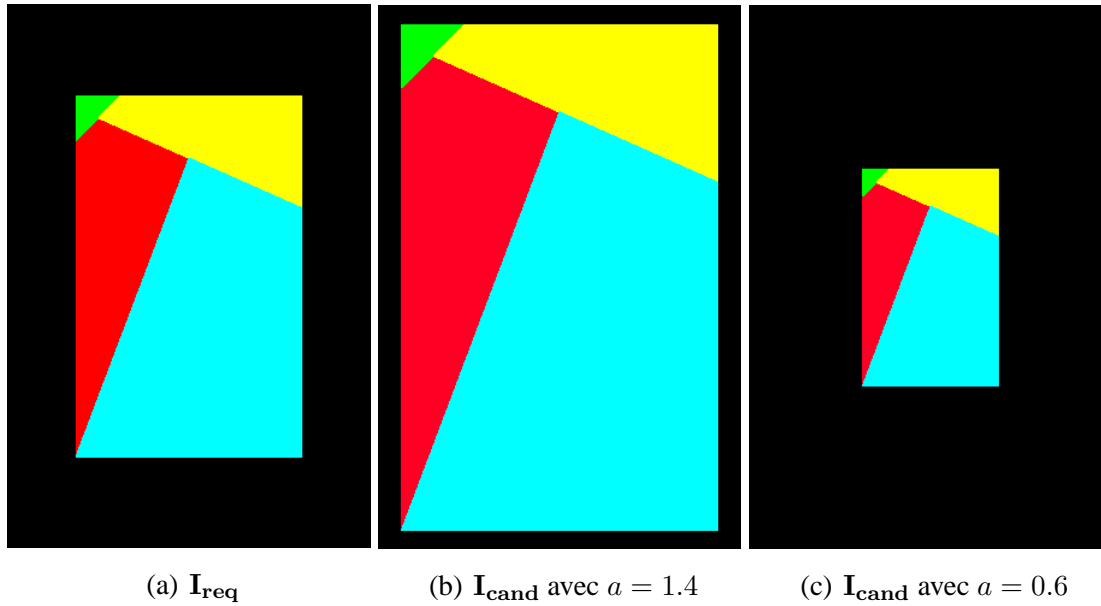
Pour le second exemple, nous considérons les images requête  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et candidates  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$  de la figure 2.3 qui représentent le même objet avec des résolutions spatiales différentes. Nous supposons que le contenu de chaque cellule de l'histogramme de l'image candidate  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]$  est  $a$  fois égal au contenu de la cellule de l'histogramme de l'image-requête  $\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$  associée au même point-couleur :

$$\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}) = a \times \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}) \quad \forall \mathbf{C} \in (R, V, B). \quad (2.11)$$

L'intersection  $Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  proposée par Swain entre les histogrammes couleur de  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et de  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$  est évaluée de la manière suivante :

$$\begin{aligned} Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) &= \frac{\sum_{\mathbf{C} \in (R, V, B)} \min(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}), \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C}))}{\sum_{\mathbf{C} \in (R, V, B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](\mathbf{C})} \\ &= \frac{\sum_{\mathbf{C} \in (R, V, B)} \min(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}), a \times \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C}))}{\sum_{\mathbf{C} \in (R, V, B)} a \times \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}](\mathbf{C})}. \end{aligned} \quad (2.12)$$

Si l'on se place dans le cas où  $a > 1$ , c'est à dire dans le cas où la résolution de l'image candidate est supérieure à celle de l'image requête (image de la figure 2.3(b)), nous obtenons



**Figure 2.3 :** Une image requête et deux images candidates qui représentent le même objet avec des résolutions spatiales différentes.

alors la relation  $\mathbf{H}[I_{cand}](C) > \mathbf{H}[I_{req}](C) \forall C \in (R, V, B)$  et :

$$\begin{aligned} Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[I_{req}], \mathbf{H}[I_{cand}]) &= \frac{\sum_{C \in (R, V, B)} \mathbf{H}[I_{req}](C)}{\sum_{C \in (R, V, B)} a \times \mathbf{H}[I_{req}](C)} \\ &= \frac{1}{a}. \end{aligned} \quad (2.13)$$

L'intersection entre les deux histogrammes dépend dans ce cas de figure uniquement du coefficient  $a$  qui est directement lié à la différence de résolution spatiale entre les deux images comparées. Ainsi si  $a > 1$ , la normalisation des intersections d'histogrammes proposée par Swain peut conduire à des valeurs aberrantes.

Notons que si nous nous plaçons dans le cas où  $a < 1$  (image de la figure 2.3(c)), nous en déduisons que  $\mathbf{H}[I_{cand}](C) < \mathbf{H}[I_{req}](C) \forall C \in (R, V, B)$ . La mesure de similarité devient :

$$\begin{aligned} Inter_{histo-Swain}(\mathbf{H}[I_{req}], \mathbf{H}[I_{cand}]) &= \frac{\sum_{C \in (R, V, B)} a \times \mathbf{H}[I_{req}](C)}{\sum_{C \in (R, V, B)} a \times \mathbf{H}[I_{req}](C)} \\ &= 1. \end{aligned} \quad (2.14)$$

Le résultat obtenu dans ce cas est le résultat souhaité puisque la valeur 1 signifie que les images comparées sont similaires. Ainsi, la normalisation de l'intersection proposée par Swain permet de s'affranchir de la variation de résolution spatiale uniquement si la résolution de l'image candidate est inférieure à celle de l'image requête.

Notons que comme l'intersection proposée par Smith est normalisée par le nombre de pixels-objet de l'image qui en contient le moins, la valeur de cette intersection s'élève à 1 dans tous les cas de figure ( $a > 1$  ou  $a < 1$ ). Cette intersection est donc insensible à la différence de résolution spatiale entre les images requête et candidate.

Les limites des intersections proposées par Swain et Smith étant mises en évidence, nous proposons une autre mesure d'intersection entre les histogrammes couleur, qui consiste à les normaliser respectivement par les nombres de pixels-objet présents dans les images considérées :

$$Inter_{histo-norm}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]) = \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \min\left(\frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')}, \frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{C}')}\right). \quad (2.15)$$

Cette intersection entre histogrammes couleur normalisés atteint la valeur maximale 1 lorsque les deux histogrammes normalisés comparés sont parfaitement identiques. Nous proposons d'analyser le comportement de cette mesure de similarité dans le cas du premier exemple (voir figure 2.2). Les valeurs d'intersection entre les histogrammes normalisés sont :

$$\begin{aligned} Inter_{histo-norm}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand_1}]) &= 0.3977, \\ Inter_{histo-norm}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand_2}]) &= 0.9984. \end{aligned} \quad (2.16)$$

Nous constatons que le problème rencontré par les intersections classiques n'apparaît plus, puisque la mesure de similarité entre les images différentes  $I_{req}$  et  $I_{cand_1}$  est nettement plus faible que celle entre les images similaires  $I_{req}$  et  $I_{cand_2}$ .

Considérons maintenant les images du second exemple qui représentent les mêmes objets avec des résolutions spatiales différentes (images de la figure 2.3). Quelle que soit la valeur de  $a$ , les valeurs d'intersection entre les histogrammes normalisés sont égales à 1 :

$$\begin{aligned} Inter_{histo-norm}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]) &= \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \min\left(\frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')}, \frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{C}')}\right) \\ &= \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \min\left(\frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')}, \frac{a \times \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} a \times \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')}\right) \\ &= \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \min\left(\frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')}, \frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')}\right) \\ &= \sum_{\mathbf{C} \in (R,V,B)} \frac{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C})}{\sum_{\mathbf{C}' \in (R,V,B)} \mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}')} \\ &= 1. \end{aligned} \quad (2.17)$$

La normalisation proposée permet donc de s'affranchir des différences de résolution spatiale entre l'image requête et les images candidates puisque l'intersection entre les histogrammes normalisés de deux images qui représentent le même objet à des résolutions spatiales différentes est égale à 1, ce qui n'était pas le cas avec la normalisation proposée par Swain.

Nous venons de montrer en nous appuyant sur deux cas précis, que l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés est mieux adaptée à la reconnaissance d'objets que les mesures de similarité et distances classiques.

## 2.4 Histogramme couleur et informations spatiales

Les histogrammes couleur ne représentant pas l'information spatiale contenue dans les images, certains auteurs proposent d'enrichir la structure de données utilisée par l'histogramme couleur en y ajoutant des informations sur l'arrangement spatial des pixels associés aux mêmes points-couleur dans l'image analysée.

Pass propose une nouvelle signature que nous détaillons dans le cadre de la reconnaissance d'objets [PZM96]. Il effectue une classification préalable des pixels-objet de l'image en deux classes. La classe des pixels cohérents regroupe les pixels-objet dont le voisinage contient un nombre minimum  $N_{coh}$  de pixels caractérisés par des points-couleur proches, la taille du voisinage et la valeur de  $N_{coh}$  étant ajustées par l'utilisateur selon les images analysées. Les autres pixels-objet constituent la classe des pixels incohérents. Ainsi, deux histogrammes couleur sont évalués par image, l'un prenant en compte les pixels cohérents et l'autre les pixels incohérents. Les deux images sont comparées grâce à la distance au sens de la norme  $L_1$  entre les deux histogrammes des pixels cohérents et à la distance entre les deux histogrammes des pixels incohérents. Les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par cette méthode sont très dépendants du résultat de l'étape préalable de classification des pixels.

Par ailleurs, Pass introduit le concept de "joint-histogram" dont chaque cellule indique le nombre de pixels-objet ayant des caractéristiques spatio-colorimétriques identiques [PZ99]. Ces caractéristiques sont représentées par les 7 coordonnées des cellules du "joint-histogram" qui sont les suivantes :

- les coordonnées du point-couleur représentant le pixel-objet considéré,
- la norme d'un gradient couleur calculée au pixel-objet considéré,
- la densité de pixels-contours, définie comme le rapport entre le nombre de pixels-contours détectés par une méthode classique de détection de contours dans le voisinage du pixel-objet considéré et la taille de ce voisinage,
- la texture, définie comme le nombre de pixels-objet voisins du pixel considéré dont la différence d'intensité avec celle du pixel-objet considéré est supérieure à un seuil fixé par l'utilisateur. L'intensité d'un pixel-objet  $P$  est calculée comme la moyenne des trois coordonnées  $C^R(P)$ ,  $C^V(P)$  et  $C^B(P)$ ,
- le rang du pixel-objet considéré, défini comme le nombre de pixels-objet voisins dont l'intensité est inférieure à sa propre intensité.

La fonction de comparaison associée à cette signature est la distance au sens de la norme  $L_1$  des "joint-histograms". Les cellules d'un "joint-histogram" étant repérées par 7 coordonnées, l'information spatio-colorimétrique risque d'être dispersée dans cet espace de représentation.

Hadjidemetriou montre qu'une information spatiale peut facilement être intégrée à l'histogramme [HGN04]. Pour chaque image de la base, il propose de calculer plusieurs histo-

grammes, chacun étant obtenu pour une résolution spatiale différente de l'image. Le changement de résolution d'une image est obtenu par application d'un filtre Gaussien sur l'image [Wit83]. Hadjidemetriou montre que deux images différentes peuvent être caractérisées par des histogrammes couleur proches pour une résolution spatiale donnée mais si les interactions spatiales entre les pixels sont différentes dans ces deux images, les histogrammes couleur obtenus pour une résolution spatiale plus faible seront différents. Ainsi, chaque image est caractérisée par un ensemble d'histogrammes et la fonction de comparaison associée est la somme des distances au sens de la norme  $L_1$  entre les histogrammes correspondant à la même résolution spatiale. Cette signature, composée d'un ensemble d'histogrammes couleur, est très gourmande en place mémoire. De plus, l'évaluation des distances pour différentes résolutions spatiales nécessite un temps de calcul important.

Enfin, Chan enrichit l'histogramme couleur avec des mesures sur l'interaction spatiale entre les pixels-objet caractérisés par des points-couleur identiques [CC01]. Il calcule pour chaque point-couleur  $C$  présent dans l'image  $I$  une valeur de longueur de plage dans la direction  $\gamma$ , notée  ${}^\gamma RL[I](C)$ , qui représente le nombre total de pixels voisins consécutifs dans la direction  $\gamma$ , caractérisés par ce point-couleur. Ainsi, chaque point-couleur  $C$  d'une image  $I$  est caractérisé par 4 valeurs  ${}^\gamma RL[I](C)$  qui sont évaluées pour  $\gamma = 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  et  $180^\circ$ . La distance  $Dist_{Chan}(I_{req}, I_{cand})$  entre les deux images  $I_{req}$  et  $I_{cand}$  est calculée sous la forme :

$$Dist_{Chan}(I_{req}, I_{cand}) = \sum_{\gamma=45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ} \sum_{C \in (R, V, B)} ({}^\gamma RL[I_{req}](C) - {}^\gamma RL[I_{cand}](C))^2. \quad (2.18)$$

Cette signature est très sensible au nombre de niveaux utilisé pour quantifier les composantes couleur. En effet, deux pixels voisins ont d'autant moins de chance d'être caractérisés par le même point-couleur que le nombre de niveaux est élevé.

Toutes ces approches enrichissent la structure de l'histogramme pour caractériser une image. Les signatures proposées sont composées, soit de plusieurs histogrammes pour une seule image, soit d'histogrammes de dimensions élevées. Ceci tend à amplifier les problèmes inhérents aux histogrammes qui sont la place mémoire occupée et le temps de calcul nécessaire à leur comparaison.

Par conséquent, certains auteurs proposent d'autres structures qui tiennent compte de la répartition spatiale globale des pixels-objet caractérisés par des points-couleur identiques.

## 2.5 Répartition spatiale globale de pixels

Fuertes aborde une problématique différente de la notre, à savoir l'analyse d'une base où les images contiennent plusieurs objets placés sur un fond uniforme [FLdBCM01]. L'objectif est de retrouver les images candidates contenant un objet isolé dans une image requête. Dans



une première étape, les images candidates sont segmentées grâce à la coopération d'algorithmes de détection de contours et de croissance de régions dans le but d'isoler les différents objets. Fuertes suppose que chacune des  $N_{reg}$  régions ainsi reconstruites dans chaque image candidate représente un objet. A l'issue de cette étape, il transforme chaque image candidate en  $N_{reg}$  images-objet contenant chacune un objet isolé. Ainsi, une fois l'étape de segmentation effectuée, Fuertes se retrouve dans le même cadre que le notre, à savoir la reconnaissance d'objets dans des images-objet qui ne contiennent qu'un objet isolé.

La phase de comparaison de l'image requête et d'une image-objet se divise en deux étapes successives. Parmi toutes les images-objet, un certain nombre sont sélectionnées par l'analyse des distributions des points-couleur. Pour comparer une image-objet à l'image requête, l'auteur calcule la somme des distances au sens de la norme  $L_1$  entre les moyennes des coordonnées des points-couleur des pixels-objet de chacune des deux images. Si cette valeur est inférieure à un seuil fixé par l'utilisateur, l'image-objet analysée fait partie des images-objet sélectionnées comme étant susceptibles d'être similaires à l'image requête.

La répartition spatiale des pixels est prise en compte par le modèle de déformation proposé par Nastar [NA96] et utilisée pour comparer chacune des images-objet sélectionnées à l'image requête. L'auteur évalue l'énergie nécessaire pour déformer l'objet contenu dans une image-objet de telle sorte qu'il soit superposable à l'objet représenté par l'image requête. Si cette énergie est inférieure à un certain seuil, également fixé par l'utilisateur, l'image-objet est classée parmi les images candidates qui contiennent l'objet recherché. Cette méthode d'indexation, qui est très spécifique à la base d'images utilisée par l'auteur, n'exploite que très grossièrement l'information couleur des objets.

Cinque propose d'intégrer les informations spatiales et colorimétriques dans le "spatial-chromatic-histogram" constitué de cellules repérées par les coordonnées des points-couleur dans une image  $I$  [CCL<sup>+</sup>01]. Chaque cellule contient un vecteur qui indique tout d'abord, et comme pour les histogrammes couleur, le nombre  $H[I](C)$  de pixels-objet caractérisés par le point-couleur  $C$ . Par ailleurs, elle porte une information sur la localisation spatiale des pixels-objet caractérisés par le point-couleur  $C$  considéré, à savoir les coordonnées  $LOC[I](C)$  du barycentre de ces pixels-objet dans le plan image. Chaque cellule contient également une mesure de la répartition spatiale,  $REPART[I](C)$ , des pixels-objet caractérisés par le point-couleur  $C$  considéré, évaluée grâce à la distance euclidienne moyenne les séparant du barycentre. Une valeur élevée de cette distance indique une dispersion spatiale importante de ces pixels. Pour comparer deux "spatial-chromatic-histograms"  $SCH[I_{req}]$  et  $SCH[I_{cand}]$ , l'auteur propose la

mesure de similarité suivante :

$$\begin{aligned}
 Inter_{Cinque}(\mathbf{SCH}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{SCH}[\mathbf{I}_{cand}]) = & \sum_{C \in (R,V,B)} [\min(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](C), \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](C)) \times \\
 & \left( \frac{\sqrt{2} - dist_{L_2}(\mathbf{LOC}[\mathbf{I}_{cand}](C), \mathbf{LOC}[\mathbf{I}_{req}](C))}{\sqrt{2}} + \right. \\
 & \left. \frac{\min(\mathbf{REPART}[\mathbf{I}_{req}](C), \mathbf{REPART}[\mathbf{I}_{cand}](C))}{\max(\mathbf{REPART}[\mathbf{I}_{req}](C), \mathbf{REPART}[\mathbf{I}_{cand}](C))} \right)],
 \end{aligned}
 \tag{2.19}$$

où  $dist_{L_2}(\mathbf{LOC}[\mathbf{I}_{cand}](C), \mathbf{LOC}[\mathbf{I}_{req}](C))$  représente la distance qui sépare les deux barycentres considérés dans l'image au sens de la norme  $L_2$ .

L'information spatiale étant basée sur les coordonnées spatiales des pixels, cette signature est sensible à toute translation spatiale des objets contenus dans l'image.

Afin d'intégrer des informations spatio-colorimétriques dans une signature d'image, Park propose le "modified color adjacency graph" (MCAG) et le "spatial variance graph" (SVG) [PYL99].

Le MCAG est un graphe non orienté constitué de noeuds reliés par des arêtes. A chaque point-couleur est associé un noeud dont le contenu est le nombre de pixels-objet caractérisés par ce point-couleur dans l'image. Les arêtes séparant deux noeuds indiquent le nombre de paires de pixels-objet voisins dont les points-couleur sont représentés par l'un des deux noeuds.

Le SVG est également un graphe non orienté dont chaque noeud contient la variance des coordonnées spatiales des pixels-objet associés au point-couleur du noeud. A chaque arête reliant deux noeuds correspond la variance des coordonnées spatiales des pixels-objet dont les points-couleurs sont associés à l'un des deux noeuds considérés. Pour comparer deux images, Park étend l'intersection entre histogrammes couleur présentée par Swain [SB91] aux intersections entre graphes. Même si l'exploitation de ces deux graphes conduit à de très bons résultats de reconnaissance d'objets, l'implantation de cette signature est trop complexe pour être intégrée à des systèmes de reconnaissance d'objets qui nécessitent un temps de réponse relativement faible.

Toutes ces approches analysent donc la répartition spatiale des pixels-objet de manière globale dans l'image. Les signatures caractérisent la dispersion spatiale des pixels-objet associés à des points-couleur identiques et/ou mesurent de manière globale l'interaction spatiale des pixels-objet associés à des points-couleur différents. Elles nécessitent des structures de données complexes à implanter telles que les graphes ou sont gourmandes en place mémoire. La comparaison de telles signatures est alors coûteuse en temps de calcul.

Ainsi, de nombreux auteurs privilégient les interactions locales entre pixels-objet dans les images afin de construire des signatures.

## 2.6 Interactions locales entre pixels

Chan propose deux signatures pour caractériser une image, l'une analysant les ruptures couleur de l'image et l'autre la répartition spatiale des pixels [CC04]. Tout d'abord, l'utilisateur sélectionne un nombre  $N_{coul}$  de points-couleur  $C_c, c = 1, \dots, N_{coul}$ , les plus représentés dans toutes les images de la base, créant ainsi une palette de points-couleur  $\{C_1, C_2, \dots, C_{N_{coul}}\}$  commune à toutes les images de la base. Chaque image de la base est re-quantifiée à l'aide des points-couleur de cette palette. Puis l'auteur parcourt chaque ligne de l'image  $I$  de gauche à droite. Si le point-couleur  $C_c$  du pixel considéré est différent de celui du pixel précédent, alors un compteur de ruptures associé à ce point-couleur, noté  $N[I](c, \gamma)$ , est incrémenté. Ce parcours de l'image est également effectué de la même manière dans les directions  $\gamma = 45^\circ, 90^\circ$  et  $135^\circ$ , un ensemble de compteurs spécifiques étant associé à chaque direction. Chaque image  $I$  est caractérisée par une matrice de dimension  $4 \times N_{coul}$  dont la cellule associée au point-couleur  $C_c, c = 1, \dots, N_{coul}$ , et à la direction  $\gamma, \gamma = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ , contient la valeur du compteur  $N[I](c, \gamma)$ . La distance  $Dist_{Chan-ruptures}$  proposée pour comparer les signatures entre deux images  $I_{req}$  et  $I_{cand}$  est :

$$Dist_{Chan-ruptures}(I_{req}, I_{cand}) = \sqrt{\sum_{c=1}^{N_{coul}} \sum_{\gamma=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ} (N[I_{req}](c, \gamma) - N[I_{cand}](c, \gamma))^2}. \quad (2.20)$$

Pour calculer la seconde signature, Chan divise l'image en  $3 \times 3$  blocs de taille identique et calcule la moyenne de chaque composante  $C^R, C^V$  et  $C^B$  des pixels-objet dans chacun de ces blocs. Ainsi, cette seconde signature est une matrice de dimensions  $9 \times 3$ . Dans une image  $I$ , chaque bloc  $b_{bl}, bl = 1, \dots, 9$ , étant caractérisé par les trois moyennes  $C_{bl}^R(I), C_{bl}^V(I)$  et  $C_{bl}^B(I)$ , la distance  $Dist_{Chan-spa}$  proposée pour comparer 2 images  $I_{req}$  et  $I_{cand}$  est :

$$Dist_{Chan-spa}(I_{req}, I_{cand}) = \sum_{bl=1}^9 \sqrt{(C_{bl}^R(I_{req}) - C_{bl}^R(I_{cand}))^2 + (C_{bl}^V(I_{req}) - C_{bl}^V(I_{cand}))^2 + (C_{bl}^B(I_{req}) - C_{bl}^B(I_{cand}))^2}. \quad (2.21)$$

Finalement, la distance proposée par Chan entre 2 images  $I_{req}$  et  $I_{cand}$  est la somme de  $Dist_{Chan-ruptures}(I_{req}, I_{cand})$  et  $Dist_{Chan-spa}(I_{req}, I_{cand})$ . Comme Chan compare les couleurs des blocs de mêmes coordonnées spatiales dans les images, cette approche est très sensible aux translations et rotations de l'objet dans le plan image.

Huang propose de caractériser une image par le corrélogramme couleur qui mesure la corrélation spatiale des pixels associés à des points-couleur différents ou identiques dans l'image [HKM<sup>+</sup>97]. Ce corrélogramme est un tableau indexé par des couples de points-couleur, dont la  $d^{ième}$  entrée pour le couple de couleurs  $(C, C')$  spécifie la probabilité de trouver un pixel caractérisé par le point-couleur  $C$ , à la distance  $d$  dans l'image d'un pixel caractérisé par le

point-couleur  $C'$ . La fonction de comparaison entre les corrélogrammes de deux images est la somme pondérée des valeurs absolues des différences entre les contenus des cellules associées aux mêmes couples de couleurs et aux mêmes distances. Les coefficients de pondération sont les inverses des sommes des tailles des deux populations de pixels caractérisés par les points-couleur associés aux deux cellules comparées. Ainsi, cette distance basée sur une différence relative donne plus de poids à la différence entre deux cellules dont les populations sont réduites qu'à la différence entre deux cellules dont les populations sont importantes. Comme les corrélogrammes sont basés sur des distances spatiales  $d$  dans l'image, la comparaison entre corrélogrammes est sensible aux différences de résolution spatiale entre l'image requête et les images candidates. Par ailleurs, comme cette signature contient  $L^6$  cellules, elle nécessite un tel volume d'espace mémoire qu'elle est difficilement implantable.

Skrzypniak propose de caractériser les images par des matrices de co-occurrences chromatiques qui sont issues des corrélogrammes [SMP00]. Dans le but de réduire l'espace mémoire occupé par ces signatures, chaque matrice de co-occurrences chromatique ne prend en compte que deux des trois coordonnées ( $C^R, C^V, C^B$ ) des points-couleur des pixels.

Considérons  $k, k' = R, V, B$ , deux des trois composantes couleur et  $M^{k,k'}[\mathbf{I}]$ , la matrice de co-occurrences qui mesure l'interaction spatiale entre les composantes  $k$  et  $k'$  des pixels-objet de l'image  $\mathbf{I}$ . Le contenu de la cellule  $M^{k,k'}[\mathbf{I}](u, w)$  de cette matrice indique le nombre de fois qu'un pixel-objet  $P$  de l'image  $\mathbf{I}$ , dont le niveau de composante couleur  $C^{k'}(P)$  est égal à  $w$  se situe dans le voisinage  $3 \times 3$  d'un pixel-objet  $P'$  de la même image dont le niveau de composante  $C^k(P')$  est égal à  $u$ . La signature d'une image  $\mathbf{I}$  est représentée par les six matrices de co-occurrences chromatiques suivantes :  $M^{R,R}[\mathbf{I}]$ ,  $M^{R,V}[\mathbf{I}]$ ,  $M^{R,B}[\mathbf{I}]$ ,  $M^{V,V}[\mathbf{I}]$ ,  $M^{V,B}[\mathbf{I}]$  et  $M^{B,B}[\mathbf{I}]$ .

Ces matrices sont insensibles aux translations des objets dans les images et aux rotations dans un plan perpendiculaire à l'axe optique de la caméra. Comme elles mesurent les interactions locales entre les pixels, elles sont sensibles à des différences importantes de résolution spatiale entre les images. Pour atténuer cette sensibilité, nous proposons, comme pour les histogrammes, de normaliser les matrices par le nombre total  $\sum_{u'=0}^{L-1} \sum_{w'=0}^{L-1} M^{k,k'}[\mathbf{I}](u', w')$  de co-occurrences dans la matrice considérée :

$$m^{k,k'}[\mathbf{I}](u, w) = \frac{M^{k,k'}[\mathbf{I}](u, w)}{\sum_{u'=0}^{L-1} \sum_{w'=0}^{L-1} M^{k,k'}[\mathbf{I}](u', w')}. \quad (2.22)$$

Pour comparer les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées  $m^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{req}}]$  et  $m^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]$  associées aux deux images  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$ , nous calculons leur intersection qui s'exprime sous la forme :

$$Inter_{\text{coc-norm}}(m^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{req}}], m^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \sum_{u=0}^{L-1} \sum_{w=0}^{L-1} \min(m^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{req}}](u, w), m^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{cand}}](u, w)). \quad (2.23)$$

La mesure de similarité entre deux images couleur est alors la moyenne des six intersections entre les matrices de co-occurrences correspondantes.

Ces matrices de co-occurrences chromatiques ne contiennent au total que  $6L^2$  cellules alors qu'un histogramme couleur occupe  $L^3$  cellules. Comparée à l'histogramme, cette signature nécessite donc peu de place mémoire. En revanche, la construction des six matrices de co-occurrences d'une image est plus coûteuse en temps de calcul que la détermination de l'histogramme. Ceci a peu d'importance, puisque, comme nous l'avons déjà indiqué, les signatures des images candidates peuvent être évaluées hors-ligne. Le calcul de l'intersection entre les matrices de co-occurrences ne nécessite que  $6L^2$  calculs de minimum entre cellules alors que l'intersection entre histogrammes couleur en requiert  $L^3$ . Ainsi, le temps requis pour comparer deux images est plus faible avec les matrices de co-occurrences qu'avec les histogrammes.

## 2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons dressé une liste, non exhaustive, des différentes signatures d'images exploitées pour la reconnaissance d'objets.

L'histogramme couleur est la signature la plus utilisée, mais elle ne prend pas en compte l'arrangement spatial des pixels-objets associés à des points-couleur identiques dans les images.

Nous avons montré que pour la reconnaissance d'objets, l'intersection entre histogrammes couleur proposée par Swain présente quelques limites, notamment dans le cas de différences de résolution spatiale des images. Aussi, nous avons proposé l'intersection entre histogrammes couleur normalisés qui est, notamment, insensible aux différences de résolutions spatiales des images.

Lorsque l'information colorimétrique n'est pas suffisante pour discriminer les objets contenus dans les images, les approches sont multiples.

Certaines signatures conservent la structure des histogrammes couleur pour les enrichir avec une information spatiale. Ces dernières sont souvent très gourmandes en temps de calcul et très volumineuses en place mémoire car les approches sur lesquelles elles sont basées se résument souvent à calculer plusieurs histogrammes par image ou à ajouter des dimensions aux histogrammes couleur classiques.

Une autre approche consiste à décrire l'arrangement spatial global des pixels qui sont caractérisés par des points-couleur identiques. Dans ce cas, une sélection préalable de points-couleur représentatifs est souvent nécessaire. Comme il est difficile de comparer deux images dont les points-couleur représentatifs sont différents, il est préférable que les points-couleur sélectionnés soient les mêmes dans l'ensemble des images.

La dernière approche consiste à décrire les interactions spatiales locales entre les pixels dans

une image par des corrélogrammes couleur. Les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par ces méthodes sont présentés par les auteurs comme étant très prometteurs. Ces signatures occupant des places mémoires très importantes, leur comparaison exige des temps de calcul élevés.

Les matrices de co-occurrences chromatiques, qui considèrent les couples de composantes couleur, représentent un bon compromis entre la place mémoire occupée et la caractérisation des interactions locales spatiales entre les pixels.

Les deux mesures de similarité retenues pour nos analyses ultérieures seront donc l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés et la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées.

Dans le chapitre suivant, nous nous proposons d'étudier les problèmes soulevés par des modifications des conditions d'éclairage lors des acquisitions des images, et plus particulièrement leurs conséquences sur ces signatures.

# Chapitre 3

## Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé

### 3.1 Introduction

#### 3.1.1 Changement d'illuminant

Dans le cadre de la reconnaissance d'objets, nous nous proposons, dans ce chapitre, d'aborder les problèmes soulevés par les modifications des images couleur consécutives à des changements d'illuminant lors de leurs acquisitions.

Dans le chapitre 1, nous avons montré que des changements d'illuminant provoquent des modifications des niveaux des composantes couleur représentant les pixels-objet. En effet, le modèle Lambertien de formation de la couleur, pourtant basé sur des hypothèses assez restrictives, indique que les coordonnées du point-couleur  $C(P)$  associé à un pixel-objet  $P$  dans une image couleur  $I$  ne dépendent pas seulement de la réflectance spectrale de l'élément de surface qui se projette sur  $P$ , mais également de la répartition spectrale relative d'énergie de l'illuminant et des fonctions de sensibilité des capteurs de la caméra. Ceci explique pourquoi les coordonnées du point-couleur  $C(P)$  ne peuvent pas être considérées comme caractérisant les propriétés intrinsèques de l'élément de surface projeté sur le pixel-objet  $P$ .

#### 3.1.2 Modèle de changement d'illuminant

Considérons deux images couleur requête  $I_{req}$  et candidate  $I_{cand}$  qui représentent le même objet et forment donc un couple d'images similaires. Soient  $P_{req}$  et  $P_{cand}$ , deux pixels-objet appartenant respectivement aux images  $I_{req}$  et  $I_{cand}$ , tels que le même élément de surface de l'objet représenté par les deux images se projette sur ces deux pixels-objet. Les pixels-objet  $P_{req}$  et  $P_{cand}$  sont appelés **pixels-objet correspondants**. Cet élément de surface est éclairé par l'illuminant  $E_{req}(P_{req}, \lambda)$  lors de l'acquisition de l'image  $I_{req}$  et par l'illuminant  $E_{cand}(P_{cand}, \lambda)$  lors

de celle de l'image  $\mathbf{I}_{cand}$ .

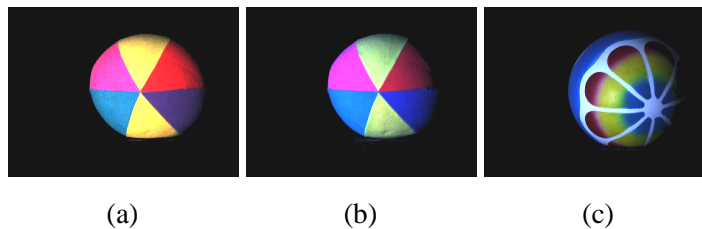
Le pixel-objet  $P_{req}$  est caractérisé par le point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req})$  dans l'image  $\mathbf{I}_{req}$  et le pixel-objet  $P_{cand}$  est caractérisé par le point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand})$  dans l'image  $\mathbf{I}_{cand}$ . Un **modèle de changement d'illuminant** a pour but de définir la transformation  $\mathbf{F}_{ill}$  entre les coordonnées des points-couleur associés à des pixels correspondants :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{F}_{ill}(\mathbf{C}(P_{req})). \quad (3.1)$$

La relation qui existe entre ces coordonnées est si complexe que les modèles de changement d'illuminant sont basés sur des hypothèses sur l'acquisition des images afin d'exprimer la fonction  $\mathbf{F}_{ill}$  de manière simple. Ces hypothèses, parfois très restrictives, seront présentées dans ce chapitre ainsi que les modèles de changement d'illuminant qui ont été proposés dans la littérature. De manière à ne pas alourdir ce chapitre d'équations, les calculs qui permettent d'aboutir à ces modèles à partir des hypothèses de base, sont détaillés dans l'annexe A page 153.

### 3.1.3 Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé

Plaçons nous dans le cadre de la reconnaissance d'objets et considérons que l'image de la figure 3.1(a) constitue l'image requête et que l'une des images des figures 3.1(b) et 3.1(c) est l'image candidate.



**Figure 3.1** : Les images 3.1(a) et 3.1(b) sont des images similaires et les couples d'images (3.1(a), 3.1(c)) et (3.1(b), 3.1(c)) forment des couples d'images différentes. 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](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db).

Dans le chapitre précédent, nous avons retenu deux mesures de similarité afin de comparer les images : l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés (voir équation (2.15) page 58) et la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées (voir équation (2.23) page 64).

Le tableau 3.1 indique les mesures de similarité obtenues par ces intersections utilisées pour comparer les images de la figure 3.1. Nous constatons que, quelle que soit la signature retenue, la mesure de similarité entre les deux images similaires des figures 3.1(a) et 3.1(b) est inférieure à celle entre les deux images différentes des figures 3.1(a) et 3.1(c).



| Intersection entre                                      | Images 3.1(a) et 3.1(b) | Images 3.1(a) et 3.1(c) |
|---|-------------------------|-------------------------|
| les histogrammes couleur normalisés                     | 0.10                    | 0.15                    |
| les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées | 0.70                    | 0.73                    |

**Tableau 3.1 :** Mesures de similarité entre les images de la figure 3.1.

Ceci n'est pas le résultat attendu et s'explique uniquement par le fait que l'objet a été éclairé par des illuminants différents lors des acquisitions des images des figures 3.1(a) et 3.1(b). Cet exemple montre un cas où l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés et celle entre les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées fournissent 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 [FF95].

Ces méthodes de comparaison d'histogrammes ou de matrices de co-occurrences ne comparent que les cellules associées aux mêmes points-couleur sans tenir compte des cellules associées à des points-couleur proches dans l'espace couleur. Elles peuvent donc fournir des mesures de comparaison incohérentes avec les contenus des images quand les points-couleur associés aux pixels-objet correspondants de deux images similaires subissent des translations dans l'espace couleur. Rubner illustre ce problème avec les histogrammes mono-dimensionnels  $H^R[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $H^R[\mathbf{I}_{cand_1}]$  et  $H^R[\mathbf{I}_{cand_2}]$  de la figure 3.2 [Rub99]. En examinant ces histogrammes, nous pouvons conclure que les images  $I_{req}^R$  et  $I_{cand_1}^R$  ont de fortes probabilités de représenter le même objet. Le faible décalage des niveaux dans les deux images est probablement la conséquence d'une légère modification d'intensité de l'éclairage. En revanche, les histogrammes mono-dimensionnels des images  $I_{req}^R$  et  $I_{cand_2}^R$  présentent des distributions des niveaux de rouge très différentes. En les comparant cellule à cellule, l'intersection entre les histogrammes  $H^R[\mathbf{I}_{req}]$  et  $H^R[\mathbf{I}_{cand_1}]$  est inférieure à celle entre  $H^R[\mathbf{I}_{req}]$  et  $H^R[\mathbf{I}_{cand_2}]$ . Sur la base de ces deux intersections, les images  $I_{req}^R$  et  $I_{cand_1}^R$  sont considérées comme étant moins similaires que les images  $I_{req}^R$  et  $I_{cand_2}^R$  alors que la réalité est exactement le contraire.

### 3.1.4 Comparaison d'histogrammes sous éclairage non contrôlé

Pour pallier ce problème, Rubner propose d'appliquer la distance EMD (Earth Mover Distance) [WPR85] pour comparer deux histogrammes couleur caractérisant des images acquises avec des illuminants différents [RTG98]. 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.

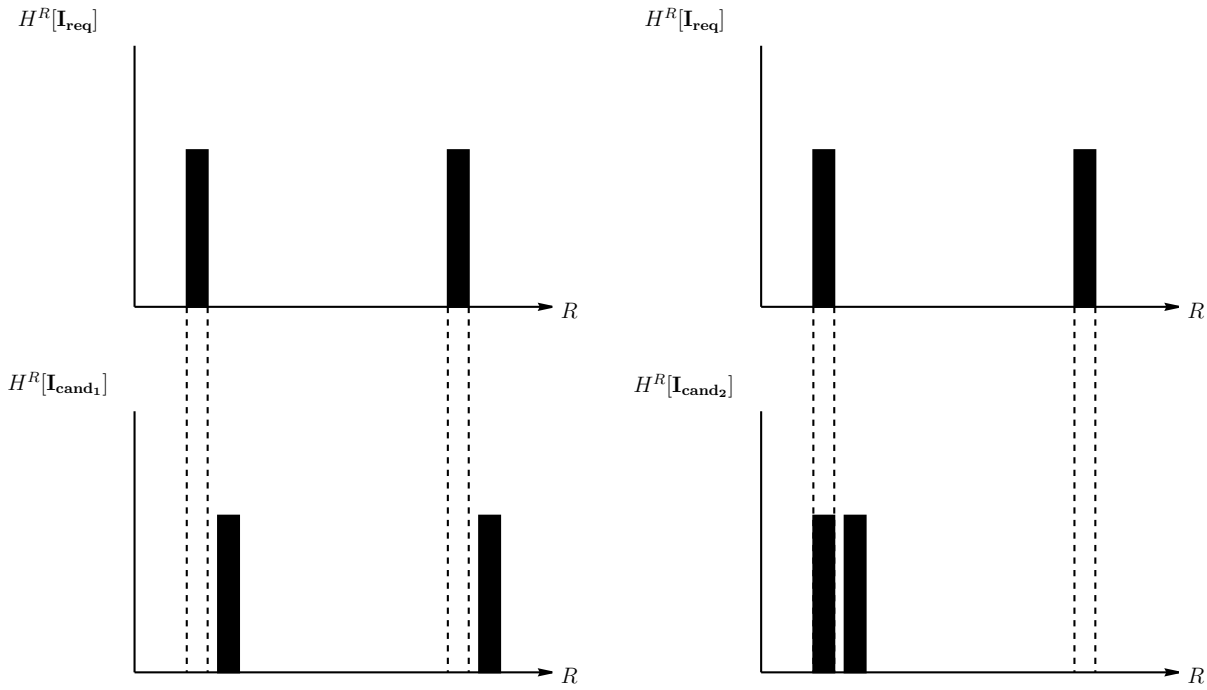


Figure 3.2 : Comparaison d'histogrammes mono-dimensionnels.

Ioka propose plutôt de comparer les contenus de toutes les cellules non vides des deux histogrammes [Iok89]. La distance proposée entre deux histogrammes est alors :

$$Dist_{Ioka}(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}]) = \sqrt{\sum_{\mathbf{C}} \sum_{\mathbf{C}'} dist_{\mathbf{C}/\mathbf{C}'} (\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}) - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{C}))(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{req}](\mathbf{C}') - \mathbf{H}[\mathbf{I}_{cand}](\mathbf{C}'))}, \quad (3.2)$$

où le terme  $dist_{\mathbf{C}/\mathbf{C}'}$  représente la distance quadratique qui sépare les points-couleur  $\mathbf{C}$  et  $\mathbf{C}'$  dans l'espace couleur [HSE<sup>+</sup>95].

En utilisant cette distance, qui permet de comparer des cellules associées à des couleurs différentes, des images différentes peuvent également être considérées comme similaires. Par ailleurs, le temps de calcul nécessaire pour comparer deux histogrammes est très élevé puisque toutes les cellules sont comparées deux à deux.

### 3.1.5 Plan

Pour reconnaître des objets sous éclairage non contrôlé, l'approche classique consiste à calculer soit des **images invariantes**, soit des **signatures invariantes** qui sont aussi peu sensibles que possible aux variations des conditions d'éclairage. La définition des images ou signatures invariantes repose sur des modèles de changement d'illuminant qui tentent de modéliser les modifications des composantes couleur des pixels-objet sur lesquels sont projetés les éléments de surface d'un objet en fonction des variations de l'éclairage [GS96, Gro00].

Nous proposons de présenter les solutions existantes pour reconnaître des objets éclairés par différents illuminants en les divisant en trois approches principales.

La première approche, présentée dans la deuxième partie de ce chapitre, transforme chaque image couleur en une image invariante où les pixels-objet sont caractérisés par des **points-invariants** qui sont aussi peu sensibles que possible aux variations d'éclairage. La reconnaissance d'objets s'effectue alors par la comparaison de signatures extraites des images invariantes.

Dans la seconde approche, les images sont caractérisées par des signatures invariantes aux variations d'éclairage, calculées directement à partir des images couleur. Ces signatures sont présentées dans la troisième partie de ce chapitre.

La troisième approche, présentée dans la quatrième partie de ce chapitre, consiste à calculer une signature couleur de chaque image couleur puis à transformer cette signature en une signature invariante.

Dans la cinquième partie de ce chapitre, nous présentons des résultats obtenus par ces différentes approches appliquées à la reconnaissance d'objets avec une base d'images de référence.

## 3.2 Signatures d'images invariantes

Les signatures d'images invariantes sont les signatures, telles que l'histogramme ou les matrices de co-occurrences chromatiques, des images dites "invariantes" qui résultent de transformations des images couleur originales.

La signature  $\mathcal{S}$  de l'image invariante  $\mathbf{G}_{\text{inv}}(\mathbf{I})$ , résultant de la transformation  $\mathbf{G}_{\text{inv}}$  de l'image  $\mathbf{I}$ , constitue la signature invariante  $\mathcal{S}_{\text{inv}}[\mathbf{I}]$  de l'image couleur  $\mathbf{I}$  :

$$\mathcal{S}_{\text{inv}}[\mathbf{I}] = \mathcal{S}[\mathbf{G}_{\text{inv}}(\mathbf{I})]. \quad (3.3)$$

Quatre approches principales permettent de transformer l'image couleur  $\mathbf{I}$  en une image invariante  $\mathbf{G}_{\text{inv}}(\mathbf{I})$  où les pixels-objet  $P$  sont caractérisés par des **points-invariants**  $\mathbf{X}(P) = (X^R(P), X^V(P), X^B(P))^T$ . Les coordonnées de  $\mathbf{X}(P)$  sont appelées **composantes invariantes** par analogie avec les composantes couleur.

La première approche consiste à estimer les points-invariants de telle sorte qu'ils représentent la réflectance spectrale des surfaces observées.

La seconde consiste à choisir un illuminant canonique et à transformer les images de la base de telle sorte que les objets représentés soient tous considérés comme étant éclairés par cet illuminant lors des acquisitions des images. Les points-invariants associés aux pixels-objet sont alors le résultat d'une estimation des points-couleur qui auraient été obtenus si l'image avait été acquise sous cet illuminant canonique.

La troisième approche consiste à estimer les points-invariants en normalisant les points-couleur associés aux pixels-objet de façon itérative jusqu'à obtenir une convergence des coor-

données de ces points vers des valeurs considérées comme insensibles aux changements d'illuminant.

Avec la dernière approche, le point-invariant associé à chaque pixel-objet  $P$  est estimé en prenant en compte les points-couleur associés aux pixels-objet voisins de ce pixel-objet.

### 3.2.1 Estimation de la réflectance spectrale

La première approche pour s'affranchir des variations d'éclairage entre les acquisitions de deux images consiste à estimer la réflectance spectrale des éléments de surface qui constituent l'objet, afin d'obtenir une caractérisation indépendante des conditions d'éclairage [BMCF02, Bar99]. Cette approche se décompose généralement en deux étapes successives. La première consiste à estimer l'illuminant utilisé lors de l'acquisition [FHH02, FHH01]. Une fois cette estimation réalisée, il s'agit d'éliminer les effets de cet illuminant sur les composantes couleur de chaque pixel-objet de l'image, de manière à obtenir les composantes invariantes qui représentent uniquement la réflectance spectrale de chacun des éléments de surface qui se projette sur chaque pixel.

Une solution pour estimer l'illuminant utilisé lors de l'acquisition passe par la création d'une base de données qui contient les coordonnées de chromaticité  $C^r = \frac{C^R}{C^R+C^V+C^B}$  et  $C^v = \frac{C^V}{C^R+C^V+C^B}$  d'un grand nombre d'éléments de surface éclairés sous différents illuminants et dont chacun est caractérisé par une réflectance spectrale connue [FHH01, FHH02]. On peut ainsi évaluer, pour chaque éclairage, les probabilités d'apparition des coordonnées de chromaticité  $(C^r, C^v)$  des pixels représentant les différents éléments de surface considérés. Ensuite, pour une image donnée, on détermine la matrice de corrélation qui mesure la compatibilité de chaque illuminant analysé durant la phase d'apprentissage avec le nombre d'occurrences des différentes coordonnées de chromaticité  $(C^r(P), C^v(P))$  des pixels-objet  $P$  de l'image. L'illuminant le plus compatible au sens de cette mesure est alors considéré comme l'illuminant associé à l'image analysée. L'illuminant étant estimé, il reste à éliminer son influence pour calculer les points-invariants  $\mathbf{X}(P)$  des pixels-objet  $P$  en appliquant la transformation linéaire associée à l'illuminant à leurs points-couleur.

L'estimation de l'illuminant qui éclaire l'objet peut également être effectuée avec un réseau de neurones de type perceptron [FCB96, FCB99]. Les coordonnées de chromaticité  $(C^r(P), C^v(P))$  des pixels-objet sont présentées à l'entrée du réseau qui fournit en sortie les valeurs de chromaticité estimées de l'illuminant qui éclaire la scène. La phase d'apprentissage consiste à présenter au réseau les coordonnées de chromaticité des pixels-objet d'une grande quantité d'images pour lesquelles on connaît l'illuminant utilisé lors de l'acquisition.

Avec cette approche, l'estimation de l'éclairage utilisé pour acquérir chaque image ne peut être que grossier lorsqu'on ne dispose d'aucune information sur les caractéristiques de la caméra

et sur la gamme d'illuminants utilisés.

### 3.2.2 Éclairage canonique

Les algorithmes basés sur le "gamut mapping" [For90, Fin96] constituent une base de données représentative des points-couleur associés aux pixels-objet sur lesquels se projettent des éléments de surface dont les réflectances spectrales sont connues et qui sont éclairés par un illuminant canonique de caractéristiques connues. Ces points-couleur forment un nuage dont l'enveloppe dans l'espace couleur est appelée le "gamut". L'objectif est de déterminer la transformation, ou "mapping", qu'il faut appliquer à l'enveloppe du nuage formé par les points-couleur des pixels-objet de l'image considérée, pour obtenir le gamut ou une partie du gamut. La transformation ainsi obtenue permet de transformer le point-couleur d'un pixel sur lequel se projette un élément de surface en un point-couleur que ce même pixel aurait eu si la scène avait été éclairée par l'illuminant canonique.

Les performances du gamut mapping sont très dépendantes de la phase d'apprentissage qui aboutit à la formation du gamut, à savoir l'enveloppe référence pour toutes les images de la base.

### 3.2.3 Calcul itératif

Ebner propose un processus itératif qui permet d'obtenir des composantes invariantes aux modifications d'éclairage [Ebn04]. À chaque itération de rang  $t$ , chaque image de composante  $I^k$ ,  $k = R, V, B$  est prise en compte indépendamment par un processus qui se décompose en deux étapes.

Soit  $\mathbf{X}_t(P)$ , le point-invariant associé au pixel-objet  $P$  lors de l'itération de rang  $t$ .  $\mathbf{X}_0(P)$  est initialisé au point-couleur  $\mathbf{C}(P)$ .

Lors de la première étape, Ebner calcule pour chaque pixel-objet  $P$ , la moyenne  $X_{(t-1)_{moy-4c}}^k(P)$  des niveaux des 4 pixels-objet voisins calculés au rang  $(t-1)$ .

La seconde étape consiste à exprimer le niveau  $X_t^k(P)$  du pixel-objet  $P$  de la manière suivante :

$$X_t^k(P) = \frac{X_{(t-1)}^k(P)}{2 \times (X_{(t-1)}^k(P) \cdot po + X_{(t-1)_{moy-4c}}^k(P) \cdot (1 - po))}, \quad (3.4)$$

où  $po$  est un réel compris entre 0 et 1, fixé par l'utilisateur et constant pour tous les pixels.

Ebner montre que ce processus appliqué itérativement à chaque pixel-objet de l'image converge vers des niveaux qui sont indépendants des conditions d'éclairage sous lesquelles a été acquise l'image.

Il montre aussi que le nombre d'itérations nécessaires pour que l'algorithme converge s'élève à 5000 lorsque le paramètre  $po$  est fixé à 0.005. Ce nombre d'itérations est à multiplier par le

nombre de pixels-objet dans l'image et par le nombre de composantes couleur. Ebner propose donc de traiter les pixels-objet de manière parallèle pour ne pas obtenir des temps de calculs prohibitifs.

Finlayson propose également une transformation d'images couleur basée sur un processus itératif convergeant vers des composantes invariantes aux conditions d'éclairage [FSC98]. A chaque itération de rang  $t$ , il propose d'appliquer successivement deux transformations.

La première consiste à diviser le niveau de chaque composante  $X_{t-1}^k(P)$  de chaque pixel-objet  $P$  par l'intensité de ce pixel. L'intensité étant la somme des trois niveaux de chaque composante, la transformation s'exprime de la manière suivante :

$$\begin{cases} Y_t^R(P) = \frac{X_{t-1}^R(P)}{X_{t-1}^R(P) + X_{t-1}^V(P) + X_{t-1}^B(P)}, \\ Y_t^V(P) = \frac{X_{t-1}^V(P)}{X_{t-1}^R(P) + X_{t-1}^V(P) + X_{t-1}^B(P)}, \\ Y_t^B(P) = \frac{X_{t-1}^B(P)}{X_{t-1}^R(P) + X_{t-1}^V(P) + X_{t-1}^B(P)}. \end{cases} \quad (3.5)$$

La seconde transformation normalise les niveaux  $Y_t^k(P)$  de chaque pixel-objet par rapport à  $Y_{t_{moy}}^k[\mathbf{I}]$ , la moyenne des niveaux  $Y_t^k(P)$  de tous les pixels-objet  $P$  de l'image  $\mathbf{I}$  :

$$\begin{cases} X_t^R(P) = \frac{Y_t^R(P)}{Y_{t_{moy}}^R[\mathbf{I}]}, \\ X_t^V(P) = \frac{Y_t^V(P)}{Y_{t_{moy}}^V[\mathbf{I}]}, \\ X_t^B(P) = \frac{Y_t^B(P)}{Y_{t_{moy}}^B[\mathbf{I}]}. \end{cases} \quad (3.6)$$

Finlayson montre expérimentalement que l'itération de ces deux transformations successives converge vers des niveaux invariants  $X_t^k(P)$  des pixels-objet  $P$  qui sont indépendants de la direction et de la température proximale de l'éclairage avec lequel a été acquise l'image  $\mathbf{I}$ .

La structure itérative de ces procédures de détermination de points-invariants engendre un temps de calcul très important.

### 3.2.4 Prise en compte du voisinage

La transformation du "retinex" trouve sa justification dans des analyses expérimentales du système visuel humain [LM71, MRC00, FCM00, CMR<sup>+</sup>01]. Sous l'hypothèse que les petites variations locales de couleur dans l'image sont dues à des variations spatiales de l'éclairage, une première étape de filtrage consiste à les annuler de manière à obtenir un éclairage considéré comme uniforme sur toute l'image. La seconde étape de la transformation sélectionne de manière aléatoire un pixel-objet  $P$  dans l'image comme l'origine d'un chemin de forme aléatoire de pixels-objet. Pour chaque pixel-objet  $P_p$  constituant ce chemin est évalué le logarithme du rapport  $\frac{C^k(P_p)}{C^k(P)}$  pour  $k = R, V, B$ . Cette procédure est réitérée jusqu'à obtenir un nombre de chemins par pixel supérieur à un seuil fixé par l'utilisateur. Il s'agit alors, pour chaque pixel, d'évaluer les moyennes des logarithmes des rapports obtenus par le passage des différents chemins

auxquels il appartient pour  $k = R, V, B$ . Chaque valeur moyenne est une des trois coordonnées du point-invariant du pixel-objet considéré.

À la différence des travaux présentés précédemment, Funt s'appuie sur un modèle de changement d'illuminant pour justifier son calcul de composantes invariantes qui caractérisent les pixels-objet dans les images invariantes [FF95]. Ce modèle de changement d'illuminant (paragraphe A.2.4, page 160, annexe A) se base sur le modèle Lambertien de formation de la couleur. Selon ce modèle, le stimulus de couleur  $C(P, \lambda)$  réfléchi par un élément de surface de réflectance spectrale  $\beta(P, \lambda)$  projeté sur le pixel-objet  $P$  et éclairé par une source lumineuse de distribution spectrale  $E(P, \lambda)$  est estimé de la manière simple suivante :

$$C_{Lambert}(P, \lambda) = \beta(P, \lambda)E(P, \lambda). \quad (3.7)$$

Funt considère que les bandes passantes des sensibilités spectrales des capteurs de la caméra sont si étroites que chaque capteur associé à la sensibilité  $k(\lambda)$  peut être considéré comme n'étant uniquement sensible qu'à une seule longueur d'onde, notée  $\lambda^k$  [FF95] :

$$\int_{\lambda} k(\lambda)d\lambda = k(\lambda^k), \quad k = R, V, B. \quad (3.8)$$

Cependant, cette hypothèse n'est pas vérifiée par les fonctions de sensibilité spectrales des capteurs équipant les caméras couleur tri-CCD [MMBP03].

Funt suppose que deux éléments de surface se projetant sur deux pixels-objet voisins dans une image sont éclairés par le même illuminant. Ainsi, si l'élément de surface qui se projette sur le pixel-objet  $P$  est éclairé par l'illuminant de répartition spectrale relative d'énergie  $E(P, \lambda)$ , alors les 8 pixels-objet du voisinage  $3 \times 3 V_{3 \times 3}(P)$  de  $P$ , le sont également [FF95] :

$$E(P_{vois}, \lambda) = E(P, \lambda) \quad \forall P_{vois} \in V_{3 \times 3}(P). \quad (3.9)$$

À partir des hypothèses (3.7), (3.8) et (3.9), Funt propose un modèle diagonal de changement d'illuminant qui stipule que le point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel-objet  $P_{cand}$  se déduit du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel-objet correspondant  $P_{req}$  grâce à la transformation définie par la matrice diagonale  $\mathbf{M}_{\text{Funt}}$  [FF95] :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_{\text{Funt}} \mathbf{C}(P_{req}), \quad (3.10)$$

avec :

$$\mathbf{M}_{\text{Funt}} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{\text{Funt}}(V_{3 \times 3}(P_{req}), V_{3 \times 3}(P_{cand}), R) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{\text{Funt}}(V_{3 \times 3}(P_{req}), V_{3 \times 3}(P_{cand}), V) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{\text{Funt}}(V_{3 \times 3}(P_{req}), V_{3 \times 3}(P_{cand}), B) \end{pmatrix}. \quad (3.11)$$

Les coefficients de la matrice diagonale  $M_{\text{Funt}}$  dépendent des voisinages des pixels-objet correspondants  $P_{req}$  et  $P_{cand}$  considérés. Le modèle proposé par Funt exprime donc localement les conséquences d'un changement d'illuminant sur le point-couleur de chaque pixel.

Tous les modèles de changement d'illuminant résultant d'une transformation définie par une seule matrice diagonale, sont appelés **modèles diagonaux** de changement d'illuminant [FDF94]. Ils se distinguent les uns des autres uniquement par les termes de la matrice diagonale.

Funt déduit de son modèle que, pour une composante couleur, le rapport entre le niveau d'un pixel-objet et la moyenne des niveaux des pixels-objet voisins est insensible aux changements d'illuminant. Il propose que les coordonnées  $(X^R(P), X^V(P), X^B(P))^T$  du point-invariant associé au pixel-objet  $P$  s'expriment de la manière suivante [FF95] :

$$\begin{cases} X^R(P) = \sum_{P_{vois} \in V_{3 \times 3}(P)} \log(C^R(P_{vois})) - 8 \log(C^R(P)), \\ X^V(P) = \sum_{P_{vois} \in V_{3 \times 3}(P)} \log(C^V(P_{vois})) - 8 \log(C^V(P)), \\ X^B(P) = \sum_{P_{vois} \in V_{3 \times 3}(P)} \log(C^B(P_{vois})) - 8 \log(C^B(P)). \end{cases} \quad (3.12)$$

Gevers propose un autre modèle diagonal de changement d'illuminant (paragraphe A.2.3, page 159, annexe A) qui s'appuie également sur le modèle Lambertien de formation de la couleur et qui suppose que les bandes-passantes des capteurs de la caméra sont étroites.

En revanche, il suppose que l'illuminant  $E(P, \lambda)$  qui éclaire l'élément de surface qui se projette sur le pixel-objet  $P$  peut se mettre sous la forme d'un produit de deux termes : la distance  $d_{GEV}(P)$  séparant la source d'éclairage de l'élément de surface qui se projette sur le pixel-objet  $P$  et une fonction spectrale  $E_{GEV}[\mathbf{I}](\lambda)$  identique pour tous les éléments de surface de l'objet représenté par l'image  $\mathbf{I}$  [GS99a] :

$$E(P, \lambda) = d_{GEV}(P) \cdot E_{GEV}[\mathbf{I}](\lambda). \quad (3.13)$$

À partir de ces hypothèses, le modèle diagonal de Gevers s'exprime de la manière suivante :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = M_{\text{Gevers-a}} \mathbf{C}(P_{req}), \quad (3.14)$$

avec :

$$M_{\text{Gevers-a}} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{\text{Gevers-a}_1}(P_{req}, P_{cand}) \text{coef}_{\text{Gevers-a}_2}(R) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{\text{Gevers-a}_1}(P_{req}, P_{cand}) \text{coef}_{\text{Gevers-a}_2}(V) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{\text{Gevers-a}_1}(P_{req}, P_{cand}) \text{coef}_{\text{Gevers-a}_2}(B) \end{pmatrix}. \quad (3.15)$$

Gevers s'inspire de ce modèle de changement d'illuminant pour calculer les coordonnées du point-invariant, en faisant intervenir le rapport entre les composantes couleur des pixels-objet voisins selon le schéma suivant [GS99a] :

$$\begin{cases} X^R(P) = \log\left(\frac{C^R(P) \times C_{\text{moy-8c}}^V(P)}{C_{\text{moy-8c}}^R(P) \times C^V(P)}\right), \\ X^V(P) = \log\left(\frac{C^R(P) \times C_{\text{moy-8c}}^B(P)}{C_{\text{moy-8c}}^R(P) \times C^B(P)}\right), \\ X^B(P) = \log\left(\frac{C^V(P) \times C_{\text{moy-8c}}^B(P)}{C_{\text{moy-8c}}^V(P) \times C^B(P)}\right), \end{cases} \quad (3.16)$$



où  $C_{moy-8c}^R(P)$ ,  $C_{moy-8c}^V(P)$  et  $C_{moy-8c}^B(P)$  représentent les moyennes des coordonnées des points-couleur des 8 pixels-objet du voisinage 3x3 du pixel-objet  $P$ .

Ces composantes invariantes évaluées par des rapports entre les composantes sont très sensibles au bruit, notamment pour des niveaux faibles des composantes couleur. Par ailleurs, des éléments de surface de l'objet de caractéristiques très proches peuvent se projeter sur des pixels-objet voisins. Ces pixels-objets sont alors caractérisés par des points-couleur très proches dans l'espace couleur. Les rapports entre leurs niveaux de composantes sont donc souvent égaux à 1 quels que soient leurs niveaux. Par conséquent, les points-invariants dans les régions de couleurs homogènes étant identiques, ils ne permettent pas de distinguer les différents objets.

D'autres auteurs préfèrent directement calculer des signatures invariantes d'une image couleur, sans transformer préalablement cette image en une image invariante.

### 3.3 Signatures invariantes

Les signatures présentées dans ce paragraphe sont calculées par des méthodes qui exploitent les informations insensibles aux changements d'illuminant contenues dans les images. La comparaison de ces signatures fait appel à des mesures de similarité spécifiques.

La structure de certaines de ces signatures est basée sur celle de l'histogramme alors que d'autres présentent une structure très différente.

#### 3.3.1 Structures dérivées de l'histogramme

Stricker propose de caractériser chaque image par son histogramme couleur cumulé pour reconnaître des objets sous éclairage non contrôlé [SO95]. La cellule d'un histogramme cumulé de coordonnées  $(hc^R, hc^V, hc^B)^T$  indique le nombre de pixels-objet  $P$  dans l'image caractérisés par les points-couleur  $(C^R(P), C^V(P), C^B(P))^T$  qui respectent les trois conditions suivantes :

$$\begin{cases} C^R(P) \leq hc^R, \\ C^V(P) \leq hc^V, \\ C^B(P) \leq hc^B. \end{cases} \quad (3.17)$$

Toutes les distances de Minkowski sont applicables aux histogrammes cumulés et correspondent souvent à des tests d'hypothèses en statistique [TFMB04]. Les mesures de similarité entre les histogrammes cumulés sont moins sensibles à de très légères variations d'intensité d'éclairage que celles entre les histogrammes couleur classiques [SO95]. Cependant, les histogrammes cumulés ne sont pas adaptés à des changements d'illuminant importants, tels que ceux observés dans les images de la figure 3.1.

Han propose de calculer des histogrammes couleur flous afin de limiter les effets provoqués par de légères translations des points-couleur dans l'espace couleur sur les mesures de similarité [HM02, LHG04]. Pour ce faire, il sous-quantifie de manière uniforme les coordonnées des cellules de l'histogramme couleur. Puis, il considère que la couleur sous-quantifiée associée à chaque cellule de cet histogramme constitue le centre de gravité d'une classe de pixels. Pour chaque pixel-objet de l'image, il calcule alors le degré d'appartenance à chacune de ces classes à partir de la distance euclidienne entre le point-couleur du pixel-objet et le centre de gravité de la classe déterminée par l'algorithme de classification des "Fuzzy-C-Means" [Bez81]. La valeur associée à chaque cellule de l'histogramme est la somme, pour tous les pixels-objet de l'image, des degrés d'appartenance à la classe associée à cette cellule.

Les histogrammes flous qui tentent de réduire les effets des changements d'éclairage sur les points-couleur par une sous-quantification des coordonnées des cellules de l'histogramme couleur classique ne sont pas adaptés à des changements d'illuminant importants.

### 3.3.2 Structures originales

Matas propose de caractériser le contenu d'une image en analysant le voisinage des pixels-objet contours détectés par un algorithme de détection de contours [MKK00, MKK00b, MKK00a]. Pour construire la "multimodal neighbourhood signature" (MNS), l'auteur considère des zones rectangulaires de taille fixe et centrées sur les pixels-objet contours détectés dans l'image. Un algorithme analyse l'histogramme couleur de chaque zone pour y détecter les modes caractérisés par leurs centres de gravité. Seules les zones où les histogrammes sont bimodaux sont conservées. Matas calcule alors, pour chacune de ces zones, les rapports  $\frac{C_1^R}{C_2^R}$ ,  $\frac{C_1^V}{C_2^V}$  et  $\frac{C_1^B}{C_2^B}$ , où  $C_1^R$ ,  $C_1^V$ ,  $C_1^B$  et  $C_2^R$ ,  $C_2^V$ ,  $C_2^B$  sont les composantes des centres de gravité des deux modes. Ces rapports sont considérés par l'auteur comme étant peu sensibles aux conditions d'éclairage et constituent les coordonnées du point-invariant qui est associé à la zone correspondante. La comparaison de l'image requête avec une image candidate est effectuée en calculant toutes les distances entre les points-invariants associés aux zones de l'image requête d'une part et aux zones de l'image candidate d'autre part pour déterminer l'ensemble des couples de points-invariants requête / candidate qui minimise la somme des distances.

Comme le nombre de zones sélectionnées est différent d'une image à l'autre, une sélection des points-invariants les plus représentatifs est nécessaire afin de comparer des images caractérisées par des nombres de points-invariants identiques. Le résultat de la reconnaissance d'objets est alors très dépendant de cette sélection. De plus, la détermination de l'ensemble des couples de points-invariants qui minimise la somme des distances entre les points-invariants est une étape gourmande en temps de calcul.

Finlayson se base sur le modèle diagonal de changement d'illuminant de Buchsbaum [Buc80]

pour proposer une signature invariante [FCF95]. Ce modèle diagonal (paragraphe A.2.5, page 161, annexe A) est largement utilisé dans la littérature [Bar99, Buc80, GJT88] car il conduit à des composantes invariantes très faciles à calculer. Il est basé sur le modèle Lambertien de formation de la couleur et sur l'hypothèse des bandes-passantes étroites des capteurs. Buchsbaum suppose également que tous les éléments de surface qui se projettent sur les pixels-objet d'une même image  $\mathbf{I}$  sont éclairés par le même illuminant  $E[\mathbf{I}](\lambda)$  [Bar99, Buc80, GJT88] :

$$E(P, \lambda) = E[\mathbf{I}](\lambda), \quad \forall P \in \mathbf{I}. \quad (3.18)$$

Le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel-objet  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel-objet correspondant  $P_{req}$  s'exprime grâce à la matrice diagonale  $\mathbf{M}_{\text{Buchsbaum}}$  :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_{\text{Buchsbaum}} \mathbf{C}(P_{req}), \quad (3.19)$$

avec :

$$\mathbf{M}_{\text{Buchsbaum}} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{\text{Buchsbaum}}(\mathbf{I}_{\text{req}}, \mathbf{I}_{\text{cand}}, R) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{\text{Buchsbaum}}(\mathbf{I}_{\text{req}}, \mathbf{I}_{\text{cand}}, V) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{\text{Buchsbaum}}(\mathbf{I}_{\text{req}}, \mathbf{I}_{\text{cand}}, B) \end{pmatrix}. \quad (3.20)$$

Les coefficients de la matrice diagonale ne dépendent que des images  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$ . Cela signifie que la composante  $C^k(P_{req})$  se déduit de la composante  $C^k(P_{cand})$  par un simple produit avec une constante.

S'inspirant de ce modèle, Finlayson considère un espace à  $N_{pix}$  dimensions contenant 3 vecteurs  $\mathbf{VEC}^R$ ,  $\mathbf{VEC}^V$  et  $\mathbf{VEC}^B$ , chacun associé respectivement à une composante couleur  $R$ ,  $V$  et  $B$ . Le nombre  $N_{pix}$  correspond au nombre de pixels-objet dans l'image considérée. Les coordonnées  $VEC_1^k, VEC_2^k, \dots, VEC_{N_{pix}}^k$  des vecteurs  $\mathbf{VEC}^k$ ,  $k = R, V, B$ , sont les niveaux de composante  $C^k(P)$  des pixels-objet  $P$  de l'image. Les pixels-objet sont considérés dans le même ordre pour les trois composantes, de sorte que les valeurs  $VEC_j^R, VEC_j^V$  et  $VEC_j^B$ ,  $j = 1 \dots N_{pix}$ , correspondent aux coordonnées du  $j^{\text{ième}}$  pixel-objet considéré dans l'image. Finlayson constate que si les hypothèses du modèle diagonal de changement d'illuminant de Buchsbaum sont respectées, les angles  $\text{angle}^{kk'}$ ,  $k, k' = R, V, B$  formés par les vecteurs  $\mathbf{VEC}^k$  et  $\mathbf{VEC}^{k'}$  sont insensibles au changement d'illuminant [FCF95]. En effet, un changement d'illuminant, au sens de ce modèle, provoque une multiplication des niveaux de tous les pixels-objet par une même constante. Un changement d'illuminant provoque une modification de la norme de chaque vecteur  $\mathbf{VEC}^k$  associé à chaque composante couleur  $k$ , sans en modifier la direction. Finlayson propose donc de caractériser une image par 3 valeurs qui représentent les angles entre les trois vecteurs couleur.

Cette signature d'image résumée par trois scalaires se révèle ne pas être suffisamment discriminante lorsque le nombre d'images de la base est important. Une autre approche consiste plutôt à calculer les signatures couleur classiques et à les transformer, dans une seconde étape, en signatures invariantes.

## 3.4 Signatures invariantes par transformation de signatures couleur

### 3.4.1 Signature invariante

Dans le domaine de la reconnaissance d'objets sous éclairage non-contrôlé, une approche classique consiste à calculer une signature invariante  $\mathcal{S}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{X})$  de l'image  $\mathbf{I}$ , obtenue par transformation de sa signature  $\mathcal{S}[\mathbf{I}]$ . Cette approche n'est possible que lorsque les niveaux des composantes invariantes d'un pixel-objet sont estimés à partir d'informations contenues dans la signature elle-même et non à partir des niveaux de composante des pixels-objet voisins.

Dans le chapitre précédent, nous avons retenu deux mesures de similarité : l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés (voir équation (2.15) page 58) et la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées (voir équation (2.23) page 64). Nous proposons donc d'illustrer le principe de la transformation de signatures couleur sur ces deux signatures, tout en sachant que cette transformation est transposable à de nombreuses autres signatures.

La transformation d'une signature revient à modifier les valeurs de ses cellules et peut donc s'implanter à l'aide d'une table de correspondance (Look-Up Table). Les signatures invariantes obtenues par transformation de signatures couleur peuvent se diviser en deux catégories selon que la transformation est basée sur une table de correspondance tri-dimensionnelle ou sur trois tables de correspondance mono-dimensionnelles.

### 3.4.2 Transformations par tables de correspondance tri-dimensionnelles

#### 3.4.2.1 Histogramme invariant

Les entrées des tables de correspondance tri-dimensionnelles sont des points-couleur alors que les sorties sont des points-invariants. Cette approche tridimensionnelle qui, à un niveau de composante couleur peut faire correspondre plusieurs niveaux de composante invariante, ne peut pas être appliquée aux matrices de co-occurrences qui concernent les niveaux de composante des pixels. Dans ce paragraphe, nous proposons donc de présenter les histogrammes invariants obtenus par une transformation d'histogrammes couleur basée sur une table de correspondance tri-dimensionnelle.

À la transformation de l'histogramme  $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$  en l'histogramme invariant  $\mathbf{H}_{\text{inv}}[\mathbf{I}]$  est associée une table de correspondance  $\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}]$  de telle sorte que la valeur de la cellule  $\mathbf{H}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{X})$  associée au point-invariant  $\mathbf{X}$  soit exprimée par :

$$\mathbf{H}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{X}) = \sum_{\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{C})=\mathbf{X}} \mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{C}). \quad (3.21)$$

Dans la cellule  $\mathbf{H}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{X})$  de l'histogramme invariant  $\mathbf{H}_{\text{inv}}[\mathbf{I}]$  associée au point-invariant  $\mathbf{X}$  sont accumulées les valeurs des cellules  $\mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{C})$  associées aux points-couleur  $\mathbf{C}$  pour lesquels les sorties  $\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{C})$  sont égales à  $\mathbf{X}$ .

Un histogramme invariant, tel que présenté dans ce paragraphe, est alors parfaitement défini par la table de correspondance tri-dimensionnelle qui lui est associée.

### 3.4.2.2 Tables de correspondance tri-dimensionnelles

Gevers considère que la couleur d'un pixel se forme grâce au modèle de Shaffer [GS00].

D'après ce modèle de formation de la couleur, le stimulus de couleur  $C(P, \lambda)$  réfléchi par un matériau de réflectance spectrale  $\beta(P, \lambda)$ , de réflectance spéculaire  $F_{\text{spec}}(P, \lambda)$  projeté sur le pixel-objet  $P$  et éclairé par un illuminant de répartition spectrale relative d'énergie  $E(P, \lambda)$  est exprimé par :

$$C_{\text{Shaffer}}(P, \lambda) = m_{\text{diff}}(\theta) \cdot \beta(P, \lambda) \cdot E(P, \lambda) + m_{\text{spec}}(\theta, \alpha) \cdot F_{\text{spec}}(P, \lambda) \cdot E(P, \lambda), \quad (3.22)$$

où  $m_{\text{diff}}$  et  $m_{\text{spec}}$  représentent la dépendance respectivement par rapport à l'angle  $\theta$  formé par la direction du rayon incident et la normale à la surface et l'angle  $\alpha$  formé par la direction d'observation et la normale à la surface.

De plus, Gevers restreint son étude aux objets éclairés par un illuminant blanc, dont la répartition spectrale relative d'énergie est indépendante de la longueur d'onde :

$$E(P, \lambda) = E(P). \quad (3.23)$$

Pour cela, il suppose que la réflectance spéculaire des éléments de surface de l'objet est constante quelle que soit la longueur d'onde du rayon incident. Ainsi, la réflectance spéculaire de l'élément de surface observé par le pixel-objet  $P$  est indépendante de la longueur d'onde :

$$F_{\text{spec}}(P, \lambda) = F_{\text{spec}}(P). \quad (3.24)$$

Ensuite, il pose l'hypothèse que les sensibilités spectrales  $k(\lambda)$ ,  $k = R, V, B$ , des capteurs de la caméra sont normalisées de sorte que leurs intégrales sur le spectre visible soient égales :

$$\int_{380\text{nm}}^{780\text{nm}} R(\lambda) d\lambda = \int_{380\text{nm}}^{780\text{nm}} V(\lambda) d\lambda = \int_{380\text{nm}}^{780\text{nm}} B(\lambda) d\lambda. \quad (3.25)$$

Son modèle (paragraphe A.2.1, page 157, annexe A) est basé sur deux matrices  $\mathbf{M}_{\text{Gevers-c}_1}$  et  $\mathbf{M}_{\text{Gevers-c}_2}$  telles que :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_{\text{Gevers-c}_1} \mathbf{C}(P_{req}) + \mathbf{M}_{\text{Gevers-c}_2} \quad (3.26)$$

avec :

$$\mathbf{M}_{\text{Gevers-c}_1} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{\text{Gevers-c}_1}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{\text{Gevers-c}_1}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{\text{Gevers-c}_1}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \end{pmatrix}, \quad (3.27)$$

et :

$$\mathbf{M}_{\text{Gevers-c}_2} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{\text{Gevers-c}_2}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \\ \text{coef}_{\text{Gevers-c}_2}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \\ \text{coef}_{\text{Gevers-c}_2}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \end{pmatrix}. \quad (3.28)$$

Gevers déduit de ce modèle la réponse de la table de correspondance tri-dimensionnelle [GS00, GS99b] :

$$\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{C}) = \begin{pmatrix} \frac{C^R - C^V}{C^B - C^R} \\ \frac{C^R - C^V}{C^V - C^B} \\ \frac{C^V - C^B}{C^B - C^R} \end{pmatrix} \quad (3.29)$$

La réponse d'une autre table de correspondance tri-dimensionnelle également proposée par Gevers est déduite de ce modèle de changement d'illuminant [GS99a] :

$$\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{C}) = \begin{pmatrix} \frac{(C^R - C^V)^2}{(C^R - C^V)^2 + C^R - C^B)^2 + (C^V - C^B)^2} \\ \frac{(C^R - C^B)^2}{(C^R - C^V)^2 + C^R - C^B)^2 + (C^V - C^B)^2} \\ \frac{(C^V - C^B)^2}{(C^R - C^V)^2 + C^R - C^B)^2 + (C^V - C^B)^2} \end{pmatrix} \quad (3.30)$$

L'hypothèse d'illuminant blanc sur laquelle reposent les tables de correspondance déduites de ce dernier modèle est beaucoup trop restrictive pour être acceptée dans le cadre de la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé. Une autre approche consiste plutôt à se libérer de cette contrainte en considérant chaque composante couleur indépendamment l'une de l'autre.

### 3.4.3 Transformation par tables de correspondance mono-dimensionnelles

La table de correspondance tri-dimensionnelle  $\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}]$  peut être décomposée en trois tables de correspondance mono-dimensionnelles  $\text{LUT}_{\text{inv}}^R[\mathbf{I}]$ ,  $\text{LUT}_{\text{inv}}^V[\mathbf{I}]$  et  $\text{LUT}_{\text{inv}}^B[\mathbf{I}]$ , telles que les coordonnées du point-couleur  $\mathbf{C} = (C^R, C^V, C^B)^T$  soient respectivement associées aux coordonnées du point-invariant  $\mathbf{X} = (X^R, X^V, X^B)^T$  :

$$\text{LUT}_{\text{inv}}[\mathbf{I}](\mathbf{C}) = \mathbf{X} \text{ si } \begin{cases} \text{LUT}_{\text{inv}}^R[\mathbf{I}](C^R) = X^R, \\ \text{LUT}_{\text{inv}}^V[\mathbf{I}](C^V) = X^V, \\ \text{LUT}_{\text{inv}}^B[\mathbf{I}](C^B) = X^B. \end{cases} \quad (3.31)$$

Cette décomposition est possible lorsque chaque table de correspondance est définie de manière indépendante par rapport aux deux autres.

### 3.4.3.1 Les histogrammes invariants

La transformation de l'histogramme  $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$  est associée aux trois tables de correspondance  $LUT_{inv}^R[\mathbf{I}]$ ,  $LUT_{inv}^V[\mathbf{I}]$  et  $LUT_{inv}^B[\mathbf{I}]$  de telle sorte que la cellule  $\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}](\mathbf{X})$  associée au point-invariant  $\mathbf{X} = (X^R, X^V, X^B)^T$  soit exprimée par :

$$\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}](X^R, X^V, X^B) = \sum_{LUT_{inv}^R[\mathbf{I}](C^R)=X^R} \sum_{LUT_{inv}^V[\mathbf{I}](C^V)=X^V} \sum_{LUT_{inv}^B[\mathbf{I}](C^B)=X^B} \mathbf{H}[\mathbf{I}](C^R, C^V, C^B). \quad (3.32)$$

Dans la cellule  $\mathbf{H}_{inv}[\mathbf{I}](\mathbf{X})$  associée au point-invariant  $\mathbf{X} = (X^R, X^V, X^B)^T$  sont accumulées les valeurs des cellules  $\mathbf{H}[\mathbf{I}](\mathbf{C})$  associées aux points-couleur  $\mathbf{C} = (C^R, C^V, C^B)^T$ , pour lesquels les sorties  $LUT_{inv}^R[\mathbf{I}](C^R)$ ,  $LUT_{inv}^V[\mathbf{I}](C^V)$  et  $LUT_{inv}^B[\mathbf{I}](C^B)$  sont respectivement égales à  $X^R$ ,  $X^V$  et  $X^B$ .

### 3.4.3.2 Les matrices de co-occurrences invariantes

La transformation de la matrice de co-occurrences chromatique  $M^{k,k'}[\mathbf{I}]$ ,  $k, k' = R, V, B$ , est associée aux trois tables de correspondance  $LUT_{inv}^R[\mathbf{I}]$ ,  $LUT_{inv}^V[\mathbf{I}]$  et  $LUT_{inv}^B[\mathbf{I}]$  de telle sorte que la cellule  $M_{inv}^{k,k'}[\mathbf{I}](X^k, X^{k'})$  de la matrice invariante associée aux niveaux  $X^k$  et  $X^{k'}$  des composantes couleur respectives  $k$  et  $k'$  soit exprimée par :

$$M_{inv}^{k,k'}[\mathbf{I}](X^k, X^{k'}) = \sum_{LUT_{inv}^k[\mathbf{I}](C^k)=X^k} \sum_{LUT_{inv}^{k'}[\mathbf{I}](C^{k'})=X^{k'}} M^{k,k'}[\mathbf{I}](C^k, C^{k'}), \quad k, k' = R, V, B. \quad (3.33)$$

Dans la cellule  $M_{inv}^{k,k'}[\mathbf{I}](X^k, X^{k'})$  de la matrice invariante associée aux niveaux  $X^k$  et  $X^{k'}$  de composantes couleur respectives  $k$  et  $k'$  sont cumulées les valeurs de toutes les cellules  $M^{k,k'}[\mathbf{I}](C^k, C^{k'})$  associées aux niveaux  $C^k$  et  $C^{k'}$  des composantes couleur respectives  $k$  et  $k'$ , tels que les réponses des tables de correspondance  $LUT_{inv}^k[\mathbf{I}]$ ,  $LUT_{inv}^{k'}[\mathbf{I}]$  aux niveaux  $C^k$  et  $C^{k'}$  soient respectivement égales à  $X^k$  et  $X^{k'}$ .

### 3.4.3.3 Les tables de correspondance mono-dimensionnelles

Gershon s'inspire du modèle diagonal de changement d'illuminant de Buchsbaum [Buc80] décrit par l'équation (3.19) pour proposer la réponse de la table de correspondance mono-dimensionnelle suivante [GJT88] :

$$LUT_{inv}^k[\mathbf{I}](C^k) = \frac{C^k}{C_{moy}^k[\mathbf{I}]}, \quad k = R, V, B, \quad (3.34)$$

où  $C_{moy}^k[\mathbf{I}]$  correspond à la moyenne des niveaux de la composante  $k$  des pixels-objet de  $\mathbf{I}$ . Cette normalisation est connue sous le nom de normalisation du Greyworld.

Partant du même modèle, certains auteurs préfèrent normaliser les niveaux des pixels, non pas par le niveau moyen dans l'image, mais par le niveau maximum obtenu par tous les pixels-objet de l'image [Lan77, CMR<sup>+</sup>01]. La réponse de la table de correspondance mono-dimensionnelle associée est :

$$LUT_{inv}^k[\mathbf{I}](C^k) = \frac{C^k}{\max_{P \in \mathbf{I}} C^k(P)}, \quad k = R, V, B. \quad (3.35)$$

Cette table de correspondance est, par définition, sensible aux extrema des niveaux dans l'image.

Gouet [GM02] se base sur le modèle de changement d'illuminant proposé par Gros (paragraphe A.2.7, page 163, annexe A) dont l'origine ne repose sur aucune hypothèse mais plutôt sur une analyse expérimentale des conséquences de changements d'éclairage sur les points-couleur [Gro00]. Gros propose en effet que le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel-objet  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel-objet correspondant  $P_{req}$  s'exprime en fonction des deux matrices  $\mathbf{M}_{Gros_1}$  et  $\mathbf{M}_{Gros_2}$  :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_{Gros_1} \mathbf{C}(P_{req}) + \mathbf{M}_{Gros_2}, \quad (3.36)$$

avec

$$\mathbf{M}_{Gros_1} = \begin{pmatrix} coef_{Gros_1}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, R) & 0 & 0 \\ 0 & coef_{Gros_1}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, V) & 0 \\ 0 & 0 & coef_{Gros_1}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, B) \end{pmatrix}, \quad (3.37)$$

et

$$\mathbf{M}_{Gros_2} = \begin{pmatrix} coef_{Gros_2}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, R) \\ coef_{Gros_2}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, V) \\ coef_{Gros_2}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, B) \end{pmatrix}, \quad (3.38)$$

où  $coef_{Gros_1}$  et  $coef_{Gros_2}$  sont des coefficients qui ne dépendent pas du pixel-objet considéré mais uniquement des images requête et candidate et de la composante couleur considérée.

À partir de ce modèle de changement d'illuminant, Gouet propose des tables de correspondance mono-dimensionnelles [GM02]. Il calcule, pour chaque composante couleur, 3 caractéristiques de la distribution des points-couleur dans l'espace couleur : la médiane  $med_{12}^k$ , la médiane au quart  $med_{14}^k$  et la médiane aux trois-quarts  $med_{34}^k$ . La médiane  $med_{14}^k$  est le niveau médian évalué avec la moitié des pixels-objet caractérisés par les niveaux les plus faibles dans l'image et la médiane  $med_{34}^k$  est le niveau médian évalué avec la moitié des pixels-objet caractérisés par les niveaux les plus élevés dans l'image.

Gouet considère les deux images similaires  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand}$  et leurs médianes respectives  $med_{12}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $med_{14}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $med_{34}^k[\mathbf{I}_{req}]$  et  $med_{12}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ,  $med_{14}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ,  $med_{34}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ . L'équation (3.36) étant linéaire, il en déduit que les pixels-objet caractérisés par les niveaux médians



$med_{12}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $med_{14}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $med_{34}^k[\mathbf{I}_{req}]$  dans l'image  $I_{req}^k$  et les pixels-objet caractérisés par les niveaux médians  $med_{12}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ,  $med_{14}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ,  $med_{34}^k[\mathbf{I}_{cand}]$  dans l'image  $I_{cand}^k$  sont respectivement des pixels-objet correspondants. Ainsi, par application de l'équation (3.36), Gouet obtient :

$$\begin{cases} med_{12}^k[\mathbf{I}_{cand}] = coef_{Gros_2}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, k)med_{12}^k[\mathbf{I}_{req}] + coef_{Gros_1}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}) \\ med_{14}^k[\mathbf{I}_{cand}] = coef_{Gros_1}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, k)med_{14}^k[\mathbf{I}_{req}] + coef_{Gros_2}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}) \\ med_{34}^k[\mathbf{I}_{cand}] = coef_{Gros_1}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, k)med_{34}^k[\mathbf{I}_{req}] + coef_{Gros_2}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}) \end{cases}, k = R, V, B \quad (3.39)$$

De manière à faire disparaître les coefficients  $coef_{Gros_1}$  et  $coef_{Gros_2}$ , Gouet propose la réponse de la table de correspondance suivante [GM02] :

$$LUT_{inv}^k[\mathbf{I}](C^k) = \frac{C^k - med_{12}^k[\mathbf{I}]}{med_{34}^k[\mathbf{I}] - med_{14}^k[\mathbf{I}]}, k = R, V, B. \quad (3.40)$$

### 3.5 Tests expérimentaux parus dans la littérature

Il est difficile de mesurer la pertinence d'une signature pour la reconnaissance d'objets. C'est pour cette raison que la majorité des approches présentées ont été testées par différents auteurs sur des bases d'images de référence. Les conclusions de ces tests sont présentées dans ce paragraphe.

Funt teste des transformations d'images invariantes et des histogrammes invariants [FBM98] avec la base d'images de l'Université Simon Fraser, disponible à l'adresse internet : [http://www.cs.sfu.ca/~colour/image\\_db](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db). Elle se compose de 2 groupes de 55 images couleur contenant chacune un objet choisi parmi 11 et placé sur un fond uniforme. Chaque objet est éclairé par l'un des 5 illuminants disponibles et a été déplacé entre les acquisitions des images des deux groupes. En analysant les résultats présentés dans cet article, nous constatons que les pourcentages de bons résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les méthodes classiques ne sont pas très élevés. En effet, les meilleurs résultats de reconnaissance sur cette base d'images sont obtenus par l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés par l'application de l'algorithme du Retinex. Ils n'atteignent que 67,7% pour cette base constituée seulement de 11 objets. Funt souligne que les transformations d'images invariantes et les composantes invariantes proposées jusque là dans la littérature ne permettent pas de répondre de manière pertinente au problème de la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé. Sachant que les contenus des images de cette base sont très simples et que le nombre d'images est faible, nous considérons que ces résultats sont effectivement peu satisfaisants.

La seconde base d'images utilisée est maintenue disponible par l'Université East Anglia à l'adresse internet : <http://vision.doc.ntu.ac.uk/datasets/UncalibImDB/database.html>. Ses 336 images contiennent 28 tapisseries multicolores éclairées par l'un des 3 illuminants utilisés et acquises avec des conditions d'observation identiques par l'une des 4 caméras disponibles.

Finlayson propose de tester 12 transformations d'images et d'histogrammes [FS01]. L'intersection entre les histogrammes transformés grâce aux tables de correspondance mono-dimensionnelles basées sur la normalisation du greyworld fournit les meilleurs résultats des 12 méthodes testées. Cependant, le nombre d'images candidates correctement classées avec ces histogrammes invariants ne s'élève qu'à 74,55%. Finlayson constate également qu'aucune signature invariante n'est suffisamment performante pour répondre au cahier des charges posé par un système de reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé.

### 3.6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter les signatures invariantes proposées dans la littérature dans le cadre de la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé.

Les fonctions permettant d'obtenir la plupart des signatures invariantes sont définies à partir de modèles de changement d'illuminant qui décrivent la modification de la couleur d'un pixel-objet provoquée par un changement d'illuminant.

Ces modèles, détaillés dans l'annexe A, sont basés sur des modèles de formation de la couleur et sur des hypothèses portant sur les propriétés de réflexion de la surface de l'objet, sur l'illuminant qui éclaire l'objet ainsi que sur les caractéristiques des capteurs de la caméra.

De ces modèles découlent des signatures invariantes qui peuvent être des signatures classiques telles que les histogrammes couleur ou les matrices de co-occurrences chromatiques, calculés sur des images invariantes. Dans ces images invariantes, obtenues par transformations invariantes des images couleur, les pixels-objet sont caractérisés par des points-invariants aussi peu sensibles que possible aux changements d'illuminant.

Une image peut être également caractérisée par une signature invariante calculée en exploitant les informations contenues dans l'image couleur qui sont invariantes aux variations d'éclairage.

Enfin, les signatures invariantes peuvent être obtenues par transformations invariantes de signatures classiques d'images couleur. Ces transformations sont basées sur des tables de correspondance tri-dimensionnelles ou mono-dimensionnelles.

Cependant, les modèles de changement d'illuminant dont sont issues toutes ces transformations sont basés sur des hypothèses trop restrictives pour décrire sans erreur les modifications des coordonnées des points-couleur provoquées par des changements d'illuminant.

Ceci explique en partie pourquoi les résultats expérimentaux obtenus en termes de reconnaissance d'objets par l'intersection entre les différentes signatures invariantes ne sont pas très satisfaisants [FBM98, FS01]. Il convient donc de se demander si, d'une part, il ne serait pas judicieux de proposer un modèle de changement d'illuminant basé sur des hypothèses moins

---

restrictives et, d'autre part, si l'approche qui consiste à comparer des images à partir de signatures invariantes n'est pas vouée à l'échec. Ceci nous amène, dans le chapitre suivant, à proposer un modèle de changement d'illuminant basé sur des hypothèses moins restrictives sur la formation de la couleur.

# Chapitre 4

## Changement d'illuminant et mesures de rang des pixels-objet

### 4.1 Introduction

Afin d'étudier les conséquences de changements d'illuminant sur les couleurs associées aux pixels, les conditions d'acquisition des images considérées sont contrôlées.

Nous proposons d'étudier, non pas les conséquences directes sur les niveaux des composantes couleur des pixels, mais celles sur des mesures de rang colorimétrique des pixels-objet dans les images de composante. Dans chacune des images de composante  $I^k$ ,  $k = R, V, B$ , pouvant être extraites de l'image couleur  $I$ , les pixels-objet  $P$  sont triés dans l'ordre croissant de leurs niveaux  $C^k(P)$ . Nous définissons les mesures de rang colorimétrique de ces pixels, de telle sorte que les premiers classés (niveaux les plus faibles) obtiennent une mesure de rang colorimétrique proche de 0 et les derniers (niveaux les plus élevés), une mesure de rang colorimétrique égale à 1. Dans ce chapitre, nous nous proposons d'étudier les conséquences d'un changement d'éclairage sur les mesures de rang colorimétrique des pixels-objet au sein des images de composante.

Cette étude nécessite la définition de nombreux concepts nouveaux et très spécifiques. Malgré de nombreux exemples, la lecture de ce chapitre qui les décrit peut être fastidieuse mais est essentielle pour aborder le chapitre suivant qui révèle l'intérêt de ces concepts et définitions. En effet, les hypothèses émises dans ce chapitre sont exploitées dans le chapitre 5 pour définir des transformations de signatures couleur qui permettront de comparer des images acquises sous différents éclairages

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

Nous montrons ensuite que cette hypothèse très restrictive n'est pas vérifiée avec des images réelles. Nous proposons alors une hypothèse qui prend en compte les éventuelles modifications des mesures de rang colorimétrique provoquées par un changement d'illuminant. Cette hypothèse est appelée hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique car elle porte sur les mesures de rang dans des couples d'images de composante.

Nous avons vu au chapitre 2 que les matrices de co-occurrences chromatiques, qui prennent en compte l'interaction spatiale entre les pixels, constituent des signatures spatio-colorimétriques intéressantes. Il nous semble alors opportun d'étudier l'influence d'un changement d'illuminant sur ces matrices de co-occurrences chromatiques. Nous définissons ainsi une mesure de rang spatio-colorimétrique issue des matrices de co-occurrences chromatiques et proposons l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique.

## 4.2 Hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique des pixels-objet

### 4.2.1 Modèle de changement d'illuminant de Finlayson

Le modèle proposé par Finlayson examine de manière indépendante chacun des trois couples d'images de composante requête et candidate  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$ ,  $k = R, V, B$ , pouvant être extraits d'un couple d'images couleur similaires  $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$  [FHST03].

Soit un pixel-objet  $P_{req}$  de l'image  $\mathbf{I}_{req}$  et son pixel-objet correspondant  $P_{cand}$  de l'image  $\mathbf{I}_{cand}$  sur lequel se projette un même élément de surface de l'objet observé. Le niveau  $C^k(P_{cand})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel-objet  $P_{cand}$  est déduit du niveau  $C^k(P_{req})$  du pixel-objet correspondant  $P_{req}$  à l'aide d'une fonction monotone croissante  $f_{req,cand}^k$  qui dépend du couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  considéré :

$$C^k(P_{cand}) = f_{req,cand}^k(C^k(P_{req})), k = R, V, B. \quad (4.1)$$

Ces trois fonctions monotones croissantes  $f_{req,cand}^k$ ,  $k = R, V, B$ , ne sont pas a priori des fonctions linéaires.

Considérons deux couples de pixels-objet correspondants  $(P_{req}, P_{cand})$  et  $(Q_{req}, Q_{cand})$  appartenant à des images similaires  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand}$ . Si le niveau  $C^k(P_{req})$  est supérieur à  $C^k(Q_{req})$ ,  $k = R, V, B$ , Finlayson déduit de l'équation (4.1) que le niveau  $C^k(P_{cand})$  est supérieur à  $C^k(Q_{cand})$  :

$$\begin{aligned} C^k(P_{req}) > C^k(Q_{req}) &\Rightarrow f_{req,cand}^k(C^k(P_{req})) > f_{req,cand}^k(C^k(Q_{req})) \\ &\Rightarrow C^k(P_{cand}) > C^k(Q_{cand}). \end{aligned} \quad (4.2)$$

Finlayson considère donc que, pour deux images couleur similaires, l'ordre des niveaux des pixels correspondants dans chacun des trois couples d'images de composante est conservé.

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

## 4.2.2 Mesures de rang colorimétrique

### 4.2.2.1 Mesures de rang colorimétrique des pixels

Dans chaque image de composante  $I^k$ , les pixels-objet sont triés dans l'ordre croissant de leurs niveaux. La **mesure de rang colorimétrique**  $Rc^k[\mathbf{I}](P)$  **du pixel-objet**  $P$  dans l'image de composante  $I^k$  est le rapport entre le nombre de pixels-objet caractérisés par un niveau inférieur ou égal à celui de  $P$  dans l'image de composante et le nombre total de pixels-objet dans cette image. Cette mesure de rang colorimétrique est donc définie de telle sorte qu'elle soit proche de 0 pour les premiers pixels-objet (niveaux les plus faibles) et égale à 1 pour les derniers pixels-objet (niveaux les plus élevés).

Pour illustrer la définition de mesure de rang colorimétrique, considérons l'image de composante représentée par le tableau 4.1 et composée de 9 pixels caractérisés par des niveaux compris entre 1 à 5. Le tableau 4.2 montre les mesures de rang colorimétrique des pixels de l'image du tableau 4.1.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 2 | 4 | 5 |
| 1 | 2 | 4 |
| 5 | 2 | 4 |

**Tableau 4.1 :** Une image de composante  $I^k$  de 3x3 pixels.

|               |               |               |
|---------------|---------------|---------------|
| $\frac{4}{9}$ | $\frac{7}{9}$ | $\frac{9}{9}$ |
| $\frac{1}{9}$ | $\frac{4}{9}$ | $\frac{7}{9}$ |
| $\frac{9}{9}$ | $\frac{4}{9}$ | $\frac{7}{9}$ |

**Tableau 4.2 :** Image des mesures de rang colorimétrique  $Rc^k[\mathbf{I}](P)$  des pixels  $P$  dans l'image de composante  $I^k$  du tableau 4.1.

Les mesures de rang colorimétrique des pixels d'une image de composante sont représentées par les cellules de l'histogramme cumulé et normalisé de cette image. Ainsi, pour chaque pixel-objet  $P$ , la mesure de rang colorimétrique  $Rc^k[\mathbf{I}](P)$  dans l'image de composante  $I^k$  peut être exprimée à partir de l'histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}]$  par :

$$Rc^k[\mathbf{I}](P) = \frac{\sum_{u=0}^{C^k(P)} H^k[\mathbf{I}](u)}{\sum_{u=0}^{L-1} H^k[\mathbf{I}](u)}, \quad k = R, V, B, \quad (4.3)$$

où  $L$  indique le nombre de niveaux de quantification des composantes couleur ( $L$  est généralement égal à 256), et où  $H^k[\mathbf{I}](u)$  est le nombre de pixels-objet dont le niveau est égal à  $u$  dans l'image de composante  $I^k$ .

#### 4.2.2.2 Mesures de rang colorimétrique des niveaux

Comme les mesures de rang colorimétrique de tous les pixels-objet caractérisés par le même niveau dans une image de composante sont égales, nous pouvons définir la **mesure de rang colorimétrique**, notée  $\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l)$ , **du niveau  $l$**  dans l'image de composante  $I^k$ , comme la mesure de rang colorimétrique des pixels-objet caractérisés par ce niveau dans l'image de composante :

$$\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l) = \text{Rc}^k[\mathbf{I}](P) \text{ tel que } C^k(P) = l. \quad (4.4)$$

Les mesures de rang colorimétrique des niveaux dans l'image de composante représentée par le tableau 4.1 sont présentées dans le tableau 4.3. Nous remarquons que le niveau le plus élevé (5, ici) est caractérisé par la mesure de rang colorimétrique égale à 1. Par ailleurs, nous observons que la mesure de rang colorimétrique du niveau 3 n'est pas égale à 0, même si aucun pixel de l'image de composante  $I^k$  n'est caractérisé par ce niveau.

| Niveau $l$                   | 1             | 2             | 3             | 4             | 5             |
|------------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| $\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l)$ | $\frac{1}{9}$ | $\frac{4}{9}$ | $\frac{4}{9}$ | $\frac{7}{9}$ | $\frac{9}{9}$ |

**Tableau 4.3 :** Mesures de rang colorimétrique  $\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l)$  des niveaux  $l$  dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.1.

De la même manière que pour la mesure de rang colorimétrique d'un pixel, la mesure de rang colorimétrique du niveau  $l$  dans l'image de composante  $I^k$  s'exprime par :

$$\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l) = \frac{\sum_{u=0}^l H^k[\mathbf{I}](u)}{\sum_{u=0}^{L-1} H^k[\mathbf{I}](u)}, \quad k = R, V, B. \quad (4.5)$$

La notion de mesure de rang colorimétrique étant introduite, nous présentons l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique.

#### 4.2.3 Hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique

A partir de l'équation (4.2), Finlayson [FHST05] pose l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique qui stipule que, pour deux images similaires  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$ , les mesures de rang colorimétrique de chaque couple de pixels-objet correspondants ( $P_{\text{req}}, P_{\text{cand}}$ ) dans les couples d'images de composante ( $I_{\text{req}}^k, I_{\text{cand}}^k$ ) sont égales :

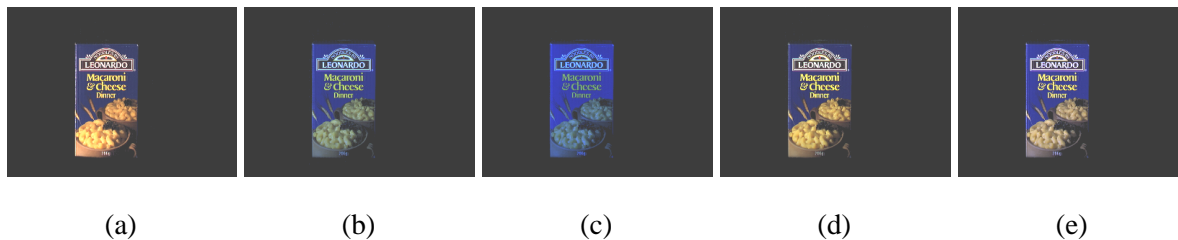
$$\text{Rc}^k[\mathbf{I}_{\text{req}}](P_{\text{req}}) = \text{Rc}^k[\mathbf{I}_{\text{cand}}](P_{\text{cand}}), \quad k = R, V, B. \quad (4.6)$$

Les mesures de rang colorimétrique des pixels-objet 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 [FHST03]. En se basant sur le modèle Lambertien de formation de la couleur, il calcule les niveaux des composantes couleur des pixels-objet qui représentent les 462 plaquettes-échantillons éclairées par l'un des 16 illuminants. Il compare ensuite les niveaux calculés de ces pixels-objet et montre ainsi qu'un changement d'illuminant provoque très peu de modifications des mesures de rang colorimétrique des pixels-objet dans une image de composante.

#### 4.2.4 Vérification de l'hypothèse avec des images couleur similaires

Comme la validité de cette hypothèse n'a été vérifiée qu'avec des niveaux de pixels-objet calculés, nous proposons de la vérifier avec les couples d'images vertes issues des couples d'images couleur similaires de la figure 4.1.



**Figure 4.1 :** Les images (a),..., (e) de la base de l'Université Simon Fraser sont des images similaires.

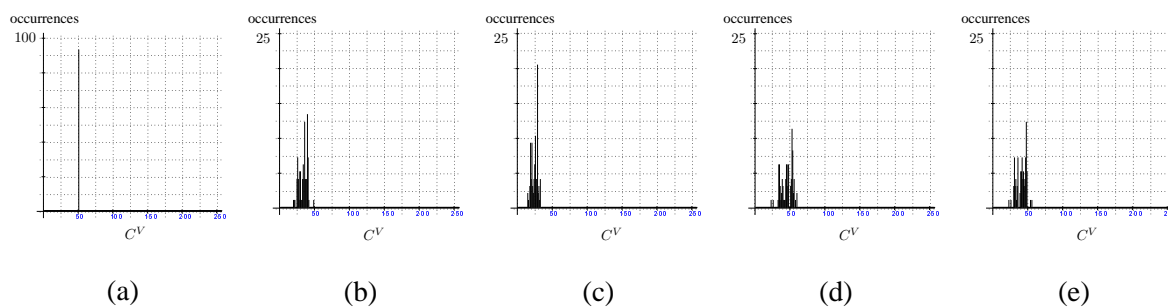
Comme dans ce cas particulier l'objet n'a pas bougé entre les acquisitions de ces images, les pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales dans ces cinq images forment des couples de pixels-objet correspondants. Ces images ont été choisies car elles permettent de vérifier facilement la validité de l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique. En effet, l'équation (4.6) est vraie uniquement si les mesures de rang colorimétrique des pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales dans les couples d'images vertes sont égales. Le tableau 4.4 indique les pourcentages de pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales dont les mesures de rang colorimétrique dans les différents couples d'images vertes issues des images couleur de la figure 4.1 sont égales. La moyenne de ces pourcentages n'atteint que 6,9%, ce qui montre que l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique 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 colorimétrique des pixels-objet provoquées par un changement d'illuminant.



| Image requête<br>Image candidate | 4.1(a) | 4.1(b) | 4.1(c) | 4.1(d) | 4.1(e) |
|----------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 4.1(a)                           | $X$    | 4      | 2      | 5      | 13     |
| 4.1(b)                           | 4      | $X$    | 7      | 9      | 8      |
| 4.1(c)                           | 2      | 7      | $X$    | 3      | 3      |
| 4.1(d)                           | 5      | 9      | 3      | $X$    | 15     |
| 4.1(e)                           | 13     | 8      | 3      | 15     | $X$    |

**Tableau 4.4 :** Pourcentages de pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales dont les mesures de rang colorimétrique dans les images requête et candidate vertes issues des images couleur similaires de la figure 4.1 sont égales (Les composantes sont quantifiées avec 256 niveaux).

Pour être plus précis, nous proposons de ne considérer que les pixels-objet dont le niveau de vert est égal à 50 dans l'image de la figure 4.1(a). Nous examinons les niveaux de vert des pixels-objet correspondants dans les images des figures 4.1(b),...,4.1(e). Les figures 4.2(b),...,4.2(e) qui montrent les histogrammes de ces niveaux indiquent que ces niveaux ne sont pas égaux à 50 mais sont répartis autour d'autres valeurs. Cet exemple montre que les modifications des niveaux des composantes des pixels-objet qui représentent les mêmes éléments de surface dans ces images ne peuvent pas se formaliser par de simples translations.



**Figure 4.2 :** Histogrammes des niveaux de vert des pixels-objet caractérisés par le niveau de vert égal à 50 dans l'image de la figure 4.1(a). Les histogrammes des figures 4.2(a),...,4.2(e) représentent respectivement les occurrences des niveaux de ces pixels-objet dans les images des figures 4.1(a),...,4.1(e). Pour mettre en évidence le phénomène de dispersion des niveaux provoqué par le changement d'éclairage, l'échelle de l'histogramme 4.2(a) est différente de celle des histogrammes 4.2(b),..., 4.2(e).

Nous proposons donc un nouveau modèle de changement d'illuminant qui prend en compte ces modifications de mesures de rang colorimétrique consécutives à un changement d'illuminant.

## 4.3 Hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique des pixels-objet

### 4.3.1 Extension du modèle de Finlayson

Comme la validité de l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique n'est pas vérifiée, nous proposons d'étendre le modèle de changement d'illuminant proposé par Finlayson [MMBP03]. Le modèle proposé décrit les relations entre les niveaux de composante de deux pixels-objet correspondants  $(P_{req}, P_{cand})$  dans un couple d'images similaires  $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$ . Le niveau  $C^k(P_{cand})$  du pixel-objet  $P_{cand}$  est exprimé en fonction du niveau  $C^k(P_{req})$  du pixel-objet correspondant  $P_{req}$  par :

$$C^k(P_{cand}) = f_{req,cand}^k(C^k(P_{req})) + \rho^k(P_{cand}), \quad k = R, V, B, \quad (4.7)$$

où la fonction  $f_{req,cand}^k$  est monotone croissante et dépend du couple d'images de composante requête et candidate  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  considéré. La fonction  $\rho^k$  est une fonction de biais qui dépend du pixel-objet  $P_{cand}$  dans l'image de composante candidate  $I_{cand}^k$ . Cette fonction représente les éventuelles modifications de mesures de rang colorimétrique des pixels-objet correspondants dans les deux images de composante.

Avant d'énoncer l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique qui est déduite de ce modèle de changement d'éclairage, nous définissons deux nouvelles notions : les couples de niveaux proches et les couples d'intervalles proches.

### 4.3.2 Définitions : couples de niveaux et couples d'intervalles proches

Nous considérons un couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  extrait d'un couple d'images couleur similaires  $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$ . Chaque niveau  $l, l = 0, \dots, L - 1$ , peut être caractérisé par les mesures de rang colorimétrique  $Rc^k[\mathbf{I}_{req}](l)$  et  $Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](l)$  dans ces deux images de composante.

Nous appelons **couples de niveaux proches**, tous les couples de niveaux  $(l_{req}, l_{cand}) \in [0, \dots, L - 1] \times [0, \dots, L - 1]$ , qui respectent les deux conditions suivantes :

- la mesure de rang colorimétrique du niveau  $l_{req}$  présent dans l'image de composante  $I_{req}^k$  est, parmi les mesures de rang colorimétrique de tous les niveaux présents dans  $I_{req}^k$ , celle qui est la plus proche de la mesure de rang colorimétrique de  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$  :

$$\|Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](l_{cand}) - Rc^k[\mathbf{I}_{req}](l_{req})\| = \min_{l \in \{0, \dots, L-1\}} \|Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](l_{cand}) - Rc^k[\mathbf{I}_{req}](l)\|, \quad (4.8)$$

- la mesure de rang colorimétrique de  $l_{cand}$  dans l'image de composante  $I_{cand}^k$  est, parmi les mesures de rang colorimétrique de tous les niveaux dans  $I_{cand}^k$ , celle qui est la plus proche de la mesure de rang colorimétrique de  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$  :

$$\|\text{Rc}^k[\mathbf{I}_{cand}](l_{cand}) - \text{Rc}^k[\mathbf{I}_{req}](l_{req})\| = \min_{l \in \{0, \dots, L-1\}} \|\text{Rc}^k[\mathbf{I}_{cand}](l) - \text{Rc}^k[\mathbf{I}_{req}](l_{req})\|. \quad (4.9)$$

Pour illustrer cette définition, considérons le couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  des tableaux 4.5 et 4.6.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 1 | 5 | 1 |
| 4 | 2 | 2 |
| 4 | 2 | 1 |

**Tableau 4.5 :** Image de composante  $I_{req}^k$ .

|    |    |    |
|----|----|----|
| 11 | 11 | 15 |
| 11 | 11 | 12 |
| 15 | 15 | 15 |

**Tableau 4.6 :** Image de composante  $I_{cand}^k$ .

Nous allons déterminer les couples de niveaux proches dans ces deux images de composante. Les tableaux 4.7 et 4.8 contiennent les mesures de rang colorimétrique des niveaux présents dans ces deux images.

| Niveau $l$                   | 1             | 2             | 4             | 5             |
|------------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| $\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l)$ | $\frac{3}{9}$ | $\frac{6}{9}$ | $\frac{8}{9}$ | $\frac{9}{9}$ |

**Tableau 4.7 :** Mesures de rang colorimétrique des niveaux dans l'image  $I_{req}^k$  du tableau 4.5.

| Niveau $l$                   | 11            | 12            | 15            |
|------------------------------|---------------|---------------|---------------|
| $\text{Rc}^k[\mathbf{I}](l)$ | $\frac{4}{9}$ | $\frac{5}{9}$ | $\frac{9}{9}$ |

**Tableau 4.8 :** Mesures de rang colorimétrique des niveaux dans l'image  $I_{cand}^k$  du tableau 4.6.

Le tableau 4.9 (respectivement 4.10) représente, pour chaque niveau dans l'image  $I_{req}^k$  (respectivement  $I_{cand}^k$ ), le niveau dans l'image  $I_{cand}^k$  (respectivement  $I_{req}^k$ ) qui a la mesure de rang colorimétrique la plus proche.

À partir des tableaux 4.9 et 4.10, nous pouvons déterminer les couples de niveaux proches dans les deux images de composante  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$ . En effet, deux niveaux dans les images respectives  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$  forment un couple de niveaux proches s'ils ont été associés dans les deux

|   |    |    |    |    |
|---|----|----|----|----|
| Niveau $l_{req}$ dans $I_{req}^k$   | 1  | 2  | 4  | 5  |
| Niveau $l_{cand}$ avec la mesure de rang colorimétrique dans $I_{cand}^k$ la plus proche de celle de $l_{req}$ dans $I_{req}^k$ | 11 | 12 | 15 | 15 |

**Tableau 4.9 :** Pour chaque niveau  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$  (tableau 4.5), on détermine le niveau  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$  (tableau 4.6) dont la mesure de rang colorimétrique est la plus proche de celle de  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$ .

|   |    |    |    |
|---|----|----|----|
| Niveau $l_{cand}$ dans $I_{cand}^k$   | 11 | 12 | 15 |
| Niveau $l_{req}$ avec la mesure de rang colorimétrique dans $I_{req}^k$ la plus proche de celle de $l_{cand}$ dans $I_{cand}^k$ | 1  | 2  | 5  |

**Tableau 4.10 :** Pour chaque niveau  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$  (tableau 4.6), on détermine le niveau  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$  (tableau 4.5) dont la mesure de rang colorimétrique est la plus proche de celle de  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$ .

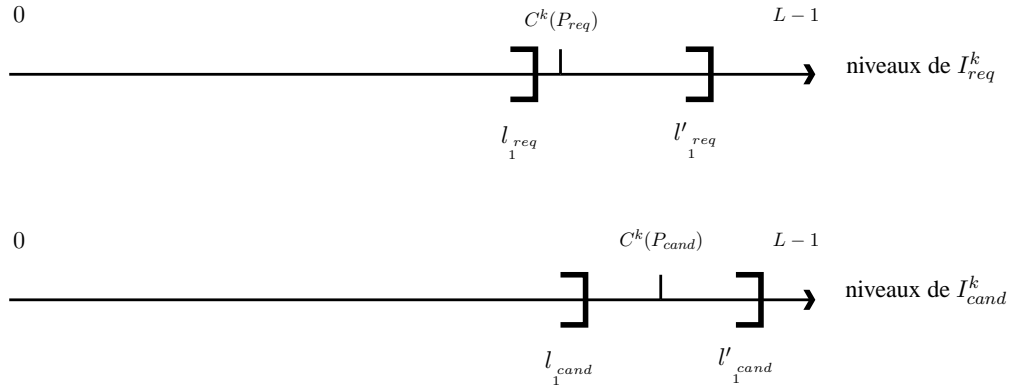
tableaux 4.9 et 4.10. Les couples de niveaux proches  $(l_{req}, l_{cand})$  sont alors  $(1, 11)$ ,  $(2, 12)$  et  $(5, 15)$ .

Nous notons que tous les niveaux présents dans les images de composante requête et candidate n'appartiennent pas à un couple de niveaux proches. Le niveau 4 dans l'image  $I_{req}^k$  n'appartient à aucun couple de niveaux proches. Seuls les niveaux les plus élevés dans chacune de ces images de composante sont assurés de former un couple de niveaux proches puisque leurs mesures de rang colorimétrique sont identiques (égales à 1).

Nous définissons un **couple d'intervalles proches** comme un couple d'intervalles délimités par des niveaux proches. Soient les niveaux  $l'_{req}$  et  $l'_{cand}$  choisis parmi les niveaux respectivement supérieurs à  $l_{req}$  et à  $l_{cand}$  dans les images de composante respectives  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$ . Les intervalles  $]l_{req}, l'_{req}]$  et  $]l_{cand}, l'_{cand}]$  forment un couple d'intervalles proches si les deux couples de niveaux  $(l_{req}, l_{cand})$  et  $(l'_{req}, l'_{cand})$  sont des couples de niveaux proches et si aucun niveau dans  $]l_{req}, l'_{req}[$  n'appartient à un couple de niveaux proches. C'est à dire qu'un couple d'intervalles proches ne contient pas de couples de niveaux proches différents de ceux qui délimitent ces intervalles. Ainsi, un couple d'intervalles proches ne peut pas être décomposé en deux couples d'intervalles proches.

Les couples d'intervalles proches  $(]l_{req}, l'_{req}], ]l_{cand}, l'_{cand}])$  issus du couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  des tableaux 4.5 et 4.6 sont les suivants :  $(]0, 1], ]0, 11])$ ,  $(]1, 2], ]11, 12])$  et  $(]2, 5], ]12, 15])$ .

Une fois ces définitions énoncées, nous pouvons présenter l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique.



**Figure 4.3 :** Niveaux des pixels correspondants  $P_{req}$  et  $P_{cand}$ .

### 4.3.3 Hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique

L'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique porte sur chacun des trois couples d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  pouvant être extraits d'un couple d'images couleur similaires  $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$ . Elle stipule que deux pixels-objet correspondants  $P_{req}$  et  $P_{cand}$ , appartenant respectivement aux images de composante  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$ , sont caractérisés par des niveaux  $C^k(P_{req})$  et  $C^k(P_{cand})$  qui appartiennent à un couple d'intervalles proches.

Cette hypothèse prend donc en compte les éventuelles modifications de mesures de rang colorimétrique consécutives à un changement d'éclairage puisque les pixels-objet d'une image de composante ne sont plus associés à des valeurs précises de mesures de rang colorimétrique mais à des intervalles de mesures de rang colorimétrique.

Considérons deux couples de pixels-objet correspondants  $(P_{req}, P_{cand})$  et  $(Q_{req}, Q_{cand})$  appartenant au couple d'images de composante similaires  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  tels que le niveau  $C^k(P_{req})$  est supérieur à  $C^k(Q_{req})$ . Peut-on déduire de notre hypothèse que  $C^k(P_{cand})$  est également supérieur à  $C^k(Q_{cand})$  ?

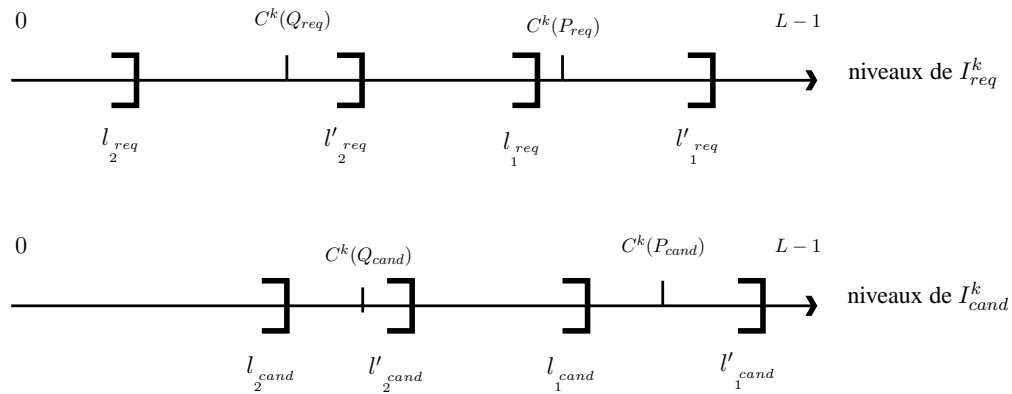
Supposons que le couple de niveaux  $(C^k(P_{req}), C^k(P_{cand}))$  appartient au couple d'intervalles proches  $(]l_{1^{req}}, l'_{1^{req}}], ]l_{1^{cand}}, l'_{1^{cand}}])$  (cf. figure 4.3).

Si le couple de niveaux  $(C^k(Q_{req}), C^k(Q_{cand}))$  appartient également au couple d'intervalles proches  $(]l_{1^{req}}, l'_{1^{req}}], ]l_{1^{cand}}, l'_{1^{cand}}])$ , on ne peut pas déduire de notre hypothèse que  $C^k(P_{cand})$  est supérieur à  $C^k(Q_{cand})$ .

Supposons maintenant que le couple de niveaux  $(C^k(Q_{req}), C^k(Q_{cand}))$  appartient à un autre couple d'intervalles proches  $(]l_{2^{req}}, l'_{2^{req}}], ]l_{2^{cand}}, l'_{2^{cand}}])$ . Comme  $C^k(P_{req})$  est supérieur à  $C^k(Q_{req})$ , on peut déduire que  $l_{1^{req}}$  est supérieur à  $l'_{2^{req}}$  (cf. figure 4.4).

Comme les couples de niveaux proches respectent l'ordre des niveaux, on peut en déduire que  $l_{1^{cand}}$  est supérieur à  $l'_{2^{cand}}$  et donc que  $C^k(P_{cand})$  est supérieur à  $C^k(Q_{cand})$ .

En conclusion, si  $C^k(P_{req})$  est supérieur à  $C^k(Q_{req})$  et si les couples de niveaux  $(C^k(P_{req}), C^k(P_{cand}))$  et  $(C^k(Q_{req}), C^k(Q_{cand}))$  appartiennent à des couples d'intervalles proches



**Figure 4.4 :** Niveaux de composante des couples de pixels correspondants  $(P_{req}, Q_{req})$  et  $(P_{cand}, Q_{cand})$ .

différents, alors on peut conclure que  $C^k(P_{cand})$  est également supérieur à  $C^k(Q_{cand})$ .

#### 4.3.4 Vérification de l'hypothèse avec des images couleur similaires

De la même manière que pour l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique, nous proposons de vérifier la validité de l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique avec les images vertes issues des images couleur de la figure 4.1, où les pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales forment des couples de pixels-objet correspondants.

Pour chaque couple d'images vertes, nous recherchons les couples de pixels-objet caractérisés par des niveaux qui appartiennent à des couples d'intervalles proches. Le tableau 4.11 indique les pourcentages de cas où les niveaux des pixels-objet qui ont les mêmes coordonnées spatiales appartiennent à un couple d'intervalles proches. La moyenne des pourcentages de ces cas s'élève à 40.9%.

| Image requête \ Image candidate | 4.1(a) | 4.1(b) | 4.1(c) | 4.1(d) | 4.1(e) |
|---------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 4.1(a)                          | X      | 32     | 31     | 30     | 36     |
| 4.1(b)                          | 32     | X      | 61     | 36     | 43     |
| 4.1(c)                          | 31     | 61     | X      | 44     | 40     |
| 4.1(d)                          | 30     | 36     | 44     | X      | 56     |
| 4.1(e)                          | 36     | 43     | 40     | 56     | X      |

**Tableau 4.11 :** Pourcentages de cas où les pixels-objet ayant les mêmes coordonnées spatiales dans les images vertes issues des images couleur de la figure 4.1 sont caractérisés par des niveaux appartenant à des couples d'intervalles proches (Les composantes sont quantifiées avec 256 niveaux).

En comparant les tableaux 4.4 et 4.11, nous constatons que les pourcentages de cas où les couples de pixels-objet avec les mêmes coordonnées spatiales forment des couples de pixels-objet caractérisés par des niveaux qui appartiennent à des couples d'intervalles proches sont bien plus élevés que les pourcentages de couples de pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales avec des mesures de rang colorimétrique identiques. A partir de ces exemples, nous concluons que l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique reflète nettement mieux les conséquences d'un changement d'illuminant sur les mesures de rang colorimétrique des pixels-objet que l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique.

Dans ces conditions, nous considérons que la validité de l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique est partiellement vérifiée avec les images de la figure 4.1.

Les mesures de rang colorimétrique des pixels de trois images de composante s'expriment grâce à l'histogramme couleur de l'image considérée. Nous avons déjà souligné l'intérêt de signatures spatio-colorimétriques comme les matrices de co-occurrences chromatiques pour caractériser une image. Il nous semble alors intéressant d'étudier l'influence d'un changement d'illuminant sur les modifications des propriétés spatio-colorimétriques des pixels. Le paragraphe suivant présente une nouvelle hypothèse basée sur une mesure de rang spatio-colorimétrique qui peut être extraite des matrices de co-occurrences chromatiques d'une image.

## 4.4 Hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique des pixels-objet

Dans ce paragraphe, nous présentons une nouvelle mesure de rang qui tient compte de la répartition spatiale des pixels-objet caractérisés par les mêmes niveaux dans les images de composante. Nous posons alors une nouvelle hypothèse sur les modifications de cette mesure de rang spatio-colorimétrique provoquées par des modifications d'illuminant.

### 4.4.1 Mesures de rang spatio-colorimétrique

#### 4.4.1.1 Définition

Dans chaque image de composante  $I^k$ , nous considérons les paires de pixels-objet voisins au sens du voisinage  $3 \times 3$ . Chaque paire de pixels  $\{P, P'\}$  donne naissance à deux co-occurrences de niveaux  $\{C^k(P), C^k(P')\}$  et  $\{C^k(P'), C^k(P)\}$ . Nous représentons chaque co-occurrence avec le niveau le plus élevé des deux niveaux qui caractérisent les deux pixels considérés.

Pour illustrer cette définition, considérons l'image de composante du tableau 4.12 qui est la même que celle représentée par le tableau 4.1 page 91.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 2 | 4 | 5 |
| 1 | 2 | 4 |
| 5 | 2 | 4 |

**Tableau 4.12 :** L'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.1.

Nous pouvons dénombrer les co-occurrences de niveaux dans l'image du tableau 4.12. Dans le tableau 4.13, chaque co-occurrence est associée à son niveau maximum ainsi qu'à son nombre d'occurrences dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12.

| Co-occurrence | Niveau associé | Nombre de co-occurrences |
|---------------|----------------|--------------------------|
| {1, 2} {2, 1} | 2              | 6                        |
| {2, 2}        | 2              | 4                        |
| {1, 4} {4, 1} | 4              | 2                        |
| {2, 4} {4, 2} | 4              | 12                       |
| {4, 4}        | 4              | 4                        |
| {1, 5} {5, 1} | 5              | 2                        |
| {2, 5} {5, 2} | 5              | 6                        |
| {4, 5} {5, 4} | 5              | 4                        |

**Tableau 4.13 :** Co-occurrences présentes dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12.

Nous proposons de trier les co-occurrences dans l'ordre croissant des niveaux auxquels elles sont associées. Puis, nous définissons une mesure de rang spatio-colorimétrique à chaque niveau, de telle sorte qu'elle soit proche de 0 pour le premier niveau et égale à 1 pour le dernier niveau. La **mesure de rang spatio-colorimétrique**  $Rsc^k[I](l)$  **du niveau**  $l$  dans l'image de composante  $I^k$  est le rapport entre le nombre de co-occurrences associées à un niveau inférieur ou égal au niveau  $l$  dans l'image de composante et le nombre total de co-occurrences dans cette image.

À partir de la liste des co-occurrences du tableau 4.13, nous pouvons alors calculer les mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12. Ces mesures sont présentées dans le tableau 4.14.

Nous constatons que la mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau 1 est égale à 0 alors que ce niveau est présent dans l'image. De plus, nous observons que la mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau 3 n'est pas égale à 0, bien que ce niveau ne soit pas présent dans l'image. En comparant les mesures de rang colorimétrique (cf. tableau 4.3) et spatio-colorimétrique (cf. tableau 4.14) des niveaux dans l'image de composante représentée par le



|                                      |   |                 |                 |                 |                 |
|--------------------------------------|---|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Niveau                               | 1 | 2               | 3               | 4               | 5               |
| Mesure de rang spatio-colorimétrique | 0 | $\frac{10}{40}$ | $\frac{10}{40}$ | $\frac{28}{40}$ | $\frac{40}{40}$ |

**Tableau 4.14 :** Mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12.

tableau 4.12, nous remarquons qu'elles sont différentes.

Nous avons vu dans le paragraphe précédent que les mesures de rang colorimétrique des niveaux dans les trois images de composante extraites d'une image couleur peuvent être déterminées à partir de l'histogramme couleur de cette image. De la même manière, nous allons maintenant montrer comment les mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux peuvent être déterminées à partir des matrices de co-occurrences chromatiques de l'image considérée.

#### 4.4.1.2 Mesures de rang spatio-colorimétrique et matrices de co-occurrences chromatiques

Nous notons  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$ , la matrice de co-occurrences qui mesure l'interaction spatiale entre les pixels-objet dans l'image de composante  $I^k$ ,  $k = R, V, B$ . Le contenu de la cellule  $M^{k,k}[\mathbf{I}](u, w)$  de cette matrice indique le nombre de fois qu'un pixel-objet de l'image de composante  $I^k$ , caractérisé par le niveau  $w$  se situe dans le voisinage 3x3 d'un pixel-objet caractérisé par le niveau  $u$ .

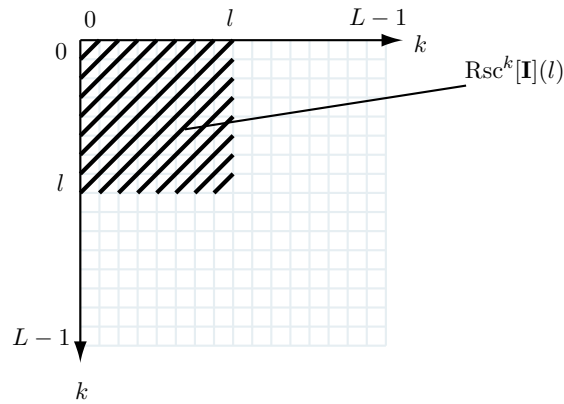
Comme les mesures de rang spatio-colorimétrique dans une image peuvent être calculées à partir de la liste des co-occurrences dans cette image, nous pouvons retrouver la mesure de rang spatio-colorimétrique  $\text{Rsc}^k[\mathbf{I}](l)$  de chaque niveau  $l$  dans l'image de composante  $I^k$  à partir de la matrice de co-occurrences  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$ . Elle est exprimée par :

$$\text{Rsc}^k[\mathbf{I}](l) = \frac{\sum_{u=0}^l \sum_{w=0}^l M^{k,k}[\mathbf{I}](u, w)}{\sum_{u=0}^{L-1} \sum_{w=0}^{L-1} M^{k,k}[\mathbf{I}](u, w)}, \quad k = R, V, B. \quad (4.10)$$

La figure 4.5 représente les cellules d'une matrice de co-occurrences chromatique  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$ . Nous observons sur cette figure que la mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau  $l$  dans la matrice de co-occurrences chromatique  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$  est égale à la somme des cellules représentant les interactions spatiales des pixels-objet caractérisés par les niveaux compris entre 0 et  $l$ .

Nous proposons d'illustrer ce calcul en considérant une nouvelle fois l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12. Le tableau 4.15 représente la matrice de co-occurrences  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$  de cette image  $I^k$ .

Retrouvons, par exemple, la mesure de rang spatio-colorimétrique  $\text{Rsc}^k[\mathbf{I}](4)$  (cf. tableau 4.14) du niveau 4 dans l'image  $I^k$  du tableau 4.12 à partir de la matrice de co-occurrences  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$  de



**Figure 4.5 :** Représentation de la mesure de rang spatio-colorimétrique  $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$  du niveau  $l$  dans la matrice de co-occurrences chromatique  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$ .

| Niveau \ Niveau | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|-----------------|---|---|---|---|---|
| 1               | 0 | 3 | 0 | 1 | 1 |
| 2               | 3 | 4 | 0 | 6 | 3 |
| 3               | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4               | 1 | 6 | 0 | 4 | 2 |
| 5               | 1 | 3 | 0 | 2 | 0 |

**Tableau 4.15 :** Matrice de co-occurrences  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$  de l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12.

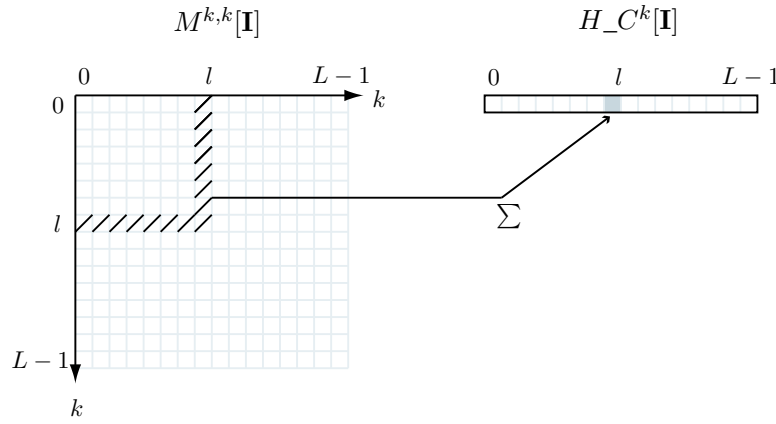
cette image :

$$\begin{aligned}
 Rsc^k[\mathbf{I}](4) &= \frac{3 + 4 + 3 + 1 + 6 + 4 + 6 + 1}{3 + 4 + 3 + 1 + 6 + 4 + 6 + 1 + 1 + 3 + 2 + 2 + 3 + 1} \\
 &= \frac{28}{40}.
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

Dans le paragraphe précédent, nous avons défini le calcul des mesures de rang colorimétrique des niveaux d'une image de composante à partir de l'histogramme monodimensionnel de cette image. Nous proposons donc de définir une nouvelle structure monodimensionnelle, appelée histogramme des co-occurrences, à partir de laquelle nous pourrions calculer les mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux d'une image.

#### 4.4.1.3 Mesures de rang spatio-colorimétrique et histogramme des co-occurrences

Nous notons  $H_C^k[\mathbf{I}]$ , l'**histogramme des co-occurrences** d'une image  $I^k$  dans lequel le contenu de la cellule  $H_C^k[\mathbf{I}](l)$ ,  $l = 0, \dots, L - 1$ , est égal au nombre de co-occurrences associées au niveau  $l$  dans l'image  $I^k$ .



**Figure 4.6 :** Calcul de l'histogramme des co-occurrences  $H_C^k[\mathbf{I}]$  d'une image  $\mathbf{I}$  à partir de la matrice de co-occurrences chromatique  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$  de cette image. Le contenu de la cellule grisée  $H_C^k[\mathbf{I}](l)$  est égal à la somme des contenus des cellules hachurées de  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$ .

À partir du tableau 4.13 qui contient les co-occurrences de l'image de composante représentée par le tableau 4.12, nous pouvons construire l'histogramme des co-occurrences de cette image de composante (cf. tableau 4.16).

| Niveau $l$             | 1 | 2  | 3 | 4  | 5  |
|------------------------|---|----|---|----|----|
| $H_C^k[\mathbf{I}](l)$ | 0 | 10 | 0 | 18 | 12 |

**Tableau 4.16 :** Histogramme des co-occurrences  $H_C^k[\mathbf{I}]$  de l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.12.

L'histogramme des co-occurrences  $H_C^k[\mathbf{I}]$  peut être calculé à partir de la matrice de co-occurrences  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$ . Comme l'illustre la figure 4.6, la valeur de la cellule  $H_C^k[\mathbf{I}](l)$  est calculée à partir des cellules de la matrice de co-occurrences  $M^{k,k}[\mathbf{I}]$  de la manière suivante :

$$H_C^k[\mathbf{I}](l) = \sum_{u=0}^l M^{k,k}[\mathbf{I}](l, u) + \sum_{u=0}^{l-1} M^{k,k}[\mathbf{I}](u, l). \quad (4.12)$$

En comparant l'histogramme des co-occurrences de l'image de composante représentée par le tableau 4.12 (cf. tableau 4.16) et les mesures de rang spatio-colorimétrique de chaque niveau (cf. tableau 4.14) dans cette image, nous vérifions que les mesures de rang spatio-colorimétrique sont représentées par les cellules de l'histogramme des co-occurrences cumulé et normalisé. En effet, à partir de l'histogramme des co-occurrences  $H_C^k[\mathbf{I}]$  de l'image  $I^k$ , nous pouvons exprimer la mesure de rang spatio-colorimétrique d'un niveau  $l$  par :

$$\text{Rsc}^k[\mathbf{I}](l) = \frac{\sum_{u=0}^l H_C^k[\mathbf{I}](u)}{\sum_{u=0}^{L-1} H_C^k[\mathbf{I}](u)}, \quad k = R, V, B. \quad (4.13)$$

#### 4.4.1.4 Propriétés particulières des mesures de rang spatio-colorimétrique

Considérons le tableau 4.17 qui représente une image de composante de 9 pixels dont 8 sont caractérisés par le niveau 2 et 1 par le niveau 1.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 2 | 2 | 2 |
| 2 | 1 | 2 |
| 2 | 2 | 2 |

**Tableau 4.17 :** Une image de composante  $I^k$  de 3x3 pixels.

|                          |   |    |
|--------------------------|---|----|
| Niveau $l$               | 1 | 2  |
| $H_{C^k}[\mathbf{I}](l)$ | 0 | 40 |
| $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$   | 0 | 1  |

**Tableau 4.18 :** Histogramme des co-occurrences et mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.17.

Le tableau 4.18 représente l'histogramme des co-occurrences  $H_{C^k}[\mathbf{I}]$  et les mesures de rang spatio-colorimétrique  $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$  des niveaux  $l$  présents dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.17.

Nous remarquons que la mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau 1 est nulle, bien que l'un des pixels de l'image  $I^k$  soit caractérisé par ce niveau. Ceci est dû au fait que tous les pixels voisins de ce pixel sont caractérisés par un niveau plus élevé.

L'image de composante représentée par le tableau 4.19 diffère de celle représentée par le tableau 4.17 par le niveau du pixel central qui est maintenant caractérisé par le niveau 2.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 2 | 2 | 2 |
| 2 | 2 | 2 |
| 2 | 2 | 2 |

**Tableau 4.19 :** Une image de composante de 3x3 pixels.

Le tableau 4.20 représente l'histogramme des co-occurrences  $H_{C^k}[\mathbf{I}]$  et les mesures de rang spatio-colorimétrique  $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$  des niveaux  $l$  présents dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.19.

Nous constatons que les mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux de l'image représentée par le tableau 4.19 sont identiques à celles des niveaux dans l'image de composante représentée par le tableau 4.17.

|                         |   |    |
|-------------------------|---|----|
| Niveau $l$              | 1 | 2  |
| $H\_C^k[\mathbf{I}](l)$ | 0 | 40 |
| $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$  | 0 | 1  |

**Tableau 4.20 :** Histogramme des co-occurrences et mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans l'image de composante  $I^k$  représentée par le tableau 4.19.

Les images représentées par les tableaux 4.17 et 4.19 montrent que les niveaux dans deux images dont les histogrammes de niveaux sont différents peuvent présenter les mêmes mesures de rang spatio-colorimétrique.

#### 4.4.2 Définitions : couples de niveaux et couples d'intervalles spatialement proches

De la même manière que nous avons défini les couples de niveaux proches et les couples d'intervalles proches, nous introduisons les notions de couples de niveaux spatialement proches et les couples d'intervalles spatialement proches.

Nous considérons un couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  extrait d'un couple d'images couleur similaires  $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$ .

Nous appelons **couples de niveaux spatialement proches**, tous les couples de niveaux  $(l_{req}, l_{cand}) \in [0, \dots, L-1] \times [0, \dots, L-1]$ , qui respectent les deux conditions suivantes :

- la mesure de rang spatio-colorimétrique du niveau  $l_{req}$  présent dans l'image de composante  $I_{req}^k$  est, parmi les mesures de rang spatio-colorimétrique de tous les niveaux présents dans  $I_{req}^k$ , celle qui est la plus proche de la mesure de rang spatio-colorimétrique de  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$  :

$$\|Rsc^k[\mathbf{I}_{cand}](l_{cand}) - Rsc^k[\mathbf{I}_{req}](l_{req})\| = \min_{l \in \{0, \dots, L-1\}} \|Rsc^k[\mathbf{I}_{cand}](l_{cand}) - Rsc^k[\mathbf{I}_{req}](l)\|, \quad (4.14)$$

- la mesure de rang spatio-colorimétrique de  $l_{cand}$  dans l'image de composante  $I_{cand}^k$  est, parmi les mesures de rang spatio-colorimétrique de tous les niveaux dans  $I_{cand}^k$ , celle qui est la plus proche de la mesure de rang spatio-colorimétrique de  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$  :

$$\|Rsc^k[\mathbf{I}_{cand}](l_{cand}) - Rsc^k[\mathbf{I}_{req}](l_{req})\| = \min_{l \in \{0, \dots, L-1\}} \|Rsc^k[\mathbf{I}_{cand}](l) - Rsc^k[\mathbf{I}_{req}](l_{req})\|. \quad (4.15)$$

Pour illustrer cette définition, considérons le couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  des tableaux 4.21 et 4.22 qui sont les mêmes que les images des tableaux 4.5 et 4.6.

Nous allons déterminer les couples de niveaux spatialement proches dans ces deux images

|   |   |   |
|---|---|---|
| 1 | 5 | 1 |
| 4 | 2 | 2 |
| 4 | 2 | 1 |

|    |    |    |
|----|----|----|
| 11 | 11 | 15 |
| 11 | 11 | 12 |
| 15 | 15 | 15 |

**Tableau 4.21** : Image de composante  $I_{req}^k$ .**Tableau 4.22** : Image de composante  $I_{cand}^k$ .

de composante. Pour ceci, nous analysons les tableaux 4.23 et 4.24 qui présentent les mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux présents dans ces deux images.

| Niveau $l$             | 1 | 2               | 4               | 5               |
|------------------------|---|-----------------|-----------------|-----------------|
| $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$ | 0 | $\frac{18}{40}$ | $\frac{30}{40}$ | $\frac{40}{40}$ |

| Niveau $l$             | 11              | 12              | 15              |
|------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| $Rsc^k[\mathbf{I}](l)$ | $\frac{12}{40}$ | $\frac{16}{40}$ | $\frac{40}{40}$ |

**Tableau 4.23** : Mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans l'image  $I_{req}^k$  du tableau 4.21.**Tableau 4.24** : Mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans l'image  $I_{cand}^k$  du tableau 4.22.

Le tableau 4.25 (respectivement 4.26) représente, pour chaque niveau présent dans l'image  $I_{req}^k$  (respectivement  $I_{cand}^k$ ), le niveau présent dans l'image  $I_{cand}^k$  (respectivement  $I_{req}^k$ ) qui a la mesure de rang spatio-colorimétrique la plus proche.

| Niveau $l_{req}$ dans $I_{req}^k$  | 1  | 2  | 4  | 5  |
|--|----|----|----|----|
| Niveau $l_{cand}$ avec la mesure de rang spatio-colorimétrique dans $I_{cand}^k$ la plus proche de celle de $l_{req}$ dans $I_{req}^k$ | 11 | 12 | 15 | 15 |

**Tableau 4.25** : Pour chaque niveau  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$  (tableau 4.21), on détermine le niveau  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$  (tableau 4.6) dont la mesure de rang spatio-colorimétrique est la plus proche de celle de  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$ .

En examinant les tableaux 4.25 et 4.26, nous pouvons déterminer les couples de niveaux spatialement proches dans les deux images de composante  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$ . En effet, deux niveaux dans les images respectives  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$  forment un couple de niveaux spatialement proches s'ils ont été associés dans les deux tableaux 4.25 et 4.26. Les couples de niveaux spatialement

|  |    |    |    |
|--|----|----|----|
| Niveau $l_{cand}$ dans $I_{cand}^k$  | 11 | 12 | 15 |
| Niveau $l_{req}$ avec la mesure de rang spatio-colorimétrique dans $I_{req}^k$ la plus proche de celle de $l_{cand}$ dans $I_{cand}^k$ | 2  | 2  | 5  |

**Tableau 4.26 :** Pour chaque niveau  $l_{cand}$  dans  $I_{cand}^k$  (tableau 4.22), on détermine le niveau  $l_{req}$  dans  $I_{req}^k$  (tableau 4.21) dont la mesure de rang spatio-colorimétrique est la plus proche de celle de  $l_{cand}$  dans

$$I_{cand}^k.$$

proches  $(l_{req}, l_{cand})$  sont alors  $(2, 12)$  et  $(5, 15)$ . Nous constatons que, dans ces deux images, il y a deux couples de niveaux spatialement proches alors qu'il y a trois couples de niveaux proches (cf. page 97).

Nous définissons un **couple d'intervalles spatialement proches** comme un couple d'intervalles délimités par des niveaux spatialement proches. Soient les niveaux  $l'_{req}$  supérieur à  $l_{req}$  et  $l'_{cand}$  supérieur à  $l_{cand}$  respectivement présents dans les images de composante  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$ . Les intervalles  $]l_{req}, l'_{req}]$  et  $]l_{cand}, l'_{cand}]$  forment un couple d'intervalles spatialement proches si les deux couples de niveaux  $(l_{req}, l_{cand})$  et  $(l'_{req}, l'_{cand})$  sont des couples de niveaux spatialement proches et si aucun niveau dans  $]l_{req}, l'_{req}[$  n'appartient à un couple de niveaux spatialement proches.

Les couples d'intervalles spatialement proches  $(]l_{req}, l'_{req}], ]l_{cand}, l'_{cand}])$  issus du couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  des tableaux 4.21 et 4.22 sont les suivants :  $(]0, 2], ]0, 12])$  et  $(]2, 5], ]12, 15])$ .

Une fois ces définitions énoncées, nous proposons de présenter l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique.

#### 4.4.3 Hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique

L'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique porte sur chacun des trois couples d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$  pouvant être extraits d'un couple d'images couleur similaires  $(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand})$ . Elle stipule que deux pixels-objet correspondants  $P_{req}$  et  $P_{cand}$ , appartenant respectivement aux images de composante  $I_{req}^k$  et  $I_{cand}^k$ , sont caractérisés par des niveaux  $C^k(P_{req})$  et  $C^k(P_{cand})$  qui appartiennent à des couples d'intervalles spatialement proches.

Cette hypothèse introduit la notion d'interaction spatiale dans l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique.

#### 4.4.4 Vérification de l'hypothèse avec des images couleur similaires

De la même manière que pour les hypothèses précédentes, nous proposons de vérifier la validité de l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique avec les images vertes issues des images couleur de la figure 4.1, où les pixels-objet de mêmes coordonnées spatiales forment des couples de pixels-objet correspondants.

Pour chaque couple d'images vertes, nous recherchons les couples de pixels-objet caractérisés par des niveaux qui appartiennent à des couples d'intervalles spatialement proches. Le tableau 4.27 indique les pourcentages de cas où les niveaux des pixels-objet qui ont les mêmes coordonnées spatiales appartiennent à des couples d'intervalles spatialement proches. La moyenne des pourcentages de ces cas s'élève à 45.1%.

| Image requête \ Image candidate | 4.1(a) | 4.1(b) | 4.1(c) | 4.1(d) | 4.1(e) |
|---------------------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 4.1(a)                          | X      | 32     | 39     | 34     | 32     |
| 4.1(b)                          | 32     | X      | 59     | 48     | 50     |
| 4.1(c)                          | 39     | 59     | X      | 58     | 54     |
| 4.1(d)                          | 34     | 48     | 58     | X      | 45     |
| 4.1(e)                          | 32     | 50     | 54     | 45     | X      |

**Tableau 4.27 :** Pourcentages de cas où les pixels-objet ayant les mêmes coordonnées spatiales dans les images vertes issues des images couleur de la figure 4.1 sont caractérisés par des niveaux appartenant à des couples d'intervalles spatialement proches (Les composantes sont quantifiées avec 256 niveaux).

En comparant les tableaux 4.11 et 4.27, nous constatons que la moyenne des pourcentages (45, 1%) de couples de pixels-objet correspondants vérifiant l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique est comparable à celle des pourcentages (40, 9%) de couples de pixels-objet correspondants qui vérifient l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique. À ce stade, les résultats ne sont donc pas déterminants pour choisir l'une ou l'autre de ces hypothèses.

Cependant, en comparant les tableaux 4.4 et 4.27, nous constatons que la moyenne des pourcentages (45, 1%) de couples de pixels-objet correspondants vérifiant l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique est largement supérieur à celle des pourcentages (6, 9%) de couples de pixels-objet correspondants qui vérifient l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique.



## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le modèle de changement d'illuminant proposé par Finlayson qui décrit les modifications des couleurs caractérisant les pixels-objet en cas de changement d'éclairage par des transformations non linéaires.

Nous avons ensuite présenté l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique des pixels-objet et avons montré qu'elle n'est pas vérifiée avec des images réelles car elle ne prend pas en compte les modifications importantes des mesures de rang colorimétrique des pixels-objet qui apparaissent en cas de changement d'éclairage.

Nous avons étendu le modèle de changement d'illuminant afin de tenir compte de ces modifications. Ceci nous a permis de proposer une hypothèse originale, l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique, qui stipule que les niveaux des couples de pixels-objet correspondants dans deux images similaires appartiennent à un même couple d'intervalles de niveaux proches.

Nous avons ensuite proposé une mesure de rang spatio-colorimétrique qui prend en compte non seulement les niveaux des pixels-objet mais aussi leur interaction spatiale dans les images. De manière analogue aux mesures de rang colorimétrique qui s'expriment à partir de l'histogramme monodimensionnel de l'image de composante, les mesures de rang spatio-colorimétrique peuvent être calculées à partir de l'histogramme des co-occurrences de cette image.

Nous avons alors émis l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique qui stipule que les niveaux des couples de pixels-objet correspondants dans deux images similaires appartiennent à un même couple d'intervalles de niveaux spatialement proches.

Comme les hypothèses des plus proches mesures de rang colorimétrique et spatio-colorimétrique sont vérifiées par un plus grand nombre de pixels correspondants dans des images similaires, nous proposons de les exploiter pour définir des transformations de signatures couleur qui permettront de comparer des images acquises sous différents éclairages.

Les procédures classiques qui exploitent des signatures couleur invariantes analysent toutes les images de la base indépendamment les unes des autres. Dans le chapitre précédent, nous avons constaté que les résultats obtenus par ces approches ne sont pas satisfaisants en termes de reconnaissance d'objets éclairés avec différents illuminants [FBM98, FS01]. C'est pourquoi nous proposons, dans le chapitre suivant, une nouvelle approche qui détermine un couple de signatures couleur spécifiques à chaque couple d'images considérées. Cette approche est basée sur les hypothèses des plus proches mesures de rang colorimétrique et spatio-colorimétrique.

# Chapitre 5

## Signatures adaptées aux couples d'images

### 5.1 Introduction

Dans le chapitre 3, nous avons vu que l'intersection d'histogrammes couleur ne permet pas de reconnaître des objets éclairés par différents illuminants lors des acquisitions des images. C'est pourquoi de nombreux auteurs proposent de transformer les histogrammes couleur des images en histogrammes dits "invariants" qui sont aussi peu sensibles que possible aux changements d'illuminant. La comparaison d'images s'effectue alors à l'aide de l'intersection entre ces histogrammes invariants. Les fonctions qui transforment les histogrammes couleur en histogrammes invariants sont basées sur des hypothèses émises sur les modifications des couleurs provoquées par des changements d'illuminant.

Dans le chapitre 4, nous avons présenté l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique proposée par Finlayson. De cette hypothèse découle l'histogramme invariant basé sur l'histogramme couleur égalisé qui sera présenté dans le second paragraphe de ce chapitre.

Dans le chapitre 3, nous avons montré que les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre histogrammes invariants classiques ne sont pas satisfaisants. En effet, la relation entre la couleur caractérisant les pixels et les dispositifs d'éclairage utilisés lors de l'acquisition de l'image est complexe. Ceci rend difficile la détermination de l'histogramme qui serait à la fois invariant aux changements d'éclairage et qui permettrait de reconnaître différents objets observés sous des éclairages variés.

Ceci nous amène à proposer une nouvelle approche dans le troisième paragraphe de ce chapitre. Pour déterminer, parmi les images candidates, celle qui est similaire à l'image requête, nous disposons des histogrammes couleur des images candidates et de celui de l'image requête. Nous proposons de considérer chaque couple constitué de l'histogramme requête et de l'un des histogrammes candidats. Nous transformons chaque couple d'histogrammes couleur ainsi formé en un couple d'histogrammes adaptés destinés à être comparés. Ces histogrammes adaptés sont élaborés afin que leur intersection soit plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsqu'elles sont différentes [MMBP04b, MMPed].

Les transformations des couples d'histogrammes couleur en couples d'histogrammes adaptés sont basées sur l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique exposée dans le chapitre précédent.

Au chapitre 2, nous avons souligné l'intérêt de l'exploitation des matrices de co-occurrences chromatiques pour caractériser le contenu d'une image. En effet, ces matrices tiennent compte conjointement de la distribution colorimétrique et des interactions spatiales entre les pixels. Nous proposons d'étendre la notion de couple d'histogrammes adaptés à celle de couple de matrices de co-occurrences adaptées.

Pour comparer l'image requête à une image candidate, nous disposons de six couples de matrices de co-occurrences chromatiques représentant les interactions  $RR$ ,  $RV$ ,  $RB$ ,  $VV$ ,  $VB$  et  $BB$ . Dans le quatrième paragraphe de ce chapitre, nous proposons de transformer chacun des six couples de matrices de co-occurrences chromatiques requête-candidate en un couple de matrices de co-occurrences adaptées. Cette transformation est basée sur l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique qui prend en considération non seulement les niveaux des pixels dans chaque composante  $R$ ,  $V$  et  $B$ , mais également la répartition spatiale de ces pixels dans l'image. La comparaison entre les deux images est alors basée sur la moyenne des six intersections des matrices de co-occurrences adaptées.

## 5.2 Histogrammes couleur égalisés

### 5.2.1 Approche

Partant de l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique décrite à la page 92 du chapitre 4, Finlayson [FHST03] propose de transformer l'histogramme couleur  $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$  d'une image  $\mathbf{I}$  en un histogramme couleur invariant, appelé **histogramme couleur égalisé** et noté  $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}]$ . Cet histogramme couleur égalisé est calculé à l'aide d'une fonction  $\mathbf{T}_{\text{egal}}$  qui prend en compte les mesures de rang colorimétrique des pixels-objet dans les images de composante  $I^k$ ,  $k = R, V, B$ .

La fonction  $\mathbf{T}_{\text{egal}}$  est décomposée en trois fonctions  $T_{\text{egal}}^R$ ,  $T_{\text{egal}}^V$ ,  $T_{\text{egal}}^B$ , chacune servant à transformer respectivement les histogrammes monodimensionnels  $H^R[\mathbf{I}]$ ,  $H^V[\mathbf{I}]$ ,  $H^B[\mathbf{I}]$ . Chaque histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}]$ ,  $k = R, V, B$ , est le résultat de la projection  $\phi^k$  de l'histogramme couleur  $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$  sur la  $k^{\text{ème}}$  composante couleur :

$$H^k[\mathbf{I}] = \phi^k(\mathbf{H}[\mathbf{I}]), \quad k = R, V, B. \quad (5.1)$$

Ainsi, l'histogramme couleur  $\mathbf{H}[\mathbf{I}]$  est transformé en histogramme couleur égalisé  $\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}]$  à l'aide des trois fonctions  $T_{\text{egal}}^k$ ,  $k = R, V, B$  qui sont appliquées de manière indépendante :

$$\mathbf{H}_{\text{egal}}[\mathbf{I}] = T_{\text{egal}}^R \circ T_{\text{egal}}^V \circ T_{\text{egal}}^B(\mathbf{H}[\mathbf{I}]). \quad (5.2)$$

Les trois composantes étant supposées orthogonales, l'histogramme monodimensionnel égalisé  $H_{egal}^k[\mathbf{I}]$  est le résultat de la projection  $\phi^k$  de  $T_{egal}^k(\mathbf{H}[\mathbf{I}])$  sur la  $k^{\text{ème}}$  composante couleur :

$$H_{egal}^k[\mathbf{I}] = \phi^k(T_{egal}^k(\mathbf{H}[\mathbf{I}])) , k = R, V, B. \quad (5.3)$$

Comme les trois histogrammes monodimensionnels  $H^k[\mathbf{I}]$  sont transformés de manière indépendante par application des fonctions  $T_{egal}^k$ , la détermination de l'histogramme couleur égalisé  $\mathbf{H}_{egal}[\mathbf{I}]$  passe par le calcul des trois histogrammes monodimensionnels égalisés  $H_{egal}^k[\mathbf{I}]$  dont nous allons examiner la procédure de calcul.

Au chapitre précédent (cf. page 92), nous avons vu que Finlayson suppose que les mesures de rang colorimétrique des pixels-objet sont insensibles aux changements d'éclairage. Il propose donc de caractériser les pixels-objet de l'image couleur  $\mathbf{I}$  par leurs mesures de rang colorimétrique dans chacune des trois images de composante  $I^k$  de manière à obtenir une nouvelle représentation qui serait insensible à l'éclairage.

La mesure de rang colorimétrique  $Rc^k[\mathbf{I}](l)$  du niveau  $l$  présent dans l'image de composante  $I^k$  est obtenue par l'égalisation de l'histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}]$  :

$$Rc^k[\mathbf{I}](l) = \frac{\sum_{u=0}^l H^k[\mathbf{I}](u)}{\sum_{u=0}^{L-1} H^k[\mathbf{I}](u)}, \quad l = 0, \dots, (L-1), \quad (5.4)$$

où  $L$  est le nombre de niveaux utilisés pour quantifier chaque composante couleur.

L'histogramme monodimensionnel égalisé  $H_{egal}^k[\mathbf{I}]$  s'exprime à partir de l'histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}]$  de la manière suivante :

$$H_{egal}^k[\mathbf{I}](n) = \sum_{LUT_{egal}^k[\mathbf{I}](l)=n} H^k[\mathbf{I}](l), \quad n = 0, \dots, (N-1), \quad (5.5)$$

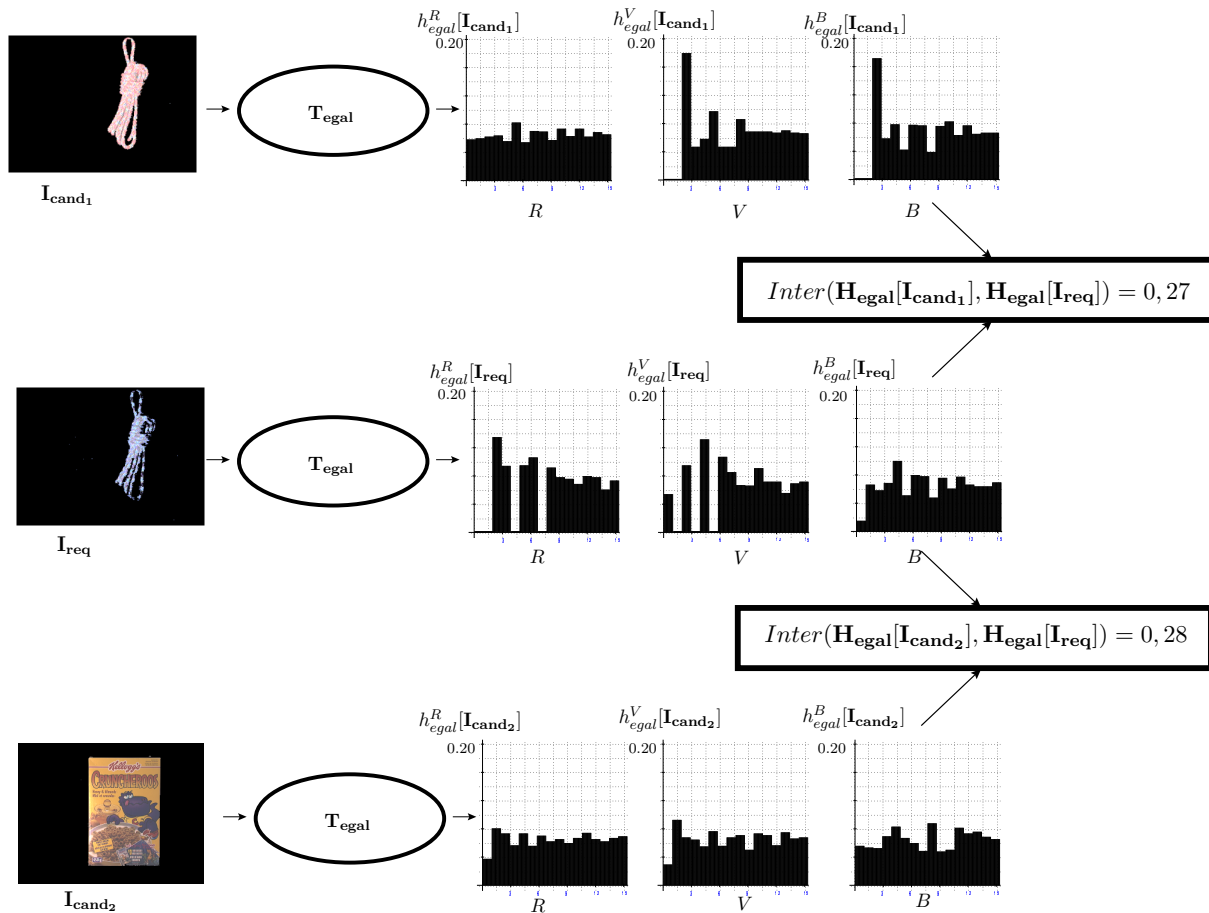
avec :

$$LUT_{egal}^k[\mathbf{I}](l) = \text{int} \left( N \cdot \frac{\sum_{y=0}^l H^k[\mathbf{I}](y)}{\sum_{y=0}^{L-1} H^k[\mathbf{I}](y)} \right), \quad l = 0, \dots, (L-1). \quad (5.6)$$

La table de correspondance  $LUT_{egal}^k[\mathbf{I}]$  contient le même nombre  $L$  de cellules que l'histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}]$ . Les sorties de la table de correspondance sont quantifiées sur  $N$  niveaux,  $N$  étant le nombre de cellules de l'histogramme monodimensionnel égalisé. Ce paramètre est ajusté par l'utilisateur à une valeur inférieure ou égale au nombre  $L$  ( $N$  est généralement fixé à 16).

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

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



**Figure 5.1 :** Comparaison entre une image requête  $I_{req}$  et deux images candidates  $I_{cand_1}$  et  $I_{cand_2}$  par les intersections entre leurs histogrammes égalisés.  $N$  est fixé à 16.  $h_{egal}^k[I] = \frac{H_{egal}^k[I]}{O[I]}$ , où  $O[I]$  indique le nombre de pixels-objet qui représentent l'objet dans  $I$ .

## 5.2.2 Exemple

La figure 5.1 présente la comparaison entre une image requête  $I_{req}$  et deux images candidates  $I_{cand_1}$  et  $I_{cand_2}$  par l'intersection entre les histogrammes couleur égalisés. Bien que les images  $I_{req}$  et  $I_{cand_1}$  soient similaires, leurs histogrammes monodimensionnels égalisés  $h_{egal}^k[I_{req}]$  et  $h_{egal}^k[I_{cand_1}]$ , normalisés par le nombre de pixels-objet, ne sont pas identiques. La valeur de l'intersection entre leurs histogrammes couleur égalisés  $H_{egal}[I_{req}]$  et  $H_{egal}[I_{cand_1}]$  n'atteint que la valeur 0,27.

Les images  $I_{req}$  et  $I_{cand_2}$  sont différentes et l'intersection entre leurs histogrammes couleur égalisés  $H_{egal}[I_{req}]$  et  $H_{egal}[I_{cand_2}]$  s'élève à la valeur 0,28, très légèrement supérieure à celle de l'intersection entre les histogrammes couleur égalisés de  $I_{req}$  et  $I_{cand_1}$ .

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

## 5.3 Histogrammes adaptés aux couples d'images

Pour comparer l'image requête  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et l'une des images candidates  $\mathbf{I}_{\text{cand}}$ , nous proposons, non pas de calculer les histogrammes invariants de ces deux images de manière indépendante pour chacune d'elle, mais plutôt d'adapter conjointement leurs histogrammes couleur de telle sorte que l'intersection entre ces histogrammes adaptés soit plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsqu'elles sont différentes. Dans la première partie de ce paragraphe, nous décrivons comment une fonction  $\mathbf{T}_{\text{req,cand}}$  transforme le couple d'histogrammes couleur  $(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  en un couple d'histogrammes adaptés  $(\mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ . Cette transformation s'appuie sur des couples de tables de correspondance présentés dans la seconde partie. Dans la troisième partie de ce paragraphe, nous détaillons la procédure qui permet de déterminer ces couples de tables de correspondance.

### 5.3.1 Couples d'histogrammes adaptés aux couples d'images

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

Notons  $(H^k[\mathbf{I}_{\text{req}}], H^k[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ ,  $k = R, V, B$ , le couple d'histogrammes monodimensionnels qui résulte de la projection  $\psi^k$  du couple d'histogrammes couleur  $(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  sur la  $k^{\text{ème}}$  composante couleur :

$$(H^k[\mathbf{I}_{\text{req}}], H^k[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = \psi^k(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]), \quad k = R, V, B. \quad (5.7)$$

La fonction  $\mathbf{T}_{\text{req,cand}}$  est décomposée en trois fonctions  $T_{\text{req,cand}}^k$ ,  $k = R, V, B$ , qui transforment uniquement les projections des couples d'histogrammes couleur sur les composantes couleur. Plus précisément, le couple d'histogrammes couleur  $(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  est transformé en un couple d'histogrammes adaptés  $(\mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ , à l'aide des trois fonctions  $T_{\text{req,cand}}^k$  :

$$(\mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]) = T_{\text{req,cand}}^R \circ T_{\text{req,cand}}^V \circ T_{\text{req,cand}}^B(\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}[\mathbf{I}_{\text{cand}}]). \quad (5.8)$$

Notons  $(H_{\text{req,cand}}^k[\mathbf{I}_{\text{req}}], H_{\text{req,cand}}^k[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  le couple d'histogrammes monodimensionnels adaptés qui est le résultat de la projection  $\psi^k$  sur la  $k^{\text{ème}}$  composante couleur du couple d'histogrammes adaptés  $(\mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ .

Puisque les fonctions  $T_{\text{req,cand}}^k$  transforment de manière indépendante les trois couples d'histogrammes monodimensionnels  $(H^k[\mathbf{I}_{\text{req}}], H^k[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ , la détermination du couple d'histogrammes adaptés  $(\mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{req}}], \mathbf{H}_{\text{req,cand}}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  nécessite le calcul des trois couples d'histogrammes monodimensionnels adaptés  $(H_{\text{req,cand}}^k[\mathbf{I}_{\text{req}}], H_{\text{req,cand}}^k[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  dont nous allons examiner le calcul.

Le couple d'histogrammes monodimensionnels adaptés ( $H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) est déterminé à partir du couple d'histogrammes monodimensionnels ( $H^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $H^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) à l'aide du couple de tables de correspondance monodimensionnelles ( $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) :

$$H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](n) = \sum_{LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](l)=n} H^k[\mathbf{I}_{req}](l), \quad n = 0, \dots, (N - 1), \quad (5.9)$$

et :

$$H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](n) = \sum_{LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](l)=n} H^k[\mathbf{I}_{cand}](l), \quad n = 0, \dots, (N - 1). \quad (5.10)$$

Dans la cellule de l'histogramme monodimensionnel adapté  $H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$  associée au niveau  $n$ , sont accumulées les valeurs des cellules de l'histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}_{req}]$  associées aux niveaux  $l$  pour lesquels les sorties  $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](l)$  sont égales à  $n$ .

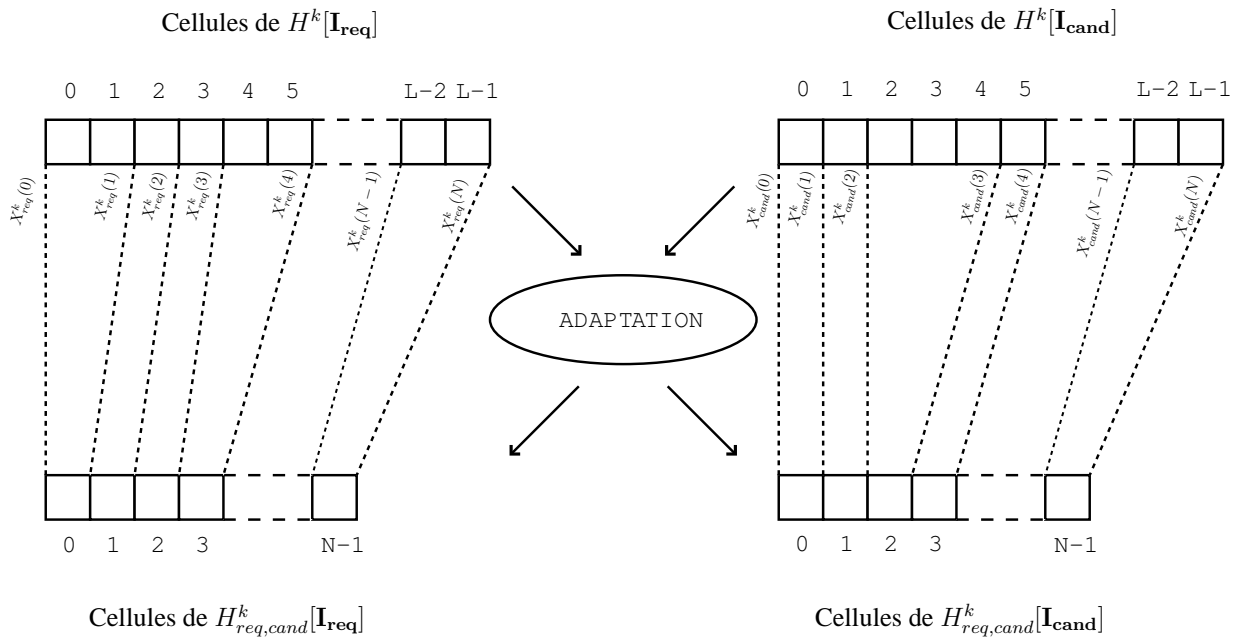
De la même manière, dans la cellule de l'histogramme monodimensionnel adapté  $H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$  associée au niveau  $n$  sont accumulées les valeurs des cellules de l'histogramme monodimensionnel  $H^k[\mathbf{I}_{cand}]$  associées aux niveaux  $l$  pour lesquels les sorties  $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](l)$  sont égales à  $n$ .

La procédure suivante détermine le couple de tables de correspondance monodimensionnelles ( $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) à partir du couple d'histogrammes monodimensionnels ( $H^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $H^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) considéré pour construire le couple d'histogrammes monodimensionnels adaptés.

### 5.3.2 Couples de tables de correspondance monodimensionnelles

Les histogrammes monodimensionnels adaptés requête et candidat contiennent au maximum  $N$  cellules non vides. Le nombre  $N$  est fixé par l'utilisateur à une valeur inférieure ou égale au nombre de niveaux  $L$  de chaque composante couleur. La procédure regroupe des cellules adjacentes parmi les  $L$  cellules de chaque histogramme monodimensionnel pour déterminer les  $N$  cellules de l'histogramme monodimensionnel adapté.

Pour construire l'histogramme monodimensionnel requête (respectivement candidat) adapté, la procédure sélectionne  $(N + 1)$  niveaux notés  $X_{req}^k(n)$ , avec  $n = 0, \dots, N$  (respectivement notés  $X_{cand}^k(n)$ ) 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 monodimensionnel requête (respectivement candidat) associées aux niveaux appartenant à l'un des  $N$  intervalles sont accumulées dans l'une des  $N$  cellules de l'histogramme monodimensionnel requête (respectivement candidat) adapté (voir figure 5.2).



**Figure 5.2 :** Exemple de transformation d'histogrammes monodimensionnels quantifiés sur  $L$  niveaux en histogrammes monodimensionnels adaptés quantifiés sur  $N$  niveaux.

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

$$LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](l) = n \text{ pour } l \in ]X_{req}^k(n), X_{req}^k(n+1)], n = 0, \dots, N-1, \quad (5.11)$$

et :

$$LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](l) = n \text{ pour } l \in ]X_{cand}^k(n), X_{cand}^k(n+1)], n = 0, \dots, N-1. \quad (5.12)$$

Les couples de niveaux retenus  $(X_{req}^k(0), X_{cand}^k(0))$  et  $(X_{req}^k(N), X_{cand}^k(N))$  sont respectivement fixés à  $(-1, -1)$  et  $(L-1, L-1)$ , de telle sorte que les tables de correspondance soient définies pour tous les niveaux compris entre 0 et  $(L-1)$ . Le couple de niveaux  $(-1, -1)$ , qui n'a aucune signification réelle, fixe la borne inférieure des intervalles  $]X_{req}^k(0), X_{req}^k(1)]$  et  $]X_{cand}^k(0), X_{cand}^k(1)]$ . Il reste alors  $(N-1)$  couples de niveaux  $(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$  à sélectionner,  $n = 1, \dots, (N-1)$ .

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

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

Déterminer les couples de tables de correspondance monodimensionnelles ( $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ),  $k = R, V, B$ , consiste à sélectionner les  $(N-1)$  couples de niveaux



$(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$ , avec  $n = 1, \dots, (N - 1)$ . Dans le but de respecter l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique quand les images sont similaires, nous proposons que ces couples de niveaux soient sélectionnés parmi les couples de niveaux proches (définis dans le chapitre précédent par les équations (4.8) page 95 et (4.9) page 96) présents dans le couple d'images de composante considéré.

### 5.3.3 Sélection des couples de niveaux

La sélection des couples de niveaux se déroule en deux étapes successives. Afin de respecter l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique, la première étape consiste à rechercher les couples de niveaux proches dans le couple d'images de composante requête et candidate. La sélection, parmi ces couples de niveaux, de ceux qui permettent d'obtenir une valeur élevée d'intersection entre les histogrammes monodimensionnels adaptés, constitue la seconde étape. Ainsi, les effets du changement d'illuminant sur le couple d'histogrammes couleur adaptés sont atténués quand les images sont similaires.

#### 5.3.3.1 Recherche des couples de niveaux proches

Lors de la première étape, nous recherchons les  $nb\_couples^k$  couples de niveaux proches dans le couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$ . Comme définis dans le chapitre précédent, ces couples de niveaux, notés  $(x_{req}^k(a), x_{cand}^k(a))$ , avec  $a = 0, \dots, (nb\_couples^k - 1)$  sont ceux qui respectent les deux conditions suivantes :

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

$$x_{req}^k(a) = y \text{ tel que}$$

$$\|Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](x_{cand}^k(a)) - Rc^k[\mathbf{I}_{req}](y)\| = \min_{w=0, \dots, L-1} \|Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](x_{cand}^k(a)) - Rc^k[\mathbf{I}_{req}](w)\|. \quad (5.13)$$

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

$$x_{cand}^k(a) = y \text{ tel que}$$

$$\|Rc^k[\mathbf{I}_{req}](x_{req}^k(a)) - Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](y)\| = \min_{w=0, \dots, L-1} \|Rc^k[\mathbf{I}_{req}](x_{req}^k(a)) - Rc^k[\mathbf{I}_{cand}](w)\|. \quad (5.14)$$

L'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique suppose que les niveaux compris dans l'intervalle  $]x_{req}^k(a), x_{req}^k(a + 1)]$  dans  $I_{req}^k$  et les niveaux compris dans l'intervalle

$]x_{cand}^k(a), x_{cand}^k(a + 1)]$  dans  $I_{cand}^k$  caractérisent des couples de pixels correspondants lorsque les images sont similaires.

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

### 5.3.3.2 Sélection des $(N - 1)$ couples $(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$

Les  $(N - 1)$  couples de niveaux  $(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$  doivent être sélectionnés afin d'obtenir une valeur élevée de l'intersection entre les histogrammes monodimensionnels adaptés.

Une solution consisterait à sélectionner les  $(N - 1)$  couples avec les écarts de mesures de rang colorimétrique les plus faibles parmi les  $nb\_couples^k$  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, nous proposons d'analyser les nombres de pixels dans l'image requête dont les niveaux sont contenus dans les intervalles de niveaux proches, de telle sorte que les niveaux retenus soient répartis sur toute l'étendue des niveaux de la composante couleur considérée.

Pour cela, nous proposons d'associer à chaque niveau  $x_{req}^k(a)$ ,  $a = 0, \dots, (nb\_couples^k - 1)$ , le nombre de pixels dans  $H^k[\mathbf{I}_{req}]$  caractérisés par les niveaux compris entre  $(x_{req}^k(a) + 1)$  et  $x_{req}^k(a + 1)$ . À chaque itération d'une procédure itérative, nous éliminons le niveau  $x_{req}^k(a)$  qui est associé à la plus faible population. Les nombres de pixels entre les niveaux non éliminés sont actualisés à chaque itération. La procédure est stoppée quand il ne reste que  $(N - 1)$  niveaux  $x_{req}^k(a)$  avec ces nombres de pixels les plus élevés. À chaque niveau  $x_{req}^k(a)$  sélectionné, nous associons le niveau  $x_{cand}^k(a)$  pour constituer l'un des  $(N - 1)$  couples de niveaux  $(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$  à sélectionner.

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

Après la sélection des  $3 \times (N - 1)$  couples de niveaux  $(X_{req}^k(n), X_{cand}^k(n))$ ,  $n = 1, \dots, (N - 1)$ , nous pouvons construire les 3 couples de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}])$  grâce aux équations (5.11) et (5.12). Ces couples de tables de correspondance monodimensionnelles 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

adaptés ( $\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $\mathbf{H}_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$ ).

### 5.3.4 Exemple

La figure 5.3 présente la comparaison entre une image requête  $\mathbf{I}_{req}$  et deux images candidates  $\mathbf{I}_{cand_1}$  et  $\mathbf{I}_{cand_2}$  par les intersections entre les histogrammes adaptés. Les images  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_1}$  sont similaires alors que l'image  $\mathbf{I}_{cand_2}$  contient un objet différent de celui de  $\mathbf{I}_{req}$ .

Cette figure montre que les histogrammes monodimensionnels adaptés  $h_{req,cand_1}^k[\mathbf{I}_{req}]$  de l'image requête calculés pour comparer  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_1}$  sont différents des histogrammes monodimensionnels adaptés  $h_{req,cand_2}^k[\mathbf{I}_{req}]$  de l'image requête calculés pour comparer  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_2}$ . Dans cette figure, nous avons encerclé les valeurs des intersections entre les histogrammes monodimensionnels adaptés  $h_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$  et  $h_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ . Ces valeurs d'intersection sont comprises entre 0,93 et 0,98, ce qui confirme que les intersections des couples d'histogrammes monodimensionnels adaptés atteignent des valeurs élevées que les images soient similaires ou différentes.

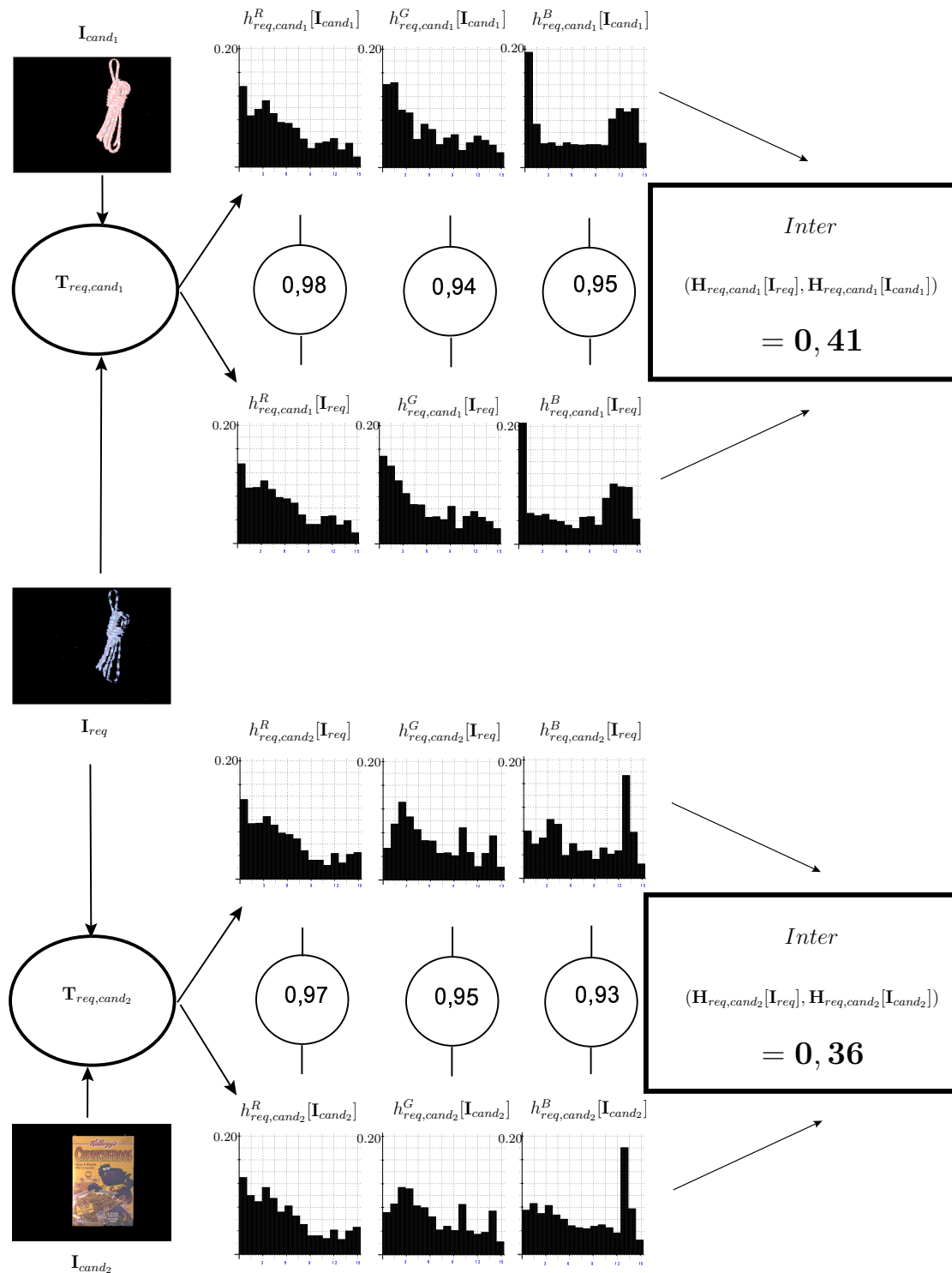
La comparaison des images est basée sur l'intersection entre les histogrammes adaptés. L'intersection entre les histogrammes adaptés  $\mathbf{H}_{req,cand_1}[\mathbf{I}_{req}]$  et  $\mathbf{H}_{req,cand_1}[\mathbf{I}_{cand_1}]$  des images similaires atteint 0,41. L'intersection entre les histogrammes adaptés  $\mathbf{H}_{req,cand_2}[\mathbf{I}_{req}]$  et  $\mathbf{H}_{req,cand_2}[\mathbf{I}_{cand_2}]$  des images différentes est égale à 0,36, valeur inférieure à l'intersection entre les histogrammes adaptés des images similaires.

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

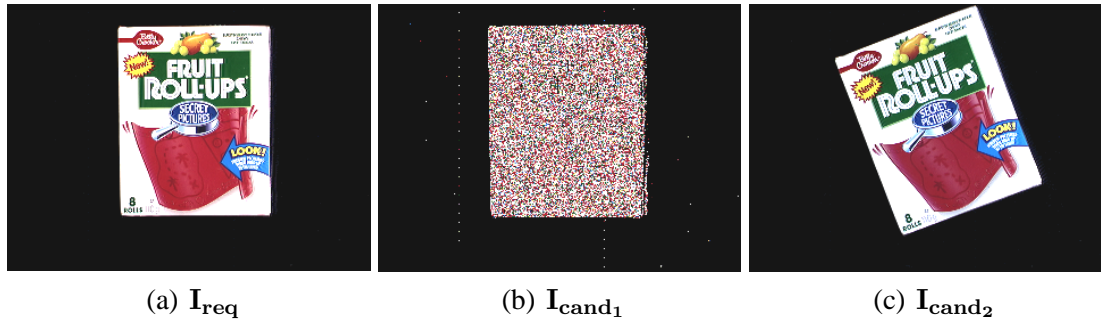
Comme les histogrammes ne représentent que les distributions des points-couleur présents dans les images à comparer, leur intersection ne peuvent cependant pas toujours différencier le cas où une image est similaire du cas où elle est différente. Pour illustrer cette limitation, nous proposons d'observer les images requête et candidates de la figure 5.4.

L'image de la figure 5.4(a) est considérée comme l'image requête  $\mathbf{I}_{req}$ . L'image candidate  $\mathbf{I}_{cand_1}$  de la figure 5.4(b) est construite à partir de l'image requête de la figure 5.4(a) dans laquelle nous avons modifié de manière aléatoire la position spatiale des pixels. Par conséquent, les histogrammes couleur des images des figures 5.4(a) et 5.4(b) sont identiques. L'image candidate  $\mathbf{I}_{cand_2}$  de la figure 5.4(c) est une image similaire à l'image requête de la figure 5.4(a).

Comme les histogrammes couleur des images  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_1}$  sont identiques, l'adaptation de ceux-ci ne les modifie pas et l'intersection entre les histogrammes adaptés  $\mathbf{H}_{req,cand_1}[\mathbf{I}_{req}]$  et  $\mathbf{H}_{req,cand_1}[\mathbf{I}_{cand_1}]$  atteint la valeur maximale 1. En revanche, l'intersection entre les histogrammes adaptés  $\mathbf{H}_{req,cand_1}[\mathbf{I}_{req}]$  et  $\mathbf{H}_{req,cand_2}[\mathbf{I}_{cand_2}]$  n'atteint que 0.42 alors que ces images



**Figure 5.3 :** Comparaison entre une image requête  $I_{req}$  et deux images candidates  $I_{cand_1}$  et  $I_{cand_2}$  par les intersections entre les histogrammes couleur adaptés.  $N$  est fixé à 16.  $h_{req,cand}^k[I] = \frac{H_{req,cand}^k[I]}{O[I]}$ , où  $O[I]$  indique le nombre de pixels qui représentent l'objet dans  $I$ .



**Figure 5.4 :** Une image requête  $\mathbf{I}_{\text{req}}$  et deux images candidates  $\mathbf{I}_{\text{cand}_1}$  et  $\mathbf{I}_{\text{cand}_2}$ .

sont similaires. La seule prise en compte de la couleur des pixels n'est donc pas suffisante dans ce cas pour discriminer le couple d'images similaires ( $\mathbf{I}_{\text{req}}, \mathbf{I}_{\text{cand}_2}$ ) du couple d'images différentes ( $\mathbf{I}_{\text{req}}, \mathbf{I}_{\text{cand}_1}$ ).

La prise en compte de la disposition spatiale des pixels caractérisés par les mêmes niveaux dans les images de composante, peut permettre d'améliorer la discrimination entre le cas où les images sont similaires et le cas où elles sont différentes. C'est pour cette raison que nous proposons d'exploiter les matrices de co-occurrences chromatiques.

## 5.4 Matrices de co-occurrences adaptées aux couples d'images

Comme pour les histogrammes, nous proposons de déterminer les couples de matrices de co-occurrences adaptées à partir des couples de matrices de co-occurrences chromatiques requête-candidate construits à chaque comparaison effectuée pendant la recherche d'images couleur candidates similaires à l'image requête. La moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées sera utilisée pour comparer les images couleur. Les couples de matrices de co-occurrences adaptées doivent être déterminés de telle sorte que la moyenne de leurs intersections soit plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsqu'elles sont différentes.

### 5.4.1 Couples de matrices de co-occurrences adaptées aux couples d'images

Pour chaque couple d'images requête et candidate ( $\mathbf{I}_{\text{req}}, \mathbf{I}_{\text{cand}}$ ), nous disposons de six couples de matrices de co-occurrences chromatiques :  $(M^{R,R}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{R,R}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ ,  $(M^{R,V}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{R,V}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ ,  $(M^{R,B}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{R,B}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ ,  $(M^{V,V}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{V,V}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ ,  $(M^{V,B}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{V,B}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$  et  $(M^{B,B}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{B,B}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ .

Pour comparer les deux images, nous proposons de transformer chaque couple de matrices de co-occurrences chromatiques  $(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ ,  $k, k' = R, V, B$ , en un couple de matrices de co-occurrences adaptées  $(M_{\text{req,cand}}^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{req}}], M_{\text{req,cand}}^{k,k'}[\mathbf{I}_{\text{cand}}])$ . La mesure de similarité entre les deux images sera alors exprimée par la moyenne des six intersections entre matrices

de co-occurrences adaptées :

$$Inter(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}) = \frac{1}{6} \sum_{k,k'=R,V,B} Inter_{cooc-norm}(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]), \quad (5.15)$$

où  $Inter_{cooc-norm}(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$  est définie par l'équation 2.23 page 64 du chapitre 2.

Le couple de matrices de co-occurrences chromatiques  $(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$  est transformé en un couple de matrices de co-occurrences adaptées  $(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$  à l'aide de deux fonctions  $T_{C_{req,cand}^k}$  et  $T_{C_{req,cand}^{k'}}$  :

$$(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]) = T_{C_{req,cand}^k} \circ T_{C_{req,cand}^{k'}}(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]), \quad (5.16)$$

où  $T_{C_{req,cand}^k}$  transforme uniquement les coordonnées des cellules des matrices selon la  $k^{\text{ème}}$  composante couleur.

Ainsi, pour transformer chaque couple de matrices de co-occurrences chromatiques  $(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$  en un couple de matrices de co-occurrences adaptées  $(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$ , nous appliquons deux transformations successives qui modifient de manière indépendante les coordonnées des cellules des matrices selon chaque composante.

Nous notons  $(M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$  le résultat de la transformation  $T_{C_{req,cand}^{k'}}$  sur le couple de matrices  $(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$ . Le couple de matrices adaptées  $(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$  est alors le résultat de la transformation  $T_{C_{req,cand}^k}$  sur le couple de matrices  $(M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$ . L'équation (5.16) devient alors :

$$(M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]) = T_{C_{req,cand}^k}(M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]), \quad (5.17)$$

où  $(M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]) = T_{C_{req,cand}^{k'}}(M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}], M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}])$ .

La fonction  $T_{C_{req,cand}^{k'}}$  est associée au couple de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT_{C_{req,cand}^{k'}}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^{k'}}[\mathbf{I}_{cand}])$  tel que :

$$M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}](n, n') = \sum_{LUT_{C_{req,cand}^{k'}}[\mathbf{I}_{req}](l')=n'} M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}](n, l'), \quad n, n' = 0, \dots, (N-1), \quad (5.18)$$

et

$$M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}](n, n') = \sum_{LUT_{C_{req,cand}^{k'}}[\mathbf{I}_{cand}](l')=n'} M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}](n, l'), \quad n, n' = 0, \dots, (N-1). \quad (5.19)$$

Dans la cellule de la matrice de co-occurrences  $M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}](n, n')$  (respectivement  $M_{trans}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}](n, n')$ ) sont accumulées les valeurs des cellules de  $M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}](n, l')$  (respectivement  $M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}](n, l')$ ) associées aux niveaux  $l'$  pour lesquels les sorties  $LUT_{C_{req,cand}^{k'}}[\mathbf{I}_{req}](l')$  (respectivement  $LUT_{C_{req,cand}^{k'}}[\mathbf{I}_{cand}](l')$ ) sont égales à  $n'$ .

De la même manière, la fonction  $T_{C_{req,cand}^k}$  est associée au couple de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{cand}])$ .

L'adaptation des six couples de matrices de co-occurrences chromatiques nécessite la détermination de trois fonctions  $T_{C_{req,cand}^R}$ ,  $T_{C_{req,cand}^V}$  et  $T_{C_{req,cand}^B}$  qui sont respectivement basées sur les trois couples de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT_{C_{req,cand}^R}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^R}[\mathbf{I}_{cand}])$ ,  $(LUT_{C_{req,cand}^V}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^V}[\mathbf{I}_{cand}])$  et  $(LUT_{C_{req,cand}^B}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^B}[\mathbf{I}_{cand}])$ .

Le paragraphe suivant décrit la détermination de chacun de ces couples de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{cand}])$ ,  $k = R, V, B$ .

## 5.4.2 Couples de tables de correspondance monodimensionnelles

Les couples de tables de correspondance monodimensionnelles sont utilisées pour construire les couples de matrices de co-occurrences adaptées. Ces couples participent donc à la moyenne des intersections des matrices de co-occurrences adaptées.

Le nombre de couples de pixels correspondants est généralement nettement plus élevé dans un couple d'images similaires que dans un couple d'images différentes. Ainsi, nous proposons de déterminer les couples de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{req}], LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{cand}])$  tels que, pour chaque couple de pixels correspondants  $(P_{req}, P_{cand})$  :

$$LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{req}](C^k(P_{req})) = LUT_{C_{req,cand}^k}[\mathbf{I}_{cand}](C^k(P_{cand})). \quad (5.20)$$

Ces couples de tables de correspondance monodimensionnelles sont déterminés de telle sorte que les sorties associées aux couples de niveaux qui caractérisent les couples de pixels correspondants soient égales. Ainsi, la moyenne des intersections des matrices de co-occurrences adaptées sera plus élevée dans le cas où les images sont similaires que dans le cas où elles sont différentes.

L'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique, présentée au chapitre 4 (cf. page 108), stipule que les couples de niveaux des couples de pixels correspondants se situent dans des couples d'intervalles spatialement proches. Les couples de tables de correspondance requête et candidate doivent donc être construits de sorte que les sorties associées aux couples de niveaux qui appartiennent aux couples d'intervalles spatialement proches soient identiques.

La détection des couples d'intervalles spatialement proches nécessite l'analyse des mesures de rang spatio-colorimétrique des niveaux dans chaque couple d'images de composante. Nous avons vu dans le chapitre 4 que ces mesures de rang peuvent être exprimées à partir des histogrammes des co-occurrences cumulés (cf. page 103).

Nous proposons donc de calculer pour chaque couple d'images de composante  $(I_{req}^k, I_{cand}^k)$ ,  $k = R, V, B$ , le couple des histogrammes des co-occurrences  $(H\_C^k[\mathbf{I}_{req}], H\_C^k[\mathbf{I}_{cand}])$ . Ce couple d'histogrammes des co-occurrences est alors transformé en un couple d'histogrammes des co-occurrences adaptés  $(H\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], H\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}])$  à l'aide de couples de tables de correspondance monodimensionnelles.

Les couples de tables de correspondance utilisés par cette transformation seront exploités pour transformer les couples de matrices de co-occurrences chromatiques en couples de matrices de co-occurrences adaptées.

Le couple d'histogrammes des co-occurrences adaptés  $(H\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], H\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}])$  est déterminé à partir du couple d'histogrammes des co-occurrences  $(H\_C^k[\mathbf{I}_{req}], H\_C^k[\mathbf{I}_{cand}])$  à l'aide du couple de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}])$  :

$$H\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](n) = \sum_{LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](l)=n} H\_C^k[\mathbf{I}_{req}](l), \quad n = 0, \dots, (N-1), \quad (5.21)$$

et :

$$H\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](n) = \sum_{LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](l)=n} H\_C^k[\mathbf{I}_{cand}](l), \quad n = 0, \dots, (N-1). \quad (5.22)$$

La construction du couple de tables de correspondance est exactement la même que la construction du couple de tables de correspondance utilisé pour adapter les couples d'histogrammes monodimensionnels. Il s'agit de regrouper des cellules adjacentes parmi les  $L$  cellules des histogrammes des co-occurrences dans les  $N$  cellules des histogrammes des co-occurrences adaptés. Pour ce faire, nous proposons de sélectionner  $(N+1)$  couples de niveaux  $(X\_C_{req}^k(n), X\_C_{cand}^k(n))$  qui délimitent les  $N$  couples d'intervalles de niveaux le long de l'étendue des niveaux de chaque composante couleur.

Le couple de tables de correspondance monodimensionnelles  $(LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}])$  s'exprime à partir des couples de niveaux retenus  $(X\_C_{req}^k(n), X\_C_{cand}^k(n))$  comme :

$$LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](l) = n \text{ pour } l \in ]X\_C_{req}^k(n), X\_C_{req}^k(n+1)], \quad n = 0, \dots, N-1, \quad (5.23)$$

et :

$$LUT\_C_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](l) = n \text{ pour } l \in ]X\_C_{cand}^k(n), X\_C_{cand}^k(n+1)], \quad n = 0, \dots, N-1. \quad (5.24)$$

Les couples de niveaux retenus  $(X\_C_{req}^k(0), X\_C_{cand}^k(0))$  et  $(X\_C_{req}^k(N), X\_C_{cand}^k(N))$  sont respectivement fixés à  $(-1, -1)$  et  $(L-1, L-1)$ , de telle sorte que les tables de correspondance soient définies pour tous les niveaux compris entre 0 et  $(L-1)$ . Il reste alors  $(N-1)$  couples de niveaux  $(X\_C_{req}^k(n), X\_C_{cand}^k(n))$  à sélectionner,  $n = 1, \dots, (N-1)$ .



### 5.4.3 Sélection des couples de niveaux

La sélection des couples de niveaux se déroule en deux étapes successives. Afin de respecter l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique, on recherche, dans la première étape, les couples de niveaux spatialement proches dans le couple d'images de composante requête et candidate. La seconde étape consiste à sélectionner parmi ces couples de niveaux, ceux qui permettent d'obtenir une valeur élevée d'intersection entre les histogrammes des co-occurrences adaptés.

La procédure de sélection des couples de niveaux, qui tient compte des mesures de rang spatio-colorimétrique, est identique à celle présentée au paragraphe 5.3.3, page 118.

À partir de ces couples de niveaux sélectionnés, nous pouvons construire les couples de tables de correspondance monodimensionnelles ( $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) qui sont ensuite utilisées pour transformer les couples de matrices de co-occurrences chromatiques ( $M^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $M^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]$ ) en couples de matrices de co-occurrences adaptées ( $M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{req}]$ ,  $M_{req,cand}^{k,k'}[\mathbf{I}_{cand}]$ ).

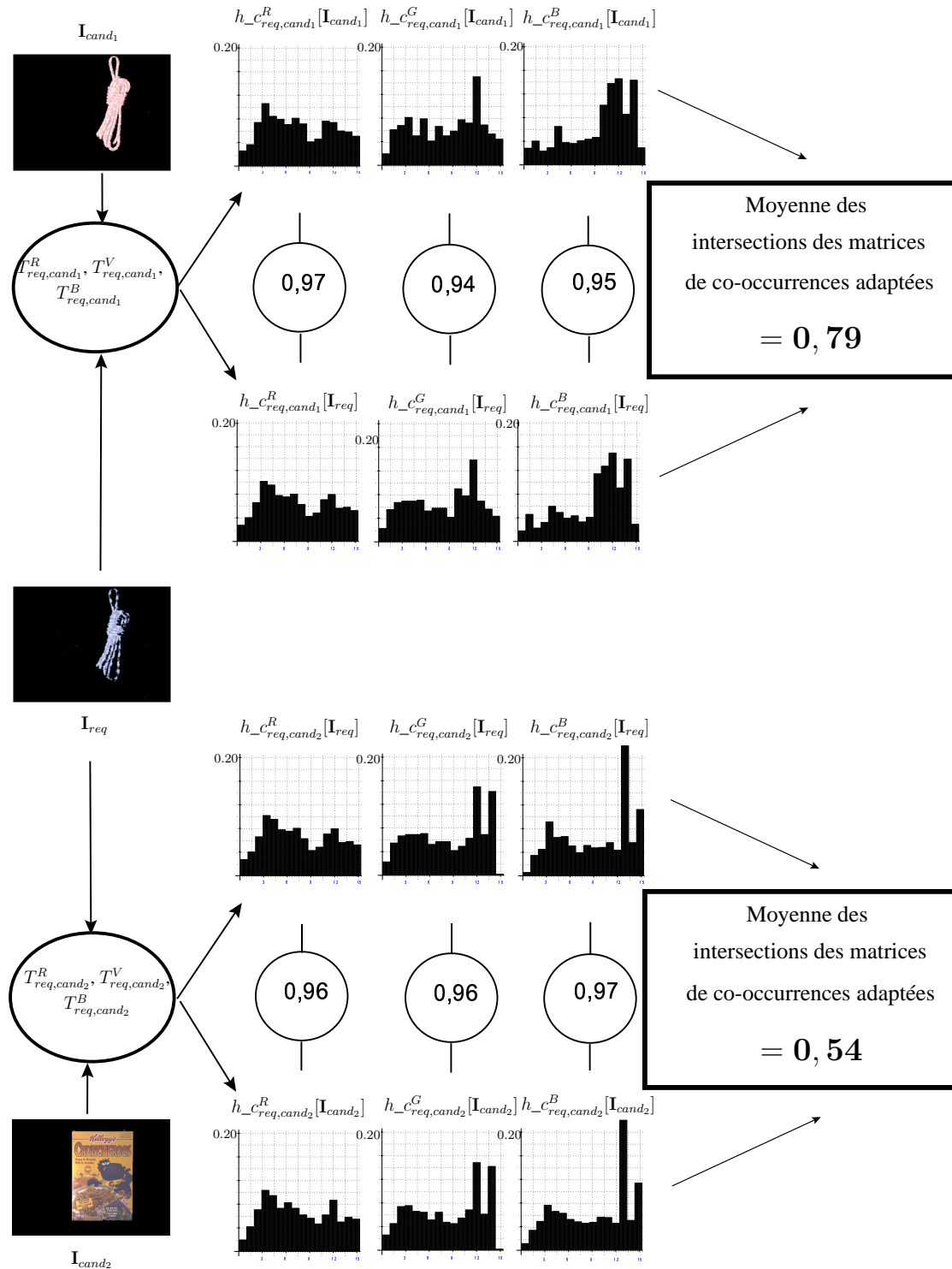
### 5.4.4 Exemple

La figure 5.5 présente la comparaison entre une image requête  $\mathbf{I}_{req}$  et deux images candidates  $\mathbf{I}_{cand_1}$  et  $\mathbf{I}_{cand_2}$  par la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées. Les images  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_1}$  sont similaires alors que l'image  $\mathbf{I}_{cand_2}$  contient un objet différent.

Les couples de tables de correspondance monodimensionnelles utilisées pour transformer les couples de matrices de co-occurrences chromatiques en couples de matrices de co-occurrences adaptées sont construites par l'adaptation des couples d'histogrammes des co-occurrences. Pour chaque couple d'images couleur, nous présentons les couples d'histogrammes des co-occurrences adaptés.

Nous constatons que les histogrammes des co-occurrences adaptés  $h_{req,cand_1}^k[\mathbf{I}_{req}]$  de l'image requête calculés lors de la comparaison entre  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_1}$  sont différents des histogrammes des co-occurrences adaptés  $h_{req,cand_2}^k[\mathbf{I}_{req}]$  de l'image requête calculés lors de la comparaison entre  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_2}$ . Dans cette figure, nous avons encerclé les valeurs des intersections entre les histogrammes des co-occurrences adaptés  $h_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}]$  et  $h_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ . Ces valeurs d'intersection sont comprises entre 0,94 et 0,97, ce qui montre que les histogrammes des co-occurrences sont adaptés l'un à l'autre, que les images soient similaires ou différentes.

La comparaison des images est basée sur la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées. La moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptés des images similaires  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand_1}$  atteint 0,79. La moyenne des intersections entre

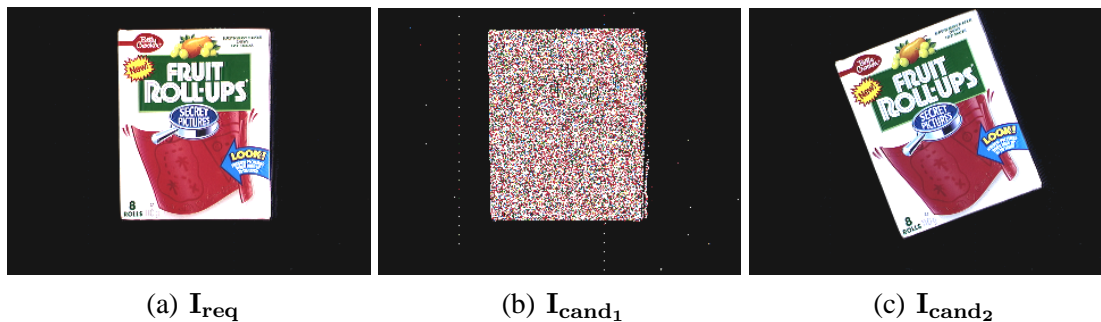


**Figure 5.5 :** Comparaison entre une image requête  $I_{req}$  et deux images candidates  $I_{cand1}$  et  $I_{cand2}$  par les moyennes des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées.  $N$  est fixé à 16.

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

les matrices de co-occurrences adaptées des images différentes  $I_{req}$  et  $I_{cand_2}$  est égale à 0,54, valeur nettement inférieure à la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées des images similaires.

Reprenons, à titre d'exemple, la figure 5.6 qui est identique à la figure 5.4. Nous avons vu page 122 que l'intersection entre les histogrammes adaptés des images similaires  $I_{req}$  et  $I_{cand_2}$  est inférieure à l'intersection entre les histogrammes adaptés des images différentes  $I_{req}$  et  $I_{cand_1}$ .



**Figure 5.6 :** Une image requête  $I_{req}$  et deux images candidates  $I_{cand_1}$  et  $I_{cand_2}$ .

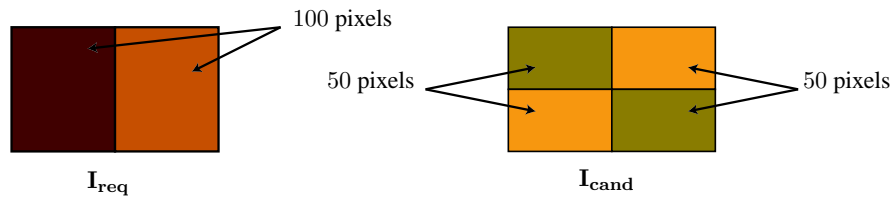
La moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées des images différentes  $I_{req}$  et  $I_{cand_1}$  n'atteint que la valeur de 0.41. Comme la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées des images  $I_{req}$  et  $I_{cand_2}$  atteint la valeur 0.74, nous constatons que la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées est cohérente avec le contenu des images.

## 5.5 Discussion

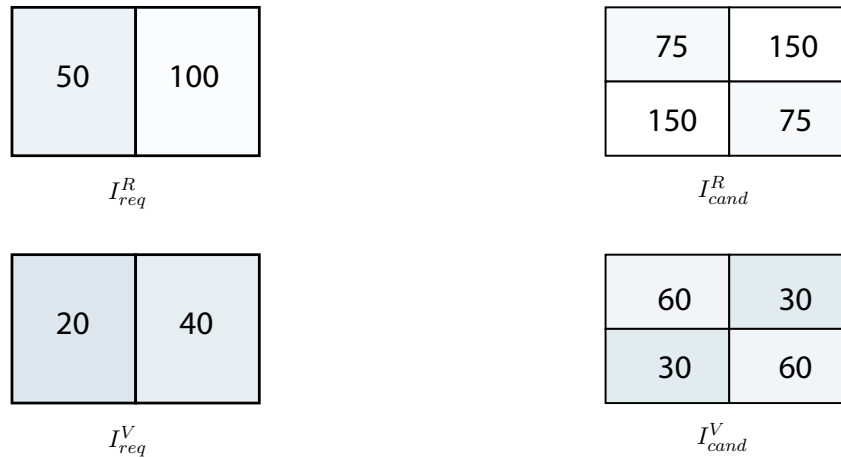
Nous avons présenté deux types de signatures adaptées aux couples d'images considérées, à savoir les couples d'histogrammes adaptés et les couples de matrices de co-occurrences adaptées. Nous proposons de discuter deux points de notre démarche. Dans la première partie de ce paragraphe, nous montrons sur un exemple que notre approche combine une analyse marginale sur chacune des composantes et une analyse vectorielle prenant en compte l'information couleur à part entière. En effet, la procédure d'adaptation de signatures s'applique de manière marginale sur chacune des composantes et la discrimination entre le cas où les images sont similaires et celui où elles sont différentes s'effectue grâce à l'intersection des signatures couleur adaptées. La deuxième partie est consacrée à l'évaluation de la complexité de la procédure proposée.

### 5.5.1 Adaptation marginale / discrimination vectorielle

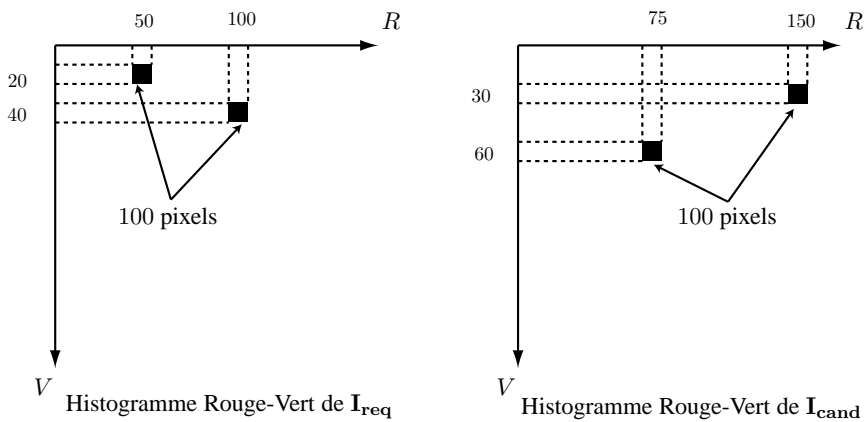
La figure 5.7 montre deux images couleur différentes  $I_{req}$  et  $I_{cand}$  constituées de deux et quatre régions homogènes dont les niveaux de composante sont indiqués sur la figure 5.8. Dans



**Figure 5.7 :** Images couleur différentes  $I_{req}$  et  $I_{cand}$ .



**Figure 5.8 :** Images de composantes rouge et verte des deux images requête  $I_{req}$  et candidate  $I_{cand}$  de la figure 5.7.

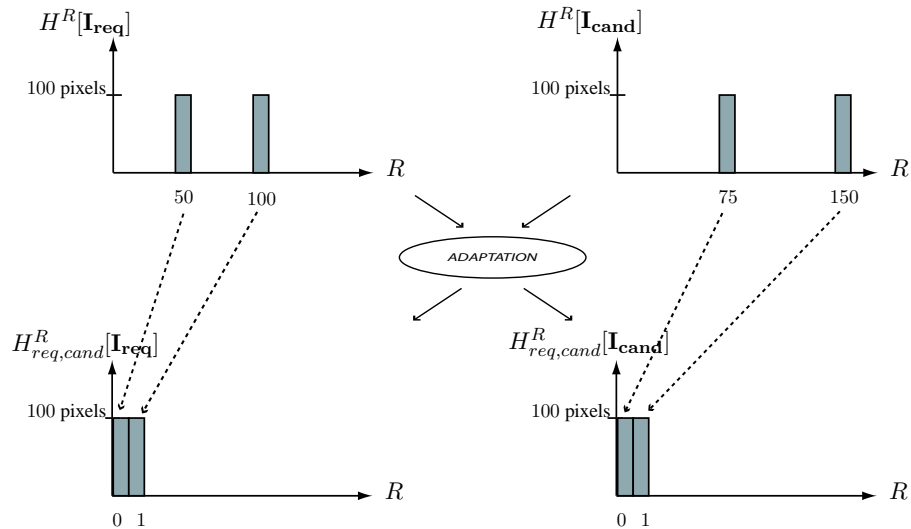


**Figure 5.9 :** Histogrammes bidimensionnels des deux images requête  $I_{req}$  et candidate  $I_{cand}$  de la figure 5.7.

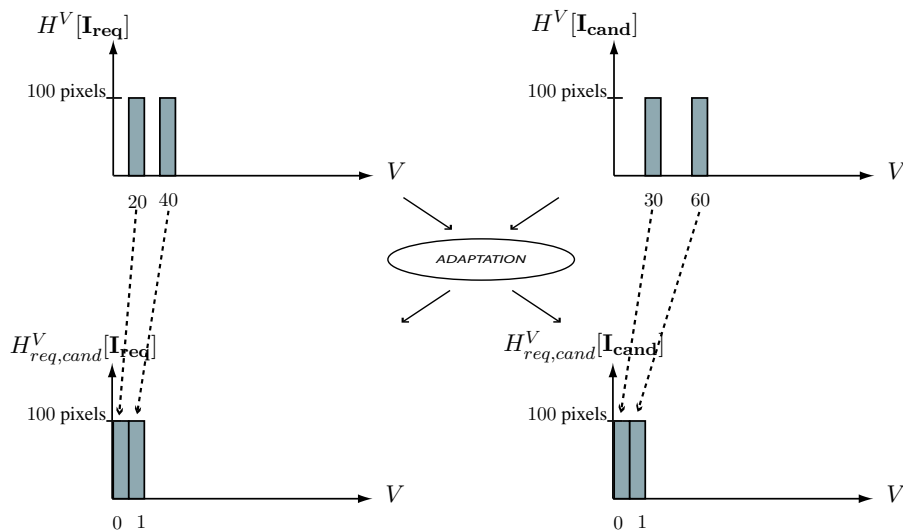
ces images, les niveaux de bleu des pixels sont fixés à 0.

La figure 5.8 représente les deux couples d'images de composantes rouge ( $I_{req}^R, I_{cand}^R$ ) et verte ( $I_{req}^V, I_{cand}^V$ ) des deux images couleur  $I_{req}$  et  $I_{cand}$  et la figure 5.9 les histogrammes bidimensionnels rouge-vert de ces images. Nous allons décrire l'adaptation du couple d'histogrammes couleur de ces images en un couple d'histogrammes adaptés.

Les figures 5.10 et 5.11 représentent respectivement les histogrammes monodimensionnels adaptés rouge et vert du couple d'images de la figure 5.7. Sur la figure 5.10, nous constatons que, pour la composante rouge, les couples de niveaux proches déterminés par la procédure sont



**Figure 5.10 :** Transformation des histogrammes monodimensionnels  $H^R[\mathbf{I}_{req}]$  et  $H^R[\mathbf{I}_{cand}]$  des images de la figure 5.7 en histogrammes monodimensionnels adaptés  $H^R_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}]$  et  $H^R_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$ .

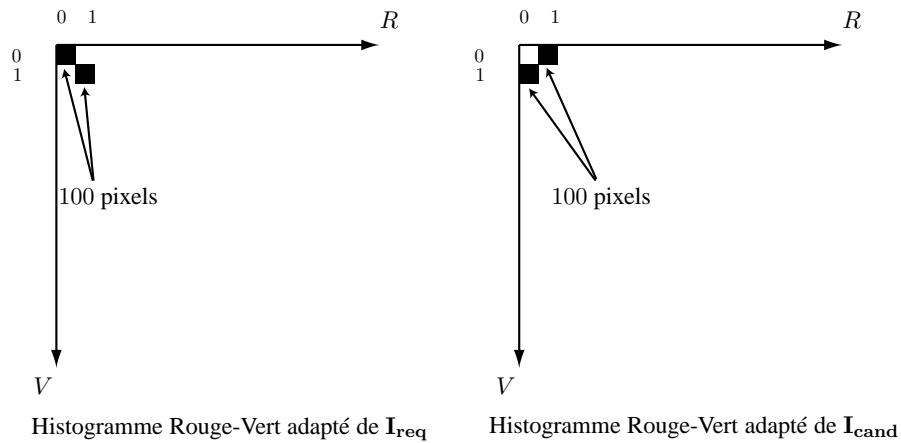


**Figure 5.11 :** Transformation des histogrammes monodimensionnels  $H^V[\mathbf{I}_{req}]$  et  $H^V[\mathbf{I}_{cand}]$  des images de la figure 5.7 en histogrammes monodimensionnels adaptés  $H^V_{req,cand}[\mathbf{I}_{req}]$  et  $H^V_{req,cand}[\mathbf{I}_{cand}]$ .

(50, 75) et (100, 150). De même, les couples de niveaux de la composante verte qui sont considérés comme proches par notre procédure sont (20, 30) et (40, 60) (voir figure 5.11). Sur ces deux figures, nous constatons que les intersections entre les histogrammes monodimensionnels adaptés sont égales à 1, aussi bien pour la composante rouge que pour la composante verte.

Les deux couples de tables de correspondance déterminés pour transformer les deux couples d'histogrammes monodimensionnels sont utilisés pour transformer le couple d'histogrammes bidimensionnels en un couple d'histogrammes bidimensionnels adaptés au couple d'images de la figure 5.7.

La figure 5.12 montre que l'intersection entre les histogrammes bidimensionnels adaptés de ces deux images est nulle. Cette valeur d'intersection est cohérente avec les contenus des images considérées qui sont différentes.



**Figure 5.12 :** Histogrammes bidimensionnels adaptés des deux images requête  $I_{req}$  et candidate  $I_{cand}$  de la figure 5.7.

Cet exemple met en évidence que la détermination des couples de tables de correspondance pour construire le couple d’histogrammes bidimensionnels adaptés est effectuée de manière marginale sur chacune des composantes. Chaque couple de tables de correspondance est déterminé par une procédure d’adaptation du couple d’histogrammes monodimensionnels de telle sorte que l’intersection entre les histogrammes monodimensionnels adaptés soit élevée, et ce que les images soient similaires ou différentes. Cette procédure d’adaptation a pour objectif d’atténuer les effets de changement d’illuminant sur les histogrammes quand les images sont similaires. Dans l’exemple de la figure 5.7 où les images sont différentes, les intersections entre les histogrammes monodimensionnels adaptés atteignent la valeur maximale 1 pour les deux composantes.

Pour comparer le contenu des deux images de la figure 5.7, nous calculons l’intersection entre les histogrammes bidimensionnels adaptés, qui est nulle. Cet exemple montre que la discrimination entre le cas où les images sont différentes et celui où elles sont similaires se fait grâce à l’intersection entre les histogrammes couleur adaptés.

En conclusion, la procédure d’adaptation du couple de signatures s’applique de manière marginale à chacune des composantes et la comparaison des signatures adaptées s’effectue de manière vectorielle en prenant en considération les trois composantes pour le couple d’histogrammes adaptés et deux parmi trois pour chaque couple de matrices de co-occurrences adaptées.

### 5.5.2 Complexité de la procédure

L’un des points du cahier des charges défini dans le chapitre 2 concerne le temps nécessaire à la comparaison de deux images. En effet, le temps de recherche de l’image candidate similaire à l’image requête doit être le plus faible possible pour ne pas dégrader le confort d’utilisation de ce système de recherche d’images par l’exemple.

Dans le chapitre 2 (page 52), nous avons indiqué que les signatures de toutes les images candidates sont calculées hors-ligne de manière à gagner du temps pendant la recherche d'images candidates similaires à l'image requête par la comparaison des signatures candidates avec la signature requête. Ainsi, la phase "en-ligne" consiste à adapter chaque couple de signatures requête-candidate et à les comparer. Le temps de calcul des couples de signatures adaptées doit être par conséquent le plus faible possible.

Le couple de signatures couleur est transformé en un couple de signatures adaptées en appliquant successivement trois transformations s'appuyant sur des couples de tables de correspondance monodimensionnelles. La complexité de cette transformation est de l'ordre de  $L$ , le nombre de niveaux utilisés pour quantifier les coordonnées des cellules des signatures. En pratique, la transformation d'un couple d'histogrammes couleur en un couple d'histogrammes adaptés nécessite en moyenne 15 centièmes de seconde avec un processeur pentium IV 2 GHz ( $L = 256$ ). La transformation de six couples de matrices de co-occurrences chromatiques en couples de matrices de co-occurrences adaptées nécessite 95 centièmes de seconde avec le même processeur ( $L = 256$ ).

Chaque couple de tables de correspondance monodimensionnelles nécessite de déterminer les couples de niveaux proches ou spatialement proches parmi les  $L^2$  possibles. La complexité de cette sélection est de l'ordre de  $L^2$ . Le calcul des trois couples de tables de correspondance monodimensionnelles à partir des couples d'histogrammes monodimensionnels (de co-occurrences) cumulés nécessite en moyenne 55 centièmes de seconde avec le processeur précédent ( $L = 256$ ).

Le niveau de complexité de notre procédure permet donc d'envisager l'intégration de notre méthode à un système de reconnaissance automatique d'objets éclairés par différents illuminants.

## 5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une approche originale pour répondre au problème de la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants. Nous avons retenu deux signatures pour caractériser les images, l'histogramme couleur et les matrices de co-occurrences chromatiques.

Plutôt que de calculer la signature invariante 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 d'images, nous disposons d'un couple de signatures. Nous proposons de transformer le couple de signatures en un couple de signatures adaptées aux deux images considérées.

La transformation du couple de signatures s'effectue grâce à l'application de couples de tables de correspondance monodimensionnelles. Le point clé de notre approche est la détermi-

nation de ces couples de tables de correspondance, de telle sorte que l'intersection entre les signatures adaptées soit plus élevée dans le cas d'images similaires que dans le cas où elles sont différentes.

La détermination des couples de tables de correspondance monodimensionnelles atténue les effets du changement d'illuminant sur les composantes couleur des pixels quand les images sont similaires, tout en permettant la discrimination entre le cas où les images sont similaires du cas où elles sont différentes.

De nombreux tests de reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé sont présentés dans la littérature. Dans le chapitre suivant, nous comparons les résultats de reconnaissance obtenus par des signatures invariantes classiques à ceux obtenus par les signatures adaptées sur des bases d'images publiques.



# Chapitre 6

## Résultats expérimentaux

### 6.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons des résultats expérimentaux obtenus par les intersections de signatures couleur invariantes et adaptées dans le cadre de la reconnaissance d'objets éclairés par différents illuminants. Pour cela, nous utilisons trois bases d'images publiques spécifiquement constituées pour mesurer l'influence des changements d'illuminant sur les résultats obtenus par des procédures de reconnaissance d'objets.

Ces bases ont été exploitées pour comparer les résultats de reconnaissance obtenus par les intersections de différentes signatures invariantes, afin de déterminer les plus pertinentes. Ainsi, en 2001, Finlayson teste 12 signatures invariantes sur la base de l'université de East Anglia et constate que les meilleurs résultats de reconnaissance d'objets sont obtenus par l'intersection entre les histogrammes invariants basés sur la normalisation "greyworld" [FS01]. En 2005, il montre que l'intersection entre les histogrammes égalisés fournit de meilleurs taux de reconnaissance que l'intersection entre les histogrammes invariants basés sur le greyworld [FHST05]. Par conséquent, nous proposons de comparer les résultats obtenus par les intersections entre ces deux signatures invariantes avec ceux obtenus par l'intersection entre les signatures adaptées que nous proposons, à savoir les histogrammes et matrices de co-occurrences adaptés.

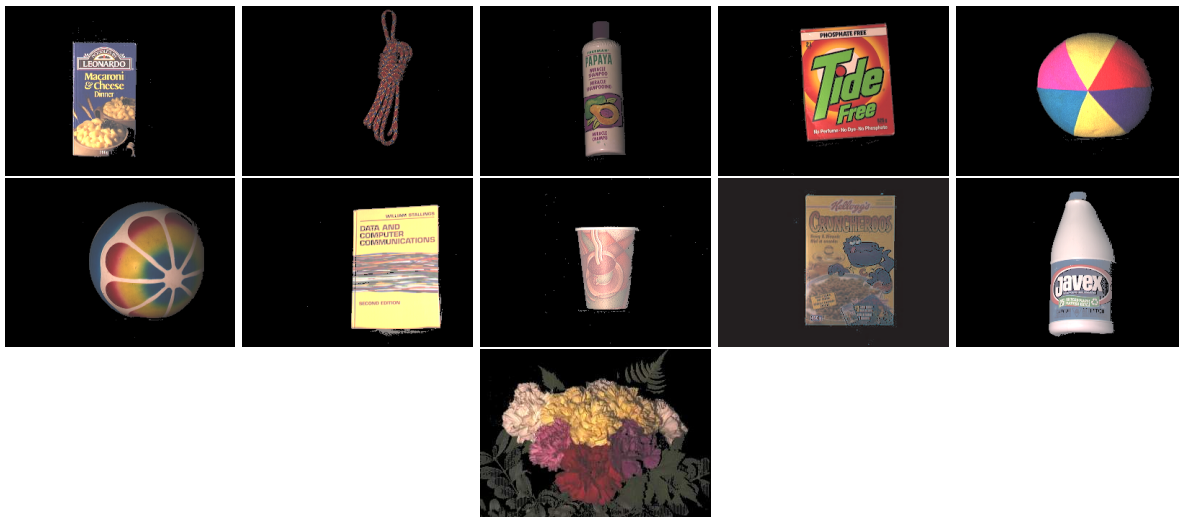
### 6.2 Reconnaissance d'objets sur des bases d'images publiques

Dans ce paragraphe, nous présentons trois bases d'images publiques avec lesquelles nous avons testé les intersections de signatures invariantes et adaptées afin de comparer les résultats obtenus. Chaque base fait l'objet d'une des trois premières parties de ce paragraphe, où nous présentons les protocoles expérimentaux ainsi que les résultats de reconnaissance de chaque procédure testée. Des commentaires globaux sur ces résultats figurent dans la quatrième partie de ce paragraphe.

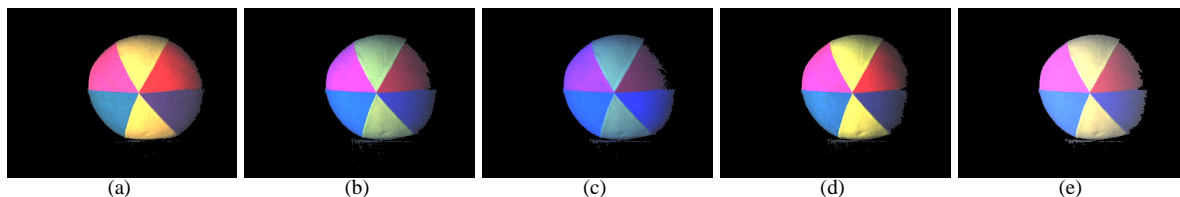
### 6.2.1 Base 1998 de l'Université Simon Fraser

La base 1998 de l'Université Simon Fraser (SFU98) [FBM98], disponible à l'adresse internet [http://www.cs.sfu.ca/~colour/image\\_db/index.html](http://www.cs.sfu.ca/~colour/image_db/index.html), se compose de 55 images couleur contenant chacune un objet choisi parmi 11 et placé sur un fond uniforme (voir figure 6.1). 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 6.2).

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



**Figure 6.1 :** Les 11 objets représentés par les images de la base SFU98. Le même illuminant a été utilisé lors de l'acquisition de ces images.



**Figure 6.2 :** Les images (a)...(e) contiennent le même objet éclairé avec un illuminant différent lors de l'acquisition de chaque image. Elles sont similaires.

Pour chaque recherche d'images, les 11 images candidates sont triées en fonction des intersections entre leurs signatures invariantes (respectivement adaptées) et la signature invariante (respectivement adaptée) 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.

Le tableau 6.1 indique les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre les histogrammes invariants basés sur la normalisation greyworld et l'égalisation d'histogrammes, par l'intersection entre les histogrammes couleur adaptés et par la moyenne des intersections des matrices de co-occurrences adaptées. Le nombre  $N$  de niveaux avec lesquels sont quantifiées les coordonnées des cellules des signatures invariantes et adaptées est fixé à 16. Chaque case des trois premières colonnes correspondant au rang  $i$  indique le pourcentage cumulé de recherches d'images où l'image candidate similaire à l'image requête obtient la  $j^{\text{eme}}$  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 dernière colonne représente le pourcentage de reconnaissance moyen, noté  $AMP$  (Average Match Percentile), qui est calculé de la manière suivante :

$$AMP = \frac{1}{N_{recherche}} \times \sum_{i=1}^{N_{recherche}} \frac{N_{cand} - Rang(i)}{N_{cand} - 1}, \quad (6.1)$$

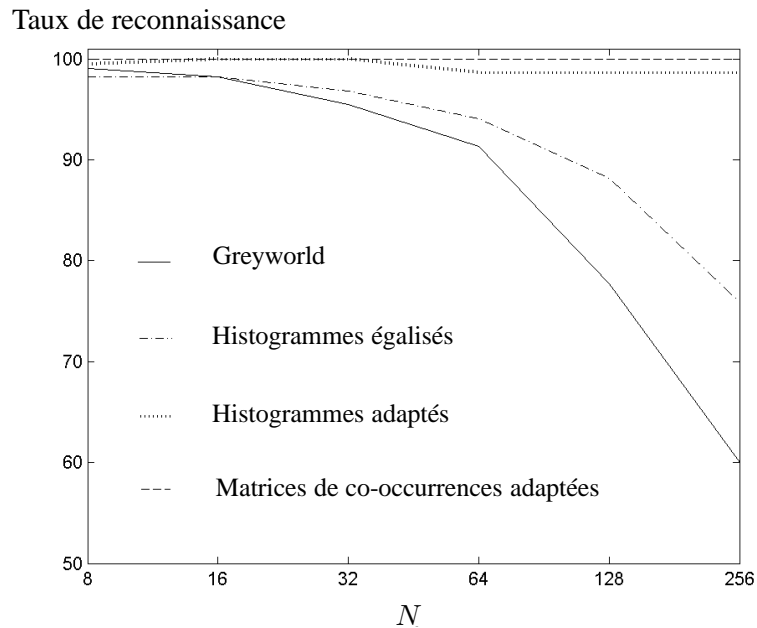
où  $N_{recherche}$  est le nombre total de recherches ( $N_{recherche} = 220$ ),  $N_{cand}$  est le nombre total d'images candidates analysées pour chaque recherche ( $N_{cand} = 11$ ) et  $Rang(i)$  est le rang obtenu par l'image candidate similaire à l'image requête lors de la  $i^{\text{eme}}$  recherche. Les résultats sont parfaits lorsque la valeur du  $AMP$  est égale à 100%.

| Intersection entre les              | Rang = 1 | Rang $\leq 2$ | Rang $\leq 3$ | AMP   |
|-------------------------------------|----------|---------------|---------------|-------|
| histogrammes invariants (greyworld) | 98, 18   | 99, 09        | 99, 55        | 99.68 |
| histogrammes égalisés               | 98, 18   | 99, 55        | 100           | 99.77 |
| histogrammes adaptés                | 100      | 100           | 100           | 100   |
| matrices de co-occurrences adaptées | 100      | 100           | 100           | 100   |

**Tableau 6.1 :** Résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre les différentes signatures invariantes ou adaptées avec la base SFU98.  $N$  est fixé à 16.

La comparaison des résultats présentés dans le tableau 6.1 montre que l'intersection entre les histogrammes invariants calculés par la normalisation greyworld fournit les plus mauvais résultats. L'intersection entre les histogrammes adaptés fournit des résultats parfaits, meilleurs que ceux obtenus par l'intersection entre les histogrammes égalisés. La moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences adaptées fournit également des résultats parfaits.

Comme les résultats dépendent du nombre  $N$ , il est intéressant de mesurer l'influence de son ajustement [MMBP04a]. La figure 6.3 représente les pourcentages de cas où l'image candidate similaire à l'image requête a été classée première, en fonction de  $N$ .



**Figure 6.3 :** Évolution des taux de reconnaissance d'objets avec la base SFU98 en fonction de  $N$ .

Sur la figure 6.3, nous constatons que la qualité des résultats obtenus par les intersections 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 les intersections entre les signatures adaptées restent stables.

La base d'images SFU98 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 nos méthodes illustrent leur robustesse par rapport à l'ajustement de ce paramètre.

Afin de démontrer l'intérêt de nos méthodes 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.

### 6.2.2 Base 2002 de l'université Simon Fraser

La base 2002 de l'Université de Simon Fraser (SFU02) est disponible à l'adresse [http://www.cs.sfu.ca/~colour/data/objects\\_under\\_different\\_lights/index.html](http://www.cs.sfu.ca/~colour/data/objects_under_different_lights/index.html). Ses 187 images représentent 17 objets éclairés par l'un des 11 illuminants disponibles. Elles sont acquises par la même caméra. Chaque image contient un seul objet et cet objet peut subir des translations ou rotations entre deux acquisitions (cf. figures 6.4 et 6.5).

La recherche consiste à retrouver l'image candidate similaire à l'image requête parmi les 17 images candidates acquises avec un illuminant candidat différent de l'illuminant requête. Il y a  $11 \times 10$  couples d'illuminants requête-candidat différents. Cette procédure est répétée pour chacun des 17 objets. Finalement, 1870 recherches sont réalisées (17 objets  $\times$  11  $\times$  10 couples d'illuminants requête-candidat).

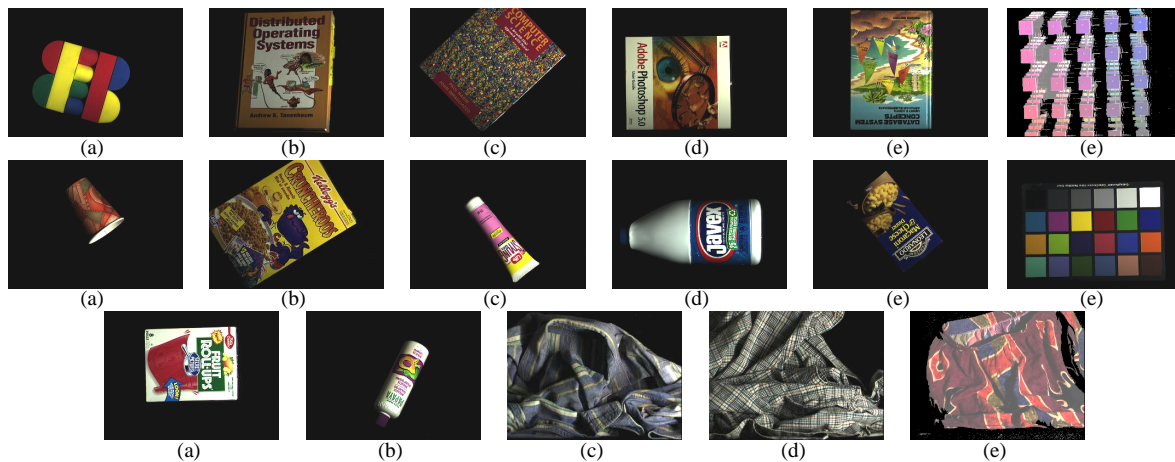


Figure 6.4 : Les 17 objets de la base SFU02.

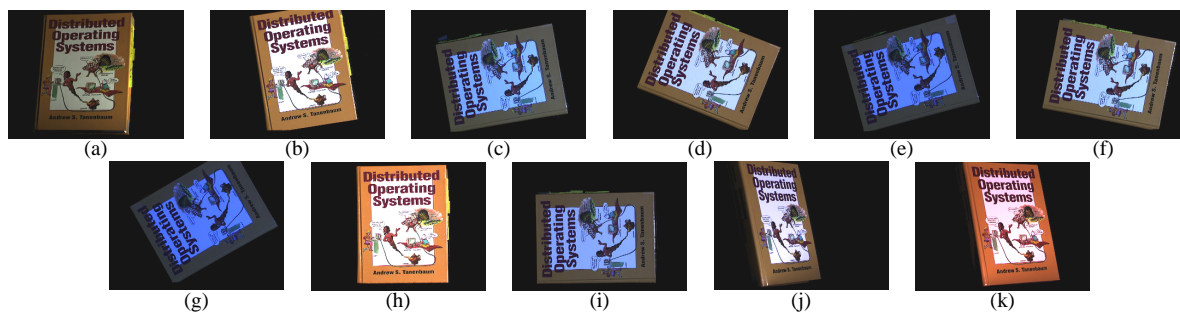


Figure 6.5 : Le même objet sous 11 illuminants différents. À chaque acquisition, l'objet subit une translation ou une rotation.

Pour chaque recherche d'images, les 17 images candidates sont triées en fonction des intersections entre leurs signatures invariantes (respectivement adaptées) et la signature invariante (respectivement adaptée) 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.

Le tableau 6.2 présente les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre les différentes signatures invariantes ou adaptées avec la base SFU02 lorsque  $N$  est fixé à 16. Les trois premières colonnes présentent les valeurs cumulées de classement des images

| Intersection entre les              | Rang = 1 | Rang $\leq 2$ | Rang $\leq 3$ | AMP   |
|-------------------------------------|----------|---------------|---------------|-------|
| histogrammes invariants (greyworld) | 93.85    | 97.01         | 98.07         | 99.08 |
| histogrammes égalisés               | 89.89    | 94.22         | 95.94         | 98.16 |
| histogrammes adaptés                | 95.19    | 97.86         | 99.52         | 99.53 |
| matrices de co-occurrences adaptées | 96.15    | 99.57         | 99.89         | 99.73 |

**Tableau 6.2 :** Résultats de reconnaissance d’objets obtenus par les intersections entre les différentes signatures invariantes ou adaptées avec la base SFU02.  $N$  est fixé à 16.

candidates similaires à l’image requête et la dernière colonne indique la valeur de l’AMP obtenue par la procédure concernée avec  $N_{recherche} = 1870$  et  $N_{cand} = 17$ .

Comme pour la base SFU98, les résultats obtenus par les intersections des signatures adaptées sont meilleurs que ceux obtenus par les intersections entre les signatures invariantes, même s’ils n’atteignent pas la perfection comme dans le cas précédent.

### 6.2.3 Base de l’Université East Anglia

La troisième base d’images utilisée est maintenue disponible par l’Université East Anglia (UEA) [FS01, FHST03, FHST05] à l’adresse internet <http://vision.doc.ntu.ac.uk/research/CATSI/database.html>. Ses 336 images contiennent 28 tapisseries multicolores (voir figure 6.6) éclairées par 3 illuminants différents et acquises avec des conditions d’observation identiques par 4 caméras différentes (voir figure 6.7). Cependant, comme 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 points-couleur associés aux pixels dans les images (a), (b), (c) et (d), ainsi que dans les images (e), (f) et (g) de la figure 6.6 sont presque identiques. Ceci constitue l’une des raisons pour lesquelles aucun histogramme invariant ne fournit de résultats satisfaisants de reconnaissance d’objets avec cette base [FS01].

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 signatures adaptées, nous utilisons le même protocole expérimental que celui décrit dans [FS01, FHST03].

Pour chacun des 4 sous-ensembles associés à l’une des caméras, on choisit, pour chaque recherche d’image, une image requête parmi les 28 images acquises par la même 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  $3 \times 2$  couples d’illuminants requête-candidat différents. Cette procédure est répétée pour chacune des 28 tapisseries. Finalement, 672 recherches sont réalisées ( $28$  tapisseries  $\times 3 \times 2$  couples d’illuminants requête-candidat  $\times 4$

caméras).

Pour chaque recherche, les 28 images candidates sont triées dans l'ordre décroissant des valeurs d'intersection entre leurs signatures invariantes (respectivement adaptées) et la signature invariante (respectivement adaptée) 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.

Le tableau 6.3 présente les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections entre les différentes signatures invariantes ou adaptées avec la base UEA lorsque  $N$  est fixé à 16. Les trois premières colonnes présentent les valeurs cumulées de classement des images candidates similaires à l'image requête et la dernière colonne indique la valeur de l'AMP obtenue par la procédure concernée avec  $N_{recherche} = 672$  et  $N_{cand} = 28$ .

| Intersection entre les              | Rang = 1 | Rang $\leq$ 2 | Rang $\leq$ 3 | AMP   |
|-------------------------------------|----------|---------------|---------------|-------|
| histogrammes invariants (greyworld) | 72.32    | 81.10         | 85.86         | 94.04 |
| histogrammes égalisés               | 85.12    | 89.88         | 92.71         | 97.06 |
| histogrammes adaptés                | 86.61    | 94.35         | 97.32         | 98.83 |
| matrices de co-occurrences adaptées | 91.82    | 95.54         | 97.77         | 99.30 |

**Tableau 6.3 :** Résultats de reconnaissance d'objets obtenus par les intersections des différentes signatures invariantes et adaptées avec la base UEA.  $N$  est fixé à 16.

Nous constatons une nouvelle fois, que les résultats obtenus par les intersections des signatures adaptées sont meilleurs que ceux obtenus par les intersections des signatures invariantes.

#### 6.2.4 Analyse des résultats

La comparaison des résultats obtenus par les intersections entre les histogrammes invariants et ceux obtenus par les intersections entre les signatures adaptées conduit à plusieurs conclusions.

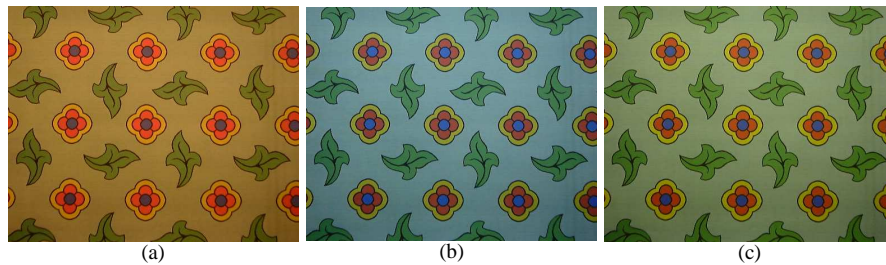
Il apparaît d'abord que les résultats des différentes procédures de reconnaissance sont relativement dépendants de la base utilisée. En effet, nous constatons que l'intersection entre les histogrammes invariants basés sur la normalisation du greyworld conduit à de moins bons résultats que l'intersection entre les histogrammes égalisés sur les images des bases SFU98 et UEA (cf. tableau 6.1), alors que c'est l'inverse avec les images de la base SFU02 (cf. tableau 6.2). Il est donc difficile d'estimer l'intérêt de l'une ou l'autre de ces procédures d'intersection d'histogrammes invariants.

Nous constatons ensuite que les résultats obtenus par l'intersection d'histogrammes adaptés sont toujours meilleurs que ceux obtenus par l'intersection d'histogrammes invariants.



**Figure 6.6 :** Les 28 tapisseries représentées par les images de la base UEA. Le même illuminant et la même caméra ont été utilisés lors de l'acquisition de ces images.





**Figure 6.7 :** Les images (a), (b) et (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 peut être expliqué par le fait que 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 pour calculer les histogrammes adaptés est de considérer chaque couple constitué de l'histogramme requête et de l'un des histogrammes candidats, puis d'adapter ces deux histogrammes couleur avant de les comparer.

Le tableau 6.4 indique le temps moyen nécessaire, pour chaque approche, à la comparaison de deux images requête et candidate, à partir de l'image requête et de la signature candidate. Nous constatons que les stratégies basées sur les signatures adaptées sont plus coûteuses en temps de calcul que celles adoptées par le calcul des histogrammes invariants car elle nécessite le calcul du couple de signatures adaptées à chaque comparaison entre deux images.

Cependant, la stratégie choisie qui consiste à transformer les signatures couleur avant de les comparer nécessite moins de temps que les approches qui consistent à transformer les images couleur en images invariantes (cf. paragraphe 3.2, page 71) et à calculer en-ligne leur nouvelle signature.

De plus, les résultats prometteurs obtenus en suivant notre stratégie d'adaptation justifient le sur-coût en temps de calcul induit par l'analyse de chaque couple d'images.

| Intersection entre les              | Temps nécessaire (en centième de seconde) |
|-------------------------------------|---|
| histogrammes invariants (greyworld) | 67  |
| histogrammes égalisés               | 60  |
| histogrammes adaptés                | 107                                       |
| matrices de co-occurrences adaptées | 187                                       |

**Tableau 6.4 :** Temps de calcul nécessaires pour comparer deux images requête et candidate à partir de l'image requête et de la signature candidate. Ces temps de calcul sont obtenus avec un processeur Pentium IV, 2GHz ( $L = 256$ ).

Par ailleurs, nous constatons que la moyenne des intersections des matrices de co-occurrences adaptées fournit de meilleurs résultats que l'intersection entre histogrammes adaptés. Ceci vient du fait que cette procédure prend en compte conjointement la distribution couleur et les inter-

actions spatiales entre les pixels dans les images, et ce à deux niveaux. En effet, ces interactions sont prises en compte, d'une part, lors du calcul des matrices de co-occurrences chromatiques de chaque image et d'autre part, lors de la phase d'adaptation des couples de matrices chromatiques requête-candidate basée sur l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique.

Enfin, la figure 6.3 montre 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 signatures adaptées sont peu sensibles à ces variations.

Ceci est dû au fait que 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 se traduit par des regroupements de cellules adjacentes qui ne tiennent pas compte de la distribution des points-couleur représentant les pixels dans l'espace couleur. Le calcul des couples de signatures adaptées prend en compte la distribution des points-couleur, notamment lors de la sélection des couples de niveaux (cf. page 119, chapitre 5). Par conséquent, les couples de signatures adaptées ne subissent pas une étape de quantification uniforme qui dégraderait la qualité de la représentation des distributions des points-couleur présents dans le couple d'images considérées. C'est l'une des principales raisons qui explique pourquoi les intersections entre les signatures adaptées conduisent à de bons résultats de reconnaissance d'objets, que la valeur de  $N$  soit faible (16) ou élevée (256).

### 6.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des résultats expérimentaux obtenus par l'intersection de signatures adaptées dans le cadre de la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé.

Pour ce faire, nous avons réalisé des tests sur des bases d'images de référence qui ont été spécifiquement créées pour comparer les performances des intersections de signatures invariante.

Nous avons constaté que les résultats obtenus par l'intersection de signatures adaptées sont meilleurs que ceux obtenus par l'intersection des histogrammes invariants obtenus par normalisation du greyworld ou par égalisation d'histogrammes monodimensionnels. La supériorité de ces deux histogrammes invariants par rapport à 11 autres histogrammes invariants classiques a pourtant été soulignée dans la littérature [FS01, FHST05].

L'amélioration de la qualité des résultats obtenus par notre procédure s'explique tout d'abord par le fait que le calcul des couples de signatures adaptées est basé sur l'hypothèse originale des plus proches mesures de rang colorimétrique ou spatio-colorimétrique, qui est moins restrictive

que l'hypothèse de conservation des mesures de rang colorimétrique. 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 signatures couleur des images considérées.

Par ailleurs, nous avons constaté que les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par l'intersection d'histogrammes invariants dépendent du nombre  $N$  avec lequel sont quantifiés les coordonnées des cellules des histogrammes invariants. Les résultats obtenus par l'intersection de signatures adaptées restent stables quelle que soit la valeur de  $N$ . Ceci est dû au fait que la quantification de ces coordonnées ne tient pas compte de la distribution couleur des images dans le cas des histogrammes invariants, alors qu'elle la prend en compte dans le cas des signatures adaptées.

La stratégie de comparaison des images est également un élément d'explication de la qualité des résultats. Les signatures invariantes sont déterminées 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 de signatures couleur adaptées à ce couple d'images.

Enfin, les résultats obtenus par la moyenne des intersections des matrices de co-occurrences adaptées sont meilleurs que ceux obtenus par l'intersection des histogrammes adaptés. En effet, cette procédure prend en compte conjointement la distribution couleur et les interactions spatiales des pixels dans les images.

D'autre part, nous avons utilisé les techniques de comparaison d'images par adaptation d'histogrammes couleur pour reconnaître des personnes se déplaçant dans des lieux publics [MMP02, MMPK02] et l'adaptation de matrices de co-occurrences a été intégrée à un système de suivi de véhicules circulant sur un réseau d'autoroutes [MMMP03a, MMMP03b]. La description de ces applications fait l'objet de l'annexe B.

# Conclusion et perspectives

Ce mémoire présente notre contribution à la reconnaissance d'objets basée sur l'analyse des composantes couleur des pixels représentant des objets observés sous différentes conditions d'éclairage de caractéristiques inconnues lors de l'acquisition des images.

Dans le chapitre 1, nous avons décrit le processus de formation de l'image-objet à partir de l'objet situé dans une scène tridimensionnelle. Nous avons montré que le point-couleur caractérisant un pixel sur lequel se projette un élément de surface de l'objet s'exprime de manière complexe à partir des propriétés de réflexion de l'élément de surface, de la sensibilité spectrale des capteurs de la caméra et des caractéristiques de l'éclairage. Le point-couleur associé à un pixel ne peut donc pas être considéré comme caractéristique des propriétés intrinsèques de l'élément de surface se projetant sur le pixel.

Les caractéristiques colorimétriques d'un objet représenté par une image sont rassemblées au sein d'une signature couleur. Au chapitre 2, l'analyse des signatures couleur proposées dans la littérature montre que la signature la plus utilisée est l'histogramme couleur. Comme l'histogramme couleur ne tient compte que de la distribution des points couleur présents dans chaque image, son exploitation ne permet pourtant pas toujours d'obtenir de bons résultats de reconnaissance d'objets.

C'est pourquoi de nombreux auteurs ont proposé des signatures qui tiennent compte des interactions spatiales des pixels au sein des images. La plupart de ces signatures nécessitent l'exploitation de structures de données multi-dimensionnelles très coûteuses en place mémoire. Cependant, les matrices de co-occurrences chromatiques permettent de caractériser les interactions spatiales locales entre pixels sans occuper une place mémoire volumineuse.

Parmi les nombreuses mesures de similarité entre signatures présentées dans le chapitre 2, l'intersection entre signatures constitue l'une des signatures les plus simples à implanter et les mieux adaptées à la reconnaissance d'objets. Les deux mesures de similarité retenues sont donc l'intersection entre les histogrammes couleur normalisés et la moyenne des intersections entre les matrices de co-occurrences chromatiques normalisées.

Lorsque l'éclairage change entre les acquisitions des deux images à comparer, l'approche classique consiste à caractériser ces images, non plus par des signatures couleur classiques, mais par des signatures invariantes qui sont aussi peu sensibles que possible aux conditions

d'éclairage.

Au chapitre 3, nous avons vu que les fonctions permettant d'obtenir la plupart des signatures invariantes sont définies à partir de modèles de changement d'illuminant. Ces modèles, détaillés dans l'annexe A, décrivent les modifications des points couleur provoquées par un changement d'illuminant. Ils sont basés sur des hypothèses portant sur les différents éléments constituant le processus de formation de l'image. Ces hypothèses étant très restrictives, les modèles de changement d'illuminant décrivent imparfaitement les modifications des points-couleur provoquées par des changements d'illuminant.

Ceci explique que 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 a amenés à mettre en cause les hypothèses sur lesquelles s'appuient les transformations pour calculer les histogrammes invariants et à mettre également en question la stratégie elle-même de comparaison des images.

Au chapitre 4, nous avons proposé deux hypothèses qui ne portent pas sur les différents éléments du processus de formation des images couleur, mais sur les modifications des mesures de rang des pixels consécutives à des changements d'éclairage.

Une image couleur peut être décomposée en trois images de composante. Dans chacune d'elles, les pixels sont caractérisés par le niveau d'une seule des trois composantes. Dans chaque image de composante, nous trions les pixels dans l'ordre croissant de leur niveau et nous associons à chacun une mesure de rang. Ces mesures de rang peuvent être directement déduites de l'histogramme couleur de l'image.

La première hypothèse que nous proposons est relative aux mesures de rang des pixels dans chaque couple d'images de composante similaires. Nous recherchons les couples de niveaux proches, à savoir les couples de niveaux dont les mesures de rang dans les deux images de composante sont les plus proches. L'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique stipule qu'un couple de niveaux de pixels-objet correspondants, à savoir représentant le même élément de surface dans les deux images de composante, appartient à un couple d'intervalles délimités par des niveaux proches.

La seconde hypothèse, qualifiée d'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique, considère conjointement les mesures de rang des pixels et les interactions spatiales des pixels dans chaque couple d'images de composante similaires. Par l'analyse du couple de matrices de co-occurrences chromatiques associée à la composante considérée, elle nécessite de déterminer des couples de niveaux présents dans le couple d'images de composante, dont les mesures de rang sont dites spatialement proches.

Cette hypothèse stipule qu'un couple de niveaux de pixels-objet correspondants dans deux images de composante similaires appartient à un couple d'intervalles délimités par des niveaux spatialement proches.

Les deux hypothèses proposées ont été vérifiées expérimentalement avec des images similaires. Nous proposons de les exploiter pour définir des transformations de signatures couleur qui permettront de comparer des images acquises sous différents éclairages.

Nous proposons d'analyser chaque couple constitué de l'image requête et d'une image candidate pris en considération durant la recherche des images candidates similaires à l'image requête. Plus précisément, le couple de signatures des deux images considérées est transformé en un couple de signatures adaptées à ce couple d'images. La comparaison des deux images s'effectue à partir de ce couple de signatures adaptées. Ce couple est construit de telle sorte que l'intersection entre les signatures adaptées soit plus élevée lorsque les images sont similaires que lorsque les images sont différentes.

Nous avons développé une procédure de construction de signatures adaptées pour comparer des histogrammes couleur et une autre procédure pour comparer les matrices de co-occurrences chromatiques. Ces deux procédures, présentées au chapitre 5, sont respectivement basées sur l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique et sur l'hypothèse des plus proches mesures de rang spatio-colorimétrique.

Elles combinent une analyse marginale sur chacune des composantes et une analyse vectorielle prenant en compte l'information couleur à part entière. En effet, les procédures d'adaptation de signatures s'appliquent de manière marginale sur chacune des composantes et la discrimination entre le cas où les images sont similaires et celui où elles sont différentes s'effectue grâce à l'intersection des signatures couleur adaptées.

La transformation du couple de signatures s'effectue grâce à l'utilisation de couples de tables de correspondance mono-dimensionnelles. Le point clé de notre approche est la détermination de ces couples de tables de correspondance qui garantissent que l'intersection entre les signatures adaptées est plus élevée dans le cas où les images sont similaires que dans le cas où elles sont différentes.

La détermination des couples de tables de correspondance mono-dimensionnelles atténue les effets du changement d'illuminant sur les composantes couleur des pixels quand les images sont similaires, tout en permettant la discrimination entre le cas où les images sont similaires et le cas où elles sont différentes.

Dans le chapitre 6, nous avons présenté des résultats expérimentaux obtenus par les intersections des signatures adaptées appliquées à la reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé. Pour ce faire, nous avons réalisé des tests sur des bases d'images de référence qui ont été spécifiquement créées pour comparer les performances des intersections de signatures

invariantes.

Nous avons constaté que les résultats obtenus par l'intersection de signatures adaptées sont meilleurs que ceux obtenus par les intersections d'histogrammes invariants classiques.

L'amélioration de la qualité des résultats obtenus par notre procédure s'explique tout d'abord par le fait que le calcul des couples de signatures adaptées est basé sur l'hypothèse des plus proches mesures de rang colorimétrique ou spatio-colorimétrique. Les différents résultats expérimentaux montrent le rôle essentiel de l'hypothèse portant sur les conséquences d'un changement d'illuminant sur les mesures de rang des pixels, telle qu'elle a été formulée pour définir la transformation des signatures couleur des images considérées.

Par ailleurs, nous avons constaté que les résultats de reconnaissance d'objets obtenus par l'intersection d'histogrammes invariants dépendent du nombre  $N$  avec lequel sont quantifiés les coordonnées des cellules des histogrammes invariants. Les résultats obtenus par l'intersection de signatures adaptées restent stables quelle que soit la valeur de  $N$ . Ceci est dû au fait que la quantification des coordonnées des cellules des signatures adaptées tient compte des distributions couleur caractérisant les images considérées.

La stratégie de comparaison des images est également un élément d'explication de la qualité des résultats. Les signatures invariantes classiques sont déterminées 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 de signatures couleur adaptées à ce couple d'images.

Enfin, comme les matrices de co-occurrences adaptées tiennent compte simultanément de la distribution colorimétrique et des interactions spatiales entre les pixels, les résultats obtenus par la moyenne des intersections des matrices de co-occurrences adaptées sont meilleurs que ceux obtenus par l'intersection des histogrammes adaptés.

Ces techniques de comparaison d'images par adaptation de couples d'histogrammes couleur ont été appliquées à la reconnaissance des personnes se déplaçant dans des lieux publics [MMP02, MMPK02] et intégrées à un système de suivi de véhicules circulant sur un réseau d'autoroutes [MMMP03a, MMMP03b]. Une brève description de ces applications fait l'objet de l'annexe B.

Dans ce mémoire, nous avons proposé deux procédures d'adaptation des signatures, dédiées respectivement à l'analyse d'histogramme couleur et à l'analyse de matrices de co-occurrences chromatiques. Il serait intéressant d'appliquer le principe d'adaptation à d'autres signatures afin de proposer une approche unifiée qui généralise le principe d'adaptation de couples de signatures caractérisant le couple d'images à comparer.

Enfin, nous avons montré que l'information pertinente extraite de chaque pixel est d'avantage un intervalle de mesures de rang plutôt qu'une mesure de rang précise. Une perspective de notre travail serait de caractériser chaque pixel par une mesure de rang floue grâce à une fonction d'appartenance qui tiendrait compte des distributions des couleurs caractérisant les deux images à comparer et du voisinage du pixel dans le plan image.

Les approches proposées dans cette thèse ne s'appliquent qu'à l'analyse d'images ne contenant qu'un seul objet observé selon les mêmes conditions d'observation hormis l'éclairage. Il serait intéressant de généraliser ces approches à l'analyse d'images contenant plusieurs objets observés lors de l'acquisition des images selon différentes directions d'observation et sous différents éclairages.

Une solution serait d'isoler les différents objets présents dans l'image requête et les images candidates par une segmentation grossière des images et d'adapter les signatures des objets présents dans l'image requête avec les signatures des objets présents dans les images candidates.

Dans le cas des applications présentées, nous travaillons sur des images qui représentent des objets se déplaçant dans les champs d'observation des caméras. Comme l'analyse développée porte sur des images statiques, il est nécessaire de sélectionner une image clé de chacune des séquences. Il pourrait être judicieux de travailler sur la séquence vidéo complète du passage de la personne de manière à en extraire une signature couleur intégrant l'information de mouvement. Cette approche est le sujet de la thèse de Thomas Leclercq qui se déroule actuellement au sein du laboratoire LAGIS [LKMP04].



# Annexe A

## Les modèles de changement d’illuminant

Les changements d’illuminant provoquent des modifications des niveaux de composante des pixels qui représentent les mêmes éléments de surface dans deux images similaires. Les **modèles de changement d’illuminant** tentent de modéliser les modifications des composantes couleur des pixels qui observent les éléments de surface d’un objet en fonction des variations de l’éclairage qui illumine cet objet.

Il existe de nombreux modèles de changement d’illuminant dans la littérature [GS96, Gro00] et nous proposons ici de décrire les plus classiques après avoir présenté les hypothèses sur lesquelles ils sont basés.

### A.1 Hypothèses de base

Les modèles de changement d’illuminant sont basés sur des hypothèses qui portent sur la formation de la couleur, sur les propriétés de réflexion des éléments de surface, sur les caractéristiques des capteurs de la caméra ou sur l’illuminant qui éclaire chaque pixel. Nous nous proposons de présenter l’ensemble des hypothèses qui conduisent aux modèles de changement d’illuminant les plus classiques.

#### A.1.1 Hypothèses sur la formation de la couleur

Les deux modèles de formation de la couleur les plus couramment utilisés sont le modèle de Shafer et le modèle Lambertien qui ont été présentés dans le premier chapitre.

##### A.1.1.1 Hypothèse 1 : Modèle de Shafer de formation de la couleur

D’après le modèle de Shafer, nous rappelons que le stimulus de couleur  $C(P, \lambda)$  réfléchi par un matériau de réflectance spectrale  $\beta(P, \lambda)$ , de réflectance spéculaire  $F_{spec}(P, \lambda)$  projeté sur le pixel-objet  $P$  et éclairé par un illuminant de répartition spectrale relative d’énergie  $E(P, \lambda)$  est

exprimé par :

$$C_{Shafer}(P, \lambda) = m_{diff}(\theta) \cdot \beta(P, \lambda) \cdot E(P, \lambda) + m_{spec}(\theta, \alpha) \cdot F_{spec}(P, \lambda) \cdot E(P, \lambda), \quad (\text{A.1})$$

où  $m_{diff}$  et  $m_{spec}$  représentent la dépendance par rapport aux directions d'éclairage  $\theta$  et d'observation  $\alpha$ .

### A.1.1.2 Hypothèse 2 : Modèle Lambertien de formation de la couleur

Le modèle Lambertien estime le stimulus de couleur  $C(P, \lambda)$  réfléchi par un élément de surface de réflectance spectrale  $\beta(P, \lambda)$  projeté sur le pixel-objet  $P$  et éclairé par une source lumineuse de distribution spectrale  $E(P, \lambda)$  de la manière suivante :

$$C_{Lambert}(P, \lambda) = \beta(P, \lambda)E(P, \lambda). \quad (\text{A.2})$$

## A.1.2 Hypothèse sur les propriétés de réflexion des éléments de surface

### A.1.2.1 Hypothèse 3 : Réflectance spéculaire

Gevers propose un modèle de changement d'illuminant issu du modèle de formation de la couleur de Shafer [GS00]. L'une des hypothèses pour simplifier ce modèle stipule que la réflectance spéculaire des éléments de surface de l'objet est constante quelle que soit la longueur d'onde. Ainsi, la réflectance spéculaire de l'élément de surface observé par le pixel-objet  $P$  est indépendante de la longueur d'onde :

$$F_{spec}(P, \lambda) = F_{spec}(P). \quad (\text{A.3})$$

## A.1.3 Hypothèses sur les caractéristiques des capteurs de la caméra

### A.1.3.1 Hypothèse 4 : Intégrale des courbes de sensibilité spectrale

Cette hypothèse, proposée par Gevers, n'est pas très restrictive [GS00]. Elle suppose que les sensibilités spectrales  $k(\lambda)$ ,  $k = R, V, B$ , des capteurs de la caméra sont normalisées de sorte que les intégrales de chaque courbe sur le spectre visible soient égales à une constante notées  $i_{RVB}$  :

$$\int_{380nm}^{780nm} R(\lambda)d\lambda = \int_{380nm}^{780nm} V(\lambda)d\lambda = \int_{380nm}^{780nm} B(\lambda)d\lambda = i_{RVB}. \quad (\text{A.4})$$

### A.1.3.2 Hypothèse 5 : Bandes-passantes des capteurs

Cette hypothèse a été proposée par Funt qui considère que les bandes passantes des sensibilités spectrales des capteurs  $k(\lambda)$ ,  $k = R, V, B$ , sont si étroites que chaque capteur associé à la sensibilité  $k(\lambda)$  est supposé n'être sensible qu'à une seule longueur d'onde notée  $\lambda_k$  [FF95] :

$$\int_{\lambda} k(\lambda)d\lambda = k(\lambda_k), \quad k = R, V, B. \quad (\text{A.5})$$

Cette hypothèse, pourtant très utilisée, est rarement vérifiée en pratique.

## A.1.4 Hypothèses sur les caractéristiques de l'illuminant

### A.1.4.1 Hypothèse 6 : Equation de Planck

Finlayson propose un modèle d'illuminant issu du modèle de Planck [FH01]. Ce modèle exprime la répartition spectrale relative d'énergie de l'illuminant qui atteint l'élément de surface observé par le pixel  $P$  par :

$$E(P, \lambda) = \frac{E_{FIN}(P)c_1}{\lambda^5 \left( \exp\left(\frac{c_2}{T_{FIN}(P)\lambda}\right) - 1 \right)}, \quad (\text{A.6})$$

avec

$$\begin{cases} E_{FIN}(P) : \text{l'intensité de l'illuminant en } P \\ T_{FIN}(P) : \text{la température en Kelvin de l'illuminant en } P \\ c_1 = 3.74183 \times 10^{-16} \text{ Wm}^2 \\ c_2 = 1.4388 \times 10^{-2} \text{ mK} \end{cases} \quad (\text{A.7})$$

De plus, comme  $\lambda \in [10^{-7}; 10^{-6}]$  dans le visible et que  $T_{FIN}(P) \in [10^3; 10^4]$ , Finlayson pose  $\exp\left(\frac{c_2}{T_{FIN}(P)\lambda}\right) \gg 1$ .

Par conséquent, il obtient le modèle d'illuminant suivant :

$$E(P, \lambda) = \frac{E_{FIN}(P)c_1}{\lambda^5 \exp\left(\frac{c_2}{T_{FIN}(P)\lambda}\right)}. \quad (\text{A.8})$$

### A.1.4.2 Hypothèse 7 : Décomposition en deux termes

Gevers propose un autre modèle d'illuminant et considère que l'illuminant  $E(P, \lambda)$  peut se mettre sous la forme d'un produit de deux termes, l'un dépendant de la distance  $d_{GEV}(P)$  entre la source d'éclairage et l'élément de surface observé par le pixel-objet  $P$  et l'autre étant une courbe spectrale  $E_{GEV}[\mathbf{I}](\lambda)$  identique pour tous les éléments de surface d'un objet représenté par une image  $\mathbf{I}$  [GS99a] :

$$E(P, \lambda) = d_{GEV}(P) \cdot E_{GEV}[\mathbf{I}](\lambda). \quad (\text{A.9})$$

### A.1.4.3 Hypothèse 8 : Illuminant constant localement

Funt suppose que deux éléments de surface observés par deux pixels-objet voisins dans une image sont éclairés par le même illuminant. Ainsi, si l'élément de surface qui se projette sur le pixel-objet  $P$  est éclairé par un illuminant de répartition spectrale relative d'énergie  $E(P, \lambda)$ , alors les éléments de surface projetés sur les 8 pixels-objet du voisinage  $3 \times 3$  de  $P$ ,  $V_{3 \times 3}(P)$ , sont éclairés par un illuminant de même répartition spectrale relative d'énergie que nous notons  $E(V_{3 \times 3}(P), \lambda)$  [FF95] :

$$\begin{aligned} E(P, \lambda) &= E(P_{vois}, \lambda), \quad \forall P_{vois} \in V_{3 \times 3}(P) \\ &= E(V_{3 \times 3}(P), \lambda). \end{aligned} \quad (\text{A.10})$$

#### A.1.4.4 Hypothèse 9 : Variations locales de couleur

La transformation du "retinex" suppose que les petites variations locales de couleur dans l'image sont dues à des variations spatiales de l'éclairage [LM71, MRC00, FCM00, CMR<sup>+</sup>01]. Une étape préalable à toute analyse consiste alors à annuler ces légères fluctuations de manière à obtenir un éclairage considéré comme uniforme sur toute l'image.

#### A.1.4.5 Hypothèse 10 : Illuminant constant sur tout l'objet

Certains modèles de changement d'illuminant reposent sur l'hypothèse que tous les éléments de surface observés par les pixels-objet d'une même image  $\mathbf{I}$  sont éclairés par le même illuminant  $E[\mathbf{I}](\lambda)$  [Bar99, Buc80, GJT88] :

$$\begin{aligned} E(P, \lambda) &= E(P', \lambda), \quad \forall P' \in \mathbf{I} \\ &= E[\mathbf{I}](\lambda). \end{aligned} \tag{A.11}$$

#### A.1.4.6 Hypothèse 11 : Illuminant blanc

Cette hypothèse est très restrictive puisqu'elle considère que la répartition spectrale relative d'énergie  $E(P, \lambda)$  de l'illuminant qui éclaire l'élément de surface observé par le pixel-objet  $P$  est constante sur toutes les longueurs d'onde. L'intensité de cet illuminant n'étant pas forcément fixe d'un pixel-objet à l'autre. Il s'agit d'un illuminant blanc, dont la répartition spectrale relative d'énergie est indépendante de la longueur d'onde :

$$E(P, \lambda) = E(P). \tag{A.12}$$

Toutes ces hypothèses forment la base des principaux modèles de changement d'illuminant que nous nous proposons de présenter dans le paragraphe suivant.

## A.2 Modèles classiques de changement d'illuminant

Considérons deux images couleur requête  $\mathbf{I}_{req}$  et candidate  $\mathbf{I}_{cand}$  qui représentent le même objet et forment donc un couple d'images similaires. Soient  $P_{req}$  et  $P_{cand}$ , deux pixels-objet appartenant respectivement aux images  $\mathbf{I}_{req}$  et  $\mathbf{I}_{cand}$ , tels que le même élément de surface de l'objet représenté par les deux images se projettent sur ces deux pixels-objet. Les pixels-objet  $P_{req}$  et  $P_{cand}$  sont appelés pixels-objet correspondants. Cet élément de surface est éclairé par l'illuminant  $E(P_{req}, \lambda)$  lors de l'acquisition de l'image  $\mathbf{I}_{req}$  et par l'illuminant  $E(P_{cand}, \lambda)$  lors de celle de l'image  $\mathbf{I}_{cand}$ . Comme les pixels  $P_{req}$  et  $P_{cand}$  observent les mêmes éléments de surface, nous avons :  $\beta(P_{cand}, \lambda) = \beta(P_{req}, \lambda)$  et  $F_{spec}(P_{cand}) = F_{spec}(P_{req})$ .

Le pixel-objet  $P_{req}$  est caractérisé par le point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req})$  dans l'image  $\mathbf{I}_{req}$  et le pixel-objet  $P_{cand}$  est caractérisé par le point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand})$  dans l'image  $\mathbf{I}_{cand}$ .

Nous allons présenter les modèles classiques de changement d'illuminant qui définissent la relation qui existe entre  $C(P_{req})$  et  $C(P_{cand})$ .

Pour chaque modèle, nous présentons les hypothèses de base, l'estimation des points-couleur des pixels  $P_{req}$  et  $P_{cand}$  qui en découlent et finalement la relation existante entre ces deux points-couleur.

### A.2.1 Modèle 1

Ce modèle est proposé par Gevers [GS00] qui pose 4 hypothèses :

- Modèle de Shafer de formation de la couleur : équation (A.1).
- Réflectance spéculaire constante : équation (A.3).
- Intégrales des courbes de sensibilité spectrales des capteurs constantes : équation (A.4).
- Illuminant blanc : équation (A.12).

Gevers obtient ainsi une estimation des composantes couleur du pixel  $P_{req}$  :

$$C^k(P_{req}) = m_{diff}(\theta_{req}) \cdot E(P_{req}) \int_{\lambda} \beta(P_{req}, \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda + m_{spec}(\theta_{req}, \alpha_{req}) \cdot F_{spec}(P_{req}) \cdot E(P_{req}) \cdot i_{RVB}. \quad (\text{A.13})$$

De la même manière, il obtient une estimation des composantes couleur du pixel  $P_{cand}$  :

$$C^k(P_{cand}) = m_{diff}(\theta_{cand}) \cdot E(P_{cand}) \int_{\lambda} \beta(P_{cand}, \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda + m_{spec}(\theta_{cand}, \alpha_{cand}) \cdot F_{spec}(P_{cand}) \cdot E(P_{cand}) \cdot i_{RVB}. \quad (\text{A.14})$$

Si nous multiplions les deux côtés de l'égalité de l'équation (A.13) par  $\frac{m_{diff}(\theta_{cand}) \cdot E(P_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req}) \cdot E(P_{req})}$ , nous obtenons :

$$\begin{aligned} & \frac{m_{diff}(\theta_{cand}) \cdot E(P_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req}) \cdot E(P_{req})} \cdot C^k(P_{req}) \\ &= m_{diff}(\theta_{cand}) \cdot E(P_{cand}) \int_{\lambda} \beta(P_{req}, \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda + \frac{m_{diff}(\theta_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req})} \cdot m_{spec}(\theta_{req}, \alpha_{req}) \cdot F_{spec}(P_{req}) \cdot E(P_{req}) \cdot i_{RVB} \\ &= C^k(P_{cand}) - m_{spec}(\theta_{cand}, \alpha_{cand}) \cdot F_{spec}(P_{cand}) \cdot E(P_{cand}) \cdot i_{RVB} + \frac{m_{diff}(\theta_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req})} \cdot m_{spec}(\theta_{req}, \alpha_{req}) \cdot F_{spec}(P_{req}) \cdot E(P_{req}) \cdot i_{RVB} \\ &= C^k(P_{cand}) \\ & \quad - F_{spec}(P_{req}) \cdot E(P_{cand}) \cdot i_{RVB} \left( m_{spec}(\theta_{cand}, \alpha_{cand}) - \frac{m_{diff}(\theta_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req})} \cdot m_{spec}(\theta_{req}, \alpha_{req}) \right) \end{aligned} \quad (\text{A.15})$$

Il s'en suit :

$$C^k(P_{cand}) = \frac{m_{diff}(\theta_{cand}) \cdot E(P_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req}) \cdot E(P_{req})} \cdot C^k(P_{req}) + F_{spec}(P_{req}) \cdot E(P_{cand}) \cdot i_{RVB} \left( \left( m_{spec}(\theta_{cand}, \alpha_{cand}) - \frac{m_{diff}(\theta_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req})} \cdot m_{spec}(\theta_{req}, \alpha_{req}) \right) \right) \quad (\text{A.16})$$

Gevers en déduit le modèle de changement d'illuminant suivant :

$$C^k(P_{cand}) = \text{coef}_{11}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \cdot C^k(P_{req}) + \text{coef}_{12}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}), \quad (\text{A.17})$$

avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{coef}_{f11}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) = \frac{m_{diff}(\theta_{cand}) \cdot E(P_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req}) \cdot E(P_{req})} \\ \text{coef}_{f12}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) = F_{spec}(P_{req}) \cdot E(P_{cand}) \cdot i_{RVB} \\ \quad \left( (m_{spec}(\theta_{cand}, \alpha_{cand}) - \frac{m_{diff}(\theta_{cand})}{m_{diff}(\theta_{req})} \cdot m_{spec}(\theta_{req}, \alpha_{req})) \right) \end{array} \right. \quad (\text{A.18})$$

Ainsi, le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  se fait grâce à deux matrices  $\mathbf{M}_{11}$  et  $\mathbf{M}_{12}$  :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_{11}\mathbf{C}(P_{req}) + \mathbf{M}_{12} \quad (\text{A.19})$$

avec

$$\mathbf{M}_{11} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{f11}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{f11}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{f11}(\theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \end{pmatrix} \quad (\text{A.20})$$

et

$$\mathbf{M}_{12} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{f12}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \\ \text{coef}_{f12}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \\ \text{coef}_{f12}(\alpha_{req}, \alpha_{cand}, \theta_{req}, \theta_{cand}, P_{req}, P_{cand}) \end{pmatrix}. \quad (\text{A.21})$$

## A.2.2 Modèle 2

Finlayson propose un modèle basée sur les 3 hypothèses suivantes [FH01] :

- Modèle Lambertien de formation de la couleur : équation (A.2).
- Bandes-passantes des capteurs étroites : équation (A.5).
- Modèle d'illuminant basé sur l'équation de Planck : équation (A.8).

Étant donné que le modèle d'illuminant de Planck fait intervenir la fonction exponentielle, Finlayson propose de calculer le logarithme népérien des composantes des pixels pour aboutir à son modèle. Ainsi, le logarithme népérien des composantes couleur du pixel  $P_{req}$ ,  $\ln(C^k(P_{req}))$ ,  $k = R, V, B$ , est exprimé par :

$$\ln(C^k(P_{req})) = \ln(E_{FIN}(P_{req})) + \ln\left(\frac{\beta(P_{req}, \lambda_k)k(\lambda_k)c_1}{\lambda^5 \exp}\right) - \frac{c_2}{T_{FIN}(P_{req})\lambda_k}. \quad (\text{A.22})$$

De la même manière, le logarithme népérien des composantes couleur  $\ln(C^k(P_{cand}))$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{cand}$  sont exprimées par :

$$\ln(C^k(P_{cand})) = \ln(E_{FIN}(P_{cand})) + \ln\left(\frac{\beta(P_{req}, \lambda_k)k(\lambda_k)c_1}{\lambda^5 \exp}\right) - \frac{c_2}{T_{FIN}(P_{cand})\lambda_k}. \quad (\text{A.23})$$

Des équations (A.22) et (A.23), Finlayson déduit :

$$\ln(C^k(P_{cand})) = \ln(C^k(P_{req})) - \ln\left(\frac{E_{FIN}(P_{req})}{E_{FIN}(P_{cand})}\right) + \frac{1}{\lambda_k} \left( \frac{c_2}{T_{FIN}(P_{req})} - \frac{c_2}{T_{FIN}(P_{cand})} \right). \quad (\text{A.24})$$

D'où le modèle de changement d'illuminant :

$$\ln(C^k(P_{cand})) = \ln(C^k(P_{req})) + \text{coef}_{21}(P_{req}, P_{cand}) + \frac{\text{coef}_{22}(P_{req}, P_{cand})}{\lambda_k}, \quad (\text{A.25})$$

avec :

$$\begin{cases} \text{coef}_{21}(P_{req}, P_{cand}) = \ln\left(\frac{E_{FIN}(P_{cand})}{E_{FIN}(P_{req})}\right) \\ \text{coef}_{22}(P_{req}, P_{cand}) = \frac{c_2}{T_{FIN}(P_{req})} - \frac{c_2}{T_{FIN}(P_{cand})} \end{cases} \quad (\text{A.26})$$

Ainsi, le passage du point-couleur  $\mathbf{C}_{\text{In}}(P_{cand}) = (\ln(C^R(P_{cand})), \ln(C^V(P_{cand})), \ln(C^B(P_{cand})))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}_{\text{In}}(P_{req}) = (\ln(C^R(P_{req})), \ln(C^V(P_{req})), \ln(C^B(P_{req})))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  est exprimé par :

$$\mathbf{C}_{\text{In}}(P_{cand}) = \begin{pmatrix} \text{coef}_{21}(P_{req}, P_{cand}) + \frac{\text{coef}_{22}(P_{req}, P_{cand})}{\lambda_R} \\ \text{coef}_{21}(P_{req}, P_{cand}) + \frac{\text{coef}_{22}(P_{req}, P_{cand})}{\lambda_V} \\ \text{coef}_{21}(P_{req}, P_{cand}) + \frac{\text{coef}_{22}(P_{req}, P_{cand})}{\lambda_B} \end{pmatrix} + \mathbf{C}_{\text{In}}(P_{req}). \quad (\text{A.27})$$

Nous remarquons que le passage d'un point-couleur à un autre dépend, non seulement de deux coefficients liés aux pixels-objet  $P_{req}$  et  $P_{cand}$ , mais aussi des longueurs d'onde  $\lambda_R$ ,  $\lambda_V$  et  $\lambda_B$  qui sont des caractéristiques intrinsèques de la caméra.

### A.2.3 Modèle 3

Gevers qui a beaucoup travaillé sur la problématique des effets de changements d'éclairage sur les couleurs propose un autre modèle basé sur les 3 hypothèses suivantes [GS99a] :

- Modèle Lambertien de formation de la couleur : équation (A.2).
- Bandes-passantes des capteurs étroites : équation (A.5).
- Modèle d'illuminant basé sur une décomposition en deux termes : équation (A.9).

Ainsi, les composantes couleur  $C^k(P_{req})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{req}$  sont estimées par :

$$\begin{aligned} C^k(P_{req}) &= \int_{\lambda} \beta(P_{req}, \lambda) \cdot E(P_{req}, \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda \\ &= \beta(P_{req}, \lambda_k) \cdot d_{GEV}(P_{req}) \cdot E_{GEV}[\mathbf{I}_{req}](\lambda_k) \cdot k(\lambda_k). \end{aligned} \quad (\text{A.28})$$

De la même manière, les composantes  $C^k(P_{cand})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{cand}$  sont estimées par :

$$C^k(P_{cand}) = \beta(P_{cand}, \lambda_k) \cdot d_{GEV}(P_{cand}) \cdot E_{GEV}[\mathbf{I}_{cand}](\lambda_k) \cdot k(\lambda_k). \quad (\text{A.29})$$

Des équations (A.28) et (A.29), nous en déduisons :

$$C^k(P_{cand}) = \frac{d_{GEV}(P_{cand})}{d_{GEV}(P_{req})} \frac{E_{GEV}[\mathbf{I}_{cand}](\lambda_k)}{E_{GEV}[\mathbf{I}_{req}](\lambda_k)} C^k(P_{req}). \quad (\text{A.30})$$

Et le modèle de changement d'illuminant qui découle :

$$C^k(P_{cand}) = \text{coef}_{31}(P_{req}, P_{cand}) \cdot \text{coef}_{32}(k) \cdot C^k(P_{req}), \quad (\text{A.31})$$

avec :

$$\begin{cases} \text{coef}_{31}(P_{req}, P_{cand}) = \frac{d_{GEV}(P_{cand})}{d_{GEV}(P_{req})} \\ \text{coef}_{32}(k) = \frac{E_{GEV}[\mathbf{I}_{cand}](\lambda_k)}{E_{GEV}[\mathbf{I}_{req}](\lambda_k)} \end{cases} \quad (\text{A.32})$$

Ainsi, le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  se fait grâce à une matrice diagonale :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_3 \mathbf{C}(P_{req}) \quad (\text{A.33})$$

avec

$$\mathbf{M}_3 = \begin{pmatrix} \text{coef}_{31}(P_{req}, P_{cand})\text{coef}_{32}(R) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{31}(P_{req}, P_{cand})\text{coef}_{32}(V) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{31}(P_{req}, P_{cand})\text{coef}_{32}(B) \end{pmatrix}. \quad (\text{A.34})$$

De la même manière que tous les autres modèles de changement d'illuminant dont la transformation est basée sur une seule matrice diagonale, ce modèle est appelé **modèle diagonal** de changement d'illuminant [FDF94]. Tous ces modèles diagonaux varient de l'un à l'autre par la valeur des termes de la matrice diagonale.

## A.2.4 Modèle 4

Funt propose un modèle diagonal de changement d'illuminant basé sur les trois hypothèses suivantes [FF95] :

- Modèle Lambertien de formation de la couleur : équation (A.2).
- Bandes-passantes des capteurs étroites : équation (A.5).
- Illuminant constant sur un voisinage 3x3 : équation (A.10).

Ainsi, les composantes couleur  $C^k(P_{req})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{req}$  sont estimées par :

$$\begin{aligned} C^k(P_{req}) &= \int_{\lambda} \beta(P_{req}, \lambda) \cdot E(V_{3X3}(P_{req}), \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda \\ &= \beta(P_{req}, \lambda_k) \cdot E(V_{3X3}(P_{req}), \lambda_k) \cdot k(\lambda_k). \end{aligned} \quad (\text{A.35})$$

De la même manière, les composantes  $C^k(P_{cand})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{cand}$  sont estimées par :

$$C^k(P_{cand}) = \beta(P_{cand}, \lambda_k) \cdot E(V_{3X3}(P_{cand}), \lambda_k) \cdot k(\lambda_k). \quad (\text{A.36})$$

Des équations (A.35) et (A.36), nous en déduisons :

$$C^k(P_{cand}) = \frac{E(V_{3X3}(P_{cand}), \lambda_k)}{E(V_{3X3}(P_{req}), \lambda_k)} C^k(P_{req}). \quad (\text{A.37})$$

Et le modèle de changement d'illuminant qui découle :

$$C^k(P_{cand}) = \text{coef}_4(V_{3X3}(P_{req}), V_{3X3}(P_{cand}), k) \cdot C^k(P_{req}), \quad (\text{A.38})$$



avec :

$$coef_4(V_{3X3}(P_{req}), V_{3X3}(P_{cand}), k) = \frac{E(V_{3X3}(P_{cand}), \lambda_k)}{E(V_{3X3}(P_{req}), \lambda_k)} \quad (\text{A.39})$$

Ainsi, le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  se fait grâce à une matrice diagonale :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_4 \mathbf{C}(P_{req}) \quad (\text{A.40})$$

avec

$$\mathbf{M}_4 = \begin{pmatrix} coef_4(V_{3X3}(P_{req}), V_{3X3}(P_{cand}), R) & 0 & 0 \\ 0 & coef_4(V_{3X3}(P_{req}), V_{3X3}(P_{cand}), V) & 0 \\ 0 & 0 & coef_4(V_{3X3}(P_{req}), V_{3X3}(P_{cand}), B) \end{pmatrix}. \quad (\text{A.41})$$

## A.2.5 Modèle 5

Le modèle diagonal suivant est largement utilisé dans la littérature [Bar99, Buc80, GJT88]. Introduit par Buchsbaum [Buc80], ce modèle est basé sur les hypothèses suivantes :

- Modèle Lambertien de formation de la couleur : équation (A.2).
- Bandes-passantes des capteurs étroites : équation (A.5).
- Illuminant constant sur un objet : équation (A.11).

Ainsi, les composantes couleur  $C^k(P_{req})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{req}$  sont estimées par :

$$\begin{aligned} C^k(P_{req}) &= \int_{\lambda} \beta(P_{req}, \lambda) \cdot E[\mathbf{I}_{req}](\lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda \\ &= \beta(P_{req}, \lambda_k) \cdot E[\mathbf{I}_{req}](\lambda_k) \cdot k(\lambda_k). \end{aligned} \quad (\text{A.42})$$

De la même manière, les composantes  $C^k(P_{cand})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{cand}$  sont estimées par :

$$C^k(P_{cand}) = \beta(P_{cand}, \lambda_k) \cdot E[\mathbf{I}_{cand}](\lambda_k) \cdot k(\lambda_k). \quad (\text{A.43})$$

Des équations (A.42) et (A.43), nous en déduisons :

$$C^k(P_{cand}) = \frac{E[\mathbf{I}_{cand}](\lambda_k)}{E[\mathbf{I}_{req}](\lambda_k)} C^k(P_{req}). \quad (\text{A.44})$$

Et le modèle de changement d'illuminant qui découle :

$$C^k(P_{cand}) = coef_5(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, k) \cdot C^k(P_{req}), \quad (\text{A.45})$$

avec :

$$coef_5(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, k) = \frac{E[\mathbf{I}_{cand}](\lambda_k)}{E[\mathbf{I}_{req}](\lambda_k)} \quad (\text{A.46})$$

Ainsi, le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  se fait grâce à une matrice diagonale :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \begin{pmatrix} \text{coef}_5(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, R) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_4(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, V) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_4(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, B) \end{pmatrix} \mathbf{C}(P_{req}). \quad (\text{A.47})$$

## A.2.6 Modèle 6

Gevers propose un autre modèle de changement d'illuminant basé sur les 2 hypothèses suivantes [GS00] :

- Modèle Lambertien de formation de la couleur : équation (A.2).
- Illuminant blanc : équation (A.12).

Ainsi, les composantes  $C^k(P_{req})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{req}$  deviennent :

$$C^k(P_{req}) = E(P_{req}) \int_{\lambda} \beta(P_{req}, \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda. \quad (\text{A.48})$$

De la même manière, les composantes  $C^k(P_{cand})$ ,  $k = R, V, B$ , du pixel  $P_{cand}$  sont estimées par :

$$C^k(P_{cand}) = E(P_{cand}) \int_{\lambda} \beta(P_{cand}, \lambda) \cdot k(\lambda) d\lambda. \quad (\text{A.49})$$

Des équations (A.48) et (A.49), nous en déduisons :

$$C^k(P_{cand}) = \frac{E(P_{cand})}{E(P_{req})} C^k(P_{req}). \quad (\text{A.50})$$

Et le modèle de changement d'illuminant résultant est alors :

$$C^k(P_{cand}) = \text{coef}_6(P_{req}, P_{cand}) \cdot C^k(P_{req}). \quad (\text{A.51})$$

avec :

$$\text{coef}_6(P_{req}, P_{cand}) = \frac{E(P_{cand})}{E(P_{req})}. \quad (\text{A.52})$$

Ainsi, le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  se fait grâce à une matrice diagonale :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \begin{pmatrix} \text{coef}_6(P_{req}, P_{cand}) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_6(P_{req}, P_{cand}) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_6(P_{req}, P_{cand}) \end{pmatrix} \mathbf{C}(P_{req}). \quad (\text{A.53})$$

### A.2.7 Modèle 7

Gouet se base sur un modèle de changement d'illuminant [GM02] dont l'origine ne repose sur aucune hypothèse théorique mais plutôt sur des tests expérimentaux [Gro00]. Gros propose en effet que le passage du point-couleur  $\mathbf{C}(P_{cand}) = (C^R(P_{cand}), C^V(P_{cand}), C^B(P_{cand}))^T$  associé au pixel  $P_{cand}$  au point-couleur  $\mathbf{C}(P_{req}) = (C^R(P_{req}), C^V(P_{req}), C^B(P_{req}))^T$  associé au pixel  $P_{req}$  soit basé sur deux matrices :

$$\mathbf{C}(P_{cand}) = \mathbf{M}_{71}\mathbf{C}(P_{req}) + \mathbf{M}_{72}, \quad (\text{A.54})$$

avec

$$\mathbf{M}_{71} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{71}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, R) & 0 & 0 \\ 0 & \text{coef}_{71}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, V) & 0 \\ 0 & 0 & \text{coef}_{71}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, B) \end{pmatrix} \quad (\text{A.55})$$

et

$$\mathbf{M}_{72} = \begin{pmatrix} \text{coef}_{72}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, R) \\ \text{coef}_{72}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, V) \\ \text{coef}_{72}(\mathbf{I}_{req}, \mathbf{I}_{cand}, B) \end{pmatrix} \quad (\text{A.56})$$

## A.3 Conditions de validité des modèles de changement d'illuminant

Nous avons présenté sept modèles de changement d'illuminant qui estiment les effets de changement d'illuminant sur les composantes couleur des pixels d'images similaires. Ces modèles sont basés sur des hypothèses plus ou moins restrictives qui leur procurent une validité dans des conditions particulières.

Ainsi, les modèles basés sur l'hypothèse d'un illuminant blanc ne pourront être appliqués dans le cas d'un changement de température de l'illuminant entre les acquisitions des images requête et candidate. En revanche, tous ces modèles sont adaptés à un changement d'intensité d'illuminant.

De même, le modèle Lambertien de formation de la couleur négligeant totalement la réflexion spéculaire des matériaux, les modèles de changement d'illuminant basés sur cette hypothèse perdront de leur validité en cas de présence de reflets dans une image, conséquence des propriétés de réflexion spéculaire des matériaux. Le tableau A.1 résume ces caractéristiques.

| Modèles de changement d'illuminant | Changement d'intensité de l'illuminant | Changement de température de l'illuminant | Présence de reflets dans l'image |
|------------------------------------|--|---|----------------------------------|
| Modèle 1 (page 158)                | ✓                                      |   | ✓                                |
| Modèle 2 (page 159)                | ✓                                      | ✓   |                                  |
| Modèle 3 (page 160)                | ✓                                      | ✓   |                                  |
| Modèle 4 (page 161)                | ✓                                      | ✓   |                                  |
| Modèle 5 (page 162)                | ✓                                      | ✓   |                                  |
| Modèle 6 (page 162)                | ✓                                      |   |                                  |
| Modèle 7 (page 163)                | ✓                                      | ✓   |                                  |

**Tableau A.1** : Conditions de validité des 7 modèles de changement d'illuminant. ✓ signifie que le modèle est valide.

# Annexe B

## Les applications

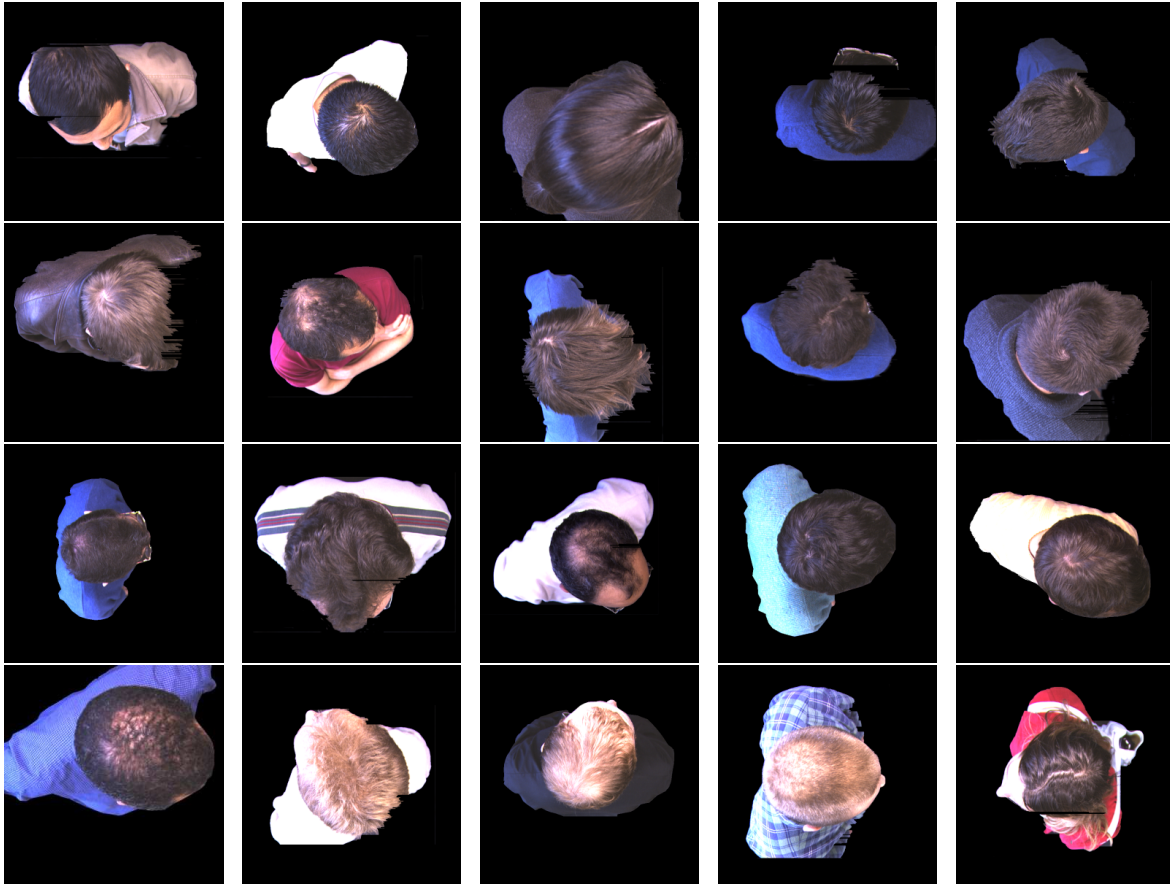
Nous avons utilisé notre démarche dans le cadre de deux applications qui requièrent un système de reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé. Comme ces applications ont été mises en oeuvre au début de nos travaux, les transformations de signatures couleur en signatures adaptées sont plus simples que celles présentées dans ce mémoire.

### B.1 Reconnaissance de personnes

La première application s'intègre dans le cadre de l'analyse de la fréquentation et la surveillance de sites sensibles comme des aéroports, des stations de transport public, des supermarchés ou des locaux dans des entreprises. Dans ce contexte, il est nécessaire de déterminer les accès empruntés par chaque personne entre le moment où elle pénètre dans le site surveillé et le moment où elle le quitte. Pour cela, des caméras sont installées aux entrées et sorties de manière à acquérir des images de personnes observées selon une vue de dessus lorsqu'elles se déplacent dans les champs d'observation des caméras. Des pré-traitements sont appliqués aux séquences d'images acquises de telle sorte qu'une personne qui entre dans le site ou le quitte, soit représentée par une seule image-clé. Chaque image-clé contient une seule personne et la position de cette personne est différente dans les différentes images-clé qui la représentent quand elle passe sous les différentes caméras (cf. image de la figure B.1). Le fond de chaque image a été extrait afin de ne considérer que les pixels qui représentent la personne. Il s'agit de reconnaître la personne quittant le site surveillé en comparant son image avec toutes celles des personnes qui y sont entrées et qui n'en sont pas encore sorties.

Comme il est difficile de contrôler les conditions d'éclairage à toutes les entrées et sorties des sites surveillés, les images qui représentent la même personne ne sont pas toujours acquises sous les mêmes éclairages (cf. figure B.2).

Dans ce contexte, le problème de reconnaissance de personnes peut être considéré comme



**Figure B.1 :** Images couleur de 20 personnes différentes acquises sous le même éclairage.



**Figure B.2 :** Images d'une même personne sous trois illuminants différents. Ces images sont similaires.

un problème de reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé. L'image de la personne qui quitte le site constitue l'image requête qui doit être comparée à toutes les images candidates qui sont les images des personnes qui se trouvent encore dans le site.

Dans le cadre de cette application, nous utilisons l'intersection d'histogrammes adaptés pour comparer les images de personnes. L'adaptation proposée dans les articles déjà publiés sur ce sujet [MMP02, MMPK02] est plus simple que celle présentée dans ce mémoire puisqu'elle est basée sur le modèle diagonal de changement d'illuminant du chapitre 3 proposé par Funt (cf. équation 3.10). Ainsi, par une transformation linéaire, nous transformons le couple d'histo-

grammes couleur en un couple d'histogrammes adaptés.

Le couple d'histogrammes monodimensionnels adaptés ( $H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], H_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) est déterminé à partir du couple d'histogrammes monodimensionnels ( $H^k[\mathbf{I}_{req}], H^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ) à l'aide du couple de tables de correspondance monodimensionnelles ( $LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}], LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}]$ ), tel que :

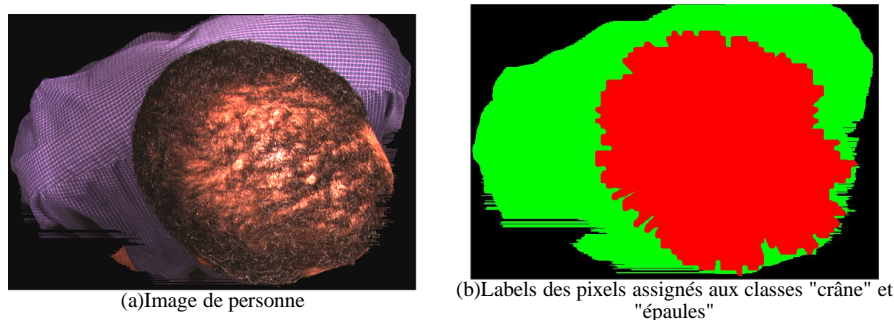
$$LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{req}](l) = l, \quad l = 0, \dots, (L - 1), \quad (\text{B.1})$$

et

$$LUT_{req,cand}^k[\mathbf{I}_{cand}](l) = \text{int} \left( l \cdot \frac{\text{moyenne}^k[\mathbf{I}_{req}]}{\text{moyenne}^k[\mathbf{I}_{cand}]} \right), \quad l = 0, \dots, (L - 1), \quad (\text{B.2})$$

où  $\text{moyenne}^k[\mathbf{I}]$  est la moyenne des niveaux de la composante  $k$  des pixels de l'image  $\mathbf{I}$  et  $L$  est le nombre de niveaux utilisés pour quantifier chaque composante couleur. Dans les équations (B.1) et (B.2), seul l'histogramme candidat est transformé pour être adapté à l'histogramme requête qui n'est pas modifié.

Par ailleurs, nous proposons de calculer deux histogrammes distincts pour caractériser chaque image de personne, l'un prenant en compte les pixels qui représentent le crâne de la personne et l'autre les pixels qui représentent ses épaules. Pour ce faire, nous appliquons une classification préalable des pixels de chaque image en deux classes "crâne" et "épaules". Le critère de classification est une mesure locale de texture dépendant de la norme d'un gradient couleur dans le voisinage 3x3 du pixel considéré [Zen86]. Nous supposons que le crâne de la personne constitue une région plus texturée que celles qui représentent les épaules (cf. figure B.3).



**Figure B.3 :** Classification des pixels en deux classes "crâne" et "épaules".

Un couple d'images couleur requête-candidate donne ainsi naissance à deux couples d'histogrammes couleur : le couple d'histogrammes requête-candidat qui caractérisent les crânes et le couple d'histogrammes requête-candidat qui caractérisent les épaules. Chaque couple est considéré indépendamment de manière à le transformer en un couple d'histogrammes adaptés. La comparaison entre deux images s'effectue par la somme de l'intersection des histogrammes adaptés "crâne" et de l'intersection des histogrammes adaptés "épaules".

La base d'images avec laquelle nous avons testé notre procédure est constituée de 60 images de personnes. Chaque image représente une personne parmi 20 éclairée par l'un des 3 illuminants disponibles. Pour chaque recherche d'images, l'image acquise avec un illuminant, appelé illuminant requête, est considérée comme étant l'image requête et les images acquises avec l'un des deux autres illuminants, appelé illuminant candidat, sont considérées comme étant les images candidates. Ainsi, il y a  $3 \times 2$  couples d'illuminants requête-candidat différents. La recherche d'images est répétée pour chacune des 20 personnes. Finalement, 120 recherches sont réalisées ( $20 \text{ personnes} \times 3 \times 2 \text{ couples d'illuminants}$ ).

L'AMP obtenu par l'intersection d'histogrammes adaptés sur cette base d'images est de 94,74 alors que ceux obtenus par les intersections d'histogrammes invariants proposés par Funt [FF95] et Gevers [GS99a] atteignent respectivement 70, 78 et 72, 54. Ces résultats montrent l'intérêt de transformer chaque couple d'histogrammes de manière adaptée à chaque couple d'images à comparer.

## B.2 Identification de véhicules

Dans le cadre d'une deuxième application, notre travail s'intègre dans un système multi-caméras de suivi de véhicules sur un réseau autoroutier [MMMP03a, MMMP03b] utilisé pour la surveillance visuelle du trafic et plus particulièrement la détermination des temps de trajet entre une entrée et une sortie d'autoroute, l'analyse des flux entre une origine et une destination et la détection automatique d'accidents. Le système multi-caméras dédié à cette surveillance visuelle du trafic est constitué de plusieurs systèmes de vision mono-caméra qui sont répartis le long de l'autoroute.

Des contraintes économiques limitent le nombre de systèmes installés le long de l'autoroute de telle sorte que les scènes observées par les caméras sont séparées par des zones non observées car il ne peut y avoir chevauchement entre les champs de vision.

Chaque système de vision analyse les images couleur acquises par sa propre caméra et doit identifier les véhicules qui circulent dans son champ de vision afin de les suivre au travers du réseau multi-caméras constitué par tous les systèmes de vision installés.

Afin d'identifier les véhicules qui circulent dans le champ de vision de sa caméra, chaque système de vision les détecte par un traitement spécifique bas-niveau des séquences d'images. Lorsqu'un véhicule est détecté, le système construit une "image de véhicule détecté" (cf. figure B.4), c'est à dire une image qui ne contient que le véhicule détecté après élimination des pixels qui constituent le fond de l'image brute acquise. Pour identifier le véhicule détecté, le système de vision compare son image avec les "images de véhicules attendus", c'est à dire les "images de véhicules détectés" qui ont été construites par les systèmes de vision qui se situent en amont de ce système dans le réseau autoroutier. Pour chaque système de vision, il s'agit donc

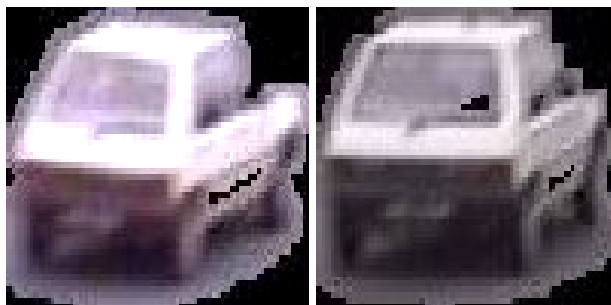


de retrouver, parmi les images des véhicules attendus, celle qui représente le même véhicule que celui représenté par l'"image du véhicule détecté".



**Figure B.4 :** 20 "images de véhicules détectés" acquises par une même caméra.

Comme pour l'application précédente, les conditions d'éclairage ne peuvent pas être contrôlées. Les images qui représentent un même véhicule sont donc acquises sous des éclairages différents (cf. figure B.5).



**Figure B.5 :** Images d'un même véhicule acquises sous deux illuminants différents.

Dans ce contexte, le problème d'identification posé à chaque système de vision peut être assimilé à une reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé.

Dans le cadre de cette application, nous avons proposé de comparer les images des véhicules par l'intersection entre des signatures adaptées. La transformation d'une signature couleur en signature adaptée est la même transformation linéaire que celle présentée pour la comparaison d'images de personnes (cf. équations (B.1) et (B.2)).

La base d'images avec laquelle nous avons testé notre procédure est constituée de 40 images de véhicules. Au total 20 véhicules ont été observés et chaque véhicule est représenté par deux images acquises par différentes caméras et sous des conditions d'éclairage non contrôlé. Pour chaque recherche d'images, l'image acquise par une caméra sous un illuminant, appelé conditions d'acquisition requêtes, est considérée comme étant l'image requête et les images acquises avec l'autre caméra sous un autre illuminant, appelé conditions d'acquisition candidates, sont considérées comme étant les images candidates. Ainsi, il y a 2 couples de conditions d'acquisition requêtes-candidates différents. La recherche d'images est répétée pour chacun des 20 véhicules. Finalement, 40 recherches sont effectuées (20 véhicules  $\times$  2 couples de conditions d'acquisition).

Le taux d'identification de véhicules obtenu par l'intersection d'histogrammes adaptés sur cette base d'images est de 50% alors que celui obtenu par l'intersection d'histogrammes invariants basés sur la normalisation du greyworld est de 35%. Le taux d'identification de véhicules obtenu par la somme des intersections des matrices de co-occurrences adaptées sur cette base d'images atteint 75%. Le taux de reconnaissance n'atteint pas une valeur élevée à cause de la mauvaise qualité des images acquises, en termes de représentation des couleurs et résolution spatiale.

Ces tests montrent l'intérêt des signatures adaptées dans le cadre de l'identification de véhicules circulant sur une autoroute.

### **B.3 Conclusion**

Dans cette annexe, nous avons présenté l'intégration de nos approches à des applications telles que la reconnaissance de personnes et l'identification de véhicules. La supériorité des résultats obtenus par notre procédure sur ceux obtenus par des histogrammes invariants dans le cadre de ces applications montre une nouvelle fois l'intérêt de transformer chaque couple de signatures couleur en un couple de signatures adaptées au couple d'images considérées.

# Bibliographie

- [Bar99] K. Barnard. *Practical colour constancy*. PhD thesis, Simon Fraser University, School of Computing, 1999.
- [Bez81] J. Bezdeck. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Plenum Press Ed., New-York, 1981.
- [BMCF02] K. Barnard, L. Martin, A. Coath et B. Funt. "A comparison of computational color constancy algorithms. II. Experiments with image data". *IEEE Trans. on Image Processing*, 11(9) :985–996, 2002.
- [Bru02] L. Brun. *Traitement d'images couleur et pyramides combinatoires*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Reims, 2002.
- [BS87] P. Beckmann et A. Spizzichino. *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces. A Survey of methods for colour image indexing and retrieval in image databases*. Artech House Inc, 2<sup>nd</sup> edition, 1987.
- [Buc80] G. Buchsbaum. "A spatial processor model for object colour perception". *Jour. of the Franklin Institute*, 310 :1–26, 1980.
- [CC01] Y. Chan et C. Chang. "Image matching using run-length feature". *Pattern Recognition Letters*, 22 :447–455, 2001.
- [CC04] Y. Chan et C. Chen. "Image retrieval system based on color-complexity and color-spatial features". *The Jour. of Systems and Software*, 71 :65–70, 2004.
- [CCL<sup>+</sup>01] L. Cinque, G. Ciocca, S. Levialdi, A. Pellicano et R. Schettini. "Color-based image retrieval using spatial-chromatic histograms". *Image and Vision Computing*, 19 :979–986, 2001.
- [Chi01] V. Chitkara. *Color-based image retrieval using compact binary signatures*. Master's thesis, Dept. of Computing Science, University of Alberta, Canada, 2001.
- [CJSW01] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun et J. Wang. "Color image segmentation : advances and projects". *Pattern Recognition*, 34(12) :2259–2281, 2001.
- [CMR<sup>+</sup>01] G. Ciocca, D. Marini, A. Rizzi, R. Schettini et S. Zuffi. "On pre-filtering with retinex in color image retrieval". In *Procs. of the SPIE Conf. on Internet Imaging II*, volume 4311, pages 140–147, 2001.
- [Ebn04] M. Ebner. "A parallel algorithm for color constancy". *Jour. of Parallel and Distributed Computing*, 64(1) :79–88, 2004.
- [FBM98] B. Funt, K. Barnard et L. Martin. "Is machine colour constancy good enough ?". In *Procs. of the 5<sup>th</sup> European Conf. on Computer Vision*, pages 445–459, 1998.
- [FCB96] B. Funt, V. Cardei et K. Barnard. "Learning color constancy". In *Procs. of the IS&T/SID 4<sup>th</sup> Color Imaging Conf.*, pages 58–60, 1996.
- [FCB99] B. Funt, V. C. Cardei et K. Barnard. "Method of estimating chromaticity of illumination using neural networks". In *United States Patent*, volume 5,907,629, USA, 1999.
- [FCF95] G. Finlayson, S. Chatterjee et B. Funt. "Color angle invariants for object recognition". In *Procs. of the 3<sup>rd</sup> IS&T/SID Color Imaging Conf.*, pages 44–47, 1995.
- [FCM00] B. Funt, F. Ciurea et J. McCann. "Retinex in Matlab". In *Procs. of the 8<sup>th</sup> Color Imaging Conf.*, pages 112–121, Scottsdale, USA, 2000.
- [FDF94] G. Finlayson, M. Drew et B. Funt. "Color constancy : Generalized diagonal transforms suffice". *Jour. of the Optical Society of America*, 11 (A) :3011–3020, 1994.

- [FF95] B. Funt et G. Finlayson. "Color constant color indexing". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(5) :522–529, 1995.
- [FH01] G. Finlayson et S. Hordley. "Colour constancy at a pixel". *Jour. of the Optical Society of America*, 18(2) :253–264, 2001.
- [FHH01] G. Finlayson, S. Hordley et 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.
- [FHH02] G. Finlayson, S. Hordley et P. Hubel. "Illuminant estimation for object recognition". *Color Research and Application*, 27(4) :260–270, 2002.
- [FHST03] G. Finlayson, S. Hordley, G. Schaefer et G. Tian. "Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation". In *Procs. of the 9<sup>th</sup> IS&T/SID Color Imaging Conf.*, pages 205–211, Scottsdale, USA, 2003.
- [FHST05] G. Finlayson, S. Hordley, G. Schaefer et G. Y. Tian. "Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation". *Pattern Recognition*, 38 :179–190, 2005.
- [Fin96] G. Finlayson. "Color in perspective". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18 :1034–1038, 1996.
- [FLdIBC01] J. Fuertes, M. Lucena, N. P. de la Blanca et J. Chamorro-Martinez. "A scheme of colour image retrieval from databases". *Pattern Recognition Letters*, 22 :323–337, 2001.
- [For90] D. Forsyth. "A novel algorithm for color constancy". *Int. Jour. of Computer Vision*, 5 :5–36, 1990.
- [FS01] G. Finlayson et G. Schaefer. "Colour indexing across devices and viewing conditions". In *Procs. of the 2<sup>nd</sup> Int. Workshop on Content-based MultiMedia Indexing*, pages 215–221, Brescia, Italy, 2001.
- [FSC98] G. Finlayson, B. Schiele et J. Crowley. "Comprehensive colour image normalization". *Lecture Notes in Computer Science*, 1406 :475–490, 1998.
- [GJT88] R. Gershon, A. D. Jepson et J. K. Tsotsos. "From [r,g,b] to surface reflectance : computing color constant descriptors in images". *Perception*, pages 755–758, 1988.
- [GM02] V. Gouet et P. Montesinos. "Normalisation des images en couleur face aux changements d'illumination". Dans *Actes du 13<sup>ème</sup> Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, pages 415–424, Angers (France, 2002).
- [Gro00] P. Gros. "Color illumination models for image matching and indexing". In *Procs. of the 15<sup>th</sup> Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 3, pages 576–579, Barcelona, Spain, 2000.
- [GS96] T. Gevers et A. Smeulders. "A comparative study of several color models for color image invariant retrieval". In *Procs. of the 1<sup>st</sup> Int. Workshop on Image Databases & Multimedia Search*, pages 17–27, Amsterdam, Netherlands, 1996.
- [GS99a] T. Gevers et A. Smeulders. "Color-based object recognition". *Pattern Recognition*, 32 :453–464, 1999.
- [GS99b] T. Gevers et A. Smeulders. "Content-based image retrieval by viewpoint-invariant color indexing". *Image and Vision Computing*, 17 :475–488, 1999.
- [GS00] T. Gevers et A. Smeulders. "Pictoseek : combining color and shape invariant features for image retrieval". *IEEE Trans. on Image Processing*, 9(1) :102–119, 2000.
- [HGN04] E. Hadjidemetriou, M. Grossberg et S. K. Nayar. "Multiresolution histograms and their use for recognition". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(7), 2004.
- [HKM<sup>+</sup>97] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W. Zhu et R. Zabih. "Image indexing using color correlogram". *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 762–768, 1997.
- [HKMZ98] J. Huang, S. Kumar, M. Mitra et W.-J. Zhu. "Spatial color indexing and applications". In *Procs. of the 6<sup>th</sup> Int. Conf. on Computer Vision*, pages 602–607, 1998.

- [HM02] J. Han et K.-K. Ma. "Fuzzy color histogram and its use in color image retrieval". *IEEE Trans. on Image Processing*, 11(8) :944–952, 2002.
- [HSE<sup>+</sup>95] J. Hafner, H. Sawhney, W. Esquitz, M. Flickner et W. Niblack. "Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17 :729–736, 1995.
- [Iok89] M. Ioka. *A method of defining the similarity of images on the basis of color information*. Technical report rt-0030, IBM Tokyo Research Lab, 1989.
- [KMK00a] D. Koubaroulis, J. Matas et J. Kittler. "Illumination invariant object recognition using the MNS method". In *Procs. of the 10<sup>th</sup> European Signal Processing Conf.*, pages 2173–2176, Tampere University of Technology, Finland, september 2000.
- [KMK00b] D. Koubaroulis, J. Matas et J. Kittler. "The multimodal signature method : An efficiency and sensitivity study". In *Procs. of the 15<sup>th</sup> Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 3, pages 379–382, Los Alamitos, USA, September 2000. IEEE Computer Soc Press.
- [Kno99] K. Knoblauch. "Mécanismes de l'apparence des couleurs". *Ecole d'été couleur, Saint-Etienne(France)*, septembre 1999.
- [Kow90] P. Kowaliski. *Vision et mesure de la couleur*. Masson, 2<sup>nd</sup>e édition, 1990.
- [Kri02] J. V. Kries. *Adaptation chromatique*. Festschrift der albrecht-ludwig-universität, Fribourg, 1902.
- [Lan77] E. Land. "The retinex theory of color constancy". *Scientific American*, pages 108–129, 1977.
- [LHG04] P. Lambert, N. Hervey et H. Greçu. "Image retrieval using spatial chromatic histograms". Dans *Procs. of the 2<sup>nd</sup> European Conf. on Color in Graphics, Image and Vision*, volume 1, pages 343–347, Aachen, Germany, 2004.
- [LKMP04] T. Leclercq, L. Khoudour, L. Macaire et J.-G. Postaire. "Compact color video signature by principal component analysis". Dans *Procs. of the Int. Conf. on Computer Vision and Graphics*, Warsaw, Poland, 2004.
- [LM71] E. Land et J. McCann. "Lightness and retinex theory". *Jour. of the Optical Society of America*, 61 :1–11, 1971.
- [LM00] P. Lambert et L. Macaire. "Filtering and segmentation : the specificity of color images (keynote)". In *Procs. of the Int. Conf. on Color in Graphics and Image Processing*, volume 1, pages 57–64, Saint-Etienne, octobre 2000.
- [Loz98] V. Lozano. *Contribution de l'analyse d'images couleur au traitement des images textile*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, janvier 1998.
- [MKK00] J. Matas, D. Koubaroulis et J. Kittler. "Colour image retrieval and object recognition using the multimodal neighbourhood signature". In *Procs. of the European Conf. on Computer Vision*, pages 48–64, Berlin, Germany, 2000.
- [MM96] B. Manjunath et W. Ma. "Texture features for browsing and retrieval of image data". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8) :837–842, 1996.
- [MMBP03] D. Muselet, L. Macaire, P. Bonnet et J.-G. Postaire. "Reconnaissance d'objets grâce à l'analyse des composantes couleur adaptées au changement d'éclairage entre deux images". Dans *Actes du GRETSI'03 19<sup>ème</sup> Colloque sur le Traitement du Signal et des Images*, volume 3, pages 30–33, Paris, 2003.
- [MMBP04a] D. Muselet, L. Macaire, P. Bonnet et J.-G. Postaire. "Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par analyse d'histogrammes invariants et adaptés". Dans *Actes de CORESA2004 Journées d'études et d'échanges Compression et représentation des signaux audiovisuels*, volume 3, pages 203–206, Villeneuve d'Ascq, France, 2004.
- [MMBP04b] D. Muselet, L. Macaire, P. Bonnet et J.-G. Postaire. "Reconnaissance d'objets sous éclairage non contrôlé par l'intersection entre histogrammes couleur spécifiques". *Traitement du Signal, Numéro spécial sur l'image numérique couleur*, 21(6) :679–698, 2004.

- [MMMP03a] D. Muselet, C. Motamed, L. Macaire et J.-G. Postaire. "Co-occurrence matrices of color feature vectors for multi-camera vehicle identification". In *Procs. of the Conf. on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems ACIVS2003*, pages 22–29, Ghent, Belgium, 2003.
- [MMMP03b] D. Muselet, C. Motamed, L. Macaire et J.-G. Postaire. "Color invariant features for multi-camera vehicle identification". Dans *Procs. of the IMACS Multiconf. Computational Engineering in Systems Applications*, volume 4, pages 232–235, Villeneuve d'Ascq, France, 2003.
- [MMP02] D. Muselet, L. Macaire et J.-G. Postaire. "A new approach for color person image indexing and retrieval". *Machine Graphics & Vision*, 11(2/3) :257–283, 2002.
- [MMPK02] D. Muselet, L. Macaire, J.-G. Postaire et L. Khoudour. "Color invariant for person image indexing". Dans *Procs. of the 1<sup>st</sup> European Conf. on Color in Graphics, Image and Vision*, volume 1, pages 236–240, Poitiers, France, 2002.
- [MMPed] D. Muselet, L. Macaire et J.-G. Postaire. "Color histograms adapted to query-target images for object recognition across illumination changes". *EURASIP Journal on Applied Signal Processing, Special Issue on Advances in Intelligent Vision Systems : Methods and Applications*, 2005. To be published.
- [MRC00] D. Marini, A. Rizzi et L. D. Carli. "Multiresolution retinex : comparison of algorithms". In *Procs. of the Int. Conf. on Color in Graphics and Image Processing*, volume 1, pages 106–110, Saint-Etienne, France, 2000.
- [NA96] C. Nastar et N. Ayache. "Frequency-based non-rigid motion analysis : application to four dimensional medical images". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(11) :1067–1079, 1996.
- [PYL99] I. Park, I. Yun et S. Lee. "Color image retrieval using hybrid graph representation". *Image and Vision Computing*, 17 :465–474, 1999.
- [PZ99] G. Pass et R. Zabih. "Comparing images using joint histograms". *Multimedia Systems*, 7(3) :234–240, 1999.
- [PZM96] G. Pass, R. Zabih et J. Miller. "Comparing images using color coherence vectors". *MultiMedia Systems*, pages 65–73, 1996.
- [Ram00] R. Ramanath. *Interpolation methods for the Bayer color array*. Phd thesis, Faculty of North Carolina State University, 2000.
- [RTG98] Y. Rubner, C. Tomasi et L. Guibas. "A metric for distributions with applications to image databases". In *Procs. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, pages 59–66, Bombay, India, January 1998.
- [Rub99] Y. Rubner. *Perceptual metrics for image database navigation*. PhD thesis, Stanford University, 1999.
- [SB91] M. J. Swain et D. H. Ballard. "Color indexing". *Int. Jour. of Computer Vision*, 7(1) :11–32, 1991.
- [SC96] J. Smith et S. Chang. "Tools and techniques for color image retrieval". In *Procs. of the SPIE Conf. on storage and retrieval for image and video databases IV*, volume 2670, pages 426–437, 1996.
- [Sch97] B. Schiele. *Reconnaissance d'objets utilisant des histogrammes multidimensionnels de champs réceptifs*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1997.
- [SCZ01] R. Schettini, G. Ciocca et S. Zuffi. *Color Imaging Science : Exploiting Digital Media*, Chapitre A Survey of methods for colour image indexing and retrieval in image databases. R. Luo and L. MacDonald, J. Wiley Eds., 2001.
- [Sha85] S. A. Shafer. "Using color to separate reflection components". *Color Research and Application*, 10(4) :210–218, 1985.
- [SMP00] M. Skrzypniak, L. Macaire et J.-G. Postaire. "Indexation d'images de personnes par analyse de matrices de co-occurrences couleur". Dans *Actes de CORESA'00 Journées d'études et d'échanges : Compression et représentation des signaux audiovisuels*, pages 411–418, Poitiers(France), 2000.

- [SO95] M. Stricker et M. Orengo. "Similarity of color images". In *Procs. of the SPIE Conf. on Storage and Retrieval for Image and Video Databases III*, volume 2420, pages 381–392, 1995.
- [TFMB04] A. Tremeau, C. Fernandez-Maloigne et P. Bonton. *Image couleur : de l'acquisition au traitement*. Dunod, Paris, 2004.
- [TW03] S. Tabbone et L. Wendling. "Color and grey level object retrieval using a 3D representation of force histogram". *Image and Vision Computing*, 21(6) :483–495, 2003.
- [Van00] N. Vandenbroucke. *Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés. Application à l'analyse d'images de football*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2000.
- [Wit83] A. Witkin. "Scale-space filtering". In *Procs. of the Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pages 1019–1022, 1983.
- [WPR85] M. Werman, S. Peleg et A. Rosenfeld. "A distance metric for multi-dimensional histograms". *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 32 :328–336, 1985.
- [You07] T. Young. *Lectures on natural philosophy*, volume II. Johnson, London, 1807.
- [Zen86] S. D. Zenzo. "A note on the gradient of multi-image". *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 33 :116–125, 1986.
- [Zuc76] S. Zucker. "Region growing : childhood and adolescence". *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 5 :382–399, 1976.

---

## **RÉSUMÉ en français**

Nos travaux portent sur le problème de la reconnaissance automatique d'objets représentés par des images couleur acquises sous éclairage non contrôlé. L'objectif est de retrouver parmi un ensemble d'images candidates celle qui représente le même objet que celui représenté par l'image requête.

Lorsque les conditions d'éclairage ne sont pas contrôlées, l'approche classique consiste à caractériser chaque image par une signature "invariante" qui soit aussi peu sensible que possible aux variations d'éclairage. Ces signatures sont obtenues par transformation de signatures classiques comme l'histogramme couleur ou les matrices de co-occurrences chromatiques. Les images sont alors comparées par le calcul d'une mesure de similarité entre leurs signatures invariantes. Nous montrons que cette approche ne fournit pas de résultats satisfaisants en termes de reconnaissance d'objets.

Ceci nous amène à proposer une nouvelle stratégie qui consiste à considérer chaque couple d'images à comparer et à construire des signatures couleur "adaptées" à ce couple d'images. Ces signatures adaptées sont élaborées afin que leur mesure de similarité soit plus élevée lorsque les images représentent des objets similaires que lorsqu'elles représentent des objets différents.

La reconnaissance d'objets par la comparaison de signatures couleur adaptées a été validée par des tests sur des bases d'images de référence.

---

## **TITRE en anglais**

Object recognition by analysis of color images acquired under uncontrolled illuminations

---

## **RÉSUMÉ en anglais**

Our work consists in recognizing objects in color images acquired under uncontrolled illumination conditions. The aim is to retrieve the target images which contain the same object as this contained by the query image.

To overcome the problem of illumination changes, the most classical solution for finding similarities between two color images is to compare their so-called invariant signatures. Invariant signatures are assumed to be insensitive to illumination changes. They are derived either from the color histogram or from chromatic co-occurrence matrices and are computed independently for each image. We show that this solution does not provide sufficient object recognition results. The main originality of our approach is to cope with the problem of illumination changes by analyzing each pair of query and target images constructed during the retrieval, instead of considering each image of the database independently from each other.

We propose a new approach which determines signatures adapted to each pair of images. These adapted signatures are obtained so that their intersection is higher when the two images contain similar objects than when they contain different objects. The adapted color histograms processing is based on an original model of illumination changes based on rank measures of the pixels within the color component images.

---

## **DISCIPLINE**

Automatique et Informatique Industrielle.

---

## **MOTS-CLÉS**

Image couleur, Reconnaissance d'objets, Éclairage non contrôlé, Invariant couleur, Histogramme couleur, Matrices de co-occurrences chromatiques, Mesure de rang, Signatures adaptées.

---

Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique & Signal - UMR CNRS 8146  
Bâtiment P2 – Université des Sciences et Technologies de Lille – 59655 Villeneuve d'Ascq