



HAL
open science

Comparaison de séquences d'images pour le suivi d'objets déformables dans des séquences d'images couleur. Application à la surveillance des sites de transport

Dung Nghi Truong Cong, Louahdi Khoudour, Catherine Achard, Cyril Meurie

► To cite this version:

Dung Nghi Truong Cong, Louahdi Khoudour, Catherine Achard, Cyril Meurie. Comparaison de séquences d'images pour le suivi d'objets déformables dans des séquences d'images couleur. Application à la surveillance des sites de transport. Workshop Surveillance, Sûreté et Sécurité des Grands Systèmes - 3SGS, Jun 2008, Troyes, France. pp.8. hal-04758074

HAL Id: hal-04758074

<https://hal.science/hal-04758074v1>

Submitted on 29 Oct 2024

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

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

Comparaison de séquences d'images pour le suivi d'objets déformables dans des séquences d'images couleur.

Application à la surveillance des sites de transport

Dung Nghi TRUONG CONG¹, Louahdi KHOUDOUR¹, Catherine ACHARD², Cyril MEURIE¹

¹Laboratoire Electronique, Ondes et Signaux pour les Transports
INRETS, 20 Rue Elisée Reclus, BP 317, 59666 Villeneuve d'Ascq Cedex, France

²Institut des Systèmes Intelligents et Robotique,
Université Pierre et Marie Curie, Case Courrier 252, 3 Rue Galilée, 94200 Ivry Sur Seine, France
truong@inrets.fr, louahdi.khoudour@inrets.fr, catherine.achard@upmc.fr, cyril.meurie@inrets.fr

Résumé – La problématique décrite dans ce papier consiste à re-identifier des personnes dans différentes séquences vidéo acquises par des caméras de surveillance de sites, chaque site étant surveillé par plusieurs caméras dont les champs d'observation n'ont pas forcément de zone commune. Afin d'établir une signature robuste, nous avons examiné dans un premier temps les méthodes permettant d'obtenir une invariance face aux changements de conditions d'éclairage. Dans un second temps, nous présentons une signature colorimétrique permettant de caractériser le passage d'une personne pour pouvoir la retrouver dans un autre site. Deux bases de données représentant le passage de plusieurs personnes devant une caméra ont été acquises dans différents lieux afin d'introduire des changements d'éclairage. Des premiers résultats expérimentaux sur ces séquences permettent de valider les approches en cours de développement.

Abstract – The problem described in this paper consists in re-identifying persons based on their appearance. It is especially suitable for surveillance scenarios where a network of cameras is used to observe non-overlapping zones. Our work concentrates on establishing a robust system which can identify a person moving in different places in real environments. We first examined different methods of illuminant invariance in order to decrease the influence of illumination changes, and then propose a color-based signature that is used to solve the problem of human recognition. Two databases representing the passage of people in front of a camera were collated in laboratory recently. The experiments show that the color-based signature can provide reliable results for the surveillance application.

1 Introduction

Depuis quelques années, la vidéo-surveillance a connu un essor considérable lié au rôle primordial qu'elle joue dans la sécurité. Des efforts de recherche importants ont été consacrés à la détection et l'identification des personnes dans des scénarios de surveillance. L'identification des personnes peut être réalisée à partir de caractéristiques biométriques (visage, démarche,...) [6, 24, 20, 9] et/ou non-biométriques (apparence) [17, 19]. Les signatures biométriques caractérisent un individu unique et offrent ainsi un niveau de discrimination très élevé. Néanmoins, elles imposent de fortes restrictions aux données limitant ainsi le domaine d'application réelle. A contrario, les caractéristiques non-biométriques (couleur et texture par exemple) imposent des restrictions plus faibles sur les données mais restent moins utilisées dans le domaine de l'identification de personnes car leur taux de réussite est moins élevé.

Nous proposons dans cet article une signature caractérisant le passage d'une personne, afin de pouvoir l'identifier lorsqu'elle passe devant une autre caméra. Ce problème est difficile car de nombreux paramètres changent lors des différentes prises de vue. Les variations peuvent être induites par des facteurs divers tels que des changements d'illumination plus ou moins importants (éclairage

intérieur / extérieur, forte réflectance des murs,...), des changements de vue de la personne (de face, de haut,...). Ainsi, une approche robuste devra posséder des modèles d'apparence efficaces capable de s'adapter aux variations provoquées par ces changements. La méthode proposée comporte différentes étapes illustrée sur le synoptique de la figure 1.

Pour résoudre le problème posé, nous avons examiné dans un premier temps les différentes méthodes d'invariance face à l'illumination afin de diminuer l'influence des changements d'illuminant. Nous avons ensuite proposé une signature colorimétrique caractérisant le passage d'une personne et permettant de résoudre le problème de re-identification de personnes.

Cet article est organisé de la manière suivante : après cette introduction, nous rappelons en section 2, les principales méthodes d'invariance à l'illuminant utilisées à ce jour. Un état de l'art sur les signatures colorimétriques d'une image et les méthodes de comparaison de séquences d'images est détaillé dans les sections 3 et 4. Nous présentons dans la section 5, une méthode d'extraction de signatures intitulée "couleur-position" ainsi qu'une série de résultats expérimentaux obtenus sur les deux bases. Finalement, dans la section 6, nous concluons et proposons

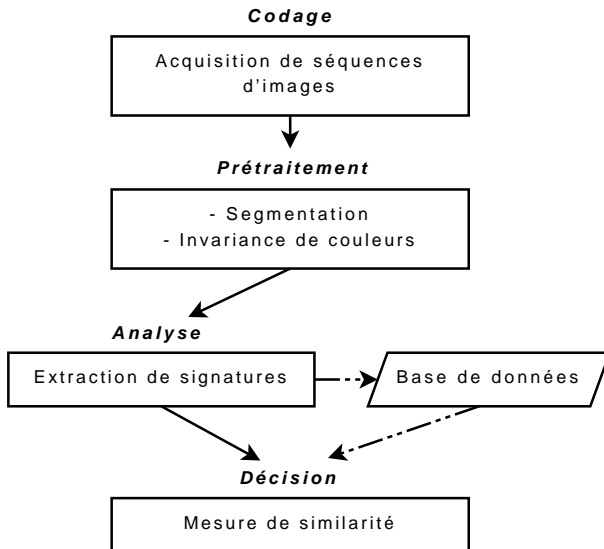


FIG. 1 – Schéma général d'un processus d'identification des individus

quelques orientations sur nos recherches à court terme.

2 Etude sur l'invariance couleur

2.1 Introduction

La nature de la couleur perçue dépend énormément des conditions d'éclairage (la couleur de l'illuminant, son intensité, sa direction) et d'observation (la caméra). Le système de perception et d'interprétation humain des couleurs est capable d'identifier la couleur d'un objet, même lorsqu'il est éclairé par des dispositifs différents. Par contre, le problème d'invariance reste posé en vision par ordinateur et notamment dans le domaine de la reconnaissance d'objets où l'invariance couleur a suscité et suscite encore beaucoup d'intérêt.

La recherche dans ce domaine peut être classée selon deux approches : les approches portant sur l'invariance des couleurs et les approches portant sur leur constance. Les approches sur l'invariance cherchent les transformations d'image telles que les données transformées soient indépendantes vis à vis de la géométrie de la scène, c'est-à-dire par rapport aux positions relatives capteur-éclairage-objet, ainsi qu'aux changements de source lumineuse. Les résultats de ces approches sont des pseudo-couleurs mais sont suffisantes pour les applications de reconnaissance. A contrario, les approches sur la constance de couleur cherchent à fournir les vraies couleurs des objets.

2.2 Quelques modèles de variation de couleur

L'image numérique couleur est une représentation de la scène observée par une caméra couleur. Les modèles de variation de la couleur ont suivi deux voies. La première considère un monde plan et néglige la composante spéculaire de la réflectance. Ceci revient à ne considérer que les variations internes (intensité et spectre) de la source.

Les modèles proposés sont bien souvent linéaires. Ainsi, les modèles suivants ont été proposés :

- Modèle linéaire :

$$I'(p) = M.I(p) \quad (1)$$

où M est une matrice 3x3 quelconque.

- Modèle diagonal :

$$I'(p) = D.I(p) \quad (2)$$

où D est une matrice diagonale 3x3.

- Modèle diagonal avec translation :

$$I'(p) = D.I(p) + T \quad (3)$$

où T est un vecteur de translation.

Pour ces modèles, M , D et T sont identiques quelque soit le pixel de l'image.

Dans le cas d'un monde 3D, et de modifications externes de la source (changement de position), le modèle devient :

$$I'(p) = s.M.I(p) \quad (4)$$

où M est une matrice 3x3 et s est une constante.

Pour ce modèle, M est le même pour tous les pixels de l'image. Par contre, s , qui est identique pour tous les canaux de l'image, change en chaque pixel.

2.3 Principales méthodes d'invariance de la couleur

La plupart des invariances trouvées dans la littérature ne gèrent que les changements internes de la source. Seuls l'espace trichromatique et la "normalisation compréhensive" proposée par Finlayson et al. [12] font face aux déplacements de la source et au monde 3D.

2.3.1 Normalisation de Greyworld

La normalisation Greyworld [2] divise chaque pixel par la moyenne de l'image :

$$R' = \frac{R}{\text{mean}(R)}, G' = \frac{G}{\text{mean}(G)}, B' = \frac{B}{\text{mean}(B)} \quad (5)$$

En conséquence, cette normalisation rend les données invariantes face à un changement d'illumination selon le modèle diagonal (équation 2).

2.3.2 RGB-rang

Dans [13], les auteurs supposent que les mesures de rang colorimétrique des pixels sont insensibles aux changements d'éclairage. Ils proposent donc de caractériser les pixels de l'image couleur par leur mesure de rang colorimétrique, de manière à obtenir une nouvelle représentation qui serait insensible à l'éclairage. La mesure de rang colorimétrique $M_k(n)$ du niveau n présent dans l'image de composante I_k est obtenue par l'égalisation de l'histogramme monodimensionnel $H_k[I]$:

$$M_k[I](n) = \frac{\sum_{u=0}^n H_k[I](u)}{\sum_{u=0}^{N-1} H_k[I](u)}, n = 0, \dots, (N-1) \quad (6)$$

où N indique le nombre de niveaux de quantification des composantes couleur (N est généralement égal à 256).

2.3.3 Normalisation affine

La normalisation affine devant permettre d'obtenir l'invariance au modèle diagonal avec translation (équation 3) est définie par :

$$f_k = \frac{I_k - \text{mean}(I_k)}{\text{std}(I_k)}, \quad k = R, G, B \quad (7)$$

2.3.4 Coordonnées réduites

Les coordonnées réduites permettent d'obtenir une invariance face aux changements externes de la source. Afin d'obtenir des composantes qui ne tiennent compte que de la chrominance, les composantes trichromatiques sont normalisées par rapport à la luminance. Les composantes ainsi obtenues sont appelées coordonnées réduites. Elles sont notées r , g et sont définies par :

$$r = \frac{R}{R + G + B}, \quad g = \frac{G}{R + G + B} \quad (8)$$

2.3.5 Normalisation compréhensive

Afin d'être invariant à la fois aux changements internes et externes de la source, Finlayson et al. [12] proposent un algorithme de normalisation itératif :

- Initialisation :

$$I^0 = I \quad (9)$$

- Tant que $I^{(n+1)} \neq I^n$:

$$I^{(n+1)} = C(R(I^n)) \quad (10)$$

Les deux étapes C et R sont définies selon :

$$C_R(I) = \frac{R}{\text{mean}(R)} \quad (11)$$

$$R_R(I) = \frac{R}{R + G + B} \quad (12)$$

2.3.6 Invariant adapté aux matériaux

Dans [14], l'auteur se base sur les propriétés du modèle dichromatique de Shafer pour définir des nouveaux espaces d'attributs adapté aux matériaux.

Pour les matériaux inhomogènes et opaques, deux espaces d'attributs invariants sont définis :

- Espace $c_1 c_2 c_3$:

$$\begin{aligned} c_1 &= \arctan\left(\frac{R}{\max(G, B)}\right) \\ c_2 &= \arctan\left(\frac{G}{\max(R, B)}\right) \\ c_3 &= \arctan\left(\frac{B}{\max(R, G)}\right) \end{aligned} \quad (13)$$

- Espace $m_1 m_2 m_3$:

$$\begin{aligned} m_1 &= \log\left(\frac{RG_{\text{moy}}}{R_{\text{moy}}G}\right) \\ m_2 &= \log\left(\frac{RB_{\text{moy}}}{R_{\text{moy}}B}\right) \\ m_3 &= \log\left(\frac{GB_{\text{moy}}}{G_{\text{moy}}B}\right) \end{aligned} \quad (14)$$

Pour les matériaux conducteurs, l'espace d'attributs $l_1 l_2 l_3$ est défini par :

$$\begin{aligned} l_1 &= \frac{(R - G)^2}{M}, \quad l_2 = \frac{(R - B)^2}{M}, \quad l_3 = \frac{(G - B)^2}{M} \\ M &= (R - G)^2 + (R - B)^2 + (G - B)^2 \end{aligned} \quad (15)$$

2.3.7 Espace couleur opposé

Dans [15], les auteurs utilisent un espace bidimensionnel $o_1 o_2$ appelé espace couleur opposé :

$$o_1 = \frac{R - G}{2}, \quad o_2 = \frac{2B - R - G}{4} \quad (16)$$

Les attributs o_1 et o_2 sont donc indépendants du terme de réflectance spéculaire. Par contre, ils demeurent sensibles au terme géométrique et aux variations d'intensité d'éclairage.

3 Signature colorimétrique

Dans cette section, nous décrivons différents types de signatures que nous avons retenues pour l'évaluation. Ces signatures permettent de caractériser le contenu d'une image couleur. La comparaison du contenu de deux images passe alors par la comparaison de leur signature.

3.1 Histogramme couleur

La signature la plus utilisée pour représenter la distribution couleur d'une image est l'histogramme couleur qui est composé de cellules repérées par leurs coordonnées sur les trois composantes couleurs. Cette signature contient peu d'informations pertinentes car elle ne décrit que la distribution des couleurs dans l'image. C'est pourquoi de nombreux auteurs ont proposé d'enrichir cette signature avec la répartition spatiale des couleurs dans l'image.

3.2 Moments couleur

Un descripteur à base de moments de couleur a été proposé dans [21]. Ce type de signature inclut la moyenne, la variance et les moments couleur de troisième ordre des couleurs dans l'image. Un inconvénient de ce descripteur est qu'il ne permet pas d'accéder aux couleurs de l'image. Ainsi par exemple, la moyenne des couleurs dans une image peut être différente de toutes les couleurs originales.

3.3 Histogramme de couleurs dominantes

La notion d'histogramme de couleurs dominantes [7] proposée par Deng ne caractérise que les couleurs majoritaires, c'est-à-dire celles qui représentent un certain pourcentage de pixels dans l'image. Cette signature est intéressante en raison de sa compacité. La taille mémoire occupée par la signature formée de l'histogramme de couleurs dominantes est ainsi considérablement réduite, comparée à celle d'un histogramme couleur "classique".

3.4 Run-length feature

Chan [4] propose une variante de l’histogramme couleur comportant des informations sur la répartition globale des couleurs grâce aux “run-length features”. Cette signature intègre l’information couleur et la forme des objets dans une image. Pour ce faire, il faut dénombrer les pixels de couleurs proches qui sont connexes selon une direction donnée. Ce type de signature permet de distinguer les directions, les secteurs et les formes géométriques des objets.

3.5 Descripteur couleur spatial

Le descripteur spatial de couleur [5] consiste en la distribution des couleurs, ainsi qu’une information spatiale des pixels dans une image. Ce descripteur peut être extrait en utilisant un processus simple et rapide. L’image originale est divisée en N blocs, et la couleur moyenne de chaque bloc est calculée. Ainsi, chaque image a un descripteur spatial de sa couleur de dimension $N \times 3$.

3.6 Spatiogramme

Birchfield et Rangarajan [1] ont proposé le spatiogramme qui ajoute des informations spatiales à l’histogramme. C’est en effet une généralisation de l’histogramme qui inclut des moments d’ordre plus élevés. L’histogramme est un spatiogramme d’ordre zéro, tandis que le spatiogramme d’ordre deux contient la moyenne et la covariance spatiale des pixels pour chaque case de l’histogramme.

3.7 Descripteur couleur-spatial statistique

Yu, Harwood et Yoon [22] proposent un type de signature basé sur les caractéristiques statistiques couleurs-spatiaux. Les couleurs et “path-length features” des pixels à l’intérieur de la silhouette d’une personne sont employés pour construire un modèle d’apparence. Le modèle non paramétrique KDE (Kernel Density Estimation) est utilisé pour estimer la distribution des vecteurs d’attributs. La distance Kullback-Leibler est utilisée pour calculer la similarité entre les deux descripteurs.

4 Etat de l’art de la comparaison de séquences d’images

4.1 Comparaison par signatures d’images-clés

Une première approche pour comparer deux séquences d’images consiste à sélectionner, pour chacune séquence, certaines images appelées images-clés qui sont considérées comme étant les plus représentatives de la séquence. L’extraction des images-clés d’une séquence est basée soit sur le critère temporel [23, 3] soit sur des méthodes de classification d’images [8, 16, 22]. La signature d’une séquence d’images est alors composée des signatures des images-clés. L’inconvénient de cette approche réside dans la faible quantité d’information contenue dans le résumé constitué

par les images-clé. En effet un compromis est nécessaire entre le nombre d’images-clé retenues et le temps de calcul nécessaire à mesurer la similarité pour chaque couple d’images-clé. Une trop grande quantité d’images-clé rend la méthode inapplicable, tandis qu’une trop faible quantité d’images-clé la rend peu efficace. Un autre inconvénient de cette méthode réside dans le choix des images clés qui est primordial et peut mettre en péril toute la suite du traitement.

4.2 Comparaison par signatures globales

Face aux limites de l’approche qui consiste à caractériser une séquence d’images à l’aide de signatures d’images-clés, il est préférable de considérer l’ensemble des images d’une séquence et de caractériser directement cet ensemble par une seule signature composée de descripteurs de séquences d’images. Ferman et al. [10, 11] proposent une signature de group-of-frames composée de différents descripteurs calculés à partir d’histogrammes couleur. Ces descripteurs sont calculés à partir de l’ensemble des histogrammes de toutes les images d’une séquence, indépendamment du rang d’acquisition des images. Lin et al. [18] proposent l’histogramme de couleur dominante qui exploite également l’information apportée par l’aspect temporel des données. Cette approche permet de calculer une signature plus compacte et d’éviter les problèmes soulevés par la sélection des images-clés.

5 Approche proposée

Dans cette section, nous présentons une approche pour la re-identification des individus qui se déplacent à travers un réseau de caméras dont les champs de vue ne se recouvrent pas. Nous extrayons des séquences vidéo acquises une image-clé pour chaque passage d’une personne (cette étape est réalisée à la main pour le moment). Nous avons examiné dans un premier temps l’histogramme couleur comme signature des personnes. Dans un second temps, nous proposons une nouvelle signature colorimétrique appelée signature “couleur-position” qui exploite les caractéristiques colorimétriques d’une personne à reconnaître selon différentes localisations. Avant le calcul de signatures proprement dites, certaines méthodes d’invariance d’illumination sont appliquées afin d’obtenir des signatures invariantes par rapport aux conditions d’éclairage.

Plusieurs expérimentations ont été réalisées afin d’évaluer les performances relatives des différents algorithmes développés. Des tests ont été effectués pour identifier les individus qui se déplacent dans différents endroits grâce aux bases de données recueillies. L’identification est basée sur l’hypothèse que chaque personne porte les mêmes vêtements pendant la période de relevé des mesures. Nous estimons l’efficacité de nos algorithmes à partir du taux de bonne re-identification.

5.1 Les bases de données

Nous avons créé en laboratoire deux bases de données correspondant au passage de plusieurs personnes devant

une même caméra disposée à différents endroits de façon à introduire des changements de luminosité de la scène. La première base de données contient des séquences vidéo de 14 personnes à 4 endroits différents (figure 2). Afin de mesurer la robustesse de notre système, il nous a semblé intéressant de disposer d'une base avec un nombre d'éléments plus important et des cas plus complexes. Nous avons donc créé à l'INRETS, une deuxième base contenant des séquences vidéo de 40 personnes à 3 endroits différents (figure 3). Pour complexifier le problème de re-identification, nous avons choisi des endroits très différents (à l'intérieur avec une lumière artificielle, à l'intérieur avec une lumière naturelle et à proximité de surfaces vitrées et à l'extérieur).

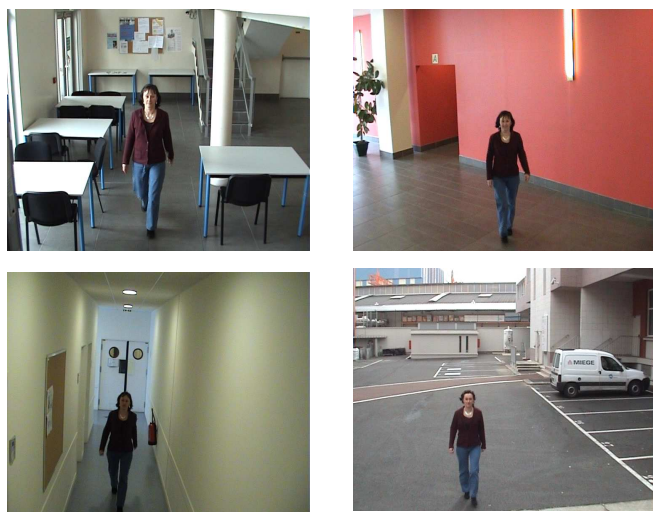


FIG. 2 – Exemple d'images de la première base.



FIG. 3 – Exemple d'images de la deuxième base.

Pour la première base, nous avons extrait 56 images-clés correspondant aux 56 passages de personne (14x4). Chaque image représente donc une personne en un lieu donné. Afin d'évaluer l'extraction d'image-clé, sur la base de données INRETS, deux images-clés ont été extraites lors de chaque passage, une où la personne est en arrière plan et l'autre où la personne est en premier plan (figure

4). Les deux ensembles d'images-clés sont traités indépendamment afin de déterminer quel type d'image-clé donne les meilleurs résultats.

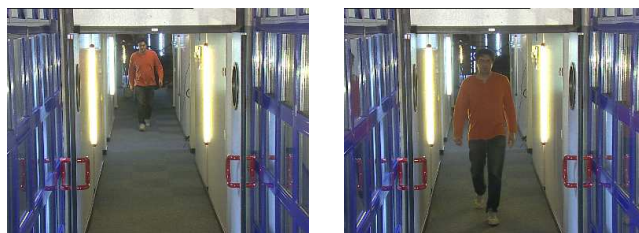


FIG. 4 – Exemple d'images-clés de la deuxième base.

5.2 Evaluation de la méthode

Afin d'estimer les performances des méthodes d'invariance au changement d'éclairage ainsi que les différentes signatures, nous calculons des taux de bonne re-identification grâce à l'algorithme du plus proche voisin. Pour ce faire, les distances entre le vecteur caractéristique de la personne à identifier et tous les autres vecteurs présents dans la base de données et correspondant à des personnes connues sont estimées. L'identité de la personne correspondant à la signature la plus proche est attribuée à l'image étudiée. Pour la comparaison des vecteurs, nous avons testé plusieurs distances comme la distance euclidienne, la distance de Bhattacharya et l'intersection d'histogrammes. Les résultats sont similaires, aussi, nous ne présentons que ceux obtenus avec la distance euclidienne :

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2} \quad (17)$$

5.3 Résultats obtenus pour la signature d'histogramme couleur

De multiples tests ont été effectués pour le choix optimal de méthode d'invariance aux conditions d'éclairage à prendre en compte. Dans le cadre de cet article, nous présentons les meilleurs résultats obtenus avec 3 méthodes d'invariant : normalisation de Greyworld, RGB-rang et normalisation affine.

La figure 5 présente les résultats obtenus pour la signature d'histogramme couleur de 8 bins par dimension.

Nous pouvons remarquer que les taux de reconnaissance obtenus pour la signature d'histogramme couleur restent faibles (ne dépassent pas 45%), car l'histogramme couleur ne tient compte que de la distribution des couleurs dans une image. Afin d'y remédier, nous proposons une nouvelle signature qui intègre plus l'information géométrique.

5.4 Signature "couleur-position" - Approche proposée

5.4.1 Description

L'idée de la signature "couleur-position" est que la région d'intérêt comporte plusieurs zones de couleur homogènes distribuées de manière verticale (figure 6). Ceci

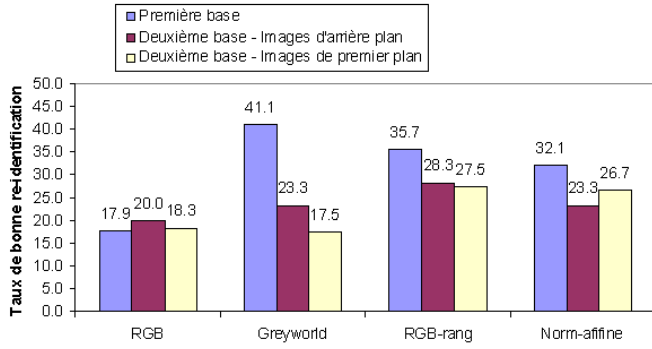


FIG. 5 – Taux de bonne re-identification pour la signature d’histogramme couleur.

est souvent vrai pour une personne que l’on peut “découper” en trois zones principales correspondant à la tête, le torse et les jambes. Ne connaissant pas a priori la position précise de ces zones, chaque région d’intérêt est découpée a priori en N bandes équidistantes. Fixer le nombre de bandes plutôt que leur taille permet d’obtenir une invariance face à l’échelle de la personne. Chacune de ces bandes est ensuite caractérisée grâce à sa couleur. Une région d’intérêt est donc représentée par un vecteur appelé vecteur “couleur-position”. La comparaison entre deux images (et donc deux personnes) sera la distance entre les deux vecteurs caractéristiques.



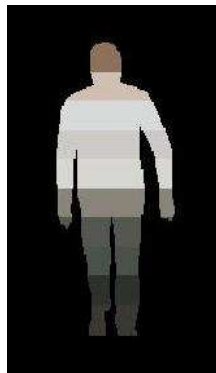
(a) Image originale



(b) Image segmentée



(c) Personne divisée



(d) Signature “bins-position”

FIG. 6 – Extraction de signature “bins-position”.

Pour représenter au mieux chaque bande, plusieurs at-

tributs couleurs ont été testés : l’histogramme couleur, les couleurs dominantes par k-means, la moyenne ou la médiane de l’ensemble des couleurs existantes dans la bande.

5.4.2 Résultats expérimentaux

Plusieurs expérimentations ont été menées afin d’obtenir des résultats fiables concernant le nombre N de bandes à utiliser, les attributs couleur de chaque bande à considérer et des images-clés d’une séquence à évaluer. Dans le cadre de cet article, nous présentons les meilleurs résultats obtenus avec la moyenne comme l’attribut couleur de chaque bande. La figure 7 présente les résultats obtenus en faisant varier le nombre de bandes pour la première base.

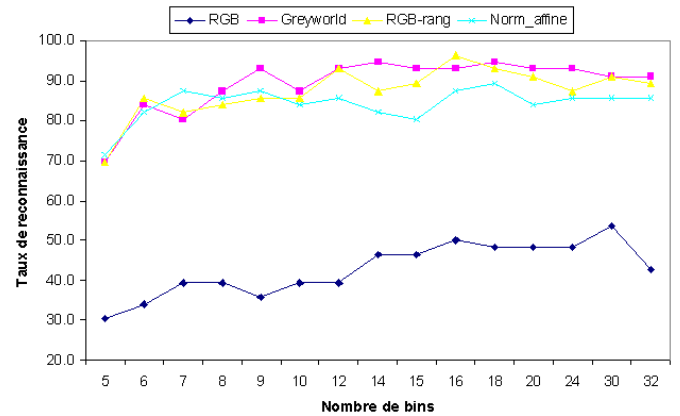


FIG. 7 – Taux de bonne re-identification pour la première base.

La figure 7 montre que les méthodes proposant une invariance face aux changements d’éclairage améliorent considérablement les taux de bonne re-identification : 35.7% pour l’espace RGB (c’est-à-dire avec les données brutes) contre 92.9% pour la méthode de normalisation de Greyworld. Le meilleur taux de bonne re-identification obtenu est de 96.4%, ce qui est très satisfaisant et encourageant pour la suite de ces travaux.

Pour la deuxième base, les résultats obtenus sont présentés dans les figures 8 et 9.

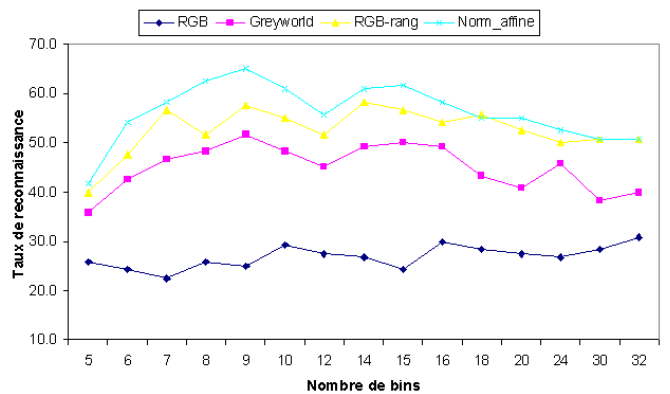


FIG. 8 – Taux de bonne re-identification pour la deuxième base avec les images-clés en arrière plan.

Nous pouvons constater que le meilleur résultat est obtenu pour l’ensemble des images d’arrière plan, la méthode

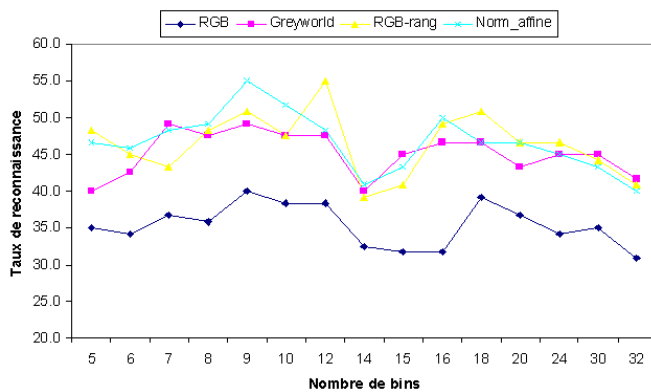


FIG. 9 – Taux de bonne re-identification pour la deuxième base avec les images-clés en premier plan.

de normalisation affine et le nombre de bins égal à 9. Les résultats obtenus pour l'ensemble des images en arrière plan sont meilleurs que ceux obtenus lorsque les personnes sont en premier plan. Dans tous les cas, les taux de bonne re-identification pour cette base ne dépassent pas 70%. Les taux faibles sont liés à la ressemblance des couleurs de vêtements de plusieurs personnes dans cette base et aux changements considérables d'illumination. Ces résultats montrent ici aussi le rôle important joué par les méthodes d'invariance aux conditions d'éclairage.

6 Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons présenté un système de re-identification de personnes dans des scénarios de surveillance. La première étape du système proposé consiste à étudier différentes méthodes d'invariance aux conditions d'éclairage afin de diminuer l'influence des changements d'illuminant. Dans la deuxième étape, nous avons développé une méthode de comparaison de séquences d'images basée sur la signature "couleur-position" afin d'établir un système permettant de re-identifier les personnes se déplaçant à travers un réseau de caméras.

La robustesse du système a été testée en utilisant deux bases de données acquises en laboratoire. Les premiers résultats montrent le rôle important des méthodes d'invariance aux conditions d'éclairage. Cependant, la signature colorimétrique extraite à partir d'une image-clé de chaque séquence ne suffit pas. Il faut conforter les signatures en intégrant plus d'information, notamment celle liée à l'aspect temporel pour étudier l'évolution de la signature dans le temps. Pour cela, nous envisageons de considérer toutes les images d'une séquence et non pas d'extraire des images-clés comme nous l'avons fait. Ceci représente la perspective à court terme.

Références

[1] S.T. Birchfield and S. Rangarajan. Spatiograms versus histograms for region-based tracking. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 2 :1158–1163, 2005.

[2] G. Buchsbaum. A spatial processor model for object color perception. *Journal of the Franklin Institute*, 310(1) :1–26, 1980.

[3] J. Calic and E. Izquierdo. Efficient key-frame extraction and video analysis. *Information Technology : Coding and Computing, 2002. Proceedings. International Conference on*, pages 28–33, 2002.

[4] Y.K. Chan and C.C. Chang. Image matching using run-length feature. *Pattern Recognition Letters*, 22(5) :447–455, 2001.

[5] Y.K. Chan and C.Y. Chen. Image retrieval system based on color-complexity and color-spatial features. *The Journal of Systems & Software*, 71(1-2) :65–70, 2004.

[6] R. Chellappa, CL. Wilson, and S. Sirohey. Human and machine recognition of faces : a survey. In *Proceedings of the IEEE*, volume 83, pages 705–741, 1995.

[7] Y. Deng, BS Manjunath, C. Kenney, MS Moore, and H. Shin. An efficient color representation for image retrieval. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 10 :140–147, 2001.

[8] M.S. Drew and J. Au. Video keyframe production by efficient clustering of compressed chromaticity signatures (poster session). In *Proceedings of the eighth ACM international conference on Multimedia*, pages 365–367. ACM Press New York, NY, USA, 2000.

[9] J. Fazenda, D. Santos, and P. Correia. Using gait to recognition people. *Computer as a Tool, 2005, EUROCON 2005, The International Conference on*, 1 :155–158, 2005.

[10] A.M. Ferman, S. Krishnamachari, A.M. Tekalp, M. Abdel-Mottaleb, and R. Mehrotra. Group-of-frames/pictures color histogram descriptors for multimedia applications. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, pages 65–68, 2000.

[11] A.M. Ferman, A.M. Tekalp, and R. Mehrotra. Robust color histogram descriptors for video segment retrieval and identification. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 11(5) :497–508, 2002.

[12] G. D. Finlayson, B. Schiele, and J. Crowley. Comprehensive color image normalization. In *Proceedings of the Fifth European Conference on Computer Vision*, pages 475–490, 1998.

[13] G.D. Finlayson, S. Hordley, G. Schaefer, and G. Yun Tian. Illuminant and device invariant colour using histogram equalisation. *Pattern Recognition*, 38(2) :179–190, 2005.

[14] T. Gevers and A.W.M. Smeulders. Color-based object recognition. *Pattern Recognition*, 32(3) :453–464, 1999.

[15] T. Gevers and H. Stokman. Robust histogram construction from color invariants for object recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 113–118, 2004.

- [16] A. Girgensohn and J. Boreczky. Time-constrained keyframe selection technique. *Multimedia Tools and Applications*, 11(3) :347–358, 2000.
- [17] M. Haehnel, D. Kluender, and K. F. Kraiss. Color and texture features for person recognition. *Neural Networks, 2004. Proceedings. 2004 IEEE International Joint Conference on*, 1, 2004.
- [18] T. Lin and H.J. Zhang. Automatic video scene extraction by shot grouping. In *Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Pattern Recognition*, volume 4, pages 39–42, 2000.
- [19] C. Nakajima, M. Pontil, M. Heisele, and T. Poggio. Full body person recognition system. *Pattern Recognition*, 36(9) :1997–2006, 2003.
- [20] S. Prabhakar, S. Pankanti, and A.K. Jain. Biometric recognition : Security and privacy concerns. *IEEE Security & Privacy*, 01(2) :33–42, 2003.
- [21] M. Stricker and M. Orengo. Similarity of color images. In *Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, volume 2420, pages 381–392. San Jose CA USA, 1995.
- [22] Y. Yu, D. Harwood, K. Yoon, and L.S. Davis. Human appearance modeling for matching across video sequences. *Machine Vision and Applications*, 18(3) :139–149, 2007.
- [23] D. Zhang, W. Qi, and H.J. Zhang. A new shot boundary detection algorithm. *Lecture Notes in Computer Science*, 2195 :63–70, 2001.
- [24] W. Zhao, R. Chellappa, A. Rosenfeld, and P. Phillips. Face recognition : A literature survey. *ACM Computing Surveys*, 35(4) :399–458, 2003.