

Ajustement automatique des couleurs des images stéréo pour différentes conditions de luminosité

SAMIA AINOZ-ZEMOUCHE¹, STEPHANE MOUSSET¹, ABDELAZIZ BENSRAHAI¹, FABRICE MERIAUDEAU²

¹ Laboratoire de l'Image, de Traitement de l'Information et des systèmes
INSA de Rouen, Avenue de l'Université, BP08, Saint Etienne du Rouvray, France

² Laboratoire Electronique, Informatique et Images
12 rue de la Fonderie, Le Creusot, France

¹samia.ainouz@insa-rouen.fr, stephane.mousset@insa-rouen.fr, abdelaziz.bensrhair@insa-rouen.fr
²fmeriau@insa-rouen.fr

Résumé - Les systèmes d'aide à la conduite automobile sont basés sur une perception fiable de l'environnement routier. La stéréovision, dédiée aux véhicules intelligents, a reçu un grand intérêt par la communauté scientifique. La plupart de ces systèmes stéréoscopiques explorent des images en niveau de gris. Néanmoins, la recherche moderne a montré que la stéréovision couleur permet une meilleure détection d'objets et par conséquent une reconstruction de l'environnement plus complète. La majorité des facteurs affectant l'efficacité des algorithmes de stéréovision survient de la mauvaise synchronisation des gains des caméras et de la sensibilité des algorithmes de mise en correspondance. A cause des changements instantanés des conditions lumineuses, comme lors de déplacement du véhicule ou lorsque les conditions climatiques sont perturbées (pluie, neige, brouillards,...), un même objet peut avoir un décalage couleur important dans les différentes prises de vues. L'appariement des images stéréo devient alors problématique et a un impact négatif sur toute la chaîne de reconstruction. Nous nous sommes intéressés dans cet article à un outil de post-traitement des images stéréo couleur plutôt que d'altérer les gains des caméras à chaque changement de luminosité. L'algorithme proposé est testé et validé sur des images couleur réelles.

Abstract - Driving system supports relies on a reliable perception of the road and its environment. Stereo vision based systems for intelligent vehicles are a hot topic in the research community of computer vision. Stereo vision systems are often based on gray level images, but recent research claimed that color information provides additional attributes in the image. Efficiency of stereo algorithms suffers from camera gain/bias and efficiency of correspondence algorithm. Indeed, because of the instantaneous lighting changes, like in case of a moving vehicle or by bad weather (night, day, rain, fog...), the same object may have an important color shift when taken under different view points. The matching of the stereo images becomes problematic and has a negative impact on all the reconstruction chain. In order to cope with this limitation, we address in this paper a new procedure for stereo images processing in order to correct, without prior calibration, the color difference of the same object taken under different viewpoints. The performances of the proposed method have been tested and validated on color images of real scenes.

1 Introduction

Le domaine du véhicule intelligent et de l'aide à la conduite automobile ne cesse de s'intéresser aux techniques de vision avancées. La plupart des systèmes de conduite sont basés sur une perception fiable de la route et de son environnement. La recherche récente [1], [2] montre un intérêt particulier pour les systèmes de stéréovision couleur pour leurs qualités et leur robustesse dans les environnements non contraints. Comparés aux configurations en niveau de gris [3], [4], la présence de l'information couleur permet une meilleure détection des attributs dans une scène et par conséquent une reconstruction 3D de l'environnement plus complète et plus robuste. Par ailleurs, dans la chaîne de reconstruction d'objets, l'étape de mise en correspondance demeure très cruciale. Cette étape ne peut se faire correctement si les images couleurs à l'entrée de l'algorithme de mise en correspondance ont des décalages couleurs importants. Un mauvais appariement des pixels mène à une reconstruction

faussée et nuit à la sécurité du conducteur, de l'utilisateur et du véhicule. Ce problème est particulièrement présent dans le cadre de notre application car le système d'acquisition subit des changements de luminosité d'une manière brusque et instantanée (passage sous tunnel, brouillard, ombre,...) contrairement aux configurations rencontrées pour les scènes statiques [1], [5]. On peut citer, à ce propos, le travail effectué dans [2] où la stéréovision couleur a été utilisée pour extraire la carte de disparité d'une scène routière. La mise en correspondance est faite sans problèmes particulier car les images expérimentées sont des images de synthèse et le code couleur a été judicieusement choisi au préalable.

Le besoin important de la stéréovision couleur en vue de notre application nous mène à aller au-delà de cette limitation. Une solution envisagée est d'ajuster manuellement les gains des caméras suivant le principe de la balance des blancs [7] de sorte à ce qu'un objet ait la même couleur dans la paire d'images stéréo. Dans ce cas, les gains doivent être à nouveau réglés à chaque

changement de luminosité. Cette solution s'avère impossible quand un véhicule est en mouvement. Le réglage automatique des gains est également gênant dans les applications temps réel vu la fréquence des changements instantanés de luminosité. Nous proposons dans cet article de procéder à un post traitement des images stéréo plutôt que de modifier l'électronique des caméras. L'algorithme présenté s'inspire des travaux de David Chen [6] entièrement adaptés à notre application. Une fonction d'ajustement couleur est ainsi proposée. Cette fonction peut être formulée comme un modèle d'équations linéaires, non linéaires ou logarithmiques sous différents espaces couleurs. Ces modèles sont testés pour ne retenir que celui qui conjugue efficacité et simplicité de mise en œuvre. Contrairement aux méthodes d'ajustement couleur connus dans littérature [7] où l'image en sortie est corrigée uniformément avec une impression de compensation et de fausses couleurs, l'algorithme proposé corrige localement la couleur de chaque pixel de sorte à garder présente l'hétérogénéité de la distribution des couleurs de la scène. On peut citer à ce propos l'égalisation d'histogramme, la correction gamma ou l'ajustement d'intensités normalisées [7]. Les performances de la méthode proposée sont testées sur des images couleurs réelle et comparés aux méthodes citées ci-dessus.

2 Ajustement automatique des gains des caméras couleur stéréo

La méthode proposée consiste à d'abord fixer les gains des caméras du système stéréo. L'algorithme est essentiellement composé des deux étapes suivantes.

2.1 Extraction d'attributs

Un certain nombre de pixels appelés candidats (100 à 200 pixels) sont extraits des deux images gauche et droite. Ces candidats sont détectés par la méthode « SURF » [8], [9] et sont ensuite mis en correspondance dans les trois dimensions via la minimisation de leur distance euclidienne suivie d'un test de consistance géométrique de type RANSAC [9]. La nouveauté de notre démarche par rapport à celle mise en œuvre par David Chen [6] réside dans le fait que nous mesurons la différence colorimétrique entre les stéréo-correspondants plutôt que la différence d'intensité des candidats en fonction de leurs positions dans les deux images stéréo. L'algorithme proposé considère indépendamment la quantité de lumière qui atteint un pixel de sa position dans l'image.

2.2 Fonction de Correction Couleur (FCC)

Dans tout ce qui suit l'image stéréo gauche est appelée image de référence et celle de droite, la seconde image. La FCC intervient pour corriger la distribution couleur de la seconde image par rapport à l'image de référence.

Soit $I_{ri}(x, y)$ l'intensité d'un pixel candidat dans l'image de référence et $I_{si}(x', y')$ l'intensité du pixel correspondant dans la seconde image, dans la $i^{\text{ème}}$

composante couleur. La différence d'intensité de la $n^{\text{ème}}$ paire de pixels correspondants $I_{ri}(x_n, y_n)$ et $I_{si}(x'_n, y'_n)$ dans la $i^{\text{ème}}$ composante couleur est définie comme suit :

$$d_i(I_{si}) = I_{ri}(x_n, y_n) - I_{si}(x'_n, y'_n) \quad (1)$$

De manière similaire, cette distance est calculée pour tous les pixels candidats mis en correspondance au préalable. Le modèle complet ainsi résultant donne lieu à la FCC. Si cette fonction est correctement estimée, la différence de couleur entre l'image de référence et la seconde image sera judicieusement corrigée.

Basée sur l'échantillon candidat, la FCC peut également être construite comme une fonction premier ordre qui n'est autre qu'un modèle de régression linéaire :

$$d_i(I_{si}) = a_i I_{si} + b_i, \quad (i = 1, 3) \quad (2)$$

Où $d_i(I_{si})$ est préalablement défini dans l'équation (1) et i représente les composantes de l'espace couleur utilisé. A partir de l'équation (2), il est possible de formuler la FCC de l'image entière par le modèle suivant :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} d_i(I_{si1}) \\ d_i(I_{si2}) \\ \vdots \\ d_i(I_{sin}) \end{bmatrix}}_{D_i} = \underbrace{\begin{bmatrix} I_{si1} & 1 \\ I_{si2} & 1 \\ \vdots & \vdots \\ I_{sin} & 1 \end{bmatrix}}_{I_i} \times \underbrace{\begin{bmatrix} a_i \\ b_i \end{bmatrix}}_{A_i} \quad (3)$$

Ce système est résolu pour la variable matricielle A_i . La solution des moindres carrés donne :

$$A_i = (I_i^T I_i)^{-1} I_i^T D_i \quad (4)$$

Une fois les valeurs a_i et b_i estimées pour les trois plans couleurs, le facteur de correction $d_i(I_{si})$ est calculé en utilisant l'équation (3). Ce facteur est appliqué sur la seconde image et ce pour chaque plan couleur. Une nouvelle image mettant à jour le code couleur de la seconde image est ainsi générée sous la forme suivante :

$$I_{si}^*(x_n, y_n) = I_{si}(x_n, y_n) + d_i(I_{si}), \quad (i = 1, 3) \quad (5)$$

De la même manière, cette opération a été testée avec un modèle second ordre :

$$d_i(I_{sni}) = a_i I_{sni}^2 + b_i I_{sni} + c_i \quad (6)$$

et un modèle logarithmique défini par :

$$d_i(I_{sni}) = a_i \log(I_{sni}) + b_i \quad (7)$$

Dans ce dernier cas, la mise à jour de la seconde image est faite par l'estimateur suivant :

$$I_{sni}^*(x_n, y_n) = I_{sni}(x_n, y_n) / e^{d_i(I_{si})} \quad (i = 1, 3) \quad (8)$$

3 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer le degré des performances de notre méthode, on a souhaité aller au-delà des conditions de prise de vue des systèmes stéréo. Les deux images choisies sont prises séparément avec le même capteur

tri-CCD et dans des conditions de luminosité très différentes. Ces images sont choisies de sorte à reprendre le scénario d'un système stéréo notamment par la forte présence d'occultation (objets dans l'image de référence et inexistants dans la seconde image (Fig.1)). La figure.1 montre la paire d'images utilisée (figure1.a et figure1.b) ainsi que les différents modèles ; linéaire (équation 5), second ordre (équation 6) et logarithmique (équation 7) proposés auparavant. Les différents modèles sont testés sur les espaces couleurs RGB (figure 1.c pour le modèle linéaire, figure 1.e pour le second ordre et figure1.f pour le modèle logarithmique) et Lab (figure 1.d testé que sur le modèle linéaire). Les résultats expérimentaux des autres combinaisons des espaces couleurs et des différents modèles sont similaires à ceux de la figure. 1. Il n'est donc pas nécessaire d'illustrer tous les cas possibles.

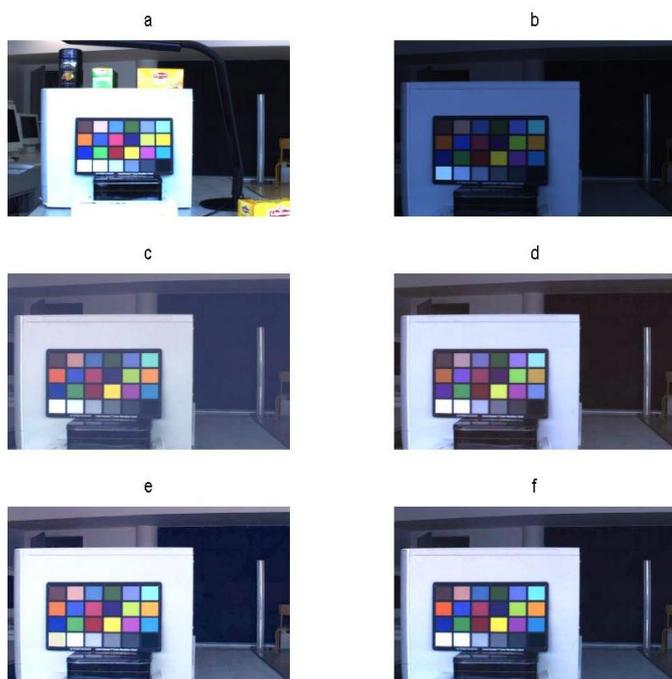


Figure 1 : (a) Image de référence, (b) seconde image, correction par modèle (c) 1^{er} ordre RGB (d) 1^{er} ordre Lab, (e) 2nd ordre RGB et (f) logarithmique

Dans le but de renforcer les résultats de la figures.1, des courbes montrant la variation des 3 espaces couleurs R, G et B sont présentées dans la figure.2 pour les 6 images de la figure.1. Les courbes de la figure.2 représentent les histogrammes de la distribution des trois plans couleurs dans chaque image. Les moyennes empiriques calculées sur les intensités des pixels de chaque plan couleur (RMean pour le rouge, GMean pour le vert et BMean pour le bleu) ainsi que de l'image entière (Image Mean) ont été calculés et affiché au dessus de chaque courbe.

Comme pour la Figure.1 les résultats des différentes courbes montrent un ajustement réel des espaces couleurs de la seconde image par rapport à celle de référence. La différence d'un modèle à un autre semble à première vue légère avec tout de même une petite préférence du modèle Lab par rapport au RGB.

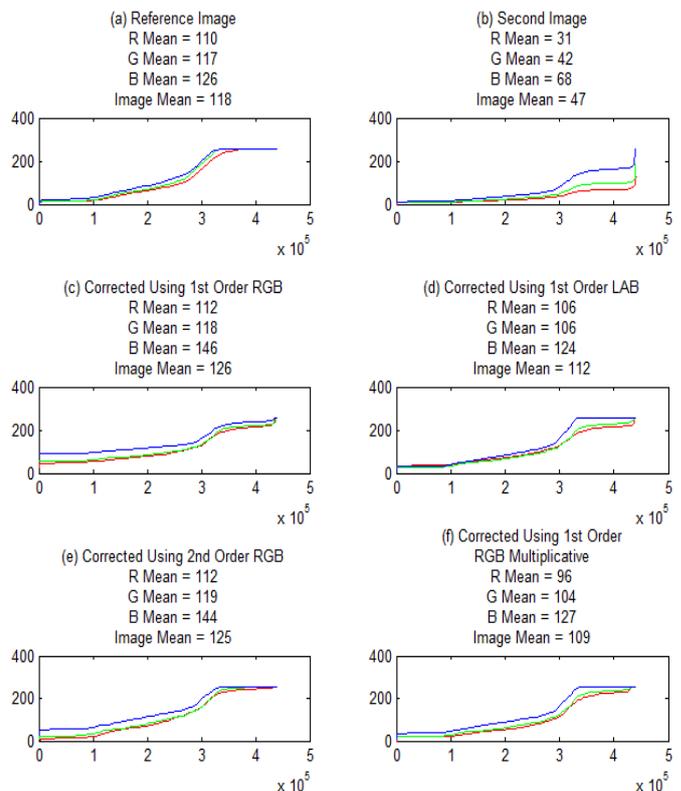


Figure 2 : Histogramme des variations des trois canaux couleur R, G et B pour (a) l'Image de référence, (b) seconde image, (c) 1^{er} ordre RGB (d) 1^{er} ordre LAB, (e) 2nd ordre RGB et (f) logarithmique

Une comparaison numérique entre les différentes méthodes a été effectuée par le calcul de la distance Euclidienne entre la moyenne des intensités de l'image de référence (M_{Ir}) et celle de l'image corrigée (M_{Ic}), en tenant compte de la différence des moyennes de leurs canaux couleur respectifs. La distance Euclidienne ($DEuc$) est calculée pour un espace couleur à trois canaux par :

$$\sqrt{(M_{Ir} - M_{Ic})^2 + \sum_{i=1}^3 (M_{r_i} - M_{c_i})^2} \quad (9)$$

Où M_{r_i} et M_{c_i} sont respectivement les moyennes des images de référence et corrigé avec i le numéro du canal couleur. Les résultats de cette comparaison sont présentés dans le tableau Tab.1.

Tab 1 : Distance Euclidienne ($DEuc$) entre la moyenne de l'image de référence et respectivement la seconde image (SI), la correction par modèle 1^{er} ordre RGB, 1^{er} ordre logarithmique, second ordre RGB et modèle logarithmique

Image	$DEuc$
Seconde Image (Fig1.b)	142,38
Fig1.c	21,65
Fig1.d	13,03
Fig1.e	19,51
Fig1.f	21,14

L'expérimentation montre que la FCC premier ordre Lab fournit de meilleurs résultats avec une distance euclidienne moyenne de 13.03 entre l'image de référence et l'image corrigée contre 21.65 pour le RGB premier ordre, 19.51 pour le RGB seconde ordre et 21.14 pour le modèle logarithmique premier ordre. Cela

est dû au fait que l'espace Lab est uniforme ; deux couleurs proches en distance (en terme de distance Euclidienne) dans l'espace Lab le sont aussi pour l'œil.

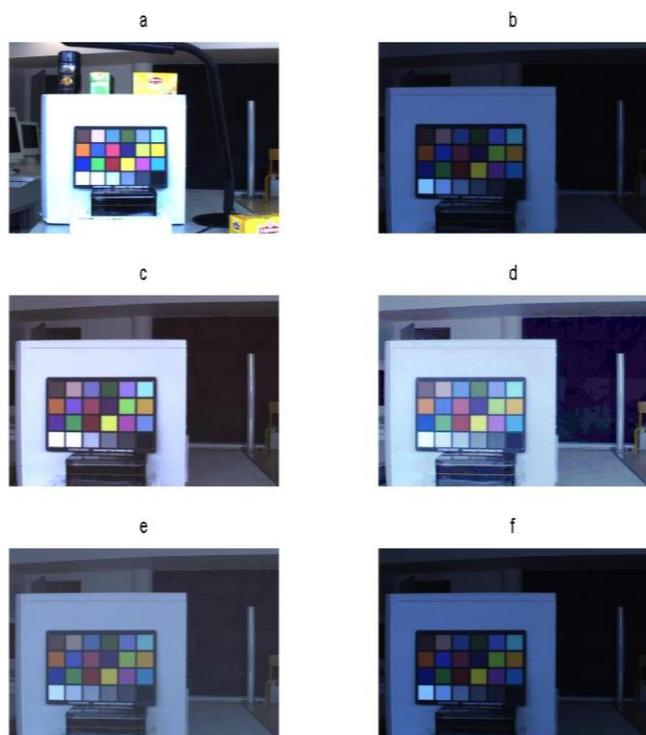


Figure 3 : (a) Image de référence, (b) seconde image, (c) correction par FCC, (d) par égalisation d'histogramme, (e) par correction Gamma et (f) par ajustement d'intensité

Les résultats obtenus expérimentalement nous permettent de retenir le modèle premier ordre Lab pour le comparer aux autres méthodes d'ajustement couleurs les plus communément utilisées dans la littérature [7]. Les Figures. 3. c, d, e et f illustrent respectivement les résultats de la FCC, de l'égalisation d'histogramme (EH), de la correction Gamma (CG) et de l'ajustement d'intensités normalisées (AI) [7]. En se basant sur la Figure. 1 nous montrons que la méthode proposée est celle qui donne les résultats les plus proches de l'image de référence. Les autres méthodes causent soit des artefacts (Fig3 .d) ou un flou dans l'image corrigée.

L'efficacité de la FCC est également prouvée numériquement par le tableau Tab. 2 qui présente les distances Euclidiennes entre l'image de référence et l'image corrigée.

Tab 2 : Distance Euclidienne (DEuc) entre la moyenne de l'image de référence et respectivement la seconde image (SI), la correction par FCC, l'égalisation d'histogramme (EH), la correction gamma (CG) et l'ajustement d'intensité (AI)

Image	SI	FCC	EH	CG	AI
DEuc	142.38	13.30	30.55	42.35	170.83

Le tableau montre que le résultat est meilleur dans le cas de la FCC. La distance Euclidienne telle qu'elle est calculée inclut la moyenne des objets présentant les occultations dans l'image de référence. Le tableau Tab.2 montre également que la dernière méthode d'ajustement n'apporte aucune amélioration.

L'efficacité de la méthode proposée est due à la manière dont elle a été conçue. Contrairement aux autres méthodes où la correction est globale, l'algorithme proposé corrige localement la couleur de chaque pixel de sorte à garder présente l'hétérogénéité de la distribution des couleurs de la scène. Les images sortantes de la FCC sont retenues comme l'entrée d'un algorithme de mise en correspondance couleurs qui fait l'objet de nos travaux actuels.

4 Conclusion

Dans ce papier, un maillon de la chaîne de reconstruction 3D a été traité. Il s'agit des images issues des capteurs stéréo. Cette méthode, adaptée au cadre de notre application, vise à ajuster les couleurs d'un même objet dans les images stéréo acquises. La fonction de correction couleur proposée présente l'avantage de respecter l'hétérogénéité de la distribution des couleurs d'une scène. Les images obtenues après correction sont considérées comme entrée de l'étape de mise en correspondance dans la chaîne. Ce dernier point présente l'objet de nos travaux actuels.

5 Références

[1] Patricia Compan, Rosana Satorre, Ramn Rizo, and Rafael Molina. Improving depth estimation using colour information in stereo vision. International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing, 2005.

[2] Iyadh Cabani, Gwenaëlle Toulminet, and Abdelaziz Bensrhair. Self-adaptive color edges segmentation and matching for road obstacle detection. IEEE Industrial Electronics Society, IECON'06.pp. 7-10, Novembre 2006.

[3] D. Scharstein. View synthesis using stereo vision. Springer-Verlag, vol. 1583, 1999.

[4] Daniel Scharstein and Richard Szeliski. A taxonomy and evaluation of dense two-frame, stereo correspondence algorithms. International Journal of Computer Vision, vol. 47, pp. 7-42, 2002

[5] Sylvie Chambon et Alain Couzil. Color stereo matching using correlation measures . Dans CSIMTA 2004, p. 520-525, Cherbourg, France, septembre 2004 .

[6] David Chen, et all . Color restoration of objects of interest using robust features. IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP), Queensland, Australia, October 2008.

[7] A.Trémeau, C.Fernandez, P.Bonton, Image numérique couleur, de l'aquisition au traitement, DUNOD, 2004.

[8] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool. Surf: Speeded up robust features. Ninth European Conference on Computer Vision, Springer LNCS volume 3951, Part 1:pp. 404-417, 2006.

[9] R. Zabih and J. Wood_II. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence. ECCV, volume 2:pp. 151-158, 1994.