

1 Aspects colorimétriques liés aux caméras: calibration et correction couleur

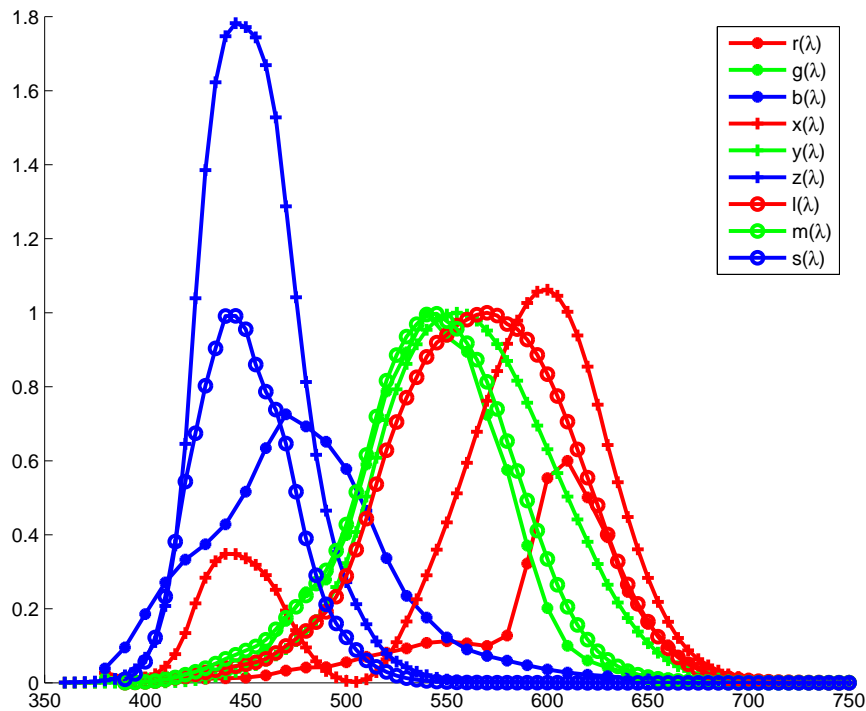
Cette section aborde les problèmes de couleur posés lors de l'acquisition d'une scène par une caméra couleur de type trichromatique Rouge, Vert, Bleu (RVB). En effet, la relation entre la couleur perçue lors de la visualisation directe de la scène et la valeur digitale acquise par la caméra n'est pas triviale. De même, nous abordons aussi la notion de correction d'image couleur afin de palier aux différences induites par la géométrie de la scène, la perception d'une scène étant dépendante de l'illumination, et de l'angle de vue.

Afin d'explicitier ces problèmes, nous proposons d'abord de donner quelques éléments de colorimétrie appliquée de manière très pragmatique, qui permettront de comprendre pourquoi la valeur digitale d'une caméra n'est pas trivialement reliée à la sensation de couleur perçue. Ces éléments permettront de comprendre aussi les métriques utilisées pour l'estimation de la qualité ainsi que les fonctions coût des problèmes inverses affiliés. Dans une deuxième partie nous traiterons de la caractérisation colorimétrique des caméras, i.e. comment relier la sensation de couleur à la valeur digitale. Pour finir, nous aborderons la correction couleur de paires d'images stéréo.

1.1 Éléments de colorimétrie appliquée

Si nous considérons l'œil comme une caméra contenant trois types de récepteurs, dont les sensibilités spectrales sont connues, nous pouvons en déduire un triplet de valeur qui caractérise le signal générant la sensation de couleur. Cette base permet de simuler un triplet dans l'espace LMS, LMS pour Large, Medium et Small, les sensibilités spectrales des cellules photosensibles l'œil (Figure 1).

Figure 1: Sensibilité spectrale des cônes (LMS, normalisées sur le M), des primaires définies par la Communauté Internationale de l'Eclairage (CIE) \bar{x} , \bar{y} , \bar{z} et des réponses d'une caméra r , g , b (Sinarback 54 Camera [9]). Nous remarquons que les pics de sensibilités et les courbes d'absorption sont différents. Les deux implications évidentes sont d'une part, l'intégration du même signal spectrale par les différents systèmes ne donnera pas la même résultante (la valeur représentative de la couleur et la valeur digitale seront différentes), d'autre part l'intégration de deux signaux différents peut donner des valeurs similaires entre deux systèmes et prêter à confusion (différence de métamérisme).



Il est pertinent de relier ces données avec la notion de luminance telle qu'elle a été définie par la Communauté Internationale de l'Eclairage (CIE), ainsi il est pratique d'utiliser des sensibilités spectrales virtuelles \bar{x} , \bar{y} , \bar{z} définies par la CIE pour un angle de vue donné, i.e. 2 ou 10 degrés (Fig-

ure 1). Ces données permettent de définir l'espace XYZ , caractérisant la couleur d'un objet dans une scène, en fonction de ses propriétés de réflectance $R(\lambda)$ (la quantité d'énergie réfléchie par l'objet selon la longueur d'onde) et d'un illuminant donné $I(\lambda)$ (la quantité d'énergie arrivant sur l'objet selon la longueur d'onde).

Nous avons donc:

$$\begin{aligned} X &= k \int_{\lambda} I(\lambda)R(\lambda)\bar{x}(\lambda)d\lambda \\ Y &= k \int_{\lambda} I(\lambda)R(\lambda)\bar{y}(\lambda)d\lambda \quad , \\ Z &= k \int_{\lambda} I(\lambda)R(\lambda)\bar{z}(\lambda)d\lambda \end{aligned} \quad (1)$$

avec k une variable de normalisation définie généralement par:

$$k = \frac{100}{\int_{\lambda} I(\lambda)\bar{y}(\lambda)d\lambda}. \quad (2)$$

Afin d'évaluer une différence entre deux couleurs proches, la CIE recommande de travailler dans un espace plus perceptuel ou la distance Euclidienne est mieux représentative de la différence perçue que l'espace de projection physique XYZ, i.e. CIELAB. La particularité d'un espace pseudo-perceptuel typique est une transformation non-linéaire (pseudo-logarithmique, cf. loi de Weber-Fechner) contenant une pondération des valeurs XYZ par un blanc de référence (X_n, Y_n, Z_n) représentatif de l'illumination de la scène. Notons qu'un système colorimétrique, permettant d'organiser les couleurs les unes par rapport aux autres, tel le *Munsell* est sensé être pseudo-perceptuel également, mais n'est pas, à proprement parler, un espace colorimétrique en soi. La transformation de XYZ dans CIELAB telle que définie par la CIE est définie dans l'Equation 3

$$\begin{aligned} L^* &= 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16, \\ a^* &= 500\left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)\right], \\ b^* &= 200\left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)\right], \end{aligned} \quad (3)$$

où

$$f = \begin{cases} t^{1/3} & \text{si } t = \left(\frac{6}{29}\right)^3, \\ \frac{1}{3}\left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{sinon} \end{cases} \quad (4)$$

avec $t = \left\{\frac{X}{X_n}, \frac{Y}{Y_n}, \frac{Z}{Z_n}\right\}$. L'axe L^* représente la luminosité, l'axe a^* représentant très approximativement l'opposition Vert-Rouge tandis que l'axe b^* représente très approximativement l'opposition Bleu-Jaune.

Dans cet espace, la différence perceptuelle entre deux couleurs proches C_1 et C_2 peut-être exprimée grâce à la distance Euclidienne, notée ΔE_{76}^* . Le subscript 76 réfère à l'année d'acceptation de la formulation, on retrouvera similairement, 94, *CMC*, 00 et autres pour distinction entre les métriques. Ceci étant une approximation, plusieurs améliorations basées sur des données expérimentales ont été proposées, donnant naissance à des métriques non-Euclidiennes plus proches de notre perception, et dont la caractéristique principale est de pondérer la distance Euclidienne pour des différences de couleurs fortement chromatique, ou la différence perçue est moins sensible à de petites variations.

En particulier, ΔE_{94}^* incorpore une fonction de poids de la chromaticité et de la teinte, tandis que ΔE_{00}^* , en plus de modifier certains paramètres présents dans ΔE_{94}^* , ajoute un terme intermédiaire *crossing* entre chroma et teinte ainsi qu'un poids sur l'axe a^* qui affecte les couleurs proches de l'axe achromatique, où des variations très petites de signal sont perceptibles.

Nous ne détaillerons pas plus ici la spécification d'une couleur en termes de luminance/luminosité, teinte et saturation, ni la notion d'apparence couleur, ni les différents systèmes, atlas ou espace, permettant de prédire l'apparence couleur d'un signal physique. Nous encourageons le lecteur intéressé à se reporter à la très riche littérature sur le sujet, en particulier les standards de la CIE pour une formulation plus rigoureuse du matériel ci-dessus [6, 7], l'ouvrage très complet de Wyszecki et Stiles pour une approche exhaustive de la colorimétrie moderne [45] ou l'excellent ouvrage de Mark D. Fairchild sur l'apparence couleur [12], pour ne citer que ceux-ci.

Le lien avec l'acquisition d'une scène via une caméra couleur de type RVB apparait lorsque l'on regarde la sensibilité spectrale des caméras (Figure 1). Si les sensibilités spectrales d'une caméra peuvent être définies par une combinaison linéaire des sensibilités spectrales de l'œil, alors notre caméra est dite colorimétrique (condition de Luther-Yves). Cependant, les contraintes liées à la physique et aux propriétés des matériaux font que cette condition n'est habituellement pas respectée, et le triplet de valeurs RVB données par une caméra n'est pas directement représentatif de la couleur perçue. L'indice de qualité d'un jeu de filtres, défini par Vora et Trussell [41], permet d'évaluer la différence de sensibilité entre la caméra et l'œil humain moyen via l'angle entre l'espace défini par les filtres de la caméra et l'espace formé par les sensibilité du système visuel humain. Différents indicateurs de qualité sont utilisables, et comparés par Hung [21]. Pour conclure ce petit rappel, nous notons deux implications fondamentales: d'une part, l'intégration du même

signal spectral par les différents systèmes ne donnera pas la même résultante (la valeur représentative de la couleur et la valeur digitale correspondante après l'acquisition seront différentes). D'autre part, l'intégration de deux signaux différents peut donner des valeurs similaires entre deux systèmes et prêter à confusion (différence de métamérisme). L'autre aspect important de cette partie est que nous avons défini un espace et une métrique pour évaluer la différence entre deux couleurs.

Dans la prochaine section, nous explicitons la caractérisation/calibration colorimétrique d'une caméra couleur.

1.2 Calibration colorimétrique de caméras

La caractérisation colorimétrique de caméras trichromatiques RVB vise donc à établir la relation entre la valeur digitale acquise et une valeur représentative de la couleur. Nous appellerons *modèle* le calcul de la valeur digitale à partir d'une valeur couleur, et *modèle inverse* l'estimation d'une valeur de couleur à partir d'une valeur digitale. Différentes méthodes ont été proposées dans la littérature. Nous nous limiterons à une étude conceptuelle et proposons au lecteur de se référer à la littérature pour une étude plus pratique de ce sujet.

La caractérisation d'une caméra se fait généralement en deux parties: une étape de linéarisation, et une étape de transformation colorimétrique.

La discussion suivante est principalement inspirée des excellents articles de Barnard et Funt [1] et de Cheung *et al.* [5]. Nous recommandons la lecture de l'ouvrage de Gaurav Sharma [35] pour une vision plus globale de la caractérisation colorimétrique et des autres problèmes liés au matériel d'imagerie couleur. Premièrement nous définissons le modèle d'acquisition et l'utilisons pour définir les sensibilités spectrales d'une caméra, i.e. la caractérisation au sens propre du terme. Dans un deuxième temps, nous reprenons l'aspect pratique en nous recentrant pragmatiquement sur l'application, à savoir comment obtenir une valeur colorimétrique à partir des valeurs digitales données par la caméra.

Reprenons le modèle vu ci-dessus pour l'œil humain, et définissons le pour une caméra.

On supposera que la non-linéarité du capteur est indépendante de la longueur d'onde. Les effets de vignetting et autres effets géométriques ne seront pas considérés, mais peuvent être intégrés au modèle soit dans $F^{(k)}$, soit dans $S^{(k)}$ si on les considère indépendants de la longueur d'onde (voir

plus loin). De la même manière, les effets de l'ouverture de diaphragme, de la focale et le temps d'acquisition ont supposés fixés et adéquat. En général, une caractérisation relative suffit à garantir la couleur, mais il est aussi possible de retrouver les valeurs absolues en suivant les propositions de Martinez-Verdu *et al.* [27] ou de Debevec et Malik [10].

Si nous considérons $L(\lambda)$ la radiance de la scène, i.e. la convolution de l'illuminant $I(\lambda)$ et de la réflectance de l'objet $R(\lambda)$, la sensibilité spectrale du capteur $S^{(k)}(\lambda)$, et $\nu^{(k)}$, la valeur donnée par le capteur pour $L(\lambda)$ pour un canal k ; $k \in \{R, V, B\}$, nous avons:

$$\rho^{(k)} = F^{(k)}(\nu^{(k)}) = \int_{\Lambda} L(\lambda)R^{(k)}(\lambda)d\lambda \quad (5)$$

Où $F^{(k)}$ est une fonction de linéarisation, et $\rho^{(k)}$ la valeur (réponse de la caméra) linéarisée. $F^{(k)}$ est typiquement une correction du *gamma* et de l'*offset* de la caméra.

La mesure et les données sont présentées de manière discrète, et $L(\lambda)$ et $S(\lambda)$ deviennent les vecteurs \mathbf{L} et \mathbf{S} . L'Equation 5 devient donc:

$$\rho^{(k)} = F^{(k)}(\nu^{(k)}) = \mathbf{L} \cdot \mathbf{S}^{(\mathbf{k})} \quad (6)$$

La caractérisation d'une caméra revient alors à estimer $F^{(k)}$ et $\mathbf{S}^{(\mathbf{k})}$.

1.2.1 Estimation de $F^{(k)}$ et $\mathbf{S}^{(\mathbf{k})}$

Si on suppose $F^{(k)}$ indépendant de la longueur d'onde, nous pouvons l'estimer en stimulant la caméra avec une source de lumière dont on fait varier l'intensité (avec des filtres de densités différentes ou en simplement en éloignant la source de lumière). Les données peuvent être interpolées ou approximées avec une fonction lisse et une Look-Up table (LUT) peut-être créée. En général la caméra est considérée comme linéaire sur la plupart du domaine, mais pour les plus faibles valeurs d'intensité, on note souvent une non-linéarité qui doit être prise en compte pour une caractérisation plus précise. Quoiqu'il en soit, cette hypothèse doit être vérifiée pour être rigoureux. Souvent une correction gamma est appliquée par défaut par le constructeur sur les données caméra principalement afin de rapprocher les valeurs RVB de la caméra au standard sRGB, et l'inverse de cette correction doit être appliqué.

Afin d'obtenir $\mathbf{S}^{(\mathbf{k})}$, la méthode la plus simple conceptuellement est d'utiliser un monochromateur, i.e. stimuler la caméra avec des signaux sur une fenêtre

de longueur d'onde très étroite. Cette approche nécessite un matériel cher et est peu utilisée en pratique en dehors des laboratoires.

D'autres méthodes ont été développées afin de s'affranchir de cette contrainte matériel. L'approche générale est de mesurer $F^{(k)}$, puis de mesurer un nombre fini de spectres (généralement de taille plus petite que la discrétisation nécessaire pour la reconstruction d'un spectre) et leurs valeurs correspondantes après acquisition par la caméra. Si nous considérons $\mathbf{r}^{(k)}$ un vecteur dont les éléments sont les réponses de la caméra linéarisées, L une matrice dont les lignes sont les échantillons de spectres connus, nous pouvons écrire, à partir de l'Equation 6:

$$r^{(k)} = L \cdot \mathbf{S}^{(k)} \quad (7)$$

On retrouve alors $\mathbf{S}^{(k)}$ en trouvant la solution au système linéaire ci-dessus. Cependant, le problème est dit *mal posé*, et le nombre de données est souvent trop petit pour résoudre l'équation. Dans le cas où L contient suffisamment d'information, nous nous retrouverions dans le cas du monochromateur.

En calculant directement la pseudo-inverse de L , grâce à un nombre réduit de mesures, le résultat est très instable et c'est surtout le bruit qui est ajusté. L'estimation des courbes de sensibilité du capteur montrent alors de nombreux pics et valeurs négatives.

Les diverses méthodes donnant des résultats acceptables proposent de trouver une solution approximative au problème plutôt qu'une solution exacte. Cette solution est sujette à certaines contraintes, et font appelle à différentes méthodes ou outils. Les contraintes sont typiquement la positivité des valeurs des courbes, s'assurer que les courbes sont lisses, l'analyse de leur modalité (les réponses des capteurs sont souvent uni- ou bimodales -pas au sens strict mathématique, mais en terme de forme globale-), la limitation de l'erreur maximum tolérée, etc. Les diverses méthodes peuvent être par exemple l'analyse de la dérivée seconde, les méthodes de Wiener, l'utilisation d'une combinaison de séries de Fourier ou l'addition de termes de régularisation. Nous référons le lecteur à la littérature pour l'analyse des avantages, inconvénients et la mise en place de telle ou telle méthode [1, 25, 33, 34, 20, 30, 14, 35].

1.2.2 En pratique

En pratique, au delà de l’aspect physique, il peut-être simplement utile d’avoir un *mapping* d’un jeu de données issues de la caméra (dans un espace RVB propre à la caméra) dans un espace représentatif de la perception des couleurs, tel XYZ ou CIELAB.

Si nous reprenons un modèle linéaire, nous avons:

$$v = \mathbf{M} \cdot \mathbf{c} \tag{8}$$

où v est un vecteur contenant les valeurs colorimétriques, c est un vecteur contenant les données de la caméra et \mathbf{M} une matrice de transformation. Si les conditions de Luther-Yves sont respectées, \mathbf{M} est une matrice de taille 3×3 . Si ce n’est pas le cas, la matrice \mathbf{M} est de taille supérieur ($3 \times n$) et c contient des valeurs de composantes croisées, typiquement $m = 10$, incluant les termes $R, V, B, RV, RB, BV, R^2, V^2, B^2$ et un offset. La matrice \mathbf{M} est ajustée typiquement avec une méthode des moindres carrés basée sur un jeu de données d’entraînement (valeurs connues, obtenues à partir d’une charte de patches de réflectance connues, i.e. *X-rite Colorchecker Classic* pour ne citer que la plus connue), suivant une fonction à minimiser, basée sur la différence perçue entre les valeurs de références et les valeurs calculées par le modèle, i.e. ΔE_{76}^* ou similaire. De la même manière qu’en ajustant un polynôme, cette transformation peut-être faite par réseaux de neurones ou par différentes techniques d’interpolation, on notera les bons résultats obtenus en utilisant les Radial Basis Functions (RBFs) avec les noyaux polyharmoniques [38]. La littérature sur le sujet est abondante, et son étude en détail dépasse le cadre de ce texte [42, 18, 32, 3, 4, 5, 25, 13].

L’évaluation de la méthode est basée sur un ensemble, statistiquement significatif, de réflectances connues indépendant des données ayant servies à l’établissement du modèle. La différence entre la couleur effective et la couleur évaluée est mesurée à l’aide des métriques présentées ci-dessus. Les valeurs intéressantes sont l’erreur moyenne, la variance, l’erreur maximum. Les 90 ou 95 percentiles donnent de bonnes indications également. Il est souvent utile de savoir à quel endroit de l’espace colorimétrique le modèle montre sa plus faible précision, donc des visualisations peuvent donner une très bonne indication sur le comportement du modèle.

Pour conclure, en supposant la réponse linéaire, ou corrigée pour sa non-linéarité, nous pouvons donc considérer trois possibilités:

- Les conditions de Luther-Yves sont respectées, une simple transformée linéaire des valeurs de la caméra est suffisante.
- L'illumination est constante mais les conditions de Luther-Yves ne sont pas respectées: la transformée devient non-linéaire, la matrice augmente de taille, et peut-être ajustée avec une régression linéaire basée sur une collection de valeurs connues ou d'autres méthodes d'interpolation peuvent être utilisées.
- l'illuminant peut-changer. Nous avons deux choix devant nous: soit nous pouvons faire une adaptation chromatique (opération consistant à adapter le modèle pour un autre illuminant que celui qui a servi à l'acquisition. Souvent une matrice diagonale). Cette approximation peut ne pas être suffisante, et il faut alors caractériser complètement la caméra (en estimant $S^{(k)}(\lambda)$).

Les données de caractérisation sont habituellement stockées dans un fichier au standard de l'International Color Consortium (ICC) afin de pouvoir être exploité par un système de management des couleurs.

1.3 Rectification couleur des images

Lors de l'acquisition d'une scène par deux caméras, la correspondance géométrique entre les deux images n'est pas évidente pour des raisons telle la différence de distance entre l'objet et les deux ou multiples caméras, etc. De la même manière, la correspondance entre la couleur des objets est loin d'être évidente, pour diverses raisons. Nous pouvons noter comme causes:

- Les propriétés géométriques et matérielles de la scène, tel un changement d'illumination, une ombre ou une BRDF particulière (le matériau ne réfléchit pas la lumière de la même manière selon l'angle de vue). On peut aussi lister la présence d'illuminants différents éclairant chacun une partie de la même scène.
- Une différence entre les caméras, due soit à l'absence de calibration/caractérisation, soit à des différences matérielles impliquant des différences de métamérisme (Les deux caméras ne sont pas capables de faire la différence entre les mêmes couleurs).

Cette constatation, et les solutions exposées ci-dessous, peuvent-être étendues à l'acquisition d'une même scène par de multiples caméras, à l'acquisition de plusieurs images de la même scène par la même caméra, pour un rendu ou une reconstruction 3D de même que dans le cas de la reconstruction d'une vue panoramique à partir de plusieurs images.

Il faut donc arriver à obtenir la correspondance entre diverses parties de la scène, et définir une transformée qui va permettre d'homogénéiser la sensation de couleur: une *correction couleur*, également dénommée *color mapping*.

Les limites de la correction manuelle, nécessitant l'intervention d'un opérateur comme pour une recolorisation [8] est facilement compréhensible. Diverses approches automatiques ont été proposées [48]. On peut noter deux grandes catégories de méthodes: d'une part les méthodes basées sur une calibration du système de caméras: à partir du calcul de la radiance [11] ou d'une caractérisation colorimétrique [22, 50]. Le problème est que ces méthodes sont encore difficiles à mettre en place et que leur précision est habituellement trop faible dans des environnements à l'éclairage incontrôlé ou changeant, en particulier en présence de plusieurs sources lumineuses. Les autres méthodes utilisent une solution globale [37] ou locale [19, 36, 44, 43] basée sur une extraction de caractéristiques géométriques (i.e. SIFT, cf. chapitre correspondant). A partir de la correspondance de ces indicateurs, une correction couleur est définie. Habituellement, on cherche à ajuster une des images sur l'autre, i.e. une image du jeu ou de la paire d'image ne change pas.

La correction se fait soit en ajustant l'intensité de l'image (ce qui suppose la constance des valeurs de teinte et de saturation, i.e. une seule source de lumière, des caméras similaires...)[2, 28, 40]. D'autres méthodes ajustent les trois canaux indépendamment, suivant soit une approche de balance des couleurs [39, 23, 17, 51, 24, 49], soit une approche de transfert de couleur [31, 36, 47, 29, 46]. Les approches de balance de couleur n'étant qu'un cas particulier des méthodes de transfert de couleur ou l'on ne regarderait que la partie commune des images pour l'établissement de la transformée. Ces méthodes ont principalement été développées originellement pour la reconstruction d'images panoramiques mais peuvent être utilisées pour la stéréovision également.

En accord avec le review comparatif de Xu et Mulligan [48], nous pouvons distinguer les méthodes paramétriques locales ou globales des méthodes non-paramétriques.

Typiquement, une méthode paramétrique globale vise à trouver la matrice de transformation M (matrice 3×3 pouvant être diagonale et contenir

une seule valeur dans le cas d'une modification de l'intensité uniquement, diagonale dans le cas d'une balance des couleurs, ou contenant des termes arbitraires obtenus grâce à diverses méthodes), permettant de transformer la couleur d'une image I_o vers la couleur de l'image résultante I_r , en adéquation couleur avec l'image cible, telle que:

$$I_r = M.I_o \quad (9)$$

Une correction locale correspond simplement à la variation de la matrice M par région. Diverses approches sont possibles: une pondération des coefficients d'une matrice globale, ou l'établissement d'une matrice complètement différente par région, après une segmentation, ou l'identification de zones sujettes à des illuminations différentes.

Au contraire, les méthodes non-paramétriques ne suppose pas un formalisme rigide, ni une modélisation linéaire telle présentée dans l'Equation 9, mais propose d'utiliser une LUT couplée avec une interpolation plus ou moins complexe à partir de correspondance entre, par exemple, les histogrammes joints des deux images. Les deux contraintes majeures sont que la méthode doit être robuste vis à vis du bruit et des données aberrantes, elle doit également garantir la hiérarchie entre les pixels de l'image en termes de couleur et d'intensité, i.e. ne pas altérer le contenu visuel.

Un soin tout particulier est porté à l'élimination des données extrêmes et aberrantes qui peuvent influencer drastiquement l'établissement de la transformée couleur, et introduire de grosses variations de couleurs, ou des artefacts dans le cas de méthodes locales [2, 49, 37, 26, 15, 16]. La difficulté est dans l'identification de ces outliers, il faut garantir leur bonne sélection, i.e. limiter le nombre de faux positifs ou de faux négatifs. Pour cela, des méthodes statistiques telles que le RANSAC peuvent être utilisées. D'autres méthodes basées sur des *a priori* sur le contenu d'une image peuvent être employées [2], i.e. méthodes itératives basées sur la justesse de la correction couleur, ou sur le voisinage [15, 16].

Pour conclure cette section, il peut-être intéressant de regarder comment sont évalués les résultats. Dans la littérature, c'est le cas de la concaténation d'images qui est le plus utilisé. On peut noter deux méthodes pour générer une base de données d'évaluation:

- Deux images d'une scène contenant une partie commune sont utilisées. Les images peuvent être acquises avec une caméra similaire comme

dans le cas de l'acquisition de scène panoramique, ou avec deux caméras différentes. Ce cas de figure nécessite également un recalage géométrique.

- Une même image est séparée en deux, en préservant une partie commune. L'une des deux images obtenues est alors altérée à l'aide d'une modification de son histogramme ou autre transformation. La transformée est alors mise en place sur ces images. Une attention particulière doit être portée à la transformée appliquée: Cherche-t-on uniquement à vérifier la validité de l'inverse d'un processus bien contrôlé, ou cherche-t-on à fournir une solution générale au problème?

Une fois la transformée calculée puis l'image corrigée, il faut donner un indicateur de qualité. La correction pouvant altérer la cohérence du contenu couleur et la cohérence de la structure, des outils d'évaluation de qualité d'image habituels peuvent être utilisés. Selon que l'on soit dans le cas d'une simulation ou d'une situation réelle, on s'orientera vers des méthodes de comparaisons avec l'image originale, ou vers des métriques de qualité d'image sans références ou avec références partielles.

References

- [1] Barnard, K. and Funt, B. (2002). Camera characterization for color research. *Color Research & Application*, **27**(3), 152–163.
- [2] Brown, M. and Lowe, D. (2003). Recognising panoramas. In *Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on*, pages 1218 –1225 vol.2.
- [3] Cheung, V. and Westland, S. (2002). Color camera characterisation using artificial neural networks. In *10th Color and Imaging Conference (CIC'10), 2002*, pages 117 –120.
- [4] Cheung, V., Westland, S., Connah, D., and Ripamonti, C. (2004). A comparative study of the characterisation of colour cameras by means of neural networks and polynomial transforms. *Coloration Technology*, **120**(1), 19–25.
- [5] Cheung, V., Westland, S., Li, C., Hardeberg, J., and Connah, D. (2005). Characterization of trichromatic color cameras by using a new multispectral imaging technique. *J. Opt. Soc. Am. A*, **22**(7), 1231–1240.

- [6] CIE (2001). *142-2001, Improvement to industrial colour-difference evaluation*. Commission Internationale de l’Eclairage.
- [7] CIE (2004). *015:2004, Colorimetry, 3rd edition*. Commission Internationale de l’Eclairage.
- [8] Dalmau-Cedeno, O., Rivera, M., and Mayorga, P. (2007). Computing the β channel with probabilistic segmentation for image colorization. In *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, pages 1–7.
- [9] Day, D. C. (2003). Spectral sensitivities of the sinarback 54 camera. In *Technical report, Spectral Color Imaging Laboratory Group Munsell Color Science Laboratory Chester F. Carlson Center for Imaging Science Rochester Institute of Technology*.
- [10] Debevec, P. E. and Malik, J. (1997). Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In *Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH ’97*, pages 369–378, New York, NY, USA. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- [11] Eden, A., Uyttendaele, M., and Szeliski, R. (2006). Seamless image stitching of scenes with large motions and exposure differences. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, volume 2, pages 2498 – 2505.
- [12] Fairchild, M. D. (1998). *Color Appearance Models*. Addison-Wesley, Reading, MA.
- [13] Farrell, J. E., Sherman, D., and Wandell, B. A. (1994). How to turn your scanner into a colorimeter. In *IS&T’s Tenth International Congress on Advance in Non-Impact Printing Technologies*, pages 579–581.
- [14] Finlayson, G. D., Hordley, S., and Hubell, P. M. (1998). Recovering device sensitivities using quadratic programming. *IS&T and SID’s Color Imaging Conference*.
- [15] Hasan, S., Stauder, J., and Tremeau, A. (2011). Robust color correction for stereo. In *Visual Media Production (CVMP), 2011 Conference for*, pages 101–108.

- [16] Hasan, S. F., Stauder, J., and Alain, T. (2012). Optimization of sparse color correspondences for color mapping. In *20th Color and Imaging Conference (CIC'20), 2012*, pages 128–134.
- [17] Hasler, D. and SÄ¼strunk, S. (2004). Mapping colour in image stitching applications. *J. Visual Communication and Image Representation*, **15**, 65–90.
- [18] Hong, G., Luo, M. R., and Rhodes, P. A. (2001). A study of digital camera colorimetric characterization based on polynomial modeling. *Color Research & Application*, **26**(1), 76–84.
- [19] Hsu, C.-H., Chen, Z.-W., and Chiang, C.-C. (2005). Region-based color correction of images. In *Information Technology and Applications, 2005. ICITA 2005. Third International Conference on*, volume 1, pages 710–715 vol.2.
- [20] Hubel, P. M., Sherman, D., and Farrell, J. E. (1994). A comparison of methods of sensor spectral sensitivity estimation. *IS&T and SID's Color Imaging Conference:Color Science, Systems and Applications*, pages 45–48.
- [21] Hung, P.-C. (2000). Comparison of camera quality indexes. In *8th Color and Imaging Conference (CIC'8), 2000*, pages 167–171.
- [22] Ilie, A. and Welch, G. (2005). Ensuring color consistency across multiple cameras. In *Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision - Volume 2, ICCV '05*, pages 1268–1275, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- [23] Jia, J. and Tang, C.-K. (2003). Image registration with global and local luminance alignment. In *Computer Vision, 2003. Proceedings. Ninth IEEE International Conference on*, pages 156–163 vol.1.
- [24] Jia, J. and Tang, C.-K. (2005). Tensor voting for image correction by global and local intensity alignment. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, **27**(1), 36–50.
- [25] Johnson, T. (1996). Targetless scanner color calibration methods for characterizing colour scanners and digital cameras. *Displays*, **16**(4).

- [26] Jung, J.-I., Kang, M.-K., and Ho, Y.-S. (2011). Color corrected newspaper sequence for 3d video coding. *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11*.
- [27] Martinez-Verdu, F., Pujol, J., Vilaseca, M., and Capilla, P. (2003). Characterization of a digital camera as an absolute tristimulus colorimeter. In *Color Imaging VIII: Processing, Hardcopy, and Applications*. Edited by Eschbach, Reiner; Marcu, Gabriel G. *Proceedings of the SPIE*, volume 5008, pages 197–208.
- [28] Nanda, H. and Cutler, R. (2001). Practical calibrations for a real-time digital omnidirectional camera. Technical report, In *Technical Sketches, Computer Vision and Pattern Recognition*.
- [29] Pitié, F., Kokaram, A. C., and Dahyot, R. (2007). Automated colour grading using colour distribution transfer. *Comput. Vis. Image Underst.*, **107**(1-2), 123–137.
- [30] Pratt, W. K. and Mancill, C. E. (1976). Spectral estimation techniques for the spectral calibration of a color image scanner. *Appl. Opt.*, **15**(1), 73–75.
- [31] Reinhard, E., Adhikhmin, M., Gooch, B., and Shirley, P. (2001). Color transfer between images. *Computer Graphics and Applications, IEEE*, **21**(5), 34–41.
- [32] Sharma, G. (2000). Targetless scanner color calibration. *Journal of Imaging Science and Technology*, **44**(4), 301–307.
- [33] Sharma, G. and Trussell, H. (1993). Characterization of scanner sensitivity. *IS&T and SID's Color Imaging Conference: Transforms & Transportability of Color*, pages 103–107.
- [34] Sharma, G. and Trussell, H. (1996). Set theoretic estimation in color scanner characterization. *Journal of Electronic Imaging*, **5**(4), 479–489.
- [35] Sharma, G. and Trussell, H. (1997). Digital color imaging. *Image Processing, IEEE Transactions on*, **6**(7), 901–932.
- [36] Tai, Y.-W., Jia, J., and Tang, C.-K. (2005). Local color transfer via probabilistic segmentation by expectation-maximization. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, volume 1, pages 747 – 754 vol. 1.

- [37] Tehrani, M. P., Ishikawa, A., Sakazawa, S., and Koike, A. (2010). Iterative colour correction of multicamera systems using corresponding feature points. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, **21**(5-6), 377–391. *Special issue on Multi-camera Imaging, Coding and Innovative Display*.
- [38] Thomas, J.-B. and Boust, C. (2011). Colorimetric characterization of a positive film scanner using an extremely reduced training data set. In *19th Color and Imaging Conference (CIC'19), 2011*.
- [39] Tian, G. Y., Gledhill, D., Taylor, D., and Clarke, D. (2002). Colour correction for panoramic imaging. In *Information Visualisation, 2002. Proceedings. Sixth International Conference on*, pages 483 – 488.
- [40] Uyttendaele, M. (2001). Eliminating ghosting and exposure artifacts in image mosaics. In *CVPR*, volume 2, pages 509–516.
- [41] Vora, P. L. and Trussell, H. J. (1993). Measure of goodness of a set of color-scanning filters. *J. Opt. Soc. Am. A*, **10**(7), 1499–1508.
- [42] Wandell, B. A. and Farrell, J. E. (1993). Water into wine: converting scanner rgb to tristimulus xyz. In *Device-Independent Color Imaging and Imaging Systems Integration. Edited by Ricardo J. Motta; Hapet A. Berberian. Proceedings of the SPIE*, volume 1909.
- [43] Wang, Q., Sun, X., and Wang, Z. (2010). A robust algorithm for color correction between two stereo images. In H. Zha, R.-i. Taniguchi, and S. Maybank, editors, *Computer Vision - ACCV 2009*, volume 5995 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 405–416. Springer Berlin Heidelberg.
- [44] Wang, Q., Yan, P., Yuan, Y., and Li, X. (2011). Robust color correction in stereo vision. In *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*, pages 965 –968.
- [45] Wyszecki, G. and Stiles, W. S. (2000). *Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae (Wiley Series in Pure and Applied Optics)*. Wiley-Interscience, 2 edition.
- [46] Xiang, Y., Zou, B., and Li, H. (2009). Selective color transfer with multi-source images. *Pattern Recognition Letters*, **30**(7), 682 – 689.

- [47] Xiao, X. and Ma, L. (2006). Color transfer in correlated color space. In *Proceedings of the 2006 ACM international conference on Virtual reality continuum and its applications*, VRCIA '06, pages 305–309, New York, NY, USA. ACM.
- [48] Xu, W. and Mulligan, J. (2010). Performance evaluation of color correction approaches for automatic multi-view image and video stitching. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pages 263 –270.
- [49] Yamamoto, K. and Oi, R. (2008). Color correction for multi-view video using energy minimization of view networks. *International Journal of Automation and Computing*, **5**, 234–245.
- [50] Yamamoto, K., Yendo, T., Fujii, T., Tanimoto, M., and Suter, D. (2006). Color correction for multi-camera system by using correspondences. In *ACM SIGGRAPH 2006 Research posters*, SIGGRAPH '06, New York, NY, USA. ACM.
- [51] Zhang, M. and Georganas, N. D. (2004). Fast color correction using principal regions mapping in different color spaces. *Real-Time Imaging*, **10**(1), 23 – 30.