
Renormalisation couleur d'une image de peau pour l'imagerie dermatologique

Marc Rodríguez¹, Noël Richard¹, Anne-Sophie Capelle-Laizé¹, Audrey Ledoux¹

Laboratoire XLIM-SIC, Équipe ICONES, Université de Poitiers
Bâtiment SP2MI - Téléport 2 - Boulevard Marie et Pierre Curie
B.P. 30179 - 86962 Futuroscope CEDEX (France)

richard@sic.univ-poitiers.fr

RÉSUMÉ. Les lésions dermatologiques sont suivies sur plusieurs mois ou années par le dermatologue, sans système d'acquisition d'images robuste et reproductible dans le temps. Compte tenu des contraintes d'usage du dermatologue, nous voulons construire un système d'acquisition faiblement contraint. Malheureusement, des variations de couleurs apparaissent et doivent être corrigées. Dans ce travail, nous comparons et analysons quelques modèles basiques de correction utilisés dans la littérature et nous montrons que la normalisation couleur est une transformation non linéaire dans des cadres d'acquisition insuffisamment contraints.

ABSTRACT. Dermatologic lesions are monitored among several months or years by the expert without robust acquisition system, reproductible during time. Taking into account the dermatologist constraints, we search to produce a simple acquisition system with few using constraints. Unfortunately some colours variations appeared and must be corrected. In this work, we compare and analyze several basic colour corrections used in the literature, and we show that in our using case the colour normalization is a non linear transformation.

MOTS-CLÉS : couleur, normalisation, distance couleur, perception.

KEYWORDS: colour, normalization, colour distance, perception.

DOI:10.3166/TS.31.307-319 © 2014 Lavoisier

Extended abstract

Dermatologic lesions are monitored among several months or years by the expert without robust acquisition system, reproducible during time. Taking into account the dermatologist constraints, we search to produce a simple acquisition system with few using constraints. Colour contrast measures and texture features are processed from the images, and consequently results are highly sensible to acquisition conditions changes. As shown in the proposed examples, unfortunately the colour variations can be important and must be corrected.

Classically, the colour correction is defined as a linear transformation searching to modify linearly the image colour set into another ones in relation to a reference image. To simplify this process, a colour chart is used for each image acquisition. The normalisation parameters are processed using the same colour from the colour chart in the reference and the image to correct. Then all the colour of the image to correct are modify using the linear transform and the processed parameters. Three linear normalisation are compared. The first one is based on the hypothesis that the colour average is not changed, only the colour dynamic. Three colour coordinates in correspondance in the 2 images . The second one free this hypothesis, allowing the colour average and the colour dynamic corrections. The third one allows the same corrections, but uses an optimisation scheme with more than 4 colour rather than a direct processing.

To compare results, a perceptual error criterion is defined based on the sum of the perceptual distance (standard CIE ΔE) between the colour reference and the normalized corresponding colours. Normalized images are corrected and useable for comparison by the dermatologist. Nevertheless the perceptual criterion shows that the hypothesis of linearity for the colour changes is not respected, even with the third approach when a great number of colour are used for the normalization. This result prove that the linear normalization is not adapted in our case and that a more constraint acquisition system must be developed. In addition another normalization scheme using physical constraint must be defined to obtain a sufficient level of accuracy.

1. Introduction

Le suivi et l'évaluation en dermatologie sont liés à l'analyse de la peau en visuel direct par le dermatologue. L'utilisation d'outils numériques pose le problème de la reproductibilité des acquisitions et des outils d'analyse. Dans le cadre de la collaboration avec le centre de cure thermale de La Roche-Posay, nous nous sommes intéressés à la mise en place d'un protocole d'acquisition couleur faiblement contraint et de complexité adaptée aux ordinateurs des dermatologues. Le choix d'acquisitions faiblement contraintes est une demande des dermatologues, induite par de fortes variabilités dans les types de zones à acquérir (taille, emplacement, convexité des membres) induisant des distances de prise de vue et des conditions d'éclairage difficiles à imposer. Cet article s'intéresse à la normalisation couleur des images, la normalisation spatiale étant un problème résolu en vision par ordinateur (Horaud, Monga, 1995).

Pour pouvoir obtenir des données colorimétriques comparables, il faut disposer d'informations de référence dans les images, soit sur l'illuminant, soit sur le contenu de la scène. Lorsque l'illuminant ne peut être la référence, il est soit nécessaire de l'estimer (Funt, Shi, 2010 ; Gijssen *et al.*, 2011), soit d'utiliser des informations supplémentaires (Marguier *et al.*, 2007a ; Bianco, Schettini, 2012) pour corriger les variations. Les travaux liés à "la constance des couleurs" et la "normalisation des couleurs" ont apporté des solutions d'estimation de l'illuminant ou de son impact sur le contenu acquis pour l'indexation des images ou la reconnaissance des objets (Finlayson *et al.*, 1998 ; Barnard, Gabbur, 2003 ; Lin *et al.*, 2002) par les approches White Patch (Land, 1977), Grey-World (Buchsbaum, 1980), Grey-Edges (Weijer *et al.*, 2007) typiquement. Cependant ces approches ne sont pas suffisamment précises pour l'analyse et le suivi de textures couleur.

L'alternative choisie passe donc par l'usage d'une mire couleur comme référence absolue dans les images (Marguier *et al.*, 2007b). Il est ainsi envisageable de retrouver suffisamment d'informations pour normaliser toutes les images de la même scène, prises à des dates différentes dans des conditions légèrement différentes. Ces approches utilisent classiquement un modèle linéaire pour normaliser les contenus colorimétriques, sans que le choix du modèle soit plus amplement débattu. Cet article pose donc la question de la validité d'un modèle linéaire face aux problèmes posés par la variabilité des acquisitions et face aux contraintes de calcul sur les ordinateurs des dermatologues. Dans un premier temps, nous présentons rapidement les conditions d'acquisition mises en œuvre et le critère de distance perceptuel utilisé pour évaluer les résultats obtenus. Puis nous développons les différents niveaux de renormalisation linéaire possibles. L'article se termine par une discussion sur la validité de ces modèles et les conséquences sur les conditions d'acquisition.

2. Les conditions d'acquisition

2.1. Le protocole d'acquisition

Dans sa relation avec le patient, le dermatologue est concentré sur l'étude de la lésion et doit son attention au patient, pas forcément au système d'acquisition. Deux campagnes d'acquisition successives avec le Centre de cure thermal de La Roche-Posay ont permis de constituer une base d'images de psoriasis situés sur différentes parties du corps et donc d'aborder la question de la variabilité des conditions d'acquisition (voir figure 1). Cette question de l'impact et de la variabilité des acquisitions est un problème qui reste ouvert (Harville *et al.*, 2005 ; Mezzana *et al.*, 2007 ; Iyatomi *et al.*, 2010).

Nos hypothèses de travail sont que le praticien utilise un appareil photographique professionnel ou semi-professionnel, dans des conditions d'éclairage, des distances d'acquisition et d'éclairage proches. C'est-à-dire que le protocole a été fixé au début et revu au cours des campagnes d'acquisition afin de réduire les variabilités en distance et positionnement. L'hypothèse supplémentaire que nous avons définie est que même en cas de changement de mire, l'erreur induite est très inférieure à l'erreur aujourd'hui.

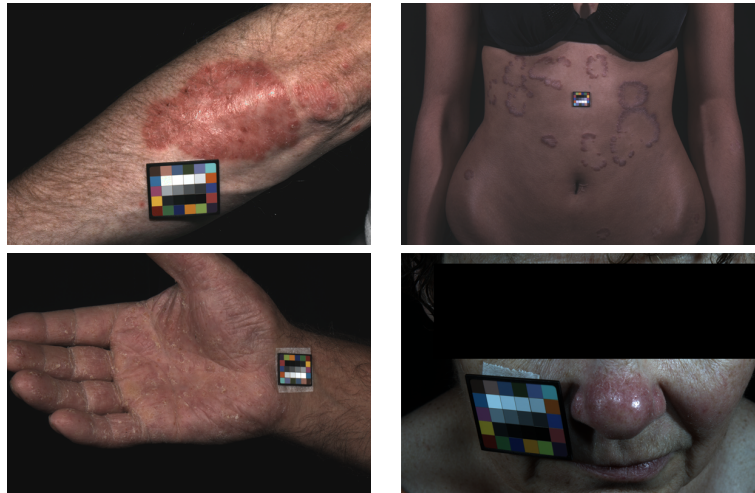


Figure 1. Exemples de prises d'images et de la variabilité des conditions d'acquisition.

d'hui commise après normalisation (à condition qu'il s'agisse d'une mire identique, du même constructeur et de même nature).

Puisque nous disposons de plusieurs images de la même personne, et de la même zone corporelle, l'une d'entre elle doit servir de référence \mathcal{I}_{ref} ; les couleurs issues de la mire de \mathcal{I}_{ref} sont considérées comme l'ensemble \mathcal{R} des couleurs de référence.

2.2. Référence : la mire

Parmi les contraintes de sélection, la mire ne doit pas prendre une place trop importante dans l'image lors des acquisitions de photographies de bras, jambes ou parties de visage. Cette contrainte est importante, car une mire de petite taille ne permet pas de focaliser un spectrocolorimètre comme dans les applications d'études de la peau (Marguier *et al.*, 2007a ; Harville *et al.*, 2005). Néanmoins, cette contrainte permet de fixer la mire de façon temporaire à proximité de la zone d'intérêt dans le plan focal de l'appareil photographique.

Il existe plusieurs mires couleurs de différents fabricants. Dans cette étude préalable nous avons choisi de travailler avec des mires standard explorant les limites de la gamme des couleurs d'acquisition du capteur (le "gammut"). D'autres travaux utilisent des mires essentiellement basées sur des teintes "chair", cependant nous avons souhaité mesurer l'hypothèse de linéarité de la normalisation. Le choix d'une mire standard permettait d'adresser cette question de façon plus générique.

2.3. Critère de comparaison

Le processus de normalisation vise à modifier la distribution colorimétrique d'un contenu pour le rapprocher d'une référence. Dans le cas d'une séquence d'images prises à différentes dates, il faut définir laquelle pourra être la référence. Le critère de sélection de l'image de référence porte sur l'écart-type des distributions colorimétriques qui doit être le plus étendu possible. De plus, nous savons qu'une métrique euclidienne dans l'espace RGB ne présente pas les conditions idéales de linéarité physique et/ou perceptuelle requises (Ledoux *et al.*, 2011). Nous sommes donc obligés de contrôler la validité du résultat par un critère d'erreur perceptuelle estimé par la somme des écarts perceptuels sur les couleurs de référence choisies. Ces écarts sont estimés par une distance ΔE calculée dans $CIELAB$. Dans un second temps, une métrique de type ΔE_{2000} pourra être utilisée, si les distances couleurs mesurées sont toutes inférieures à 5 unités (limite de validité d'une distance ΔE_{2000})(CIE, 2008).

Le critère d'erreur perceptuel s'exprime donc comme la somme des distances perceptuelles couleurs ΔE (standard CIE (CIE, 2008)) entre les couleurs de l'image de référence r_i et les couleurs normalisées \tilde{c}_i transposée dans $CIELAB$.

$$\text{critère d'erreur perceptuelle : } \epsilon_p = \frac{1}{N_r} \sum_{n=0}^{N_r-1} \Delta E(r'_i, \tilde{c}'_i) \quad (1)$$

La renormalisation peut n'être perçue que comme une opération utile pour afficher des images avec la même dynamique couleur, néanmoins dans notre cas l'ambition est de pouvoir calculer des informations de contraste et de texture. La dimension fractale sera utilisée dans ce cadre pour comparer l'impact de la normalisation sur un attribut texture couleur et multiéchelle (Ledoux *et al.*, 2012). Le domaine de variation de la dimension fractale pour ces images est entre 2 et 3, une variation sur une décimale est considérée comme forte.

3. Méthodes de normalisation

Soit une image \mathcal{I} dotée d'une mire dont les couleurs $\mathcal{C}_{\mathcal{I}}$ appartiennent à l'ensemble $\mathcal{S}_{\mathcal{C}}$. L'ensemble $\mathcal{S}_{\mathcal{C}}$ correspond à l'ensemble des couleurs de la mire, la mire étant formée de carrés de couleur uniforme. L'hypothèse est qu'une transformation \mathcal{T} qui associe les couleurs de référence \mathcal{R} à $\mathcal{C}_{\mathcal{I}}$ corrige correctement l'image \mathcal{I} pour que ses couleurs soient cohérentes avec l'image de référence \mathcal{I}_{ref} .

En l'absence d'un espace dédié à ce type de transformation, et compte tenu de l'absence d'information de calibration plus fine, nous sommes obligés de travailler dans l'espace d'acquisition RGB . Pour les mesures d'écarts colorimétriques, comme nous cherchons à avoir des mesures perceptuelles, nous devons considérer des mesures de la famille des distances perceptuelles standard de la CIE (ΔE) estimées dans l'espace $CIELAB$ (CIE, 2008) en choisissant un éclairage correspondant aux flash utilisés.

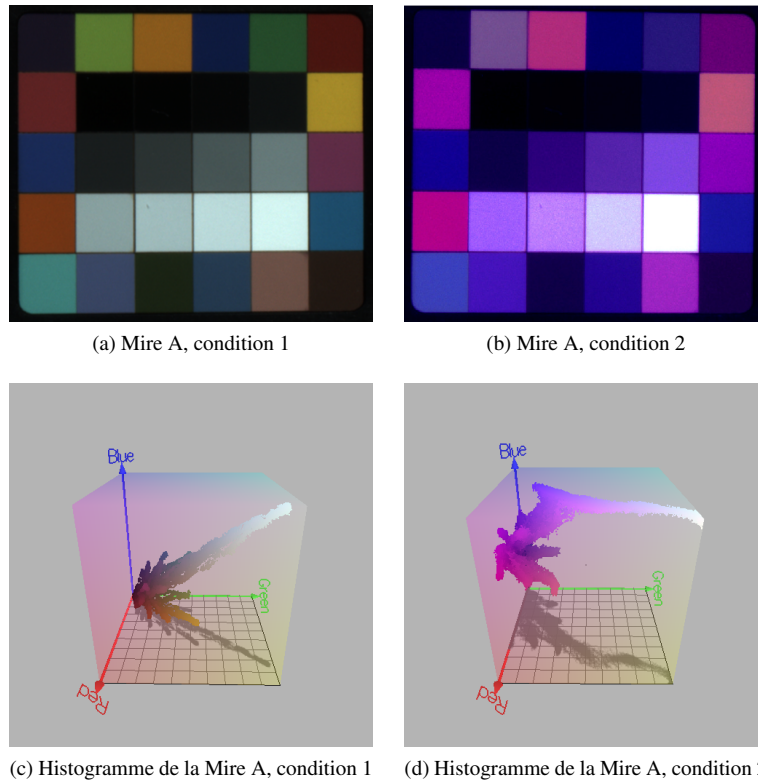


Figure 2. À gauche, la mire GRETAG et son histogramme en condition nominale, à droite la même mire avec des conditions d'acquisition différentes

Nous partons du principe que toutes nos acquisitions sont effectuées avec le même appareil photographique et les mêmes éclairages. Nous avons émis l'hypothèse, généralement utilisée, que la transformation des couleurs entre deux prises d'images est de type linéaire et fonction de la variation de distance d'acquisition ou de positionnement des illuminants. Ainsi, dans l'espace couleur \mathcal{E}_{RGB} le problème revient à transformer une enveloppe convexe contenant les couleurs à renormaliser pour que les couleurs à l'intérieur de l'enveloppe soient corrigées.

Nous allons comparer trois approches linéaires. La première considère que le changement est uniquement un changement d'intensité globale de l'éclairage de la scène, ce qui pourrait se traduire par une homothétie de la distribution couleur initiale dans l'espace d'acquisition, la deuxième considère que cette homothétie s'effectue avec un changement de la valeur moyenne de la distribution, enfin la dernière prend en considération le bruit dans l'image et nécessite une optimisation des paramètres. Les deux

premiers modèles sont effectivement simplistes, mais ils permettent de travailler avec le dermatologue sur la complexité induite par une variation de condition d'acquisition.

3.1. Transformation homothétique pure

Ce modèle s'appuie sur une hypothèse de transformation homothétique de l'ensemble des couleurs initiales liée au changement des conditions d'éclairage et d'acquisition. Dans l'espace RGB, le problème s'exprime donc très simplement pour 3 couleurs de la mire de référence $\mathcal{R} = \{r_1, r_2, r_3\}$ et des mêmes 3 couleurs de la mire de l'image à normaliser $\mathcal{C}_I = \{c_1, c_2, c_3\}$:

$$\mathcal{R} = M_{3 \times 3} \cdot \mathcal{C}_I \quad (2)$$

où M est la matrice de transformation incluant une rotation et une homothétie des vecteurs couleurs considérés. L'identification des paramètres de cette matrice requiert un ensemble de 3 coordonnées couleur.

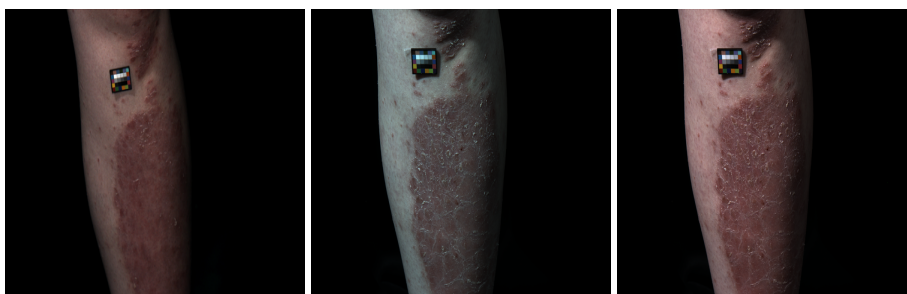


Figure 3. Exemple de normalisation couleur. De gauche à droite : l'image de référence, l'image à traiter, l'image normalisée.

La résolution de ce système linéaire simple pose parfois des problèmes (pas de solution). Se pose également la question de la robustesse de la transformation face au choix des couleurs de référence. Un choix simple utiliserait le blanc, le noir et le rouge de la mire, ou le bleu, rouge et vert, cependant dans notre cas, les meilleurs résultats au sens du critère perceptuel sont obtenus en choisissant le cyan, le jaune et le magenta, c'est-à-dire les diagonales du cube couleur RGB. L'interprétation de ce résultat implique qu'un changement des couleurs de référence induit une modification des erreurs cumulées, la conclusion préliminaire est que la transformation linéaire n'est pas adaptée à cette normalisation.

3.2. Transformation linéaire exacte

L'idée qu'un éloignement ou un rapprochement des éclairages et/ou appareil photographique ne change que la dynamique des couleurs est très restrictive. Le deuxième

modèle considère donc un modèle linéaire complet. Dans cette deuxième méthode, la matrice de transformation est de la forme $M_{3 \times 4}$ (voir équation 3). La quatrième coordonnée unitaire ajoutée à chaque couleur de $\mathcal{C}_{\mathcal{I}}$ permet d'intégrer une translation dans la matrice de transformation, tout en conservant une résolution classique.

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r \\ g \\ b \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r \\ g \\ b \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{14} \\ a_{24} \\ a_{34} \end{pmatrix} \quad (3)$$

Afin de résoudre directement ce système linéaire, 4 couleurs de références sont nécessaires pour estimer les 12 paramètres de $M_{3 \times 4}$. Dans ce cas également, le changement des couleurs de référence choisies dans les mires induit un changement de la matrice de transformation et donc du résultat lui-même. Ce résultat indique que le changement des conditions d'acquisition induit une évolution non linéaire des données couleur.



Figure 4. De gauche à droite : l'image de référence, l'image à traiter, l'image normalisée. Le noir de la photo à traiter est très clair $(r, g, b) = [37, 41, 55]$, cette méthode permet d'effectuer une translation et de rétablir l'origine de l'espace couleur $([1, 2, 2]$ sur l'image de référence)

3.3. Transformation linéaire avec optimisation

Le deuxième modèle reste dépendant du choix des couleurs de référence, et notamment du léger bruit d'acquisition ou variation locale de la texture couleur. Afin de réduire cette dépendance, nous avons mis en œuvre le modèle précédent dans le cadre d'une optimisation quadratique utilisant l'approche par pseudo-inverse de Moore-Penrose (Moore, 1920 ; Penrose, 1955). Cette méthode de normalisation sur-déterminée a été utilisée dans un cadre similaire pour la détection des zones de peau dans les visages (Marguier *et al.*, 2007a ; 2007b).

Au-delà de la résolution classique du système linéaire, l'approche utilise en interne un critère quadratique pour l'optimisation de la solution. Le critère utilisé est une somme des erreurs quadratiques, ce qui dans le cas de la renormalisation couleur correspond à la somme de distances couleur calculées dans RGB , c'est-à-dire la

somme des carrés des écarts entre les valeurs de références r_i et les valeurs normalisées \tilde{c}_i , pour $n > 4$ couleurs issues de la mire :

$$\text{critère d'optimisation : } \epsilon = \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_i - \tilde{c}_i)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_i - M_{3 \times 4} \cdot c_i)^2} \quad (4)$$

Ce critère quadratique fait partie intégrante de l'approche de calcul de la matrice pseudo-inverse et de la résolution du système linéaire surdéterminé, de même que le calcul de la solution optimale basée sur une expression du gradient lié au choix du modèle. La solution optimale fournie n'a donc de sens que face à ces hypothèses de validité.

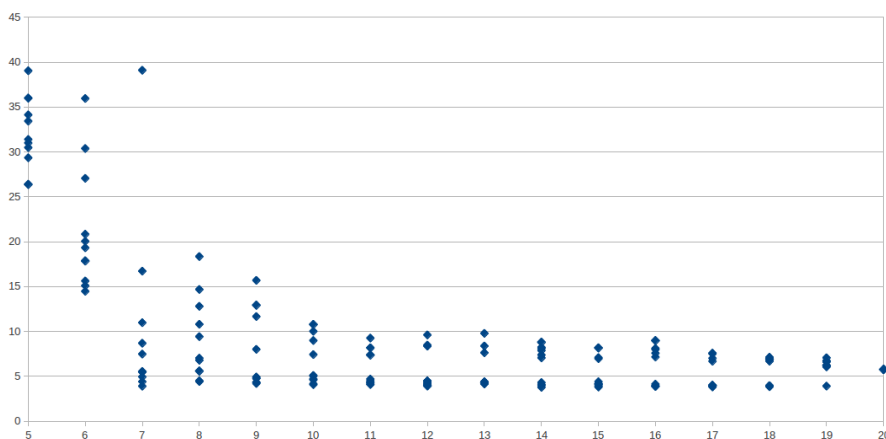


Figure 5. Valeur du critère d'erreur perceptuelle des couleurs de la mire (ordonnée) en fonction du nombre de couleurs utilisées pour la normalisation linéaire avec optimisation (abscisse). Les couleurs sélectionnées pour la normalisation sont choisies aléatoirement parmi les 30 couleurs de la mire, plusieurs tirages ont été effectués pour évaluer la stabilité de l'erreur pour un nombre de couleur donné

4. Résultats et discussion

La matrice de transformation ne représente pas véritablement un endomorphisme. Après normalisation, certaines couleurs sont "incohérentes", c'est-à-dire sortent de l'espace couleur d'origine (ce qui est impossible physiquement). Cet agrandissement de l'espace de représentation est un problème pour l'affichage, un traitement spécifique est donc opéré pour rendre ces images visuellement exploitables : les couleurs sont projetées (orthogonalement selon chaque axe) sur le cube RGB. En revanche, les données sont directement exploitables pour les traitements numériques de type

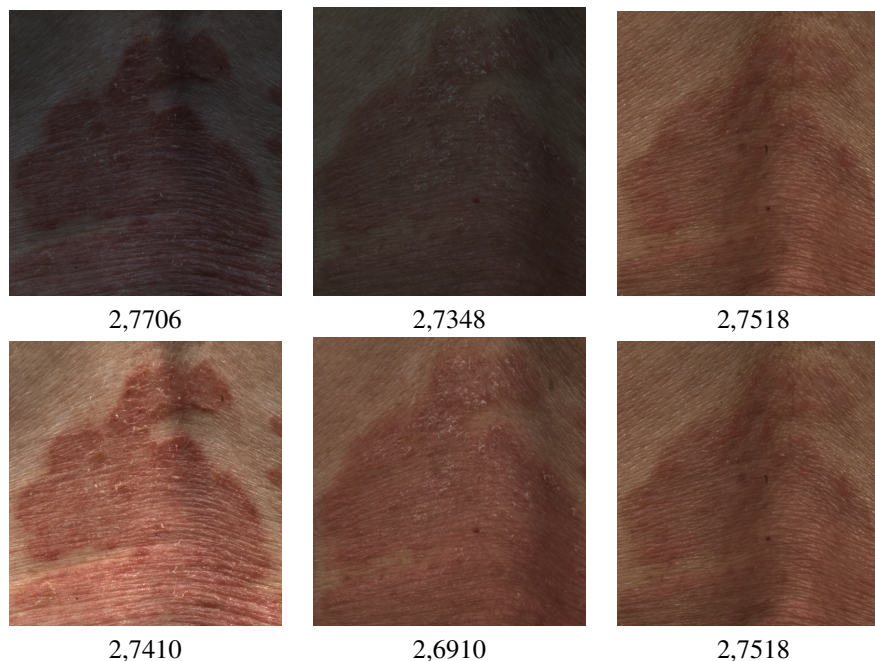


Figure 6. Image avant normalisation (première ligne) et après normalisation (seconde ligne) et dimensions fractales associées

extraction de paramètres textures ou segmentation, cette étape non-linéaire avant affichage induirait des artefacts numériques non souhaités. Néanmoins en limitant les zones d'analyse aux zones de peau ce problème n'apparaît pas (figure 6). De plus, l'impact de la normalisation sur les attributs fractals calculés est également notable, ce qui s'explique par le gain en dynamique des images normalisées.

Dans (Harville *et al.*, 2005 ; Marguier *et al.*, 2007a), le modèle de transformation linéaire est utilisé sans discussion préalable, nous avons donc cherché à valider cette hypothèse non formulée. Une des différences qui est apparaît est que même lorsque que quelques variations de distances existent ((Harville *et al.*, 2005) par exemple), celles-ci sont faibles et compensées par une mire de grande taille (de 25 à 40 % de la surface de l'image).

Si notre premier modèle était vraiment trop simpliste et le deuxième trop dépendant du choix des couleurs de référence, l'utilisation d'un système sur-déterminé devait résoudre cette question. La figure 5 présente la valeur moyenne du critère d'erreur perceptuelle par pixel en fonction du nombre de couleurs de référence choisies. Lorsque ce nombre est faible, l'intersection entre deux ensembles de couleurs utilisées pour la normalisation peut être nulle ou faible, inversement lorsque ce nombre grandit seules quelques couleurs sont différentes d'où une réduction normale des variations de l'erreur perceptuelle moyenne.

Les résultats de la figure 5 montrent que dans les conditions d'acquisition mises en œuvre le modèle de transformation linéaire n'est pas adapté. Si tel avait été le cas, quel que soit le nombre de couleurs de référence considérées l'erreur moyenne aurait été à peu près similaire. Or notamment lorsque ce nombre est faible, l'amplitude des erreurs indique que, soit les données sont fortement bruitées, soit le modèle est inadapté. Dans le cas d'erreurs liées à l'acquisition ou aux variations des couleurs de la mire, celles-ci sont perceptiblement faibles, donc d'amplitude inférieure à 3 unités dans *CIELAB*. Les bruits ne sont donc pas à l'origine de ce résultat, le modèle linéaire est par conséquent inadapté, même s'il est utilisé dans d'autres travaux (Marguier *et al.*, 2007a ; 2007b). Une alternative à cette difficulté consiste à utiliser une mire limitée aux teintes "chair", plutôt qu'une mire avec des couleurs génériques. Cependant cette réduction de l'espace de normalisation ne change pas le propos de fond. En revanche, lors de l'acquisition il peut permettre de régler le calibrage du système d'acquisition sur des couleurs plus proches de celles à acquérir et ainsi améliorer l'utilisation de la dynamique du capteur sur le contenu plus que sur la mire (la peau ne contient normalement pas de blancs ou de noirs aussi intenses que ceux de la mire).

5. Conclusion

L'objectif de ce travail est de concevoir pour les dermatologues un système d'acquisition d'images couleur faiblement contraint, capable de corriger de lui-même les artefacts et défauts de prise de vue (variations de distance) et de travailler en temps réel sur leurs ordinateurs. La seule contrainte utilisée est la présence d'une mire couleur de petite taille, située à côté de la lésion à photographier. La zone d'acquisition étant toujours connue, l'hypothèse de faible variation des distances d'observation et par la même des conditions d'éclairage a été considérée. Cette hypothèse induisait le choix d'un modèle de transformation linéaire. Les deux campagnes d'acquisition ont montré que la contrainte posée n'était pas réaliste en l'état et donc le modèle non valide.

Nous travaillons actuellement à accroître la reproductibilité de la distance entre la caméra/éclairage et le patient en travaillant sur des aides au positionnement pour le dermatologue. Ceci réduit la variabilité et améliore la précision des modèles de normalisation utilisés, y compris le modèle linéaire. Néanmoins, cette condition ne pouvant être certaine, un autre modèle de normalisation intégrant la perte d'énergie liée à une modification de distance est cherché, soit au minimum un modèle quadratique compte tenu des expressions physiques du problème.

Remerciements

Ce travail a été mené en collaboration avec le Centre de cure thermal de La Roche-Posay et financé dans le cadre du projet MorFISM, avec l'aide du FEDER Poitou-Charentes.

Bibliographie

- Barnard K., Gabbur P. (2003). Color and color constancy in a translation model for object recognition. In *11th color imaging conference*, p. 364–369.
- Bianco S., Schettini R. (2012, June). Color constancy using faces. In *Ieee conference on computer vision and pattern recognition (cvpr)*, p. 65-72.
- Buchsbaum G. (1980). A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin Institute*, vol. 310, n° 1, p. 1–26.
- CIE. (2008). *Methods for deriving colour differences in images*. Rapport technique n° 18x:2008. Auteur.
- Finlayson G., Schiele B., Crowley J. (1998). Comprehensive colour image normalization. In *5th european conference on computer vision*, p. 475–490.
- Funt B., Shi L. (2010). The effect of exposure on maxrgb color constancy. In *Proc. spie human vision and electronic imaging xv*, vol. 7527.
- Gijssenij A., Gevers T., Weijer J. van de. (2011). Computational color constancy: Survey and experiments. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, n° 9, p. 2475-2489.
- Harville M., Baker H., Bhatti N., Süssstrunk S. (2005). Consistent image-based measurement and classification of skin color. In *Ieee international conference on image processing (ictp)*, vol. 2, p. 374-377.
- Horaud R., Monga O. (1995). *Vision par ordinateur : outils fondamentaux*. Hermès.
- Iyatomi H., Celebu M., Schaefer G., Tanaka M. (2010). Automated color normalization for dermoscopy images. In *Ieee international conference on image processing (ictp)*, p. 4357–4360.
- Land E. (1977). The retinex theory of color vision. *Scientific American*, vol. 237, n° 6, p. 108–128.
- Ledoux A., Richard N., Capelle-Laizé A. (2011). Limitations et comparaisons d'ordonnement utilisant des distances couleur. *Traitement et Analyse de l'Information, Méthodes et Applications (TAIMA)*, vol. 2, p. 325–330.
- Ledoux A., Richard N., Capelle-Laizé A. (2012, May). The fractal estimator : A validation criterion for the colour mathematical morphology. In *Proceedings of the 6th european conference on colour in graphics*, p. 206-210. Amsterdam, IS&T.
- Lin Z., Wang J., Ma K.-K. (2002). Using eigencolor normalization for illumination-invariant color object recognition. *Pattern Recognition*, vol. 35, n° 11, p. 2629 - 2642.
- Marguier J., Bhatti N., Baker H., Harville M., Süssstrunk S. (2007a). Assessing human skin color from uncalibrated images. *International Journal of Imaging, Systems and Technology, special issue on Applied Color Image Processing*, vol. 17, n° 3, p. 143 – 151. Consulté sur <http://www3.interscience.wiley.com/journal/116327590/abstract>
- Marguier J., Bhatti N., Baker H., Harville M., Süssstrunk S. (2007b). Color correction of uncalibrated images for the classification of human skin color. In *Proceedings of the 15th IS&T/SID Color Imaging Conference*, p. 331–335. Albuquerque, NM. Consulté sur <http://www.imaging.org/conferences/cic15/>

- Mezzana P., Anniboletti T., Curinga G., Onesti M. (2007). A new method of skin erythrosis evaluation in digital images. In *Acta chirurgiae plasticae*, vol. 49, p. 21–26.
- Moore E. H. (1920). On the reciprocal of the general algebraic matrix. *Bulletin of the American Mathematical Society*, vol. 26, p. 394–395.
- Penrose R. (1955). A generalized inverse for matrices. *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, vol. 51, n° 03, p. 406–413. Consulté sur <http://dx.doi.org/10.1017/S0305004100030401>
- Weijer J. V. D., Gevers T., Gijssenij A. (2007). Edge-Based Color Constancy. *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, n° 9, p. 2207–2214.

