HAL
open science

Recherche d'Images avec des Conditions d'Illumination Similaires dans une Collection de Photos

Mauricio Díaz, Peter Sturm

To cite this version:

Mauricio Díaz, Peter Sturm. Recherche d'Images avec des Conditions d'Illumination Similaires dans une Collection de Photos. ORASIS 2009 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2009, Trégastel, France. pp.1-8. inria-00404615

HAL Id: inria-00404615

https://inria.hal.science/inria-00404615

Submitted on 16 Jul 2009

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.

Recherche d'Images avec des Conditions d'Illumination Similaires dans une Collection de Photos

Finding Images with Similar Lighting Conditions in Photo Collections

Mauricio Díaz[1] * Peter Sturm[2]

[1] Laboratoire Jean Kuntzmann, INPG
[2] INRIA Grenoble Rhône-Alpes

INRIA Grenoble Rhône-Alpes, 655 avenue de l'Europe, 38330 Montbonnot, France
{Mauricio.Diaz, Peter.Sturm}@inrialpes.fr

Résumé

L'observation des images acquises sur des scènes extérieures révèle qu'une part importante de l'information relative aux couleurs perçue par notre cerveau est due à l'illumination ambiante. Dans ce type d'environnement, les rayons émis par le soleil se reflètent et se réfractent dans l'atmosphère, créant ainsi une illumination globale qui détermine la façon de percevoir les objets qui le compose. En Vision par Ordinateur, l'exploitation du ciel comme la principale source d'illumination est étudiée depuis de nombreuses années. Certaines des premières solutions proposées reposent sur des approximations utilisant la couleur. Les autres utilisent des modèles physiques, toutefois ils admettent que les paramètres photométriques et géométriques de l'appareil photo soient les mêmes ou du moins soient connus. Dans cet article, nous proposons une méthode simple et efficace permettant de grouper les images ayant des conditions d'illumination similaires. On propose un algorithme fondé sur la modélisation d'histogrammes avec un mélange de gaussiennes appliquées sur les pixels qui appartiennent au ciel dans les images.

Mots Clef

Illumination, scènes extérieures, histogrammes 3D, mélange de gaussiennes.

Abstract

When we look at images taken from outdoor scenes, much of the information perceived is due to the ligthing conditions. In these scenes, the solar beams are reflected and refracted in the atmosphere, and create a global illumination that impacts and determines the way we perceive objets in the world. Lately, exploration of the sky like the main illuminance component has began to be explored in Computer Vision. Some of these first studies could be classified like color-based algorithms while some others fall in the physics-based category. However all of them assume that the photometric and geometric camera parameters are the same, or at least, that they could be determined. This work presents a simple and effective method in order to classify images with similar lighting conditions. This method is based on a Gaussian mixture model of sky pixels represented by a 3D histogram in the La^*b^* color space.

Keywords

Illumination, outdoor scenes, gaussian mixture, 3D histograms.

1 Introduction

Actuellement, la société a trouvé une nouvelle façon de partager ses expériences et de communiquer en utilisant un appareil photo numérique et à travers l'Internet. Ceci marque la naissance de grandes bases de données d'images comme Flickr [1], Google Images [2], Photobucket [3], etc. L'exploitation de ces bases de données n'a pas pris beaucoup de temps et, pour la Vision par Ordinateur, ces outils sont visualisés comme de grandes sources d'information. L'un des premiers travaux qui a fait une excellente utilisation de ces bases de données est le système PhotoSynth [14]. Le but de ce système est d'exploiter les algorithmes désormais assez mûrs de type *structure-from-motion* afin de localiser les points de vue de toutes les photos d'un monument par exemple, en 3D. Cela permet ensuite des manières originales et efficaces d'explorer de grandes bases d'images afin de trouver par exemple une image d'un monument, prises d'un point de vue désirée. Le travail présenté dans cet article est motivé par un autre type d'application pouvant exploiter des bases d'images, mais plu-

*Soutenu par le Programme Alβan, le programme des bourses d'études de haut niveau de l'Union Européenne destiné a l'Amérique Latine, bourse No. E07D402742CO.

1. http ://www.flickr.com/
2. http ://images.google.com/
3. http ://photobucket.com/

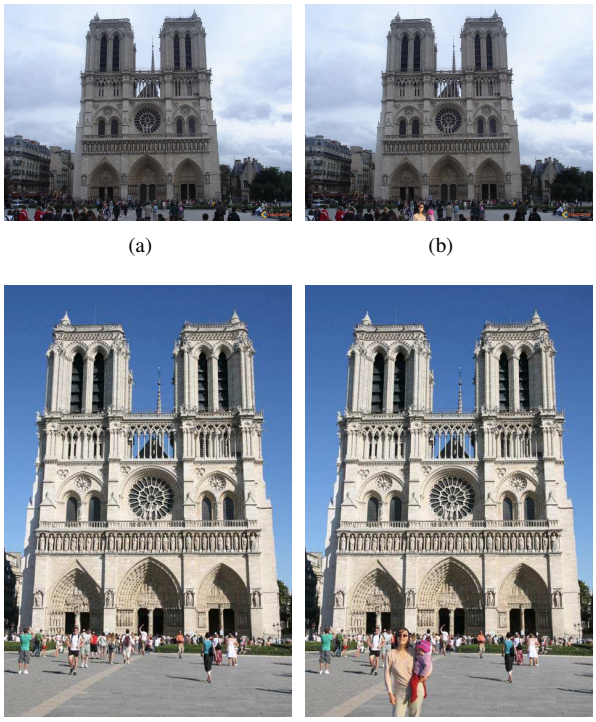


FIGURE 1 – Trucage de photos. (a) Image originale 1. (b) Trucage non réaliste. Les conditions d'illumination de la scène et de la personne insérée ne correspondent pas. (c) Image originale 2. (d) Trucage réaliste. On observe que les conditions d'illumination sont similaires. (On invite au lecteur se référer à la version numérique du document pour visualiser les figures en couleur).

tôt en ce qui concerne la richesse des informations photométriques qu'elles contiennent. Un exemple concerne le trucage de photos : incruster la photo d'une personne par exemple, dans une photo d'un monument. Afin que le trucage soit réaliste, il faut que les deux photos apparaissent comme si elles avaient été prises sous les mêmes conditions d'illumination. La manière "classique" pour ce faire est de modifier les couleurs dans une des photos et de retoucher les ombres [1, 3]. Notre idée est d'utiliser les bases d'images de plus en plus grandes et qui sont gratuitement disponibles : parmi les centaines ou milliers de photos du monument considéré, nous essayerons d'en trouver une qui présente les mêmes conditions d'illumination que la photo de la personne à incruster. Notre motivation pour trouver de correspondances entre ciels d'une grande collection est d'exploiter ces sources d'information pour son usage dans la composition numérique de façon automatique et réaliste. La figure 1 donne un exemple.

En observant des images correspondants à une scène extérieure, on peut souvent constater que les photographes occasionnels, sans en avoir conscience, appliquent le "cadrage d'or". Ce dernier se manifeste lorsque le ciel occupe une grande proportion de l'image (entre un tiers et deux tiers de celle-ci). En pratique, on peut constater cette observation dans une grande majorité des images que nous trouvons sur l'Internet. De plus, des personnes qualifiées comme les pilotes d'avions, les navigateurs ou les météorologistes, peuvent conclure d'après une photo les conditions d'illumination ainsi les conditions climatiques au moment où l'image est prise. Une personne moins expérimentée peut décrire de manière générale les conditions d'illumination (présence de nuages, soleil, nuit, etc.). Ces deux faits laissent penser que le ciel est une source très importante d'illumination et comme tel, un facteur essentiel dans la perception de la couleur des objets qui composent la scène.

Dans un contexte général, une approche très utilisée consiste à placer un objet sphérique au moment de la prise de l'image pour capturer les conditions d'illumination d'une scène extérieure, de façon à ce que la lumière ambiante soit reflétée par cet objet [15]. Dans notre cas particulier, on n'a pas accès à la scène. D'autres travaux proposent de déterminer le comportement de l'illumination provenant du ciel en utilisant seulement les images. Parmi eux, quelques-uns sont fondés sur des modèles physiques [11] et d'autres en utilisant la corrélation de la couleur [10, 9]. Si on ne se limite pas au cas du ciel, il existe plusieurs travaux, surtout dans le contexte de complémentation d'images (*hole filling* ou *inpainting*) [5, 17] et de classification des pixels par leur couleur [12, 16].

Dans ces travaux qui explorent le ciel comme source d'information, les contraintes sont en général l'utilisation d'un seul appareil photo ou la connaissance des paramètres photométriques et/ou géométriques de celui-ci. A titre d'exemple, le travail de Lalonde *et al.* [11] propose une méthodologie pour trouver des images du ciel similaires en utilisant un modèle physique et en connaissant les paramètres intrinsèques de l'appareil photo. Cet algorithme s'applique à une série de photos prises à différents intervalles de temps réguliers et au travers d'un appareil photo statique. Une fois le modèle trouvé, on compare les paramètres qui le composent avec des modèles estimés dans d'autres séquences d'images. Cette méthode se limite à ce type de séquences (*time lapse images*). Dans [10], les auteurs présentent un système pour insérer des objets à l'intérieur de photographies en cherchant dans une vaste bibliothèque d'objets crée à partir d'images récoltées et segmentées au préalable. Pour déterminer la correspondance de l'illumination globale entre l'objet et l'image, les auteurs calculent la distance χ^2 entre histogrammes correspondants aux ciels des images. Les images dont la distance est la plus petite sont reconnues comme des correspondances possibles.

Le présent travail cherche à trouver la correspondance entre les zones du ciel de différentes images d'une grande collection en connaissance d'un minimum d'information sur les paramètres de l'appareil photo. À cet effet, on applique des techniques de modélisation, de paramétrisation et de reconnaissance de formes. Le processus général peut se décomposer en une étape préalable pour trouver la segmentation

du ciel, la modélisation de ses pixels comme une somme de gaussiennes dans l'espace La^*b^* et la discrimination de ces modèles en utilisant une métrique adéquate. Dans la section 2.1 on décrit comment obtenir une représentation du ciel à partir des pixels segmentés, la section 2.2 présente une métrique permettant de discriminer entre les paramètres du modèle estimé. Finalement, la section 3 montre quelques résultats obtenus et examine les avantages et les inconvénients de notre approche.

2 Représentation et Comparaison de Modèles de Ciels

2.1 Modélisation du ciel dans l'espace La^*b^*

Certains auteurs ont crée des modèles physiques de la radiosité du ciel qui peuvent être exprimés en fonction de variables comme la position du soleil ou la turbulence de l'atmosphère [8, 13]. L'application de ces modèles a rencontré du succès dans la Vision par Ordinateur sous certaines conditions, comme lorsqu'on limite la position de l'appareil photo. Dans ce travail les images appartenant à la collection proviennent de différentes sources. Ceci engendre des difficultés, aussi bien pour connaître la position de l'appareil au moment de la prise de la photo que pour trouver ses paramètres intrinsèques, de plus, on ne connait pas la façon que le capteur modifie les pixels captures pendant le processus d'acquisition. Notre méthodologie se base uniquement sur le signal de sortie donné par l'appareil photo et non sur l'illumination réelle au moment de la prise de l'image ; on ignore donc les aberrations induites par l'appareil photo.

Pour accomplir cette méthodologie, dans un premier temps on obtient une segmentation automatique du ciel sur toutes les images. On utilise l'application de [7], qui consiste en une segmentation de l'image en trois zones (le sol, le ciel et l'objet) et une détermination générale de la texture des objets présents. Cette technique utilise des a priori géométriques sur la nature de l'image (orientation du sol et du ciel, lignes de perspective, position de l'objet par rapport au sol, etc.). La figure 2 montre un exemple des résultats obtenues avec cette algorithme de segmentation automatique.

Déterminer le modèle à partir des pixels appartenant au ciel de l'image est une étape décisive. La CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) [4] a travaillé depuis sa création sur la formulation de modèles de couleur en accord avec la façon dont l'être humain perçoit le monde au travers de la vision. Afin de réussir cet objectif cette institution a créé divers standards. Parmi ceux-ci, l'espace La^*b^* utilisé dans le travail de [10] ou l'espace xyY utilisé par [11], sont des espaces dérivés à partir des modèles formulés par la CIE. Dans ce travail, nous choisissons La^*b^* en raison de sa facilité pour représenter perceptiblement les différences de couleurs, en assumant que toutes les images sont prises en utilisant une illumination globale naturelle (Illuminant D65). Sur la figure 3 on observe un échantillon aléatoire de

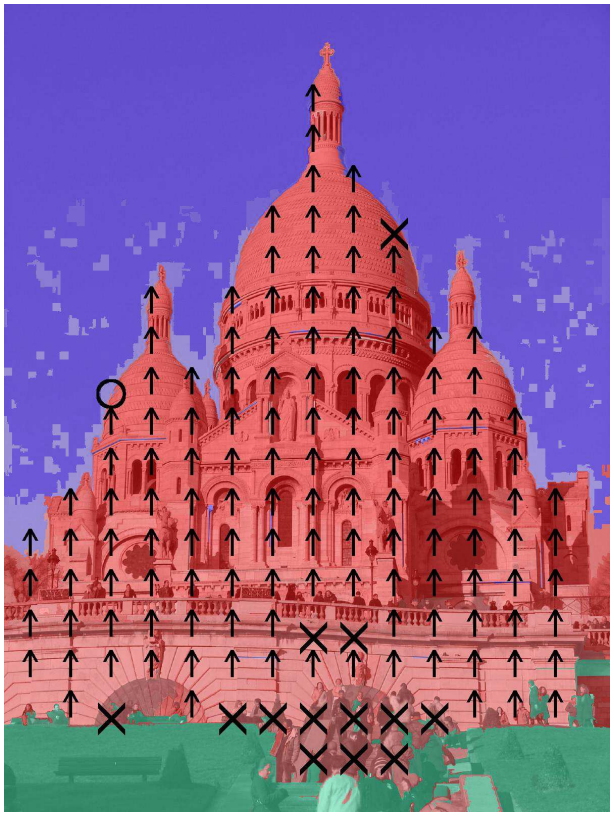


FIGURE 2 – Segmentation automatique d'une image de la base de données en utilisant l'application décrite par Hoiem dans [7]. Les couleurs (blue, rouge et vert) montrent les zones trouvées (ciel, objet, sol) respectivement. Les cercles, les croix et les flèches apportent information sur la texture de l'objet.

pixels sur 1000 images du ciel en provenance de la base de données selon la géométrie de l'espace La^*b^*.

À l'intérieur de l'espace de couleur, on construit une représentation du ciel selon un histogramme en 3D, d'après les idées de Lalonde *et al.* [10]. Ces histogrammes sont des représentations des distributions de probabilité des pixels en fonction des variables L, a^* et b^*. Sur la figure 4 on visualise les histogrammes dans un espace 3D (le diamètre et la couleur des points indiquent le nombre de votes d'une case). On constate que les pixels sont majoritairement repartis selon les valeurs négatives de l'axe b^* ce qui correspond approximativement à des variations entre le jaune et le bleu. D'autre part, les histogrammes des images où le ciel blanc ou nuageux se distribuent dans tout l'espace ne sont guère différentiables dans cette représentation. On pense que ces histogrammes présentent différents modes, raison pour laquelle nous choisissons de les modéliser en utilisant un mélange de gaussiennes.

De cette façon, le ciel de chaque image de notre base de données est modélisé comme une somme de gaussiennes

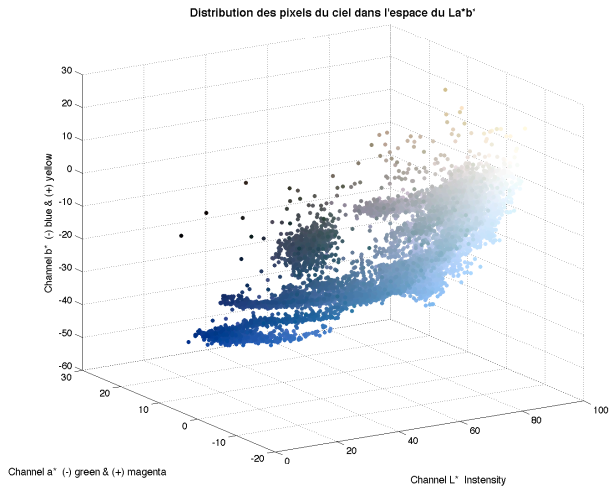


FIGURE 3 – Histogramme des couleurs des pixels du ciel dans l'espace La^*b^*, calculé sur 1000 photos.

selon l'équation suivante :

$$M(x) = \sum_{k=1}^{K} \boldsymbol{\pi_k} \mathcal{N}\left(\boldsymbol{x} | \boldsymbol{\mu_k}, \boldsymbol{\Sigma_k}\right), \tag{1}$$

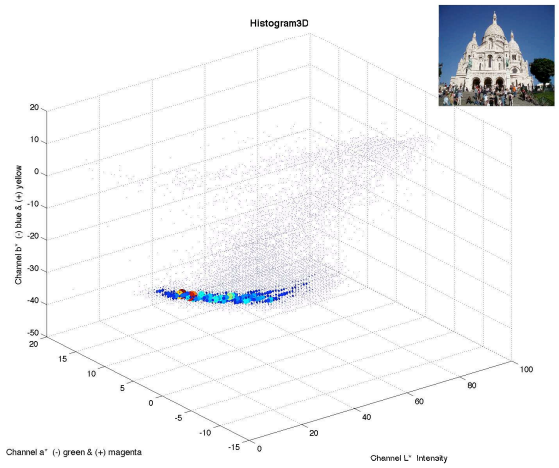
pour un K à determiner (nous le limitons actuellement à 4). On applique l'algorithme EM (expectation-maximization) pour déterminer les variables π_k, $\boldsymbol{\mu_k}$, $\boldsymbol{\Sigma_k}$, décrivant le modèle afin de maximiser la probabilité de la solution par rapport aux échantillons. L'algorithme est initialisé par des valeurs aléatoires, on exécute celui-ci jusqu'à ce que la convergence soit garantie. On formule notre modèle, selon les termes d'une distribution de probabilité conjointe suivant les pixels du ciel X et des variables cachées Z et on essaie de trouver l'ensemble de valeurs θ maximisant la fonction de vraisemblance (θ représente les variables $\boldsymbol{\pi_k}$, $\boldsymbol{\mu_k}$ et $\boldsymbol{\Sigma_k}$). Les couleurs des pixels du ciel $\boldsymbol{x_n}$ dans l'espace La^*b^* sont organisées dans la matrice X dans laquelle la $n^{\text{ième}}$ rangée est donnée par $\boldsymbol{x_n^{\mathsf{T}}}$. De façon succincte, l'algorithme EM appliqué à notre problème peut se résumer de cette manière :

1. On choisit des valeurs initiales pour $\boldsymbol{\pi_k}$, $\boldsymbol{\mu_k}$, $\boldsymbol{\Sigma_k}$.
2. **Pas E**. On évalue les valeurs de la distribution de probabilité conjointe $P(\mathsf{Z}|\mathsf{X}, \theta^{\text{précédent}})$.

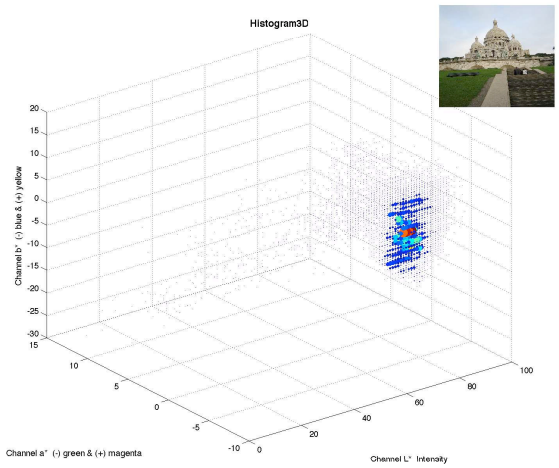
$$P(\mathsf{Z}|\mathsf{X}, \theta^{\text{précédent}}) = \frac{\boldsymbol{\pi_k} \mathcal{N}\left(\boldsymbol{x_n} | \boldsymbol{\mu_k}, \boldsymbol{\Sigma_k}\right)}{\sum_{j=1}^{K} \boldsymbol{\pi_j} \mathcal{N}\left(\boldsymbol{x_n} | \boldsymbol{\mu_j}, \boldsymbol{\Sigma_j}\right)}.$$

3. **Pas M**. On calcule les nouvelles valeurs pour $\boldsymbol{\pi_k}$, $\boldsymbol{\mu_k}$, $\boldsymbol{\Sigma_k}$.
4. On vérifie la convergence des nouvelles valeurs $\boldsymbol{\pi_k}$, $\boldsymbol{\mu_k}$, $\boldsymbol{\Sigma_k}$ par rapport aux précédentes.

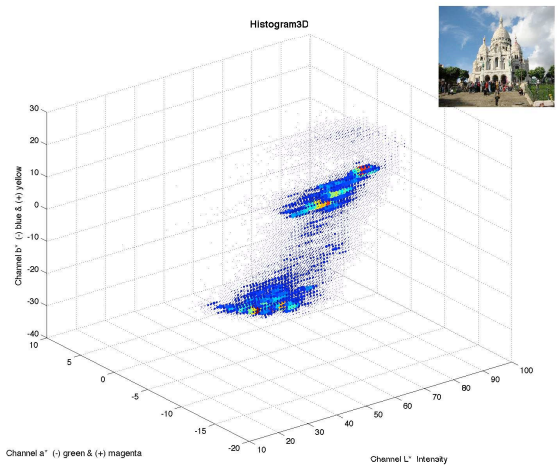
Sous l'hypothèse d'histogrammes 3D contenant plusieurs modes, le choix de la dimension de notre modèle est un facteur crucial. Pour déterminer le nombre de gaussiennes,



(a)



(b)



(c)

FIGURE 4 – Histogrammes 3D du ciel. Histogramme pour les photos (a) avec ciel clair, (b) avec ciel nuageux, (c) avec ciel partiellement nuageux.

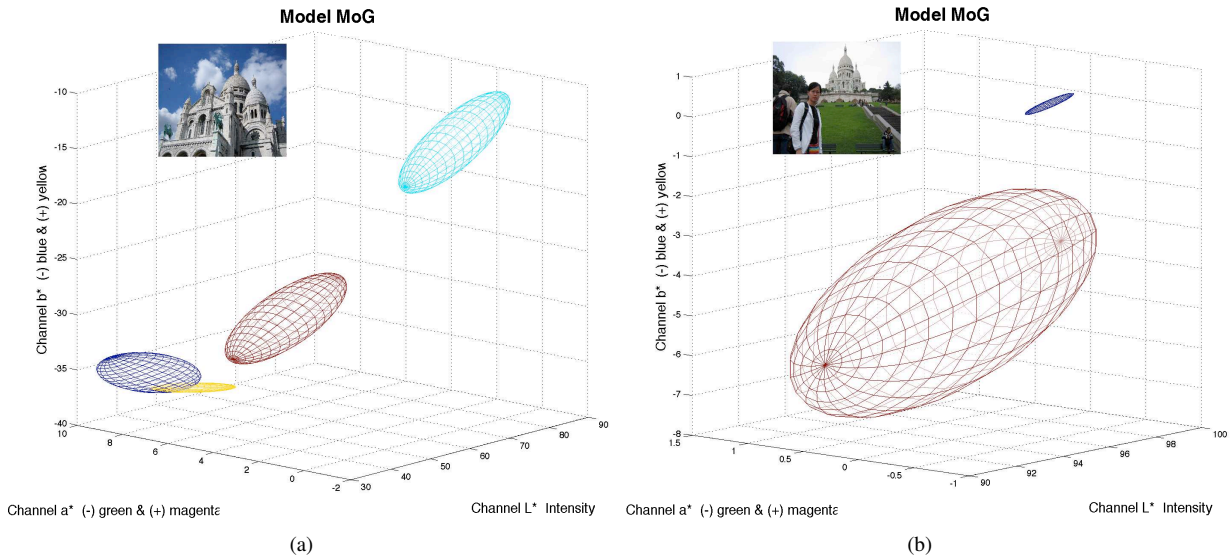


FIGURE 5 – Ellipsoïdes qui représentent des modèles avec un nombre différent de gaussiennes. (a) Avec 4 gaussiennes. (b) Avec 2 gaussiennes.

on évalue le critère d'information d'Akaike (AIC) [2] pour différentes valeurs de K dans l'équation (1). De cette manière, le modèle choisi est celui qui maximise la vraisemblance. La figure 5 montre les ellipsoïdes correspondant aux gaussiennes du modèle pour une variance constante.

2.2 Mesure entre histogrammes du ciel

Une fois le modèle du ciel trouvé pour chaque image, on procède à la comparaison. Il est nécessaire de mesurer la différence entre deux ou plusieurs distributions de probabilités. Une option consisterait à utiliser une métrique. Dans notre contexte nous choisissons la divergence de Kullback-Leibler (KL) bien qu'elle ne possède pas la propriété de symétrie. Cette mesure est aussi connue comme entropie relative. Étant données deux distributions de probabilité $p(x)$ et $q(x)$ la divergence KL est définie par :

$$\mathsf{KL}(p||q) = -\int p(x) ln \left\{ \frac{q(x)}{p(x)} \right\} dx. \tag{2}$$

Lorsque les distributions $p(x)$ et $q(x)$ sont gaussiennes on peut exprimer l'équation (2) sous forme analytique :

$$\mathsf{KL}(p||q) = \frac{1}{2}(\log\left(\frac{\det\Sigma_2}{\det\Sigma_1}\right) + \mathrm{Tr}\left(\Sigma_2^{-1}\Sigma_1\right) + (\mu_2-\mu_1)^{\mathsf{T}}\Sigma_2^{-1}(\mu_2-\mu_1) - d). \tag{3}$$

Dans le cas d'un mélange de gaussiennes, il est plus difficile de trouver une expression analytiquement admissible ou un algorithme informatique efficace pour résoudre ce problème. En conséquence il est indispensable d'utiliser une approximation. Le travail de Hershey et Olsen [6] propose une révision complète des algorithmes les plus connus pour estimer cette valeur. Selon eux, la seule méthode réalisant une estimation $\mathsf{KL}(p||q)$ quand $p(x)$ et $q(x)$ sont des mélanges de gaussiennes, avec une exactitude arbitraire, est la simulation de Monte Carlo. Cependant, d'autres approximations peuvent être valables, suivant le contexte. Par exemple une approximation fréquemment utilisée est l'échange du mélange de gaussiennes $p(x)$ et $q(x)$ par des gaussiennes simples $\tilde{p}(x)$ et $\tilde{q}(x)$. Dans ce cas, pour une distribution composée par N gaussiennes, la moyenne et la covariance estimées sont :

$$\mu_{\tilde{p}} = \sum_a^N \pi_a \mu_a$$
$$\Sigma_{\tilde{p}} = \sum_a^N \pi_a \left(\Sigma_a + (\mu_a - \mu_{\tilde{p}})(\mu_a - \mu_{\tilde{p}})^{\mathsf{T}}\right). \tag{4}$$

La divergence KL est approchée par l'équation (3) en utilisant les estimations montrées dans (4), de sorte que $\mathsf{KL}_{\text{simple}}(p||q) = \mathsf{KL}(\tilde{p}||\tilde{q})$. Cette approximation a le mérite d'être simple mais ses performances sont limitées. Hershey et Olsen utilisent des méthodes variationnelles pour trouver une meilleure approximation de la divergence KL. Ils proposent une mesure qui satisfait la propriété de symétrie, mais pas la propriété de positivité. Dans ce cas, la divergence approximée, $\mathsf{KL}_{\text{app}}(p||q)$ est donnée par :

$$\mathsf{KL}_{\text{app}}(p||q) = \sum_a^N \pi_a \log \frac{\sum_{a'} \pi'_a e^{-\mathsf{KL}(p||p')}}{\sum_b \omega_b e^{-\mathsf{KL}(p||q)}}. \tag{5}$$

Cette valeur est une mesure de la dissimilitude des deux distributions. Grâce à ces résultats, on peut comparer deux modèles du ciel dans notre base de données en tenant compte des paramètres (π_k, Σ_k, μ_k) définissant le mélange et ignorant le nombre de gaussiennes.

3 Résultats et Discussion

Pour tester notre algorithme on a créé des bases de données avec des images de scènes extérieures récupérées sur le site

Internet Flickr. La première est composée de 4250 images de la cathédrale de Sacre Cœur à Paris, la deuxième est constituée de 2120 images de la tour de Pisa en Italie. La troisième est composée des 750 images de la Maison Rosée à Buenos Aires, Argentine. Toutes ces images ont été téléchargées de façon automatique en utilisant le code disponible depuis le site web de l'auteur de [5]. On a écarté les images qui ne correspondent pas aux scènes souhaitées ou qui correspondent à des prises pendant la nuit ou avec éclairage artificiel.

Notre objectif est de comparer deux ou plusieurs images de scènes extérieures suivant la couleur du ciel. Afin de tester notre approche, on a classifié à la main 500 images d'une base de données suivant trois critères : images avec soleil (*ias*), images avec nuages (*ian*) et images avec ciel blanc (*iacb*). Il est important de souligner le caractère subjectif de cette classification. Celle-ci constitue la vérité terrain (*ground truth*) de notre expérience. Une fois cette étiquette mise sur chacune de nos images, on peut évaluer le comportement de l'algorithme proposé par rapport à cette vérité terrain. Une approche consiste à déterminer, pour une image sélectionnée, les distances aux autres images de sa même classe (intra-classe) et les distances aux images d'autres classes (inter-classe). On observe sur la figure 6 la moyenne des distances intra-classes et inter-classe en utilisant les approximations de la divergence $\mathsf{KL}_{\text{simple}}$ et KL_{app}. Pour ces deux mesures, on constante que la classe *iacb* se distingue clairement des deux autres par des valeurs moyennes de plus forte amplitude. Néanmoins, entre la classe *ias* et la classe *ian* la différence n'est pas très nette pour la mesure $\mathsf{KL}_{\text{simple}}$. L'approximation de la divergence KL_{app} étant meilleure, la discrimination est plus facile. Le tableau 2 montre la moyenne des divergences inter-classe et intra-classe pour la classe *ias* selon les deux mesures décrites. La distinction entre les images avec ciel clair et les images avec quelques nuages (*ian*) est plus nette selon la divergence KL_{app}. Une nouvelle fois, on peut l'expliquer par une meilleure approximation de la divergence KL selon l'equation (5). Une autre expérience a été développé pour trouver le taux de réussite de l'algorithme lors de son exécution sur 500 images. L'objectif est de trouver les images les plus proches et de déterminer si elles appartiennent ou non à la même classe que l'image requête, selon la vérité terrain. Le tableau 1 montre ces resultats. Par ailleurs, notre algorithme n'a pas réussi à comparer quelques images lorsqu'on utilise la distance KL_{app}. Des valeurs infinies de la divergence ont été assignées sporadiquement. C'est une conséquence de la convergence de la formule d'approximation vers l'infini. Quand les exposants de la fonction exponentielle ont une grande valeur la fonction tend vers zéro. Ce résultat est problématique au moment du calcul, raison pour laquelle on a ignoré les divergences de ces paires d'images.

TABLE 1 – Taux de réussite sur 500 images.

Images	1er Image	2ème Image	3ème Image	4ème Image
Toutes	0.687	0.654	0.620	0.612
Classe *iacb*	0.673	0.646	0.608	0.587
Classe *ias*	0.540	0.588	0.548	0.491
Classe *ian*	0.832	0.720	0.699	0.748

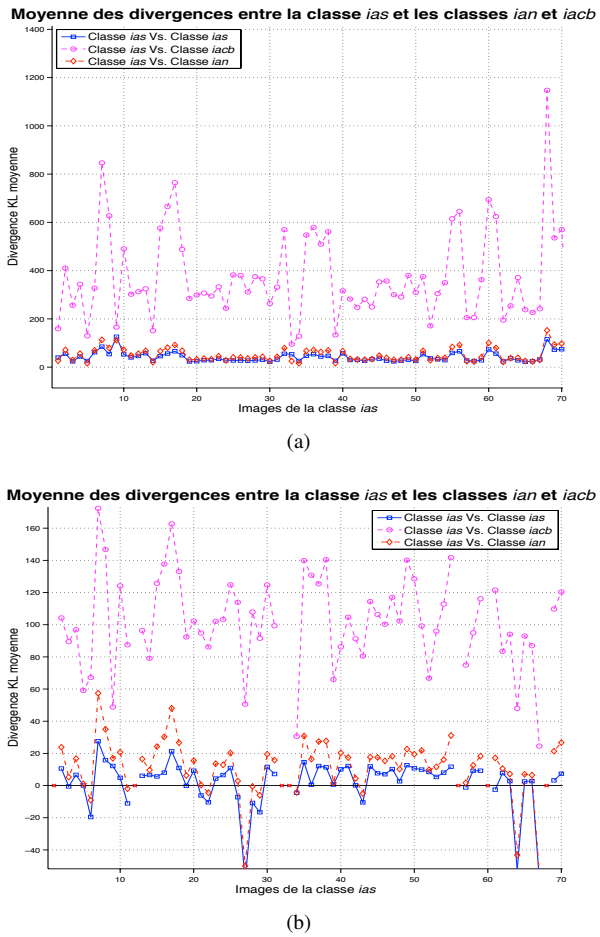


FIGURE 6 – Divergence intra-classe et inter-classe moyenne entre la classe *ias* et les classes *ian* et *iacb* pour 70 images de la classe *ias*, (a) utilisant la divergence $\mathsf{KL}_{\text{simple}}$ et (b) utilisant la divergence KL_{app}.

Une évaluation plus subjective a été réalisée en regardant les images les plus proches à une image sélectionnée. Nous avons comparé cette dernière à 1000 images de la base de données selon la distance KL_{app} permettant de les regrouper. La figure 7 présente les résultats de cette expérience. La première colonne correspond à l'image requête, les colonnes suivantes sont les images déduites classées par ordre décroissant de ressemblance ou par ordre croissant de la mesure de KL_{app}. Dans cette figure, la similarité entre les ciels de l'image requête et des images obtenues est notoire.

TABLE 2 – Différence entre les moyennes de la divergence intra-classe (*ias*), et les moyennes des divergences inter-classe (*ian*, *iacb*).

	Moyenne $\mathsf{KL}_{\text{simple}}$	Moyenne KL_{app}
Class *ias*	45.60	4.27
Class *ian*	351.63	97.87
Class *iacb*	50.95	13.73

4 Conclusions

Dans cet article, on a proposé une méthode permettant de regrouper des images de scènes extérieures ayant des conditions d'illumination similaires. Elle ne nécessite pas d'information sur les paramètres de l'appareil photo ou sur sa position puisqu'elle fonctionne avec des images collectionnées à partir d'Internet. Cette méthode est basée sur deux procédures : la modélisation des couleurs des pixels du ciel pour chaque image comme un mélange de gaussiennes et la comparaison robuste entre ces modèles. Pour trouver le modèle, on a choisi un mélange de gaussiennes comme distribution de probabilité et on a estimé ses paramètres en utilisant l'algorithme EM. Cette distribution permet de modéliser avec précision les pixels, surtout d'images du ciel qui n'ont pas de couleurs uniformes (histogrammes contenant plusieurs modes). D'autre part, l'estimation de la divergence KL a prouvée être un outil adéquat pour grouper les ciels semblables malgré les approximations faites au moment du calcul. Ces approximations doivent être soigneusement choisies pour ne pas altérer les avantages qu'elles offrent en comparant deux mélanges de gaussiennes.

À partir des résultats montrés dans ce travail, on espère grouper les images selon leurs conditions d'illumination. D'autres facteurs peuvent être pris en considération comme la position du soleil, la quantité de nuages ou les ombres. Afin d'obtenir un trucage de photos crédible l'information sur la géométrie de la scène peut être très précieuse. L'inclusion de ces variables pourra déterminer le réalisme au moment de faire une composition de photos.

Références

[1] A. Agarwala, M. Dontcheva, M. Agrawala, S. Drucker, A. Colburn, B. Curless, D. Salesin, and M. Cohen, *Interactive digital photomontage*, SIGGRAPH 2004 (New York, NY, USA), ACM, pp. 294–302.

[2] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning (information science and statistics)*, Springer, August 2006.

[3] P. J. Burt and R. J. Kolczynski, *Enhanced image capture through fusion*, ICCV 1993., 173–182.

[4] Committee C.T., *Spatial distribution of daylight - luminance distributions of various reference skies.*, Tech. Report CIE-110-1994, Commission Internationale de l'Éclairage (CIE), 1994.

[5] J. Hays and A. Efros, *Scene completion using millions of photographs*, SIGGRAPH 2007 **26**, no. 3, 4.

[6] J. R. Hershey and P. A. Olsen, *Approximating the kullback leibler divergence between gaussian mixture models*, ICASSP 2007. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing **4**, IV–317–IV–320.

[7] D. Hoiem, A. Efros, and M. Hebert, *Geometric context from a single image*, ICCV 2005, pp. 654–661.

[8] N. Igawa, Y. Koga, T. Matsuzawa, and H. Nakamura, *Models of sky radiance distribution and sky luminance distribution*, Solar Energy **77** (2004), no. 2, 137 – 157.

[9] N. Jacobs, N. Roman, and R. Pless, *Consistent temporal variations in many outdoor scenes*, CVPR 2007, 1–6.

[10] J. Lalonde, D. Hoiem, A. Efros, C. Rother, J. Winn, and A. Criminisi, *Photo clip art*, SIGGRAPH 2007 **26**.

[11] J. Lalonde, S. G. Narasimhan, and A. Efros, *What does the sky tell us about the camera ?*, ECCV 2008.

[12] R. Manduchi, *Learning outdoor color classification*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence **28** (2006), no. 11, 1713–1723.

[13] R. Perez, R. Seals, and J. Michalsky, *All-weather model for sky luminance distribution - preliminary configuration and validation*, Solar Energy **50(3)** (1993), 235–245.

[14] N. Snavely, S. M. Seitz, and R. Szeliski, *Modeling the world from internet photo collections*, Int. J. Comput. Vision **80** (2008), no. 2, 189–210.

[15] J. Stumpfel, A. Jones, An. Wenger, C. Tchou, T. Hawkins, and P. Debevec, *Direct hdr capture of the sun and sky*, AFRIGRAPH 2004, pp. 145–149.

[16] K. Sunkavalli, F. Romeiro, W. Matusik, Y. Zickler, and H. Pfister, *What do color changes reveal about an outdoor scene ?*, CVPR 2008, 1–8.

[17] M. Wilczkowiak, G. J. Brostow, B. Tordoff, and R. Cipolla, *Hole filling through photomontage*, BMVC 2005, July, pp. 492–501.

FIGURE 7 – Dans la première colonne on observe les images requête. Les colonnes suivantes, de gauche à droite, montrent les images les plus proches à l'image requête. On observe dans les images de la quatrième rangée, que l'image requête contient des nuages mais les images trouvées ont le ciel clair. Cependant, l'image requête a été prise pendant le coucher du soleil et avec une illumination artificielle. Malgré ceci, l'image trouvée comme la plus proche a été prise sous les mêmes conditions. Les images suivantes correspondent à des ciels avec des conditions d'illumination différentes.