

Estimation conjointe de sources lumineuses et de propriétés photométriques à partir d'images

Bruno Mercier, Daniel Meneveau

Laboratoire SIC, Université de Poitiers, BP 30179
86962 Futuroscope Chasseneuil Cedex
{mercier,daniel}@sic.univ-poitiers.fr

Résumé :

Depuis quelques années, les méthodes de rendu basé-image connaissent un succès croissant car elles permettent de visualiser une scène réelle ou virtuelle presque uniquement à partir d'images. Grâce à un compromis entre simplicité de stockage et richesse de représentation, le lumigraphe est probablement aujourd'hui la structure de données basée-image la plus utilisée dans la communauté graphique. Dans cet article, notre objectif est de traiter le problème de la recherche de sources de lumière à partir d'images. Notre étude porte essentiellement sur les lumigraphes et nécessite différents traitements préliminaires : reconstruction géométrique et estimation des normales. Une étape de classification permet d'identifier des régions de l'objet ayant une même réflectance bidirectionnelle. Pour chaque région, la recherche d'une source lumineuse est réalisée à l'aide de lobes spéculaires (s'ils existent) ou en supposant que la surface est parfaitement diffuse. La méthode de recherche proposée dans cet article repose sur l'estimation conjointe des sources ponctuelles et des sources directionnelles. Un mécanisme d'identification nous permet de (i) décider quel éclairage est le plus pertinent et (ii) estimer les coefficients de réflexion spéculaire et diffus par rapport aux images d'origine. Nous présentons les résultats de notre étude pour des cas de tests générés aléatoirement et pour des lumigraphes.

Mots-clés : Rendu basé-image, reconstruction géométrique, détection de sources lumineuses, estimation de propriétés photométriques, lumigraphes

1 Introduction

En synthèse d'image, la dernière décennie a vu naître de nouveaux modèles pour lesquels des photographies d'objets réels ne sont plus seulement utilisées comme des textures indépendantes du point de vue. Elles servent de support pour des méthodes interactives de visualisation d'environnements ou d'objets réels complexes. Ces méthodes de visualisation, identifiées sous le nom de *rendu basé-image* (ou RBI) permettent de réduire de manière drastique une description géométrique généralement très complexe tout en conservant un réalisme important.

Naturellement, lorsque les images initiales sont des photographies d'objets *réels*, la visualisation est *réaliste*, moyennant divers problèmes d'échantillonnage. Mais le concept du rendu basé-image est également intéressant dans le cas d'objets virtuels complexes et difficiles à afficher en des temps raisonnables. La création d'un lumigraphe (par exemple) correspond alors à un précalcul permettant ensuite de visualiser l'objet de manière interactive.

Ce travail est motivé par une étude plus large, visant à modifier l'éclairage initial d'un objet de type lumigraphe. A plus long terme, nous souhaitons insérer des objets basés-image à l'intérieur d'environnements virtuels, et les ré-éclairer de manière réaliste (ombres portées, luminance des objets réels et virtuels, etc.). La recherche de sources lumineuses à partir d'images est une étape nécessaire pour permettre de ré-éclairer les objets basés-image. Notre travail repose sur une estimation géométrique précise des objets (forme et normale) décrite dans [MMF03]. Dans cet article, notre contribution concerne :

1. une méthode de classification permettant d'isoler les régions d'une surface ayant les mêmes caractéristiques photométriques ;
2. une estimation des caractéristiques géométriques de sources lumineuses ponctuelles (position) ou directionnelles (direction) ;
3. une estimation des caractéristiques photométriques de la surface de l'objet à un facteur près (correspondant à la puissance de la source lumineuse).

Ce document est organisé de la manière suivante : nous présentons dans un premier temps les travaux concernant le rendu basé-image, les dernières études relatives aux lumigraphes et à l'estimation de sources lumineuses. Dans la section 3, nous définissons le cadre et les hypothèses de travail. Nous détaillons ensuite nos algorithmes de classification, d'estimation de sources lumineuses et de caractéristiques photométriques (section 4). Nous présentons

également une série de résultats reposant sur des données générées de manière aléatoire et sur des lumigraphes (section 5). La section 6 présente nos conclusions et les perspectives à ce travail.

2 État de l'art

2.1 Rendu Basé-Image

En général, les méthodes de visualisation d'environnement s'appuient sur des images d'objets réels ou virtuels pour accroître le réalisme et réduire les temps de calcul. Ces méthodes permettent de visualiser interactivement des objets complexes en réduisant le nombre de primitives géométriques, la remplaçant par les détails présents sur des images. Les utilisations les plus connues sont probablement le plaquage de textures et les cartes d'environnement, mais d'autres applications telles que les cartes animées (*movie-maps*) [Lip80], quicktime VR [Che95], ou le musée virtuel (*the virtual museum*) [MOC⁺92] associent également une description géométrique à des séquences vidéo ou des séries d'images.

Les méthodes de Rendu Basé-Image (RBI) ont réellement émergé au début des années 1990, avec la définition de la fonction plénoptique proposée par Adelson et Bergen en 1991 [AB91]. Elle permet d'exprimer les flux lumineux émis en chaque point de l'espace et dans chaque direction (figure 1.a). Elle est usuellement définie dans un espace de dimension 6 : 3 coordonnées (V_x, V_y, V_z) représentent la position, 2 angles (θ, ϕ) définissent une direction, le dernier paramètre étant la longueur d'onde.

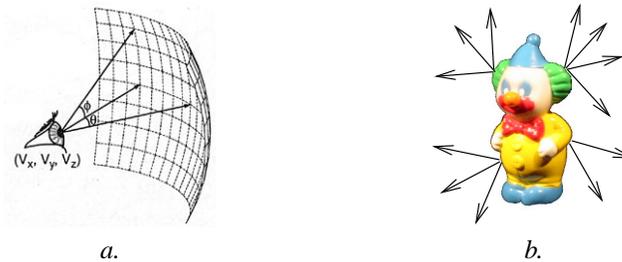


FIG. 1 – a. La fonction plénoptique exprime le flux lumineux émis par un point (V_x, V_y, V_z) et dans toutes les directions (θ, ϕ) ; b. Cette fonction peut être utilisée pour représenter les flux lumineux émis par la surface d'un objet.

Naturellement il est illusoire de trouver une formulation analytique à cette fonction pour prendre en compte tous les transferts lumineux dans un environnement. En revanche, un échantillonnage judicieux de l'espace permet de représenter une partie exploitable de cette fonction. En 1995, L. McMillan et G. Bishop ont proposé la méthode de modélisation plénoptique [MB95] pour représenter les flux lumineux selon un échantillonnage cylindrique. Les lumigraphes et le rendu des champs de lumière (*lightfield rendering*) ont fait leur apparition l'année suivante [GGSC96, LH96].

2.2 Détection de sources lumineuses

La recherche de sources lumineuses est étudiée en vision par ordinateur dès les années 80. Beaucoup de travaux reposent sur ceux de Pentland [Pen82]. Son objectif est d'estimer la direction d'une source lumineuse en faisant l'hypothèse que l'image utilisée représente un objet convexe dont on peut facilement extraire les contours des ombres. Depuis, plusieurs algorithmes sont développés à partir des contours d'un objet [YY91, VY94]. Dans [SSI99], la direction d'une source est estimée en dérivant la distribution d'illumination et en étudiant les ombres autour d'un objet de géométrie connue. Dans [NE01], la direction et l'intensité d'une source lumineuse sont estimées à partir d'une image en détectant les contours de l'objet et des ombres projetées. Pour cette méthode, les auteurs font l'hypothèse que la surface proche de ces contours est lambertienne.

Parallèlement, pour de multiples sources lumineuses directionnelles [HA93], Hougen et al. résolvent un système de contraintes par la méthode des moindres carrés. Mais l'estimation de sources lumineuses reste un problème difficile à résoudre à partir d'une seule image. Plusieurs travaux récents reposent sur un positionnement précis de sphères à l'intérieur de la scène. Par exemple dans [DM97], Debevec et al. proposent une méthode d'estimation de cartes d'environnement *luminances*. Dans [ZY00], la direction de multiples sources lumineuses est estimée à

partir de l'image d'une sphère lambertienne de taille connue. Dans [ZK02], la direction et la puissance de plusieurs sources lumineuses sont estimées à partir d'une paire d'images stéréo.

En 2001, [PSG01] Powell et al. proposent une méthode permettant d'estimer la position de plusieurs sources lumineuses ponctuelles à partir d'une séquence d'images et à l'aide de trois sphères spéculaires. E. Guillou a développé, en 2000, une méthode permettant d'extraire des sources lumineuses ponctuelles et directionnelles à partir d'un seul point de vue, avec une carte de profondeur et des cartes de réflectance [Gui00]. L'image est découpée en régions de manière manuelle et le type de source est connu a priori. Seuls les objets parfaitement diffus sont pris en compte.

L'utilisation d'une seule image rend l'extraction difficile et implique de poser des hypothèses contraignantes. Notre étude porte sur un objet représenté par plusieurs images permettant par conséquent de déduire des informations plus précises.

3 Principe général

3.1 Notations

Lorsqu'il s'agit de sources lumineuses réelles, les caractéristiques des ampoules ou des émetteurs sont très différentes (géométrie, plages de longueur d'ondes émises, énergie lumineuse émise, points d'émission, directions d'émission, etc). Malgré l'existence d'études particulières concernant la modélisation précise de sources réelles, dans la plupart des cas, seules quelques types de sources sont utilisés pour la synthèse d'image : sources ponctuelles, directionnelles, surfaciques ou spots (cf. figure 2).

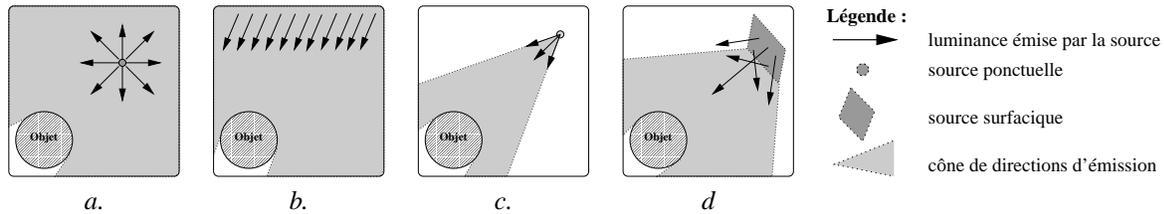


FIG. 2 – a. Source ponctuelle, diffuse uniformément la lumière dans toutes les directions autour de sa position (pour une ampoule par exemple); b. Source directionnelle, représentant une source très éloignée telle que le soleil; c. Spot, servant à représenter un projecteur; d. Source surfacique, où toute une surface émet de la lumière.

La luminance (flux lumineux réfléchi par unité de surface et d'angle solide projeté dans une direction) d'une surface varie en fonction de son éclairage, de son orientation mais également des propriétés intrinsèques du matériau composant l'objet (fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle ou BRDF). Divers types de surfaces sont représentés sur la figure 3.

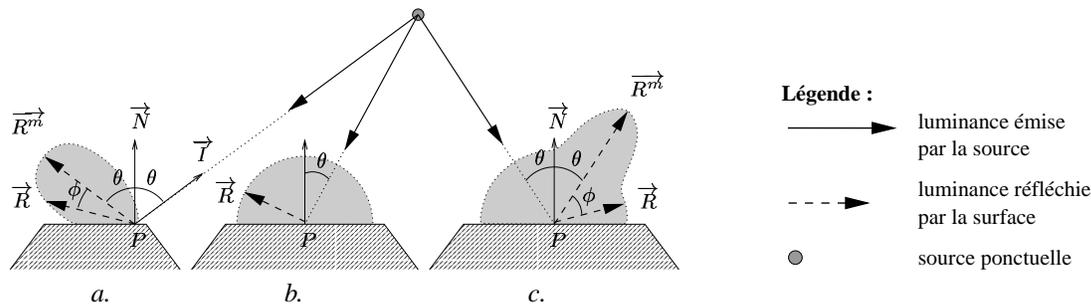


FIG. 3 – a. Flux lumineux réfléchi par une surface purement spéculaire, le lobe spéculaire apparaît en gris; b. Flux lumineux réfléchi par une surface parfaitement diffuse; c. Flux lumineux réfléchi par une surface mixte (diffuse et spéculaire).

La littérature offre une panoplie très vaste de modèles de réflectances bidirectionnelles. Chaque modèle, physiquement correct ou non, permet de représenter divers types de surfaces (spéculaires, anisotropes, à base de microfacettes, etc.). Pour cette étude, nous avons choisi d'utiliser le modèle de Phong [Pho75] car même s'il n'est

pas physiquement correct, il est défini par un nombre réduit de paramètres et permet de représenter des surfaces isotropes ayant un caractère diffus et/ou spéculaire.

D'après ce modèle, la luminance réfléchiée par une surface éclairée par une source S , en un point P , vers une direction \vec{R} (figure 3.c) vérifie l'équation suivante : $L_r = L_s(K_d \cos(\theta) + K_s \cos^n(\phi) + K_a)$.

Dans cette équation, L_r est la luminance réfléchiée par P et vers \vec{R} ; L_s correspond à la luminance émise par la source S , arrivant sur la surface au point P ; K_d , K_s et K_a correspondent respectivement aux coefficients de réflexion diffuse, spéculaire et ambiant (compris entre 0 et 1) ; n définit la taille du lobe spéculaire ; θ est l'angle entre la normale \vec{N} de la surface et la direction \vec{I} de la source lumineuse (direction d'incidence) ; ϕ est l'angle entre \vec{R}^m (la direction de réflexion miroir) et \vec{R} .

3.2 Prétraitements

Notre algorithme d'estimation de sources lumineuses nécessite plusieurs images. Pour chaque image, nous supposons que la position de l'appareil-photo et son orientation sont précisément connues. En pratique, nous utilisons aussi bien des images de synthèse que des photographies obtenues via un système d'acquisition [MMF03]. Nous utilisons plutôt des images représentant un lumigraphe, mais la méthode proposée ici fonctionne quelle que soit l'organisation des images.

Notre méthode d'estimation repose sur la connaissance du vecteur normal en chaque point de la surface. Pour estimer ce vecteur, une première phase de reconstruction géométrique produit la forme de l'objet. Pour cela, nous utilisons un algorithme de sculpture proposé par R. Szeliski en 1993 [Sze93]. Ce traitement fonctionne par raffinements successifs et produit un ensemble de voxels correspondant à la surface de l'objet (figure 4). La normale peut être estimée soit selon une méthode discrète soit à l'aide d'une version adaptée de l'algorithme des *marching cubes* [LC87] (voir [MMF03]).

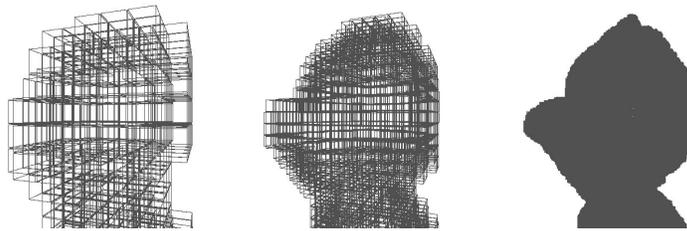


FIG. 4 – Vues des voxels de l'objet à plusieurs niveaux de raffinement.

Chaque pixel d'une image définit une direction de laquelle la lumière de l'objet (luminance) arrive vers l'appareil photo. Chaque direction peut être représentée sous la forme d'un rayon passant par un voxel. Par conséquent, il est possible de représenter l'ensemble des luminances partant d'un voxel et arrivant à une image.

3.3 Hypothèses de travail et principe de l'estimation

La précision de notre algorithme d'estimation de sources lumineuses repose sur la précision de cette reconstruction géométrique (surface discrète et normales). Pour chaque voxel, nous disposons des paramètres suivants : (i) ses coordonnées 3D, (ii) la direction de sa normale, (iii) un ensemble de luminances (au moins 60 par voxel).

Nous distinguons deux types de sources (ponctuelles et directionnelles) et deux types de surfaces (diffuses et diffuses/spéculaires). L'algorithme proposé correspond aux étapes suivantes :

- classification des voxels en régions selon leur apparence et leur orientation (cela permet d'isoler les voxels pertinents pour la détection) ;
- pour chaque région, estimation du type de surface (purement diffuse ou avec une composante spéculaire) ;
- pour chaque région, recherche d'une source de type "ponctuelle" ;
- pour chaque région recherche d'une source de type "directionnelle" ;
- pour chaque région, identification finale du type et de la position des sources conjointement avec les coefficients K_d et K_s par réduction d'erreur (de type *descente de gradient*).

Cette méthode produit finalement une estimation des produits $L_s \times K_d$ et $L_s \times K_s$ (ainsi qu'une estimation de la valeur de n).

4 Détection de sources de lumière

4.1 Classification des voxels

Deux classifications successives permettent de retrouver les sources de lumière. La première classification produit des régions de voxels ayant les mêmes propriétés de réflectance. Cela permet de considérer des voxels ayant tous les mêmes paramètres K_d , K_s et n . La seconde classification est réalisée à l'intérieur des régions en fonction de l'orientation des normales afin de regrouper les voxels éclairés par une même source.

Les images sont définies dans le repère usuel RGB, inadapté à l'estimation des luminances et chrominances. C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser deux espaces de couleurs : HSV ("Hue, Saturation, Value" ou "teinte, saturation, luminosité") et xyz. Nous avons choisi les valeurs de teinte/saturation de l'espace HSV pour la chrominance et la valeur y pour la luminosité. Note : la teinte d'une surface reste constante quelle que soit l'énergie lumineuse reçue et la valeur de saturation est un indicateur de fiabilité de la teinte.

Classification en voxels de même réflectance

Avant de commencer l'étape de classification, nous avons choisi d'écartier les voxel sur-éclairés ou sous-éclairés sur les images car leur teinte n'est pas fiable (la saturation est trop faible). De plus ces voxels sont généralement soit non éclairés soit éclairés par plusieurs sources.

Suite à ce filtrage, la classification est réalisée en fonction de la teinte des objets. Nous avons choisi une classification classique consistant à traiter les voxels de manière successive : pour chaque voxel, la teinte est comparée avec la teinte des classes existantes. Si la différence de teinte est supérieure à un seuil donné pour toutes les classes, alors une nouvelle classe est créée avec ce voxel. Sinon, il est inséré dans la classe de plus proche teinte. Plusieurs passes sont réalisées pour améliorer les résultats de cet algorithme.

Estimation du type de surface

Pour savoir si la surface d'une classe est diffuse ou mixte (à la fois diffuse et spéculaire), nous évaluons l'écart-type normalisé des luminances dont nous disposons (luminances des voxels) :

$$ETN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{NbVoxels} \sum_{j=1}^{NbLuminances} \left(\frac{L_j(V_i) - L^{moy}(V_i)}{L^{moy}(V_i)} \right)^2}{\sum_{i=1}^{NbVoxels} NbLuminances(V_i)}}$$

V_i correspond au i^e voxel, $L_j(V_i)$ est le j^e échantillon de luminosité dans ce voxel et $L^{moy}(V_i)$ est la moyenne des luminances pour ce voxel. Pour une surface parfaitement diffuse, l' ETN est nul puisque n'importe quel voxel de cette surface réfléchit la même luminosité dans toutes les directions. L' ETN augmente en fonction de la spécularité de la surface. Si l'on fait l'hypothèse que la surface est décrite par les 3 coefficients de Phong : K_d , K_s et n , l' ETN varie fortement en fonction du rapport K_s/K_d . En revanche, il varie peu en fonction de l'exposant spéculaire n .

Ainsi, l'évaluation de la valeur de ETN donne une indication sur la spécularité de la surface :

- si $ETN < 0.15$, la surface est estimée parfaitement diffuse avec un rapport $K_s/K_d < \frac{1}{16}$ quelles que soient les valeurs prises pour L_s et n ,
- si $ETN > 0.30$, la surface est estimée mixte (spéculaire et diffuse) avec un rapport $K_s/K_d > \frac{1}{4}$ quelles que soient les valeurs prises pour L_s et n ,
- si $0.15 \leq ETN \leq 0.30$, aucune décision n'est prise sur la spécularité de la surface (une décision est prise plus tard dans l'algorithme, en utilisant des critères d'erreur décrits dans la section 4.4).

Classification en fonction de l'orientation des normales

L'objectif de cette classification est de regrouper les voxels éclairés par une même source. Pour cela, nous avons choisi d'exclure les voxels comportant plusieurs lobes spéculaires : à l'intérieur de chaque voxel nous considérons la direction correspondant à la luminosité la plus importante L^{imp} ; s'il existe une luminosité L dans une direction supérieure à 30° de celle de L^{imp} et telle que $L > 0.9 \times L^{imp}$, alors nous considérons qu'au moins deux lobes spéculaires apparaissent dans le voxel.

De la même manière, nous ne tenons pas compte des voxels comportant moins de 10 échantillons de luminosité et des voxels dont un lobe spéculaire est orienté à plus de 80° de la normale.

Enfin, la seconde étape de classification définit des sous-classes (ou sous-régions) de l'objet à l'intérieur desquelles les normales sont similaires, selon le même algorithme de classification que dans la partie précédente.

4.2 Détection d'une source ponctuelle

Rappelons que nous souhaitons retrouver la position d'une seule source pour chaque sous-classe de voxels définie au cours des étapes de classification. La position d'une source ponctuelle est déterminée après avoir estimé la direction de lumière incidente pour chaque voxel d'une sous-classe. Si la source est suffisamment proche de la surface, l'ensemble de ces directions incidentes se rejoint au point correspondant à la source lumineuse (figure 5).

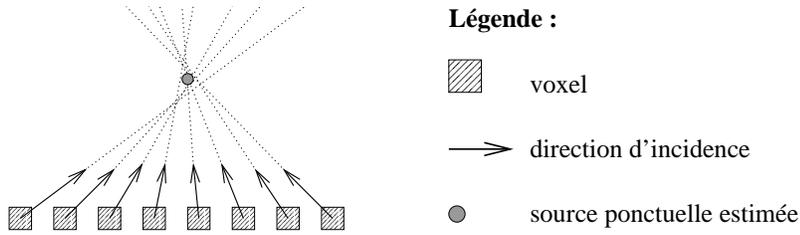


FIG. 5 – L'intersection de toutes les directions d'incidence définit la position de la source ponctuelle.

Pour les surfaces diffuses

Pour une surface diffuse, la luminance $L_r(E_s, \omega)$ réfléchiée par un élément de surface diffus E_s est constante quelle que soit la direction de réflexion ω . Nous posons $L_r(V) = (\sum_{i=0}^N L_r(V, \omega_i))/N$, N étant le nombre d'échantillons à l'intérieur d'un voxel V . Cette luminance correspond au produit $L_s K_d \cos \theta_V$ pour le modèle de Phong. L_s et K_d sont des constantes indépendantes du voxel choisi dans une même classe. La luminance émise par un voxel dépend uniquement de θ , l'angle entre la normale \vec{N} de ce voxel et la direction de lumière incidente \vec{l} .

La valeur de θ ne peut être estimée directement, mais $L_r(V)$ est maximale lorsque $\theta_v = 0$. Le voxel V^{ref} ayant la plus grande luminance L_V^{ref} est choisi comme référence car sa normale indique une direction d'incidence pour la source lumineuse. Nous posons $\theta_V^{ref} = 0$ et $L_V^{ref} = L_s K_d$. Cette direction d'incidence est notée \vec{I}_V^{ref} . Par conséquent, pour tous les autres voxels $\theta_V = \arccos(L_V/L_V^{ref})$. L'évaluation de l'angle θ_V ne suffit pas pour estimer la direction incidente, mais correspond à un cône de directions (figure 6.a). Pour chaque voxel V , la direction d'incidence se trouve dans le plan passant par le centre des 2 voxels V et V^{ref} et contenant la direction d'incidence \vec{I}_V^{ref} (figure 6.b). Il peut y avoir 0, 1 ou 2 solutions sur la direction d'incidence du voxel V .

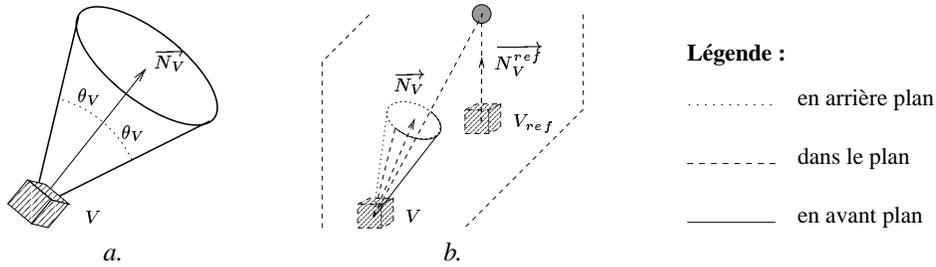


FIG. 6 – a. Cône correspondant aux directions d'incidences pour θ fixé; b. Intersection entre le cône et le plan contenant la source ponctuelle.

Ces solutions sont obtenues par résolution d'un système de 3 équations à 3 inconnues :

$$\|\vec{I}_V\| = 1; \quad \vec{I}_V \cdot \vec{N}_V = L_V/L_V^{ref}; \quad \vec{I}_V \cdot \vec{N}_{plan} = 0$$

Pour une première estimation, les voxels ayant deux directions d'incidence valides ne sont pas pris en compte. Un choix définitif de la direction est fixé dans la suite de l'algorithme. Pour tous les voxels ayant une unique direction d'incidence, chaque droite est stockée sous la forme de l'intersection de deux plans orthogonaux d'équation $ax + by + cz + d = 0$. L'ensemble de ces équations est représentée de manière matricielle :

$$\begin{pmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{2n} & b_{2n} & c_{2n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -d_1 \\ -d_2 \\ \vdots \\ -d_{2n} \end{pmatrix}$$

Ce système de la forme $\mathcal{M}\mathcal{X} = \mathcal{D}$, permet d'inclure \mathcal{X} , le point d'intersection de toutes les directions d'incidence. Pour résoudre ce système et trouver la position \mathcal{X} de la source, nous calculons une solution approchée de $\mathcal{X} = \mathcal{M}^{-1}\mathcal{D}$ à l'aide d'une matrice pseudo-inverse de \mathcal{M} , notée \mathcal{M}_{pi} . Pour plus de détails concernant la construction de cette matrice, le lecteur peut se référer à [PTVF99].

Pour affiner cette première estimation, nous prenons en compte les voxels ayant deux directions valides ignorés précédemment. L'une de ces deux directions (la plus cohérente par rapport à \mathcal{X}) est ajoutée au système matriciel. Une nouvelle estimation de \mathcal{M}_{pi} et de \mathcal{X} est calculée.

La qualité du résultat est cependant très dépendante du choix de V^{ref} dont la normale n'est pas nécessairement parfaitement alignée avec la direction de la source lumineuse. Pour améliorer encore le traitement, nous avons mis en place un algorithme itératif permettant de converger vers une solution beaucoup plus précise : nous supposons que la direction estimée est correcte par rapport au barycentre des voxels de la classe, mais la distance avec la source est presque toujours sous-estimée et de manière importante. En considérant un voxel de la classe situé sur cette droite, la valeur de sa luminance L est parfaitement connue : $L = L_s K_d \cos(\theta)$, avec θ connu. Il est donc possible de déterminer plus précisément la valeur de $L_s K_d$ et de répéter ce traitement tant que la valeur d'erreur E_d diminue :

$$E_d = \sum_{i=1}^{2m} (\mathcal{M}_i \mathcal{X} - \mathcal{D}_i)^2,$$

\mathcal{M}_i étant la i^e ligne de la matrice \mathcal{M} et \mathcal{X} , la position estimée de la source ; m correspond au nombre de directions d'incidence utilisées (donc $2m$ équations de plans). Ce critère donne également une bonne estimation de la validité du résultat final obtenu. D'après tous les résultats que nous avons obtenus, cette dernière étape permet d'obtenir une position précise au centimètre près jusqu'à neuf mètres de distance pour un objet d'un mètre de diamètre.

Pour les surfaces mixtes (à la fois diffuses et spéculaires)

Pour une surface ayant un coefficient de spécularité non nul, le flux lumineux incident L_s est réfléchi en chaque point de la surface dans une direction privilégiée \vec{R}^m (la direction *miroir*) définissant un *lobe spéculaire*. En chaque voxel, l'estimation de \vec{R}^m permet donc de déduire la direction d'incidence.

Autour de la direction miroir \vec{R}^m , nous approchons les valeurs de luminances situées dans le lobe spéculaire par une surface parabolique (en coordonnées polaires) d'équation $L_{\alpha,\beta} = a(\alpha - \delta_\alpha)^2 + b(\beta - \delta_\beta)^2 + c$. La luminance est maximale pour la direction $(\delta_\alpha, \delta_\beta)$ correspondant à \vec{R}^m (voir figure 7.b).

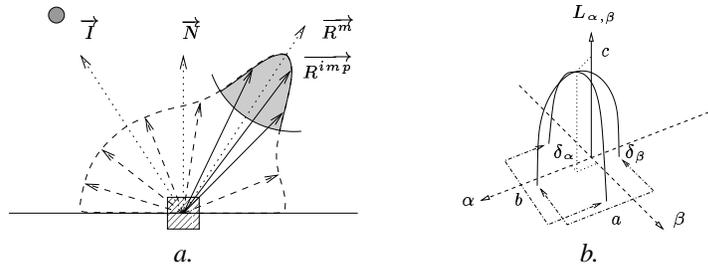


FIG. 7 – a. Liste des échantillons à l'intérieur d'un voxel, la zone grise contient les échantillons du lobe spéculaire ; b. Luminances émises selon les angles α et β (coordonnées polaires de la direction de réflexion). a et b sont des coefficients négatifs, représentant la courbure de chaque parabole 2D

A partir des luminances d'un voxel, il s'agit d'estimer les coefficients a , b , c , δ_α et δ_β de l'équation. Pour cela, nous considérons la luminance la plus importante L^{imp} dans une direction \vec{R}^{imp} . L'algorithme sélectionne toutes les directions de luminance autour de \vec{R}^{imp} (avec un maximum de 20° , voir figure 7.a) et réalise une estimation

des coefficients selon une méthode de *descente de gradient* pour une courbe d'erreur correspondant à la différence au carré entre : (i) chaque luminance du voxel et (ii) la luminance estimée pour la direction de réflexion correspondante.

Ce traitement, réalisé pour chaque voxel, indique une direction d'incidence pour la source lumineuse. Comme pour le cas des surfaces diffuses, ces directions sont stockées dans un système matriciel et la position de la source ponctuelle est déterminée en calculant les coefficients d'une matrice pseudo-inverse.

4.3 Détection d'une source directionnelle

Nous distinguons également les surfaces diffuses et les surfaces mixtes pour cette analyse, en faisant l'hypothèse que la direction d'incidence est identique pour tous les voxels d'une même sous-classe.

Pour les surfaces diffuses

Pour le cas diffus, la luminance L_V (constante) pour un voxel V vaut $L_V = L_s K_d \cos(\theta_V) = L_s K_d (\vec{I} \cdot \vec{N}_V)$, \vec{N}_V et \vec{I} étant respectivement la normale du voxel et la direction d'incidence recherchée. Dans cette équation, les valeurs L_s , K_d , et \vec{I} sont les mêmes pour tous les voxels d'une classe. Le système peut être écrit sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{pmatrix} N_{V_1,x} & N_{V_1,y} & N_{V_1,z} \\ N_{V_2,x} & N_{V_2,y} & N_{V_2,z} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ N_{V_n,x} & N_{V_n,y} & N_{V_n,z} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_x \\ X_y \\ X_z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_{V_1} \\ L_{V_2} \\ \vdots \\ L_{V_n} \end{pmatrix}$$

Ce système est à nouveau sous la forme : $\mathcal{M}\mathcal{X} = \mathcal{D}$, \mathcal{X} représentant $L_s K_d \vec{I}$. Il est résolu à l'aide d'une matrice pseudo-inverse comme précédemment.

Pour les surfaces mixtes (diffuses et spéculaires)

La méthode permettant d'estimer une direction d'incidence identique pour tous les voxels découle directement de la recherche d'un lobe spéculaire pour chaque voxel. La direction d'incidence choisie est la moyenne de toutes les directions estimées.

4.4 Identification conjointe

Notre objectif pour cette partie est de déterminer à la fois les caractéristiques des sources et les coefficients K_d , K_s et n pour le modèle de Phong. Rappelons que pour chaque sous-classe de voxels, les deux algorithmes d'estimation de sources sont indépendamment appliqués : recherche d'une source ponctuelle et recherche d'une source directionnelle. Cela peut impliquer au maximum quatre analyses dans le cas où la caractéristique spéculaire n'est pas suffisamment importante (voir section 4.1, partie *estimation du type de surface*). Pour chaque analyse, nous estimons une erreur E_a :

$$E_a = \sum_{i=1}^{NbVoxels} \sum_{j=1}^{NbLuminances(V_i)} [(L_s K_d \cos \theta(V_i) + L_s K_s \cos^n \phi_j(V_i)) - L_j(V_i)]^2$$

Où $L_j(V_i)$ correspond à l'échantillon de luminance j du voxel V_i ; $L_s K_d$, $L_s K_s$ et n sont inconnus. Nous réappliquons un algorithme d'identification de type *descente de gradient* pour améliorer l'estimation de ces paramètres tout en réduisant l'erreur E_a .

L'analyse correspondant à la plus petite erreur définit finalement le type de source (ponctuel ou directionnel), la position ou direction de cette source, le type de surface (diffus ou mixte) et ses coefficients de réflexion (coefficients diffus et spéculaire dépendants de la puissance de la source, et l'exposant de réflexion spéculaire).

Il existe par conséquent une source pour chaque région de l'objet, nous les regroupons en fonction de leurs caractéristiques lorsque l'erreur E_a est suffisamment faible.

5 Résultats

5.1 Production aléatoire d'échantillons

Pour valider nos méthodes, nous avons dans un premier temps produit de manière aléatoire un ensemble d'échantillons de voxels et de luminances. Dans ce cadre, l'environnement est parfaitement connu et calibré, cela permet de

valider les algorithmes de manière précise.

Les voxels sont définis avec une position et une normale aléatoires, éclairés par une source lumineuse, et regroupés sur un disque d'un mètre de diamètre. Pour chaque voxel V_i , la luminance $L_j(V_i)$ réfléchie est calculée pour un certain nombre de directions choisies aléatoirement, L_s , K_d , K_s et n étant définis par l'utilisateur.

Dans le cas d'une surface parfaitement diffuse éclairée par une source ponctuelle, la détection est correcte jusqu'à une distance de 9 mètres (entre le barycentre de l'objet et le centre de la source), avec une très forte précision sur l'estimation de la position de cette source (au cm près). Au delà de 9 mètres, l'analyse estime que la source est de type directionnel avec une estimation adéquate de la direction de la source.

Pour une surface mixte éclairée par une source ponctuelle, la position de la source est détectée moins précisément que dans le cas d'une surface diffuse. La source est détectée de type directionnel dès 6 mètres avec une bonne précision de la direction de la source (au degré près). En dessous de 6 mètres, la source est bien détectée comme une source ponctuelle mais l'imprécision croît avec la distance séparant la source de l'objet. Par exemple, pour une source placée à 2 mètres de l'objet, l'erreur est de 15 cm sur la position. Pour une source entre 4 et 6 mètres, la position détectée n'est plus assez précise (imprécision d'un mètre). Notre estimation d'erreur E_d permet néanmoins de savoir que ce résultat n'est pas valide (voir section 4.2, *surfaces diffuses*).

La direction d'une source directionnelle est toujours estimée au degré près pour une surface diffuse comme pour une surface mixte.

Dans tous les cas, l'évaluation des coefficients de la surface sont toujours bien évalués (à 1% près pour $L_s K_d$ et $L_s K_s$, et à 5 % près pour n), quelles que soient les valeurs données à la puissance de la source.

5.2 Lumigraphes

Nous avons également appliqué ces algorithmes à plusieurs lumigraphes composés d'images synthétiques ou de photographies (voir figure 8).



FIG. 8 – a. Images d'un lumigraphe synthétique ; b. Images d'un lumigraphe réel

Les objets utilisés sont composés d'une petite dizaine de surfaces aux propriétés de réflectance différentes, éclairés par deux ou trois sources lumineuses.

Notre méthode d'analyse détecte le bon nombre de sources lumineuses, toujours directionnelles avec une précision de 15° sur la direction de chaque source pour les images synthétiques et 40 degrés pour les photographies.

Dans le cas des photographies, l'étape d'étalonnage conditionne tous les algorithmes dès l'étape de reconstruction géométrique (permettant de déterminer la forme de l'objet et la normale des surfaces).

6 Conclusion

Cet article présente une méthode d'estimation conjointe de sources lumineuses et de caractéristiques photométriques pour des objets basés-image. Notre algorithme repose sur une estimation précise de la géométrie des objets et permet de retrouver des sources ponctuelles et des sources directionnelles sur la base du modèle photométrique de Phong. Les résultats produits montrent que la méthode est très efficace dans le cas de surfaces diffuses et permet une estimation acceptable pour des objets réels en matière plastique. Plusieurs voies restent néanmoins à explorer. D'une part, cette méthode d'analyse peut être améliorée en tenant compte des *halos spéculaires* vus sur les images. D'autre part, nous souhaitons utiliser cette estimation pour intégrer des objets réels (à base d'images) dans des environnements virtuels avec des calculs d'éclairage réalistes.

Références

- [AB91] E. H. Adelson and J. R. Bergen. *The Plenoptic Function and the Elements of Early Vision*, chapter 1. Computational Models of Visual Processing, MIT Press, 1991.
- [Che95] Shengang Eric Chen. Quicktime vr - an image-based approach to virtual environment navigation. *Computer Graphics*, 29(Annual Conference Series) :29–38, August 1995.
- [DM97] Paul E. Debevec and Jitendra Malik. Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. *ACM Computer Graphics*, 31(Annual Conference Series) :369–378, August 1997.
- [GGSC96] Steven J. Gortler, Radek Grzeszczuk, Richard Szeliski, and Michael F. Cohen. The lumigraph. *ACM Computer Graphics*, 30(Annual Conference Series) :43–54, August 1996.
- [Gui00] Erwan Guillou. *Simulation d'environnements complexes non lambertiens à partir d'images : application à la réalité augmentée*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 2000.
- [HA93] D.R. Hougen and N. Ahuja. Estimation of the light source distribution and its use in integrated shape recovery from stereo and shading. In *Proc 4th IEEE ICCV*, pages 148–155, 1993.
- [LC87] William E. Lorensen and Harvey E. Cline. Marching cubes : A high resolution 3d surface construction algorithm. *ACM Computer Graphics*, 21(Annual Conference Series) :163–169, July 1987.
- [LH96] Marc Levoy and Pat Hanrahan. Lightfield rendering. *Computer Graphics*, 30(Annual Conference Series) :31–42, August 1996.
- [Lip80] Andrew Lippman. Movie-maps : An application of the optical videodisc to computer graphics. In ACM, editor, *SIGGRAPH*, August 1980.
- [MB95] L. McMillan and G. Bishop. Plenoptic modeling : An image-based rendering system. *Computer Graphics*, 29(Annual Conference Series) :39–46, 1995.
- [MMF03] B. Mercier, D. Meneveaux, and A. Fournier. Lumigraphie et reconstruction géométrique. In *AFIG 2003*, 2003.
- [MOC⁺92] G. E. Miller, S. E. Offert, E. Chen, D. Patterson, S. Blacketter, S. A. Rubin, J. Yim, and J. Hanan. The virtual museum : Interactive 3d navigation of a multimedia database. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, 3(3) :183–197, 1992.
- [NE01] Peter Nillius and Jan-Olof Eklundh. Automatic estimation of the projected light source direction. In *CVPR*, pages I :1076–1083, 2001.
- [Pen82] A.P. Pentland. Finding the illuminant direction. *JOSA*, 72 :448–455, 1982.
- [Pho75] Bui-T. Phong. Illumination for computer generated pictures. *Communications of the ACM*, 18(6) :311–317, June 1975.
- [PSG01] M.W. Powell, S. Sarkar, and D. Goldgof. A simple strategy for calibrating the geometry of light sources. *PAMI*, 23(9) :1022–1027, September 2001.
- [PTVF99] William H. Press, Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling, and Brian P. Flannery. *Numerical Recipes in C, The Art of Scientific Computing*. ed. Cambridge, 1999.
- [SSI99] I. Sato, Y. Sato, and K. Ikeuchi. Illumination distribution from shadows. In *CVPR99*, pages I : 306–312, 1999.
- [Sze93] Richard Szeliski. Rapid octree construction from image sequences. In 58, editor, *CVGIP : Image Understanding*, volume 1, pages 23–32, July 1993.
- [VY94] O.E. Vega and Y.H. Yang. Default shape theory : With application to the computation of the direction of the light source. *CVGIP*, 60(3) :285–299, November 1994.
- [YY91] Y. Yang and A. Yuille. Source from shading. In *IEEE CVPR*, pages 534–539, 1991.
- [ZK02] W. Zhou and C. Kambhampettu. Estimation of illuminant direction and intensity of multiple light sources. In *ECCV02*, page IV : 206 ff., 2002.
- [ZY00] Y. Zhang and Y.H. Yang. Illuminant direction determination for multiple light sources. In *CVPR00*, pages I : 269–276, 2000.