



HAL
open science

Modélisation de cheveux à partir d'images par étude des variations d'apparence en fonction des conditions d'éclairage

Stéphane Grabli, François X. Sillion

► **To cite this version:**

Stéphane Grabli, François X. Sillion. Modélisation de cheveux à partir d'images par étude des variations d'apparence en fonction des conditions d'éclairage. AFIG 01, actes des 14èmes Journées de l'Association Française d'Informatique Graphique, Nov 2001, Limoges, France. pp.15-26. inria-00510049

HAL Id: inria-00510049

<https://inria.hal.science/inria-00510049>

Submitted on 17 Aug 2010

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.

Modélisation de cheveux à partir d'images par étude des variations d'apparence en fonction des conditions d'éclairage

Stéphane Grabli - François Sillion

iMAGIS¹ - Laboratoire GRAVIR/IMAG UMR 5527
INRIA Rhone-Alpes
655, avenue de l'Europe 38330 SAINT-ISMIER
Stephane.Grabli@imag.fr

Résumé : *Nous présentons une méthode destinée à modéliser les cheveux d'un individu donné. Elle permet de retrouver la géométrie des mèches de cheveux par analyse de réflectance à partir de photographies.*

Mots-clés : Modélisation de cheveux, modèle de réflectance de cheveux, analyse de réflectance, shape from shading

1 Introduction

Les applications graphiques nécessitant l'intégration de maquettes virtuelles d'individus se sont multipliées au cours de ces dernières années. Les jeux vidéos ou la téléconférence en sont les principaux exemples. Les cheveux jouant un rôle significatif dans l'identification d'une personne, il est primordial de les représenter avec le plus de fidélité possible. Les techniques de numérisation tridimensionnelle usuelles échouent face à l'extrême complexité géométrique des cheveux, qui sont l'enchevêtrement de dizaines de milliers d'éléments quasi invisibles à l'oeil nu. Cet article présente une méthode qui permet d'extraire la géométrie des mèches de cheveux à partir de photographies par analyse de réflectance. Le sujet est observé selon un point de vue fixe et est éclairé par une source lumineuse mobile. Chaque mèche de cheveux réfléchissant la lumière selon une direction dépendant de son orientation, l'idée consiste à retrouver celle-ci à l'aide d'un modèle de réflectance de cheveu et à partir des cartes de réflectances observées. Après un bref état de l'art, nous décrirons dans la section 3 l'approche choisie dans son ensemble. Puis, dans la partie 4, nous donnerons une mise en oeuvre possible pour celle-ci. Enfin, dans les sections 5 et 6 nous présenterons les résultats ainsi que la conclusion et les perspectives.

2 Etat de l'Art

Si de nombreux travaux traitent de la modélisation [iAUK92, DTKT93, VW97, RCT91, YY89], de l'animation [iAUK92, DTKT93, RCT91] et du rendu [Len00, LTT91, NMTW96, KN00] de cheveux, peu se sont intéressés à la question de leur acquisition. De même, le domaine de recherche consistant à retrouver la forme d'un objet à partir de son apparence ("Shape from Shading") est très riche [BH89, MKZB01] mais n'aborde que le cas de surfaces relativement continues, et propose donc des techniques inadaptées aux cheveux. Avec [MN99], Nakajima est le seul, à notre connaissance, à avoir envisagé la modélisation des cheveux d'un individu à partir d'images. Son approche, purement géométrique, consiste à modéliser un volume 3D de cheveux à partir d'images montrant le sujet sous différents points de vue. Des mèches sont alors générées aléatoirement à l'intérieur de ce volume, aucun traitement n'assurant la fidélité de leur directionnalité. Si cette approche est simple, elle présente de nombreuses limitations. Dans le cas d'une coiffure complexe, le volume de cheveux est difficilement modélisable avec précision et donc insuffisant à une bonne représentation.

Notre méthode repose entièrement sur la fiabilité du modèle de réflectance utilisé pour les cheveux. Dans [KK89], Kajiya et Kay ont introduit un modèle de réflectance pour le cheveu afin de réaliser le rendu de leur "Teddy Bear". Leur modèle est constitué de deux composantes, l'une diffuse et l'autre spéculaire. La composante diffuse est une dérivation du modèle lambertien appliqué à un cylindre très

¹iMAGIS est un projet commun entre le CNRS, l'INPG, l'INRIA et l'UJF

petit. Elle est obtenue en considérant qu'un cheveu éclairé l'est sur l'ensemble du demi-cylindre faisant face à la source lumineuse. On obtient donc cette composante en intégrant un modèle lambertien le long de la circonférence du demi-cylindre éclairé. Ce modèle d'éclairage de cheveu a, par la suite, souvent été repris et modifié. Goldman remarque notamment dans [Gol97] qu'une des limitations du modèle introduit par [KK89], est son manque de directionnalité. En effet, que l'oeil et la source lumineuse regardent le même côté du cheveu ou des côtés opposés, la couleur calculée par le modèle est la même, ce qui ne correspond pas à la réalité. Il introduit donc un terme d'atténuation traduisant les propriétés de diffusion et de réflexion du cheveu. Cette amélioration est particulièrement intéressante pour la simulation de l'éclairage inverse de cheveux. Les autres modifications faites par Goldman sont plus spécifiques à la fourrure et ne sont pas applicables au cas de cheveux. Par ailleurs, dans [Ban94], Banks, pour modéliser de la fourrure, ajoute au modèle de Kajiyama et Kay un terme permettant de modéliser l'ombrage dû à la surface sur laquelle repose la fourrure. L'inclusion d'un traitement de l'ombrage dans le modèle est intéressante, mais est, comme nous le verrons en 4 difficilement utilisable dans notre cas. Nous adoptons finalement le modèle de fonction de réflectance de [KK89] en y intégrant l'amélioration de Goldman concernant la directionnalité. En effet, parmi les modifications apportées Le modèle de fonction de réflectance que nous adoptons finalement est celui de [KK89] auquel nous intégrons l'amélioration de Goldman concernant la directionnalité.

3 Approche choisie

Notre approche consiste à retrouver la géométrie des mèches de cheveux en étudiant les variations de leur apparence en fonction des conditions d'éclairage sur des images. Nous avons choisi d'observer la chevelure sous un petit nombre de points de vue et, pour chacun d'eux, de faire bouger la source lumineuse le long d'un chemin, en prenant une photographie à chacune de ses nouvelles positions. Ces positions, ainsi que les paramètres intrinsèques de la caméra sont supposés connus et contrôlés. Les images produites sont organisées en séquences, chaque séquence correspondant à une seule position de caméra et à un chemin spécifique de la source lumineuse. La figure 1a) montre un échantillon issu d'une séquence d'images utilisée. Les principales hypothèses portent sur le modèle de réflectance choisi pour les cheveux ainsi que sur leur matériau. Notre système est un pipeline prenant en entrée les images de cheveux, séquence par séquence, et produisant des mèches de cheveux tridimensionnelles. Les différentes étapes que l'on peut distinguer dans le pipeline sont les suivantes :

3.1 Construction d'un Masque de vecteurs pour la séquence

Le but de cette étape est de détecter les mèches de cheveux les mieux mises en valeur sur la séquence traitée et de caractériser leur direction dans l'espace image. Elle repose sur l'hypothèse suivante : toutes les images de la séquence montrent pour une position de pixel donnée la projection de la même mèche de cheveux.

Dans un premier temps, nous construisons, pour chaque image de la séquence, un masque de positions de pixels indiquant les pixels pour lesquels les contours des mèches sont les plus visibles. A chaque position de chaque masque est associé un vecteur du plan image, dont la direction indique la direction de la mèche de cheveux qui s'y projette et dont l'amplitude est proportionnelle à l'intensité du contraste marquant le contour de cette mèche sur l'image. Nous avons ainsi, pour une position de pixel donnée, une collection de vecteurs, dont la taille est au minimum égale à zéro et au maximum égale au nombre d'images contenues dans la séquence, tous ces vecteurs étant censés représenter la projection de la même mèche de cheveux. La figure 1a) montre un échantillon de ces masques pour une séquence.

Afin de déterminer l'orientation de celle-ci, il est indispensable que l'ensemble des vecteurs d'une collection s'accordent sur les informations qu'ils en fournissent. On tente donc, dans un deuxième temps, par un mécanisme d'élection, de distinguer les collections de vecteurs pertinentes, pour en extraire un vecteur représentatif et le stocker dans un nouveau masque, qui est le masque de la séquence entière. Celui-ci doit indiquer les pixels associés aux mèches principales qui sont mises en évidence dans l'ensemble de la séquence ainsi que les vecteurs 2D associés. La figure 1b) montre un exemple de masque de séquence.

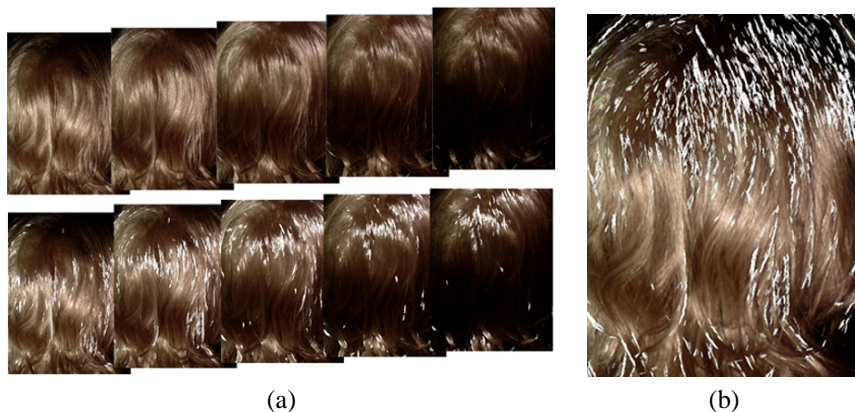


FIG. 1 – a) Calcul d’un masque de vecteurs par image de la séquence. Les vecteurs des masques sont représentés par des traits blancs sur les images du bas. b) Le masque de vecteurs pour la séquence entière.

3.2 Construction de profils de pixel pour chaque position de pixel

La définition des images doit être suffisante pour pouvoir considérer qu’une position de pixel donnée correspond à la projection d’un cheveu ou d’une mèche de cheveu². L’idée de base du système est de considérer que, pour une position de pixel donnée, la séquence de couleurs observée au long de la séquence d’images peut être assimilée à la carte de réflectance de la mèche de cheveux qui se projette sur cette position de pixel, et éclairée dans les conditions de la prise de vue. En effet, chaque image correspondant à une position de lumière différente, l’étude des valeurs RGB prises par les pixels au cours de la séquence nous donne les cartes de réflectance des mèches de cheveux s’y projetant. L’ensemble de ces trois courbes³ forme le “profil de pixel mesuré”. La figure 3a) en montre un exemple.

3.3 Construction d’un Masque de vecteurs 3D pour la séquence

Nous avons à présent un masque de vecteurs 2D définis dans l’espace image. Chacun de ces vecteurs 2D est la projection d’un vecteur 3D donnant l’orientation d’une mèche de cheveux dans l’espace. Ainsi, pour chaque vecteur 2D \vec{t} , on veut retrouver le vecteur 3D \vec{T} correspondant. Nous allons, pour ce faire, utiliser les informations géométriques fournies par le vecteur 2D et les paramètres de la caméra, ainsi que la réflectance observée. Cette étape peut être découpée en trois parties :

3.3.1 Génération de vecteurs 3D candidats

Considérons un vecteur 2D \vec{t} du masque. Grâce aux paramètres de la caméra, on connaît le plan contenant le vecteur 3D \vec{T} : c’est le plan contenant \vec{t} et le centre optique de la caméra. L’idée est alors de générer dans ce plan un jeu suffisamment dense de vecteurs 3D candidats, en supposant que l’un d’entre eux sera suffisamment proche de la véritable orientation de la mèche. La figure 2 illustre le procédé. On produit ainsi, pour chaque vecteur 2D du masque, un jeu de vecteurs 3D candidats.

3.3.2 Synthèse des profils de pixel théoriques

En adoptant un modèle de fonction de réflectance de cheveu, on calcule pour chaque vecteur 3D candidat, précédemment généré, la réflectance correspondant aux variations lumineuses de la séquence. Cette réflectance est stockée sous la forme d’un profil de pixel, qu’on appelle “le profil de pixel théorique”. On a donc associé à chaque pixel du masque un ensemble de vecteurs 3D, et à chacun de ces vecteurs un profil de pixel théorique.

²de manière à n’avoir qu’une seule direction associée à une position de pixel donnée

³R, G et B

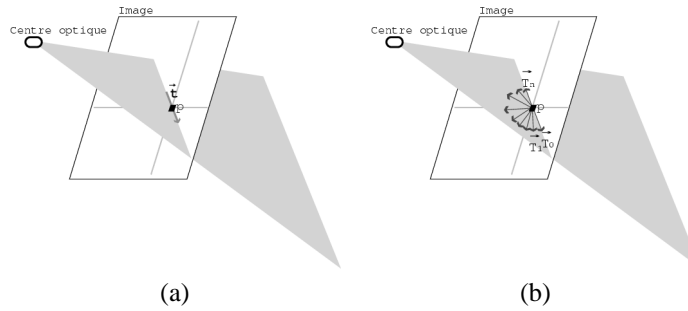


FIG. 2 – a) $\vec{T}(p)$ se trouve nécessairement dans le plan contenant le centre optique de la caméra et $\vec{l}(p)$ b) Une collection de vecteurs 3D $(\vec{T}_k(p))_k$ est générée dans ce plan.

3.3.3 Détermination du meilleur vecteur 3D

Considérons à nouveau un pixel du masque. On connaît la réflectance réelle du cheveu s’y projetant grâce au profil de pixel expérimental, stocké en amont du pipeline. On va donc comparer ce profil de pixel expérimental avec les profils de pixel théoriques produits précédemment, en supposant que le plus ressemblant nous donnera, parmi les vecteurs 3D candidats, le vecteur représentant le mieux l’orientation réelle du cheveu dans l’espace.

Cet étage permet finalement d’extraire du masque de vecteurs 2D de la séquence un masque de vecteurs 3D.

3.4 Construction de mèches 3D

On obtient finalement des mèches de cheveux en chaînant les vecteurs 3D.

Chaque séquence d’images permet ainsi de reconstruire les mèches de cheveux qui y sont en évidence. Pour obtenir l’ensemble de la chevelure, il faut regrouper les mèches produites par plusieurs séquences complémentaires.

Nous présentons dans la suite une mise en oeuvre possible pour les différents étages du pipeline décrits précédemment.

4 Mise en oeuvre

4.1 Acquisition des données

Notre méthode impose d’avoir un système d’acquisition permettant le contrôle et la connaissance des positions de caméra et de lumière, ainsi qu’une immobilité du sujet pendant toute la durée des prises de vue. Nous avons utilisé la “grue” de l’université de Stanford, destinée à mesurer les BRDF d’objets variés, comme appareil d’acquisition. Elle est constituée de deux bras articulés motorisés contrôlables sur lesquels sont respectivement montées une source lumineuse et une caméra, permettant d’observer et d’éclairer le sujet depuis pratiquement n’importe quelle position. Par ailleurs, le sujet doit être immobile pendant toute la durée de la prise de vue. En premier lieu et pour éviter l’élaboration d’un protocole de validation complexe, nous avons choisi de travailler avec une perruque⁴, de manière à nous concentrer sur le traitement des données en lui-même.

La résolution des images obtenues est suffisante pour considérer qu’un cheveu ou qu’une mèche de cheveux se projette sur un seul pixel de l’image⁵.

⁴A terme, ce sont bien sûr des sujets humains que l’on voudra photographier

⁵Notre approche fait l’hypothèse que sur un pixel donné, le nombre de cheveux observés est suffisamment petit pour pouvoir considérer une direction unique

4.2 Construction du masque de la séquence

On veut récupérer dans l'espace image les mèches mises en valeur dans une séquence d'images. On crée donc un masque de vecteurs pour chaque image, caractérisant les mèches qui y sont les plus contrastées, puis on construit un masque de vecteurs unique pour l'ensemble de la séquence à partir de ces masques.

4.2.1 Filtrage des images

Une image de cheveux montre principalement des effets lumineux, tels que des reflets spéculaires ou des ombrages. Ce sont les contrastes, dus à ces effets, qui "dessinent" les mèches et que l'on cherche à détecter. Nous avons choisi d'utiliser le filtre de Sobel comme détecteur de contrastes [Jah91]. Ce filtre, de type gradient, détecte les contrastes selon une direction privilégiée. L'amplitude du résultat est liée à l'amplitude de la variation. Dans notre cas, on applique ce filtre horizontalement et verticalement afin d'obtenir un vecteur 2D dans le plan image. Sa direction est perpendiculaire, dans le plan image, au contour du contraste et donc à la courbe délimitant la mèche de cheveux qui s'y projette.

On obtient un vecteur par pixel, ayant une direction perpendiculaire au contour détecté et une amplitude proportionnelle à la netteté du contraste. Les pixels pour lesquels le contraste n'est pas suffisamment marqué ont une faible amplitude et sont associés à des directions incertaines. A l'aide d'un seuillage, on ne garde que les pixels associés à des vecteurs réellement significatifs. En tournant tous les vecteurs élus de 90 degrés, on produit alors un champ de vecteurs indiquant les directions des mèches de cheveux pour les pixels de plus forts contrastes. Le produit de cette étape est une séquence de masques de pixels auxquels sont associés des vecteurs 2D (cf figure 1).

Dans la suite, N désigne le nombre d'images d'une séquence, et p les coordonnées (x, y) d'un point dans l'espace image. p sera appelé indifféremment "pixel" ou "position". La séquence de masques produits précédemment est notée $(L_i)_{i \in \{0, \dots, N\}}$. Lorsque $L_i(p) = 1$, on dira que p est "marqué" dans L_i . Enfin, la collection de vecteurs du plan image associée à une position p se note $(\vec{t}_i(p))_{i \in \{0, \dots, N\}}$. On considère que $L_i(p) = 0 \Rightarrow \vec{t}_i(p) = \vec{0}$

4.2.2 Élection des vecteurs pertinents

On veut à présent sélectionner les pixels p , pour lesquels les $\vec{t}_i(p)$ sont les plus pertinents sur l'ensemble de la séquence. Afin de tester cette pertinence, deux tests ont été établis, que chaque pixel p candidat doit passer avec succès pour être élu. Considérons une position p :

Fréquence d'apparition de p au cours de la séquence On compte ici le nombre \mathcal{N}_p de masques L_i tels que $L_i(p) = 1$. Un seuil est alors fixé indiquant le nombre minimum d'images, \mathcal{N}_{min} , dans lesquelles un pixel p doit être marqué pour être sélectionné. Ainsi, p passe le test si et seulement si

$$\mathcal{N}_p = \text{card}\{L_i(p), \forall i \in \{0, \dots, N\} / L_i(p) = 1\} \geq \mathcal{N}_{min}$$

Ce test permet d'éliminer le bruit ainsi que des vecteurs se trouvant dans l'ombre sur une trop grande partie de la séquence, rendant leur profil de pixel inexploitable.

Homogénéité dans la direction des vecteurs des collections associées à chaque pixel Pour être valide sur l'ensemble de la séquence, le pixel p doit indiquer de manière claire la direction du cheveu qui s'y projette. Le deuxième test porte donc sur la direction des vecteurs $(\vec{t}_i(p))_i$ qui lui sont associés. On calcule la variance en angle $v_\theta(p)$ des vecteurs $\vec{t}_i(p)$ sur l'ensemble de la séquence, et on fixe le seuil $v_{\theta_{max}}$ donnant la variance maximale autorisée. Ainsi, p passe le test avec succès si et seulement si : $v_\theta(p) \leq v_{\theta_{max}}$.

Les pixels p ayant franchis ces deux tests constituent alors le masque de la séquence. Le champ de vecteurs $(\vec{t}(p))_p$ attachés à celui-ci est obtenu en sommant, puis normant les vecteurs des collections de pixels élus. Cette étape génère, pour la séquence entière, un masque unique de vecteurs 2D, indiquant les positions et directions des mèches de cheveux les plus visibles.

4.3 Extraction des vecteurs 3D

Cette étape vise à transformer les vecteurs 2D $(\vec{t}(p))_p$, associés au masque de la séquence en un masque de vecteurs 3D, $(\vec{T}(p))_p$, chacun représentant l'orientation du cheveu qui se projette sur le pixel p .

4.3.1 Génération de vecteurs 3D candidats

Nous avons montré en section 3.3 que l'on pouvait générer un jeu de vecteurs 3D candidats par vecteur 2D du masque de séquence. Soit $(\vec{T}_k(p))_k$ la collection de vecteurs 3D candidats, associée à chaque pixel p du masque de la séquence.

4.3.2 Synthèse de profils de pixel théoriques

La question est maintenant de savoir, pour un pixel du masque, quel est, parmi les vecteurs candidats, le bon vecteur. On connaît la réflectance du vrai cheveu, dans les conditions fixées, grâce au profil de pixel mesuré. L'idée est donc de synthétiser, pour un pixel p , les réflectances de chacun des vecteurs cheveux candidats associés, $\vec{T}_k(p)$, dans les mêmes conditions, en supposant que, si le modèle de fonction de réflectance utilisé est suffisamment fidèle, l'une de ces réflectances de synthèse sera identique à celle mesurée. Nous avons adopté le modèle de réflectance introduit par Kajiya et Kay dans [KK89], en y incluant une des modifications apportées par Goldman dans [Gol97]. En posant \vec{T} le vecteur tangent au cheveu, \vec{L} le vecteur pointant vers la lumière depuis la position P du cheveu et \vec{E} le vecteur pointant vers l'observateur depuis cette même position⁶, ce modèle s'exprime, au point P , de la manière suivante :

$$\Psi_{hair} = f_{dir} \times (diffuse + specular)$$

où f_{dir} est le terme de directionnalité de [Gol97], caractérisant les propriétés de réflexion et de diffusion du cheveu, où $diffuse$ est la composante diffuse du modèle et s'écrit :

$$diffuse(P) = K_d \times \sin(\vec{T}, \vec{L})$$

K_d étant le coefficient de réflexion diffuse du cheveu. et où $specular$ est la composante spéculaire du modèle :

$$specular(P) = K_s \times \cos^p(\vec{E}, \vec{E}')$$

K_s étant le coefficient de réflexion spéculaire du cheveu et E' le vecteur appartenant au cône de réflexion⁷ et le plus proche de E .

Considérons à nouveau un pixel p du masque ainsi que la collection de ses vecteurs candidats, $(\vec{T}_k(p))_k$. Supposons que l'on souhaite calculer la réflectance du vecteur candidat $\vec{T}_k(P)$. Le vecteur \vec{T} de la formule est le vecteur tangent au cheveu. On prend donc $\vec{T} = \frac{\vec{T}_k(P)}{\|\vec{T}_k(P)\|}$. Le calcul des vecteurs \vec{L} et \vec{E} nécessite de connaître la position P du cheveu dans l'espace. Connaissant les positions du pixel et de la caméra, le cheveu se trouve nécessairement sur la ligne joignant le centre optique au pixel. Si la surface de la chevelure était précisément connue, la position P du cheveu dans l'espace serait donnée par l'intersection de la ligne précédemment définie et de cette surface. N'ayant pas la connaissance de celle-ci, nous utilisons en première approximation un demi-ellipsoïde pour simuler une longue chevelure. La position P recherchée est donc considérée comme étant l'intersection du rayon joignant le pixel p à l'oeil et de ce demi-ellipsoïde. Le choix d'un ellipsoïde facilite, par ailleurs, ce calcul d'intersection. Les vecteurs \vec{L} et \vec{E} sont maintenant établis, dans la mesure où les positions de caméra et de lumière sont précisément connues.

Restent les coefficients K_d et K_s . Ils dépendent du matériau du cheveu, dont la définition constitue notre deuxième hypothèse. Le modèle utilisé, pour définir le matériau, distingue ses propriétés diffuses, spéculaires, ambiantes et d'émission. Chacune d'elles est déterminée par la donnée d'une couleur, comprenant éventuellement de la transparence. Ces couleurs sont extraites des images, par segmentation

⁶Les vecteurs \vec{T} , \vec{L} et \vec{E} sont unitaires

⁷Les normales au cheveu pointant dans toutes les directions perpendiculaires à la tangente, il faut considérer qu'un rayon lumineux est réfléchi selon un cône dont l'angle à l'apex est égal à l'angle d'incidence (cf [KK89]).

d'image [Fuk90]. Ainsi les couleurs diffuses, spéculaires et ambiantes du matériau sont initialisées grâce aux couleurs diffuses, spéculaires et ambiantes extraites par cette segmentation. La composante émissive est supposée nulle.

Toutes ces hypothèses ayant été formulées, il ne reste plus qu'à calculer la réflectance de chaque vecteur 3D, positionné sur l'ellipsoïde, dans les conditions d'observation et d'éclairage de la séquence. Les résultats sont stockés sous la forme d'un profil de pixel. Les profils de pixel ainsi synthétisés sont les "profils de pixel théoriques". On a finalement, pour un pixel p du masque, un profil de pixel théorique $f_{t_p}^{(k)}(x)$ pour chacun des vecteurs candidats $\vec{T}_k(p)$, $k \in \{0, \dots, m\}$. La figure 3 montre un profil de pixel mesuré et un échantillon des profils de pixel théoriques correspondant. Remarquons bien que les profils de pixel théoriques générés ne prennent en compte que la seule interaction du cheveu auquel ils sont associés, avec la source lumineuse. Ainsi, les interactions dues aux cheveux voisins, telles que les réflexions indirectes ou les projections d'ombre, n'y apparaissent pas.

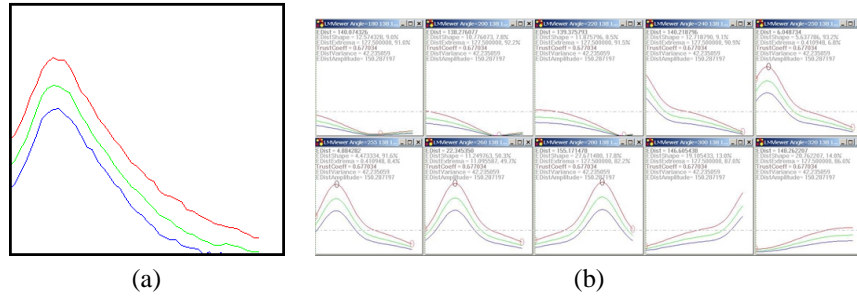


FIG. 3 – a) Un profil d'un pixel mesuré. Il est formé des composantes RGB (R : courbe le plus en haut, G : au milieu, B : le plus en bas) des couleurs prises par ce pixel au cours de la séquence. b) Un échantillon des profils de pixel théoriques correspondant.

4.3.3 Election d'un vecteur 3D par étude de corrélation

L'élection d'un vecteur parmi les vecteurs candidats est faite en mesurant la corrélation entre le profil de pixel mesuré et chacun des profils de pixel théoriques. Chaque profil de pixel est constitué de trois courbes (R,G,B). Ainsi, l'étude de corrélation entre deux profils de pixel doit se faire composante par composante. Nous illustrons celle-ci sur une seule composante, les techniques étant rigoureusement identiques pour les trois. Soient $f_m(x)$ et $f_t(x)$ les fonctions associées respectivement aux profils mesuré et théorique. Nous avons souligné, dans la section précédente, que les courbes théoriques ne tenaient compte d'aucune interaction avec l'environnement du cheveu traité. Ce point est particulièrement problématique en ce qui concerne la considération de l'ombrage. Si les inter-ombrages sont un phénomène très présent dans le cas de cheveux, l'ombre due à la masse des cheveux même, ou au volume de la tête, perturbe encore plus fortement les mesures. [Gol97] et [Ban94] prennent ce phénomène en compte dans leur modèle à l'aide d'un terme en $\vec{N} \cdot \vec{L}$, \vec{N} étant le vecteur normal à la surface sur laquelle reposent les cheveux, à la position du cheveu concerné, et \vec{L} , le vecteur pointant vers la source lumineuse depuis cette même position. Cette considération nécessite une connaissance précise de la surface support des cheveux, envisageable dans le cas de la synthèse de chevelure, mais difficilement envisageable dans celui de la vision. Puisqu'il est complexe d'inclure l'ombrage dans notre modèle, nous avons pris le parti de l'éliminer des mesures. On identifie sur les images une couleur s_o , correspondant aux cheveux situés dans l'ombre, que l'on appelle "seuil d'ombre" et qui constitue un seuil d'intensité en dessous duquel un pixel est considéré à l'ombre et n'est pas traité. Ce seuillage revient à établir des cartes d'ombres sur les images. En pratique, dans un profil de pixel mesuré, les abscisses pour lesquelles la courbe est inférieure au seuil ne sont pas prises en compte. Les abscisses valides, considérées, forment des intervalles valides I_v .

$$I_v = \{x \in [0, N] / f_{m_p}(x) \geq s_o\}$$

L'étude de corrélation entre un profil de pixel mesuré et un profil de pixel théorique ne se fait que sur ces intervalles valides.

4.3.4 Etude de corrélation par fonction d'énergie

Il s'agit maintenant de déterminer la plus ressemblante des courbes théoriques sur l'intervalle valide. Les critères pertinents dans cette étude portent sur les positions des extrema et sur la forme (dérivée première) des courbes. Nous introduisons une énergie de distance E_{dist} , composée de deux termes $E_{extrema}$ et E_{shape} pour quantifier la ressemblance sur ces critères.

$E_{extrema}$: énergie de distance mesurée sur les maxima La nature des courbes est telle que le nombre de maxima est, sauf cas particuliers, égal à 0 ou 1⁸. L'énergie mise au point s'applique à deux courbes possédant chacune un maximum. Soient x_{max1} et x_{max2} les abscisses de ces deux extrema. Nous avons choisi de définir :

$$E_{extrema} = K_e \times (|x_{max1} - x_{max2}|)^r$$

avec K_e , constante incluant les paramètres tels que la taille de l'intervalle valide et assurant $E_{extrema} \in [0, 1]$ et r , degré du polynôme. $E_{extrema}$ est défini sous une forme polynômiale plutôt que linéaire de manière à plus pénaliser les extrema très éloignés et moins les extrema proches. $r = 3$ s'est avéré être bien adapté à nos échelles de valeurs.

E_{shape} : énergie de distance mesurée sur la forme de la courbe Cette énergie de distance, E_{shape} doit mesurer la différence existant entre les deux formes de courbes. Deux courbes de même forme exhibent un écart constant entre elles. Nous avons donc choisi de, premièrement, centrer les deux courbes en les translatant de leurs moyennes respectives, puis de calculer la moyenne \bar{d} de la distance entre ces deux courbes centrées. Considérons les deux courbes f_m et f_t , définies sur l'intervalle valide $[x_{min}, x_{max}]$. \bar{f}_m est la valeur moyenne de f_m sur cet intervalle et \bar{f}_t , celle de f_t . Soient $\tilde{f}_m(x) = f_m(x) - \bar{f}_m$ et $\tilde{f}_t(x) = f_t(x) - \bar{f}_t$ les courbes centrées. On pose $d(x) = |\tilde{f}_m(x) - \tilde{f}_t(x)|$, la distance entre \tilde{f}_m et \tilde{f}_t . E_{shape} est défini comme la norme L_1 de $d(x)$:

$$E_{shape} = \bar{d} = \frac{1}{(x_{max} - x_{min})} \times \int_{x=x_{min}}^{x_{max}} d(x)dx$$

Soient n_m et n_t les nombres de maxima des courbes mesurée et théorique. Les cas de figure possible sont :

1. $n_m = 1$ et $n_t = 1$
2. $n_m = 1$ et $n_t \neq 1$
3. $n_m \neq 1$

Dans le cas 1, $E_{dist} = K \times \frac{(E_{extrema} + E_{shape})}{2}$, avec $K = 255$ pour ramener E_{dist} entre 0 et 255.

Dans le cas 2, $E_{dist} = K \times \frac{(1 + E_{shape})}{2}$. On pénalise ainsi les courbes théoriques, qui n'ont pas le bon nombre de maxima, en choisissant $E_{extrema} = 1$, qui est la valeur maximale. Enfin, dans le cas 3, aucune information de maxima n'est disponible sur la courbe mesurée. On s'appuie alors uniquement sur l'énergie de distance de forme, en posant $E_{dist} = K \times E_{shape}$.

Pour un pixel donné p , on a à présent, une collection de vecteurs 3D candidats, $(\vec{T}_k(p))_k$, une collection de profils de pixel théoriques, $(f_{t_p}^{(k)})_k$ correspondant aux vecteurs, et une valeur d'énergie E_{dist} par profil, $(E_{dist}^{(k)}(p))_k$.

4.3.5 Election et mesure de confiance

Il ne reste, à priori, plus, pour un pixel p , qu'à choisir le profil dont l'énergie est la plus faible et à élire le vecteur candidat associé, c'est-à-dire, choisir $k_0 \in \{0, \dots, m\}$, tel que :

$$E_{dist}^{(k_0)}(p) = \min\{E_{dist}^{(k)}(p), k \in \{0, \dots, m\}\}$$

Littéralement, si on appelle $f_{dist_p}(k)$ la fonction donnant la valeur de $(E_{dist}^{(k)}(p))_k$ en fonction de k , pour un pixel p du masque, il s'agit de déterminer le minimum absolu, s'il existe, de $f_{dist_p}(k)$. Malheureusement, il existe de nombreux cas problématiques, que l'on peut regrouper en deux familles :

⁸Une fonction réelle continue sur un ensemble compacte admet au moins 1 maximum, mais on exclut le cas où le maximum est réalisé sur une des bornes de l'intervalle, rendant possible le cas pour lequel on a 0 maximum

1. Les cas pour lesquels la détermination d'un minimum absolu de f_{dist} est impossible ou ambiguë.
 - (a) Si le nombre de minima locaux de f_{dist} est supérieur à 1, et que les valeurs des deux plus petits sont trop proches, le choix de l'un d'eux est ambigu.
 - (b) Lorsque l'amplitude de variations de f_{dist} est trop faible, la détermination d'un minimum n'est pas forcément significative.
2. Les cas pour lesquels les énergies de distance mesurées ne sont pas significatives, le profil de pixel mesuré étant de mauvaise qualité.
 - (a) Dans le cas où un profil mesuré est de faible amplitude, la sensibilité au bruit est accrue et le support d'étude est de mauvaise qualité.
 - (b) Si la taille de l'intervalle valide est trop petite, le nombre de données utilisées, pour comparer le profil mesuré et le profil théorique, est trop faible pour produire des énergies fiables.

La figure 4 illustre ces différents cas de figure.

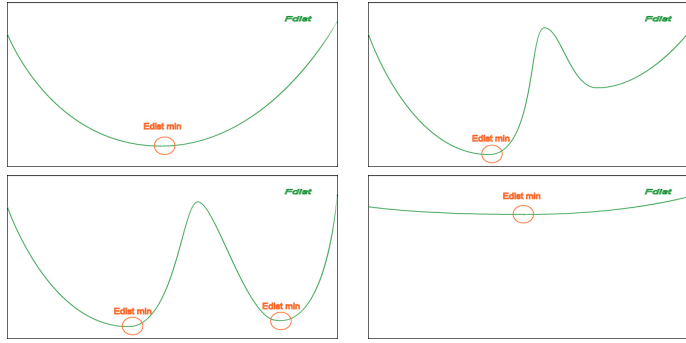


FIG. 4 – En haut : deux exemples de courbes pour f_{dist} qui permettent la détermination d'un minimum sans ambiguïté. En bas : deux cas de figure pour lesquels la détermination d'un minimum est ambiguë ou peu significative.

Il est indispensable d'identifier ces cas et de disposer d'une mesure de la certitude avec laquelle un vecteur candidat a été élu. Nous avons donc mis au point un coefficient de confiance c_{trust} tel que $c_{trust} \in [0, 1]$ et $c_{trust} = 0$ dans le cas 1a. Dans les autres cas, son amplitude est proportionnelle à l'aire de la portion de courbe mesurée située au-dessus du seuil d'ombre et de l'amplitude de variation de f_{dist} . En posant n_{minima} , le nombre de minima trouvés pour f_{dist} , $E_{dist}^{(min)}$ le minimum de f_{dist} , $E_{dist}^{(max)}$ son maximum, x_{min} et x_{max} , les bornes inférieures et supérieures du profil mesuré, que l'on appelle toujours f_m , et s_o , le seuil d'ombre, on a finalement :

$$c_{trust} = \begin{cases} 0, & : n_{minima} \neq 1 \\ \frac{\lambda}{2} \times \int_{x_{min}}^{x_{max}} (f_m(x) - s_o) dx + (E_{dist}^{(max)} - E_{dist}^{(min)}), & : n_{minima} = 1 \end{cases}$$

λ est un facteur multiplicatif tel que la contribution due à l'aire valide de f_m soit égale à 1 lorsque celle-ci est égale à la moitié de $(x_{max} - x_{min}) \times (f_m^{(max)} - f_m^{(min)})$. En pratique, on s'assure que cette contribution ne dépasse jamais 1.

Ainsi, pour chaque pixel p du masque, on élit un vecteur 3D candidat, $\vec{T}(p)$ et on lui attribue un coefficient de confiance $c_{trust}(p)$ indiquant la certitude avec laquelle il a été choisi. La figure 5a) montre un masque de vecteurs 3D pour une séquence.

4.4 Affinage du masque de vecteurs 3D

Puisque la confiance $c_{trust}(p)$ avec laquelle chacun des vecteurs 3D a été déterminé est connue, il est facile d'affiner un masque en sélectionnant les vecteurs ayant un coefficient de confiance suffisamment bon :

$$L_{3D} = \{p \in \{0, \dots, w \times h\} / L_{2D}(p) = 1, c_{trust}(p) \geq c_{trust}^{(min)}\}$$

$c_{trust}^{(min)}$ étant un seuil paramétrable. Avec un seuil $c_{trust}^{(min)}$ égal à 0,5, on obtient des masques de bonne qualité. La figure 5 montre un masque de vecteurs 3D avant et après affinage.

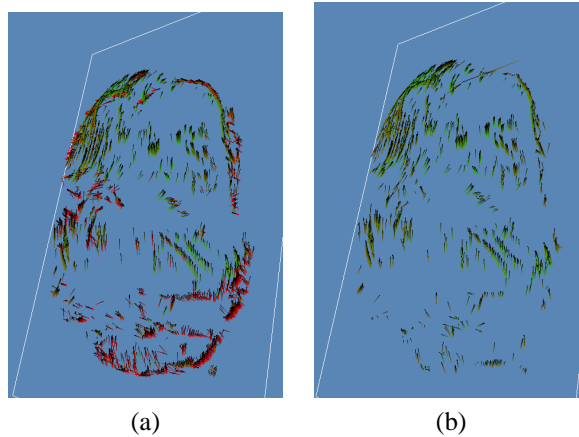


FIG. 5 – a) Masque des vecteurs 3D de la séquence avant affinage. Les couleurs attribuées aux vecteurs indiquent le coefficient de confiance qui leur a été attribué (rouge pour faible, vert pour fort) b) Masque des vecteurs 3D de la séquence après affinage.

4.5 Construction de mèches 3D

Nous avons choisi d’effectuer cette construction en deux étapes. Dans un premier temps, nous construisons des chaînes de pixels dans l’espace image en nous appuyant sur le champ de vecteurs 2D constitué par le masque de vecteurs de la séquence, et en utilisant la technique des contours actifs [KWT87, BI98]. Chaque noeud des chaînes de pixels construites correspond donc à un vecteur 2D, qui est lui-même associé à un vecteur 3D (cf section 3.3). On passe finalement en 3D en utilisant les informations contenues dans chaque noeud par ce vecteur.

5 Résultats

Le système mis en place permet d’extraire la géométrie de mèches de cheveux observées sur des séquences d’images mettant en valeur leur réflectance. La figure 6a) montre les mèches produites à l’aide d’une séquence. Les figures 6b) 6c) montrent les mèches produites avec deux séquences. Un jeu d’images montrant la perruque sous différents points de vue nous permet de valider les reconstructions. Ainsi sur la figure 6, sous chaque image de mèches reconstruites se trouve une image montrant la perruque sous un point de vue identique.

Ce travail a par ailleurs permis de prouver la qualité du modèle de réflectance de cheveux utilisé.

Le calcul des mèches pour une séquence suit un algorithme en $O(n \times k \times N)$, n étant le nombre de pixels marqués dans le masque de la séquence, k le nombre de vecteurs 3D candidats par pixel du masque, et N le nombre d’images de la séquence.

Les résultats exposés ici sont partiels dans la mesure où d’autres séquences de données, caractérisées par des chemins de la source lumineuse différents, sont nécessaires à une reconstruction des mèches sur l’ensemble de la tête. Cependant, il est important de noter que pour n’importe quelle mèche de cheveux, il existe une trajectoire pour la source lumineuse qui la met en valeur.

6 Conclusion et perspectives

Nous avons montré que la méthode consistant à analyser la réflectance pour retrouver la forme constitue une approche particulièrement intéressante du problème de la modélisation des cheveux d’un individu spécifique. Si notre système permet efficacement d’extraire avec fidélité les orientations des mèches, il ne peut positionner ces mèches précisément dans l’espace. Cette constatation nous amène à penser qu’une solution idéale au problème de l’acquisition d’un modèle 3D de cheveux serait composée d’une analyse purement géométrique, telle que celle présentée dans [MN99] et d’une analyse de réflectance

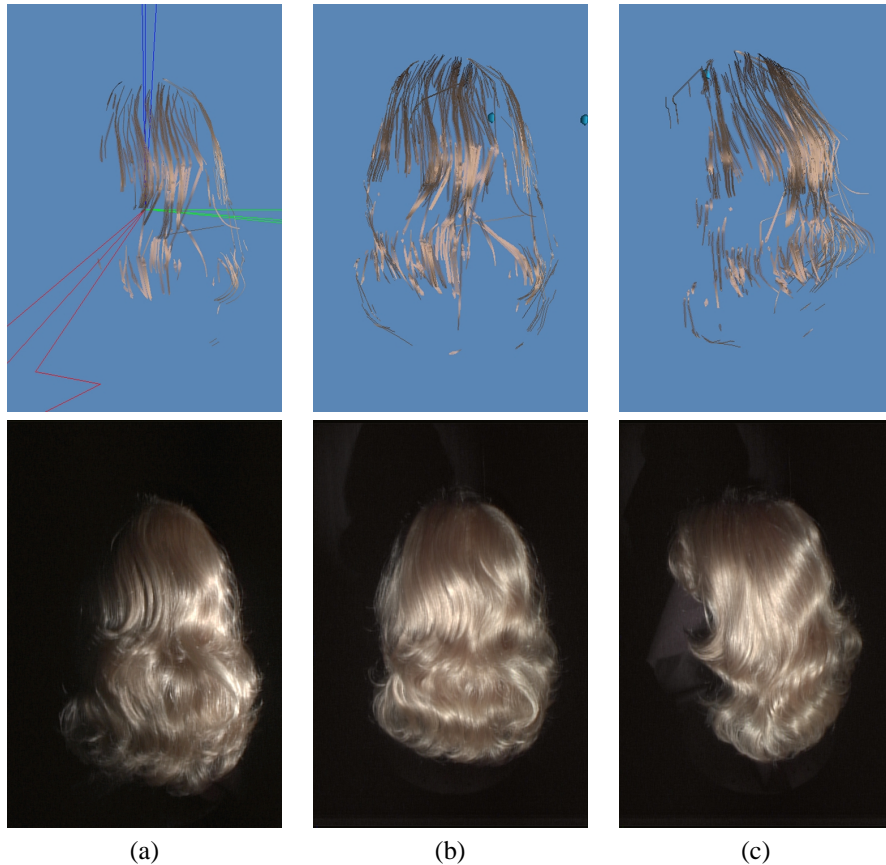


FIG. 6 – a) En haut : mèches construites à partir d’une séquence. En bas : image de la séquence (même point de vue). b) et c) En haut : mèches construites à partir de deux séquences, observées de deux points de vue différents. En bas : images montrant la perruque sous les mêmes points de vue respectifs.

telle que nous l’avons présentée. Une solution bénéficiant de ces deux types d’analyse reste donc à développer. Par ailleurs, la question du rendu des mèches ainsi obtenues est à étudier. Dans la perspective d’un rendu interactif, l’utilisation de représentations alternatives [Len00], exploitant pleinement les capacités des cartes graphiques modernes, nous semble intéressante.

7 Remerciements

Nous tenons à remercier Steve Marschner, qui a réalisé l’ensemble des acquisitions d’images à l’aide de la grue sphérique de l’Université de Stanford, et Jerome Lengyel, qui est l’un des initiateurs du projet.

Références

- [Ban94] David C. Banks. Illumination in diverse codimensions. In Andrew Glassner, editor, *Proceedings of SIGGRAPH ’94 (Orlando, Florida, July 24–29, 1994)*, Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, pages 327–334. ACM SIGGRAPH, ACM Press, July 1994. ISBN 0-89791-667-0.
- [BH89] M. J. Brooks and B. K. P. Horn. Shape and source from shading. In B. K. P. Horn and M. J. Brooks, editors, *Shape from Shading*, pages 53–68. MIT Press, Cambridge, MA, 1989.
- [BI98] A. Blake and M. Isard. *Active contours*, 1998.

- [DTKT93] A. Daldegan, N. M. Thalmann, T. Kurihara, and D. Thalmann. An integrated system for modeling, animating and rendering hair. *Computer Graphics Forum*, 12(3) :C211–C221, 1993.
- [Fuk90] Keinosuke Fukunaga. *Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second Edition*. Academic Press, Boston, MA, 1990.
- [Gol97] Dan B. Goldman. Fake fur rendering. In Turner Whitted, editor, *SIGGRAPH 97 Conference Proceedings*, Annual Conference Series, pages 127–134. ACM SIGGRAPH, Addison Wesley, August 1997. ISBN 0-89791-896-7.
- [iAUK92] Ken ichi Anjyo, Yoshiaki Usami, and Tsuneya Kurihara. A simple method for extracting the natural beauty of hair. *Computer Graphics*, 26(2) :111–120, July 1992.
- [Jah91] B. Jahne. *Digital image processing*, 1991.
- [KK89] James T. Kajiya and Timothy L. Kay. Rendering fur with three dimensional textures. volume 23, pages 271–280, July 1989.
- [KN00] W. Kong and M. Nakajima. Hair rendering by jittering and pseudo shadow. In *Proceedings of the Conference on Computer Graphics International (CGI-00)*, pages 287–294, Los Alamitos, CA, June 19–24 2000. IEEE.
- [KWT87] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision*, pages 259–268, London, England, 8-11 1987.
- [Len00] Jerome Edward Lengyel. Real-time fur over arbitrary surfaces. In *ACM 2001 Symposium on Interactive 3D Graphics*, 2000.
- [LTT91] A. M. LeBlanc, R. Turner, and D. Thalmann. Rendering hair using pixel blending and shadow buffers. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, 2(3) :92–97, July–September 1991.
- [MKZB01] S. Magda, D. Kriegman, T. Zickler, and P. Belhumeur. Beyond lambert : Reconstructing surfaces with arbitrary brdfs. In *ICCV01*, pages II : 391–398, 2001.
- [MN99] Hiroki Takashi Masayuki Nakajima, Kong Wai Ming. Generation of 3d hair model from multiple pictures. In *IEEE Computer Graphics & Applications (12) 1999 Multimedia Modeling '97*, 1999.
- [NMTW96] Martin Courchesne Pascal Volino Nadia M. Thalmann, Stephane Carion and Yin Wu. Virtual clothes, hair and skin for beautiful top models. In *Computer Graphics International 1996*, 1996.
- [RCT91] R. E. Rosenblum, W. E. Carlson, and E. Tripp, III. Simulating the structure and dynamics of human hair : modelling, rendering and animation. *The Journal of Visualization and Computer Animation*, 2(4) :141–148, October–December 1991.
- [VW97] Allen Van Gelder and Jane Wilhelms. An interactive fur modeling technique. In Wayne A. Davis, Marilyn Mantei, and R. Victor Klassen, editors, *Graphics Interface '97*, pages 181–188. Canadian Information Processing Society, Canadian Human-Computer Communications Society, May 1997. ISBN 0-9695338-6-1 ISSN 0713-5424.
- [YY89] Watanabe Y. and Suenaga Y. Drawing human hair using wisp model. In *Computer Graphics International, 1989*, 1989.