



HAL
open science

Modélisation de cheveux a partir d'images par analyse de l'éclairage

Stéphane Grabli, François X. Sillion

► **To cite this version:**

Stéphane Grabli, François X. Sillion. Modélisation de cheveux a partir d'images par analyse de l'éclairage. *Revue Internationale de CFAO et d'informatique graphique*, 2002, 17 (3-4), pp.247-262. inria-00509969

HAL Id: inria-00509969

<https://inria.hal.science/inria-00509969v1>

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 analyse de l'éclairage

Stéphane Grabli — François Sillion

*iMAGIS*¹ - 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 à partir d'images. Elle s'appuie sur l'analyse des variations d'apparence des cheveux sous un éclairage variable. Le sujet étant immobile et le point de vue fixé, une même position de pixel représente une même mèche de cheveux pour toutes les images d'une séquence et le profil de réflectance observé pour chaque pixel permet d'inférer le degré de liberté manquant dans la direction des mèches. Ceci est accompli en synthétisant des profils de réflectance pour chaque pixel, pour un certain nombre de directions candidates, et en choisissant la direction pour laquelle la corrélation avec la réflectance observée est la plus forte. Nos résultats montrent le potentiel de cette approche en reconstruisant avec précision les mèches de cheveux mises en évidence par un chemin particulier de la source lumineuse.

ABSTRACT. We introduce an image-based method for modeling a specific subject's hair. The principle of the approach is to study the variations of hair illumination under controlled illumination. The use of a stationary viewpoint and the assumption that the subject is still allows us to work with perfectly registered images: all pixels in an image sequence represent the same portion of the hair, and the particular illumination profile observed at each pixel can be used to infer the missing degree of directional information. This is accomplished by synthesizing reflection profiles using a hair reflectance model, for a number of candidate directions at each pixel, and choosing the orientation that provides the best profile match. Our results demonstrate the potential of this approach, by effectively reconstructing accurate hair strands that are well highlighted by a particular light source movement.

MOTS-CLÉS : Modélisation de cheveux, modèle de réflectance de cheveux, analyse de réflectance, shape from shading

KEYWORDS: Hair Reflectance, Hair Modeling, Reflectance Analysis, Shape from Shading.

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

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'œil nu. Cet article présente une méthode qui permet d'extraire la géométrie des mèches de cheveux à partir de photographies par analyse de réflectance. Nous étudions comment extraire le maximum d'informations d'une série d'images des cheveux d'un individu, observé selon un point de vue fixe et 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 décrivons dans la section 3 l'approche choisie dans son ensemble. Puis, dans la partie 4, nous donnerons une mise en œuvre 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 [ANJ 92, DAL 93, Van 97, ROS 91, YAS 89], de l'animation [ANJ 92, DAL 93, ROS 91] et du rendu [LEN 00, LEB 91, THA 96, KON 00] 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 [BRO 89, MAG 01] mais n'aborde que le cas de surfaces relativement continues, et ses techniques sont donc inadaptées aux cheveux. Avec [NAK 99], 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 des 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 [KAJ 89], 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 petit. Elle est obtenue en considérant qu'un cheveu éclairé l'est sur l'ensemble du demi-cylindre faisant face à la source lumineuse. Goldman, dans [GOL 97], améliore ce modèle en introduisant un terme d'atténuation traduisant les propriétés de diffusion et de réflexion du cheveu

et permettant notamment la simulation de l'éclairage inverse du cheveu. Par ailleurs, dans [BAN 94], Banks, également pour faire du rendu de fourrure, ajoute un terme d'auto-ombrage au modèle de Kajiy-Kay. 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.

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 (moins d'une dizaine) 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 (en pratique, une cinquantaine d'images pour chaque point de vue). 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 dans nos expérimentations. 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. Nous présentons maintenant le principe des différentes étapes de ce pipeline, les détails algorithmiques et d'implémentation étant précisés dans la section 4.

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.

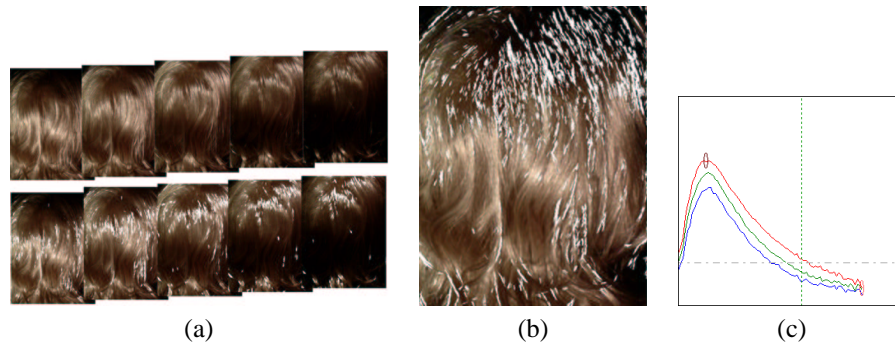


Figure 1 – a) Calcul d'un masque de vecteurs par image de la séquence. Les vecteurs des masques sont représentés par des traits blancs sur les images du bas. b) Le masque de vecteurs pour la séquence entière. c) Un profil d'un pixel mesuré. Il est formé des composantes RGB (R : courbe le plus en haut, G : au milieu, B : le plus en bas) des couleurs prises par ce pixel au cours de la séquence.

3.2. Construction de profils de pixel pour chaque position de pixel

La résolution 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 cheveu (de manière à n'avoir qu'une seule direction associée à une position de pixel donnée). 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 courbes (R, G et B) forme le "profil de pixel mesuré". La figure 1c) 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, décrites ci-dessous.

3.3.1. Génération de vecteurs 3D candidats

Considérons un vecteur 2D \vec{t} du masque. Grâce aux paramètres de la caméra, on connaît un 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" (cf section 4.3.1) de vecteurs 3D candidats, en supposant que l'un d'entre eux sera 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.

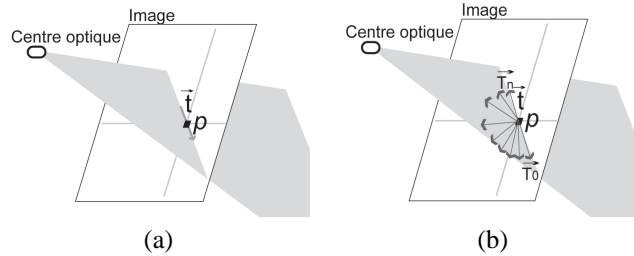


Figure 2 – a) $\vec{T}(p)$ se trouve nécessairement dans le plan contenant le centre optique de la caméra et $\vec{t}(p)$ b) Une collection de vecteurs 3D $(\vec{T}_k(p))_k$ est générée dans ce plan.

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.

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

4. Mise en œuvre

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 (plusieurs dizaines de minutes). Concernant l'immobilité du sujet, nous avons en premier lieu choisi de travailler avec une perruque (à terme, ce sont bien sûr des sujets humains que l'on voudra photographier), de manière à nous concentrer sur le traitement des données en lui-même. Pour contrôler les positions de la source lumineuse et de la caméra, nous avons utilisé la "grue sphérique" de l'université de Stanford [CYB] comme appareil d'acquisition. Elle est constituée de deux bras sur lesquels sont montées une source lumineuse et une caméra, et d'une table tournante, sur laquelle repose le sujet. Les bras et la table tournante bougent sous contrôle informatique, permettant d'observer et d'éclairer le sujet depuis pratiquement n'importe quelle position.

La caméra utilisée est une caméra vidéo 3CCD ; pour éliminer le bruit dans les images, nous avons combiné, pour chaque position, des images prises avec plusieurs temps d'exposition différents [DEB 97].

4.2. Construction du masque de la séquence

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 [JAH 91]. 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 fixé par l'utilisateur, 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

Nous avons mentionné précédemment que chaque collection $(\vec{t}_i(p))_i$ représente la projection d’un seul vecteur de cheveux. Bien qu’en théorie tous les vecteurs d’une même collection doivent être identiques, en réalité certains peuvent être bruités, rendant difficile la tâche consistant à représenter une collection par un unique vecteur. Notre mise en œuvre utilise deux tests pour vérifier la validité de chaque collection. Considérons la collection $(\vec{t}_i(p))_i$ associée à la position de pixel p .

Taille de la collection On compte ici le nombre \mathcal{N}_p de masques L_i tels que $L_i(p) = 1$. Un seuil est alors fixé par l’utilisateur 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 $\mathcal{N}_p \geq \mathcal{N}_{min}$. 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 les directions des vecteurs 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 : $v_\theta(p) \leq v_{\theta_{max}}$.

De cette manière, on obtient le masque de la séquence ainsi que le champ de vecteurs $(\vec{t}(p))_p$ qui lui est associé (voir figure 1b)).

4.3. Extraction des vecteurs 3D

4.3.1. Génération de vecteurs 3D candidats

Nous avons montré en section 3.3 que l’on pouvait générer un jeu de m vecteurs 3D candidats par vecteur 2D du masque de séquence. En pratique on génère un vecteur tous les cinq degrés, ce qui est un échantillonnage suffisant pour les processus

ultérieurs. 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 synthèse de cartes de réflectance pour les vecteurs candidats $\vec{T}_k(p)$, pour un pixel p , nécessite un modèle de réflectance fiable. Nous avons adopté le modèle de réflectance introduit par Kajiyi et Kay dans [KAJ 89], en y incluant le traitement concernant l'éclairage inverse présenté par Goldman dans [GOL 97]. En posant \vec{T} le vecteur unitaire tangent au cheveu, \vec{L} le vecteur unitaire pointant vers la lumière depuis la position P du cheveu et \vec{E} le vecteur unitaire pointant vers l'observateur depuis cette même position, 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 [GOL 97], 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 :

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

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

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 $\vec{T}_k(P)$. \vec{E} est le vecteur unitaire appartenant à la droite joignant p au centre optique. Le calcul du vecteur \vec{L} nécessite de connaître la position P du cheveu dans l'espace. Cette position se trouve nécessairement sur la ligne joignant le centre optique au pixel. Si le volume 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. Pour le moment, n'ayant pas la connaissance de celle-ci, nous utilisons en première approximation un demi-ellipsoïde pour simuler une longue chevelure. Ce choix ne pénalise pas nos résultats dans la mesure où la distance entre P et la source lumineuse est très grande devant la distance entre la position réelle de P et son approximation, et où par conséquent, le vecteur \vec{L} ainsi calculé est proche de la réalité. La position P recherchée est donc considérée comme étant l'intersection du rayon joignant le pixel p à l'œil et de ce demi-ellipsoïde. Le vecteur \vec{L} est maintenant établi, 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 segmentation¹ [FUK 90]. K_d et K_s sont initialisés à l'aide des couleurs diffuse et spéculaire ainsi obtenues. 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 échantillon des profils de pixel théoriques. 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.

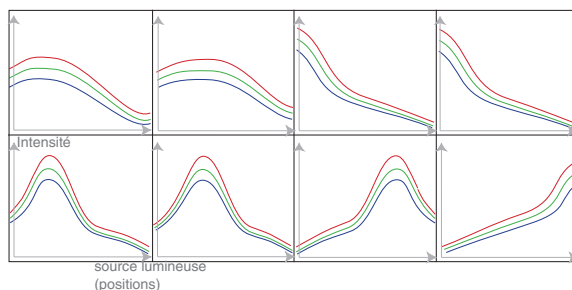


Figure 3 – Un échantillon de profils de pixel théoriques (en ordonnées : intensité, en abscisses : positions de la source lumineuse) pour différents vecteurs candidats.

4.3.3. Élection 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. Dans nos expérimentations, la corrélation est la même sur les trois courbes, ce qui est logique dans la mesure où c'est principalement un facteur géométrique (plutôt que colorimétrique) qui intervient. Nous travaillons donc de manière équivalente sur une seule composante des trois composantes. 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

1. Plus précisément, en utilisant l'algorithme k-mean avec $k = 3$, on extrait trois couleurs des images. Une couleur correspond à la couleur d'un cheveu dans l'ombre, une seconde représente la couleur diffuse du cheveu et une troisième est la couleur spéculaire du cheveu.

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. [GOL 97] et [BAN 94] 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. Nous nous concentrons dans un premier temps sur les zones qui ne sont pas dans l'ombre, laissant la question du traitement de l'ombrage à des travaux futurs. 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. Nous n'attendons pas d'une courbe candidate qu'elle corresponde exactement à la courbe mesurée, mais qu'elle y soit similaire, en terme de forme. Par exemple, une différence d'amplitude n'est pas un critère valide de discrimination. Pour cette raison, les normes classiques telles que la norme L_2 ne sont pas appropriées pour cette étude de corrélation. Ainsi, nous devons définir une mesure adaptée à l'évaluation de la ressemblance de courbes en terme de forme. 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 à l'intérieur de l'intervalle est, sauf cas particuliers, égal à 0 ou 1. L'énergie mise au point s'applique à deux courbes possédant chacune un maximum (dans le cas où il n'y a pas de maximum, $E_{extrema}$ n'est pas prise en compte pour le calcul de E_{dist}). 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 polynomiale 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 $d(x)$:

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

4.3.5. Élection et mesure de confiance

Il ne reste, a 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. 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 $f_{dist_p}(k)^2$. Malheureusement, il existe de nombreux cas problématiques, que l'on peut regrouper en deux familles :

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.

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.

2. L'échantillonnage utilisé pour la génération des vecteurs 3D candidats (section 4.3.1) nous permet de considérer la fonction f_{dist_p} comme une fonction continue

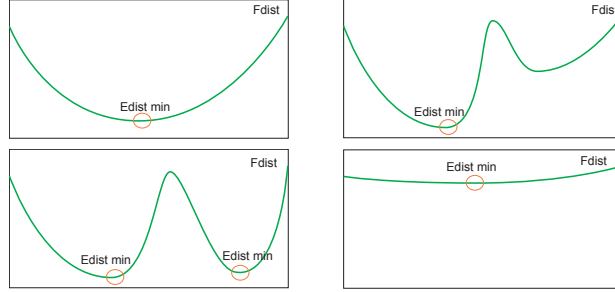


Figure 4 – En haut : deux exemples de courbes pour f_{dist} qui permettent la détermination d'un minimum sans ambiguïté. En bas : deux cas de figure pour lesquels la détermination d'un minimum est ambiguë ou peu significative.

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 $c_{trust} = 0$ si $n_{minima} \neq 1$, et

$$c_{trust} = \frac{\lambda}{2} \times \int_{x_{min}}^{x_{max}} (f_m(x) - s_o) dx + (E_{dist}^{(max)} - E_{dist}^{(min)})$$

si $n_{minima} = 1$. 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.

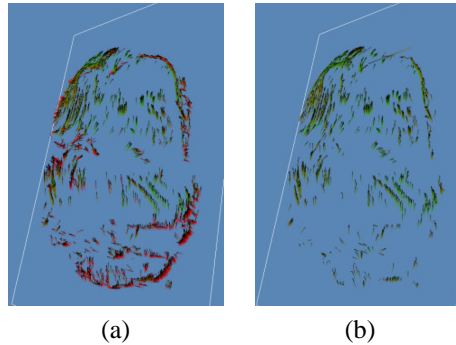


Figure 5 – a) Masque des vecteurs 3D de la séquence avant affinage. Les couleurs attribuées aux vecteurs indiquent le coefficient de confiance qui leur a été attribué (rouge pour faible, vert pour fort) b) Masque des vecteurs 3D de la séquence après affinage.

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 [KAS 87, BLA 98]. Chaque nœud 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 nœud 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. En déplaçant la source lumineuse par pas de cinq degrés, le nombre d'images contenues dans une séquence varie de 48 à 81, en fonction de la longueur du chemin parcouru. La résolution des images est de 486x720. Le nombre de pixels restant dans le masque de séquence dépend à la fois des choix du point de vue et de chemin de la source lumineuse. En effet, meilleurs sont les choix du point de vue et du chemin lumineux, plus grand est le nombre de mèches contrastées sur les images. Par exemple, une mèche de cheveux parallèle, dans l'espace image, au chemin de la source lumineuse, produit des données de bonne qualité, tandis que les profils de pixel obtenus pour des mèches de cheveux perpendiculaires au chemin de la source sont rarement exploitables.

La figure 6a) montre les mèches produites à l'aide d'une séquence de 81 images, pour laquelle le chemin de la source lumineuse est vertical. Cette configuration produit des profils de pixel fiables dans la mesure où un grand nombre de mèches sont verticales et donc parallèles au chemin de la source lumineuse. Le nombre de pixels contenus dans le masque de cette séquence est d'environ 3900, après affinage. La com-

plexité de l'algorithme de calcul de la géométrie des mèches pour une séquence est en $O(n \times m \times N)$, n étant le nombre de pixels marqués dans le masque de la séquence, m le nombre de vecteurs 3D candidats par pixel du masque, et N le nombre d'images de la séquence. Il a fallu 9 minutes sur un Pentium III 800 MHz avec 256 Mo de RAM pour calculer le masque 2D de la séquence et 1 heure pour l'extraction d'un masque 3D à partir de ce masque 2D.

On peut noter que la répartition des mèches reconstruites est de faible densité avec une seule séquence ; en effet, un couple point de vue/chemin de la source lumineuse n'exploite qu'une partie de la chevelure. Cependant, quelle que soit l'orientation d'une mèche de cheveux, il existe une trajectoire de la source lumineuse qui la met en valeur. Ainsi, en combinant les mèches de cheveux reconstruites à partir de différentes séquences complémentaires, nous espérons reconstruire la plus grande partie de la chevelure. Cette combinaison est directe dans la mesure où notre méthode produit des mèches définies dans le repère du monde. Les mèches reconstruites communes à deux séquences ou plus se sont révélées bien correspondre en 3D.

Les figures 6b) et 6c) montrent les mèches produites avec cinq séquences. Un jeu d'images montrant la perruque sous différents points de vue (différents des points de vue des séquences) 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. 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.

Par ailleurs, Ce travail a permis de prouver la qualité du modèle de réflectance de cheveux utilisé. En effet, les profils de pixel synthétisés qui ont été élus correspondent précisément aux profils mesurés et produisent, dans la plupart des cas, des vecteurs 3D exacts.

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. Le principe étant validé, de nombreuses études restent à mener pour caractériser les performances de cette méthode en fonction, notamment, du nombre d'images et des divers paramètres du modèle. 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 [NAK 99] et d'une analyse de réflectance comme nous l'avons décrite.

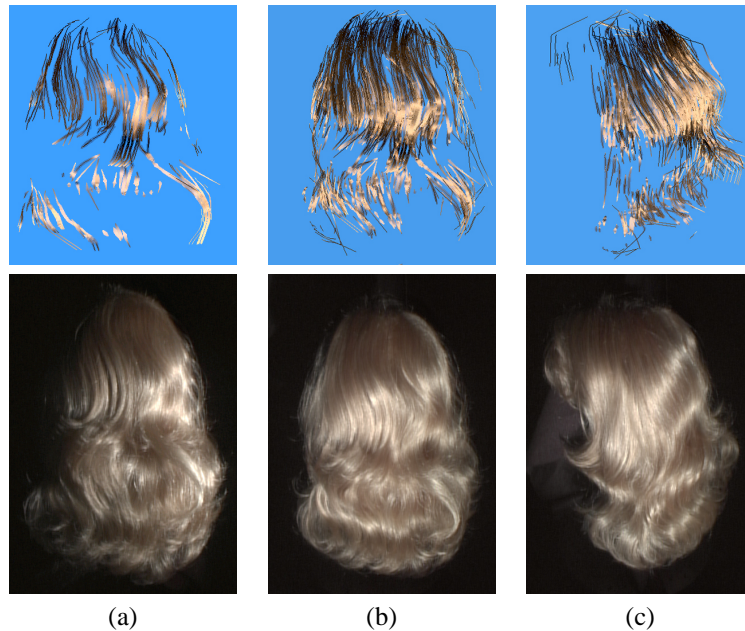


Figure 6 – a) En haut : mèches construites à partir d'une séquence et rendues à l'aide de bandes pour une meilleure visualisation. En bas : image de la séquence (même point de vue). b) et c) En haut : mèches construites à partir de cinq séquences et rendues à l'aide de bandes pour une meilleure visualisation, observées de deux points de vue différents. En bas : images montrant la perruque sous les mêmes points de vue respectifs.

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.

8. Bibliographie

- [ANJ 92] ICHI ANJYO K., USAMI Y., KURIHARA T., « A simple method for extracting the natural beauty of hair », *Computer Graphics*, vol. 26, n° 2, 1992, p. 111–120.
- [BAN 94] BANKS D. C., « Illumination in Diverse Codimensions », *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH*, ACM Press, juillet 1994, p. 327–334.
- [BLA 98] BLAKE A., ISARD M., *Active Contours*, Springer-Verlag 1998, 1998.
- [BRO 89] BROOKS M. J., HORN B. K. P., « Shape and Source from Shading », HORN B. K. P., BROOKS M. J., Eds., *Shape from Shading*, p. 53-68, MIT Press, Cambridge, MA, 1989.
- [CYB] CYBERWARE C. S. S. G., « <http://www.cyberware.com/products/sphereInfo.html> ».

- [DAL 93] DALDEGAN A., THALMANN N. M., KURIHARA T., THALMANN D., « An integrated system for modeling, animating and rendering hair », *Computer Graphics Forum*, vol. 12, n° 3, 1993, p. C211–C221.
- [DEB 97] DEBEVEC P. E., MALIK J., « Recovering High Dynamic Range Radiance Maps from Photographs », *Computer Graphics*, vol. 31, n° Annual Conference Series, 1997, p. 369–378.
- [FUK 90] FUKUNAGA K., *Introduction to Statistical Pattern Recognition, Second Edition*, Academic Press, Boston, MA, 1990.
- [GOL 97] GOLDMAN D. B., « Fake Fur Rendering », WHITTED T., Ed., *SIGGRAPH 97 Conference Proceedings*, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH, Addison Wesley, août 1997, p. 127–134.
- [JAH 91] JAHNE B., *Digital image processing*, Springer-Verlag New York, Incorporated, 1991.
- [KAJ 89] KAJIYA J. T., KAY T. L., « Rendering Fur with Three Dimensional Textures », LANE J., Ed., *Computer Graphics (SIGGRAPH '89 Proceedings)*, vol. 23, juillet 1989, p. 271–280.
- [KAS 87] KASS M., WITKIN A., TERZOPOULOS D., « Snakes : Active Contour Models », *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision*, 8-11 1987, p. 259–268.
- [KON 00] KONG W., NAKAJIMA M., « Hair Rendering by Jittering and Pseudo Shadow », *Proceedings of the Conference on Computer Graphics International (CGI-00)*, Los Alamitos, CA, juin 19–24 2000, IEEE, p. 287–294.
- [LEB 91] LEBLANC A. M., TURNER R., THALMANN D., « Rendering hair using pixel blending and shadow buffers », *The Journal of Visualization and Computer Animation*, vol. 2, n° 3, 1991, p. 92–97.
- [LEN 00] LENGYEL J. E., « Real-Time Fur over Arbitrary Surfaces », *ACM 2001 Symposium on Interactive 3D Graphics*, 2000.
- [MAG 01] MAGDA S., KRIEGMAN D., ZICKLER T., BELHUMEUR P., « Beyond Lambert : Reconstructing Surfaces with Arbitrary BRDFs », *ICCV01*, 2001, p. II : 391-398.
- [NAK 99] NAKAJIMA M., MING K. W., TAKASHI H., « Generation of 3D Hair Model from Multiple Pictures », *IEEE Computer Graphics & Applications (12) 1999 Multimedia Modeling '97*, 1999.
- [ROS 91] ROSENBLUM R. E., CARLSON W. E., TRIPP, III E., « Simulating the structure and dynamics of human hair : modelling, rendering and animation », *The Journal of Visualization and Computer Animation*, vol. 2, n° 4, 1991, p. 141–148.
- [THA 96] THALMANN N. M., CARION S., COURCHESNE M., VOLINO P., WU Y., « Virtual Clothes, Hair and Skin for Beautiful Top Models », *Computer Graphics International 1996*, 1996.
- [Van 97] VAN GELDER A., WILHELMS J., « An Interactive Fur Modeling Technique », DAVIS W. A., MANTEI M., KLASSEN R. V., Eds., *Graphics Interface '97*, Canadian Human-Computer Communications Society, mai 1997, p. 181–188.
- [YAS 89] YASUHIKO W., YASUHITO S., « Drawing Human Hair Using Wisp Model », *Computer Graphics International, 1989*, 1989.