

UNIVERSITÉ PARIS-SUD  
ECOLE DOCTORALE INFORMATIQUE PARIS-SUD

CEA LABORATOIRE ANALYSE DE DONNÉES ET INTELLIGENCE DES SYSTÈMES

DISCIPLINE : INFORMATIQUE

THÈSE DE DOCTORAT

Soutenue le 22 juillet 2014 par

**Khrystyna KYRGYZOVA**

**Stéréophotométrie non-calibrée de surfaces  
non-Lambertiennes.**

**Application à la reconstruction de surface de  
colonies microbiennes**

**Directeur de thèse:** M. Michaël AUPETIT Ingénieur Chercheur, HDR(CEA/LIST)  
**Encadrant:** Mme. Lorène ALLANO Ingénieur Chercheur (CEA/LIST)

**Composition du jury:**

**Rapporteurs:** M. Gilles GESQUIÈRE Prof. (Université de Lyon 2/LIRIS)  
M. Adrien BARTOLI Prof. (Université d'Auvergne/ISIT/ALCoV)  
**Examineurs:** Mme. Anne VILNAT Prof. (Université Paris-Sud/LIMSI)  
M. Olivier AUBRETON MCF, HDR (Université de Bourgogne/LE2I)

## 1. Introduction

Chaque année nous pouvons constater l'évolution de l'intérêt pour les technologies 3D dans des domaines très variés: réalité augmentée, cinéma, imagerie biomédicale, reconnaissance des visages, etc. Les informations 3D sont utiles non seulement pour la visualisation des objets mais aussi pour l'extraction de propriétés importantes pour l'analyse ultérieure. Il existe beaucoup de techniques qui permettent de faire la reconstruction de surface à partir d'une ou de plusieurs images ; ces techniques portent le nom 'Shape-from-X'. Certaines de ces techniques sont plus populaires (e.g. stéréovision) que d'autres qui ont besoin des systèmes d'acquisition spécifiques. Le choix de la technique de reconstruction est limité par le système d'acquisition disponible et les propriétés de l'objet à reconstruire.

Cette thèse fait partie d'une collaboration entre le CEA LIST et bioMérieux [1]. Le but principal de ce projet consiste en l'automatisation du processus d'analyse microbiologique. Une des possibilités pour faire l'analyse des colonies microbiennes est de les faire pousser dans une boîte de Pétri. Dans ce contexte, bioMérieux a développé un système d'acquisition, [2], qui permet d'obtenir des images de boîte de Pétri avec une caméra de position fixe et des directions d'illumination variées d'une acquisition à l'autre. Les colonies microbiennes présentes dans la boîte peuvent ensuite être analysées à partir de ces images. L'information sur la surface 3D est également importante mais elle est difficilement accessible à partir d'une image.

Cette thèse est dédiée à la question de la reconstruction de surface 3D à partir d'images. Dans notre développement on est limité par le système d'imagerie pour les boîtes de Pétri et les particularités des objets à reconstruire. En faisant l'analyse de méthodes 'Shape-from-X' existantes, on peut conclure qu'il n'y a que les méthodes de stéréophotométrie qui sont adaptées à notre contexte.

De plus, les images de boîtes de Pétri sont acquises par le système avec des conditions d'illumination qui sont difficiles à modéliser et qui peuvent évoluer dans le temps. Ces conditions sont donc supposées être inconnues. D'autre part, on ne peut pas savoir à l'avance quelles colonies vont pousser à l'intérieur de la boîte, donc les propriétés des objets à reconstruire sont également inconnues. Enfin, les surfaces de colonies sont souvent non-Lambertiennes et les images sont donc affectées par des spécularités. L'objectif de cette thèse est de proposer une méthode stéréophotométrique de reconstruction de surface à partir d'images d'objets non-Lambertiens sans connaissance a priori sur les directions d'illumination (ou stéréophotométrie non-calibrée).

Le travail de la thèse a mené à 3 contributions originales. Premièrement, nous avons proposé une méthode originale de correction des zones spéculaires. Cette méthode permet d'obtenir des images d'objets 'pseudo-Lambertiens' sans effets spéculaires gênants pour la reconstruction ultérieure. La deuxième contribution de cette thèse consiste en la proposition d'une méthode originale de reconstruction stéréophotométrique non-calibrée. Cet algorithme est basé

sur le principe de la factorisation matricielle et l'optimisation alternée. Grâce à cette méthode, nous sommes capables de séparer les informations de normales de surface, d'albedo, de directions d'illumination et d'intensités des sources de lumière. L'algorithme est évalué en utilisant des données artificielles pour lesquelles la vérité terrain est disponible. La dernière contribution de ce travail est l'application de la méthode de reconstruction proposée à des images réelles de colonies microbiennes sur boîtes de Pétri. La surface obtenue peut être utilisée pour la visualisation et elle complète l'information fournie par les images.

Le manuscrit se compose de six parties. Le Chapitre 1 est introductif et présente les limites des méthodes existantes de 'Shape-from-X' dans notre contexte et argumente le choix de l'approche stéréophotométrique. Le Chapitre 2 est dédié aux fondations du processus de formation d'image et aux algorithmes existants pour reconstruire des surfaces spéculaires. Dans le Chapitre 3 nous présentons la nouvelle méthode de correction de spécularités. L'approche originale de la reconstruction stéréophotométrique non-calibrée est expliquée dans le Chapitre 4. Cette approche est appliquée aux images de boîtes de Pétri pour la reconstruction de surface de colonies microbiennes dans le Chapitre 5. Les conclusions et les perspectives de ce travail sont présentées dans le Chapitre 6.

## **2. Reconstruction de surfaces non-Lambertiennes**

Les objets apparaissent sur une image avec une certaine intensité grâce à l'interaction entre une source de lumière, la surface d'objet et la caméra. Chacune de ces composantes a des propriétés physiques et joue un rôle dans le processus de formation d'images. Dans notre modèle on suppose la source de lumière ponctuelle, caractérisée par sa direction d'illumination et son intensité. La direction de lumière est inconnue et peut varier d'une acquisition à l'autre. La longueur d'onde de la lumière est dans le spectre visible. La caméra est fixe pour toutes les acquisitions d'une séquence, avec comme hypothèse la projection orthographique dans le plan de l'image. La surface de l'objet dans le modèle proposé est supposée opaque, c'est à dire que toute la lumière qui arrive à la surface de l'objet est soit réfléchi soit absorbée par le matériel de la surface. L'interaction entre la lumière, la surface opaque et la camera est décrite avec une fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle. Cette fonction possède des propriétés physiques (positivité, conservation de l'énergie, principe de réciprocité d'Helmholtz) qui peuvent aussi être utiles pour la reconstruction de surface.

Toutes les fonctions de distribution de réflectance peuvent être généralisées par le modèle de réflectance dichromatique. Selon ce modèle, l'intensité d'une image consiste en deux composantes additives: réflectance spéculaire et réflectance diffuse. Une troisième composante correspondant à la lumière ambiante peut aussi être ajoutée au modèle, mais dans notre contexte elle n'est pas présente dû à la structure fermée du système d'acquisition. La réflectance spéculaire décrit la lumière réfléchi dans une direction principale de réflexion avec un lobe spéculaire autour de cette direction. La composante diffuse correspond à la réflexion diffuse de la lumière dans

toutes les directions de l'espace. Cette composante diffuse décrit entièrement les surfaces Lambertiennes.

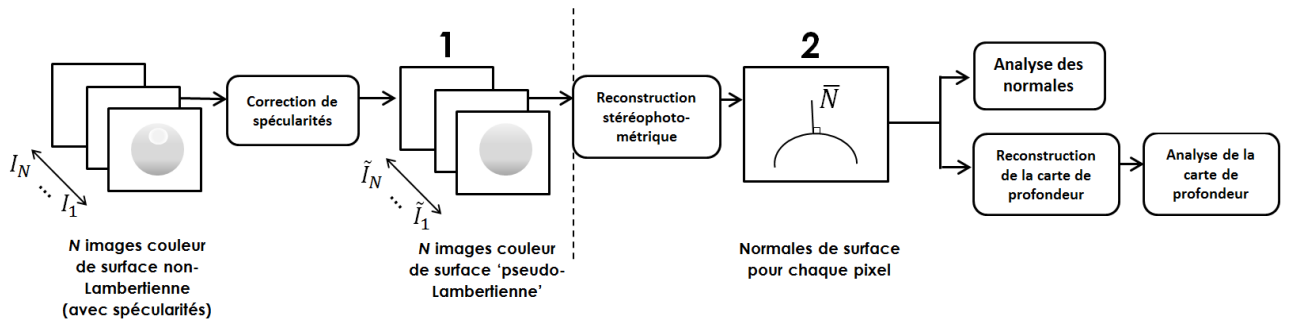
La fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle est définie comme un ratio entre la lumière  $L_o$  réfléchi dans la direction  $(\theta_o, \varphi_o)$  et la quantité de lumière  $E_i$  qui a atteint la surface dans la direction  $(\theta_i, \varphi_i)$ . Pour les surfaces Lambertiennes :

$$L_o = L_i \frac{\rho}{\pi} \cos(\theta_i),$$

où  $L_i$  correspond à la lumière arrivée en un point de la surface, et  $\rho$  est la puissance reflective du matériel (albédo) en ce point. De cette formule nous pouvons voir, que le processus de formation d'intensité des images pour les surfaces Lambertiennes ne dépend pas de la position de la camera et est défini par le cosinus entre la direction d'incidence de la lumière et la normale  $\theta_i$ , pondéré par la valeur de l'albédo.

Il existe beaucoup de modèle pour décrire le processus de formation d'images pour des objets spéculaires, tous ces modèles sont dichromatiques (Phong, Cook-Torrance, Beckmann, etc.). Il existe des méthodes dans l'état de l'art pour faire la reconstruction stéréophotométrique de surfaces spéculaires, ces approches peuvent être regroupées en deux catégories : les méthodes qui prennent directement en compte la nature spéculaire du matériel de la surface, et les méthodes qui traitent les intensités des zones spéculaires comme des valeurs aberrantes et exploitent le modèle Lambertien pour la reconstruction stéréophotométrique. Les approches de la première catégorie ont besoin de beaucoup de connaissances préalables sur les propriétés des sources de lumière et surtout sur la surface à reconstruire. En revanche, les méthodes qui utilisent le modèle Lambertien pour la reconstruction ont besoin de moins d'information a priori et peuvent être plus facilement utilisées dans une approche non-calibrée. Parmi les méthodes de cette catégorie nous pouvons citer le travail de Coleman et Jain, [3], Rushmeier et al., [4], Mallick et al., [5].

La méthode proposée dans ce travail est proche idéologiquement de celle de Malik, [5]. Notre but est d'effectuer la correction des zones spéculaires avant de passer à la procédure de reconstruction stéréophotométrique en utilisant le modèle Lambertien, Figure 1.



**Figure 1: Approche proposée de reconstruction non-calibrée de surface non-Lambertienne.**

### 3. Correction des zones spéculaires

La première étape de l'approche proposée est dédiée à la correction des zones spéculaires sur les images d'une surface non-Lambertienne afin d'obtenir des images de surface 'pseudo-Lambertienne' et effectuer la reconstruction Lambertienne ensuite. Pour plus de détails sur les méthodes existantes de correction de spécularités, on propose au lecteur de se référer à l'article de revue [6]. Toutes ces méthodes peuvent être catégorisées selon la quantité d'images d'entrée et de sortie de l'algorithme: N-à-1, 1-à-1 et N-à-N. Les méthodes de la catégorie N-à-1 sont très efficaces, par contre elles ne préservent pas les particularités de distribution de lumière sur la surface de l'objet sur plusieurs images avec des éclairages différentes, indispensable pour la stéréophotométrie. Les approches de la deuxième catégorie, 1-à-1, peuvent être appliquées à chaque image de la séquence d'entrée pour ensuite appliquer la stéréophotométrie, par contre ces méthodes n'utilisent pas les informations présentes sur les autres images de la séquence. En exploitant les autres images de la séquence d'entrée, il devient possible de faire une correction plus efficace des plus larges zones avec de la texture complexe. L'approche que nous proposons est de la catégorie N-à-N, elle prend les avantages de deux autres catégories : elle corrige les zones spéculaires en utilisant toutes les images de la séquence d'entrée en préservant les particularités de la distribution de la lumière sur la surface d'objet pour la reconstruction ultérieure.

Nous avons une séquence de  $N$  images d'entrée  $\{I\} = \{I^1, I^2, \dots, I^N\}$ . Chacune de ces images doit être corrigée en utilisant les  $M$  images de référence  $\{I_{ref}\} \subset \{I\}$ . Les images de référence peuvent être les mêmes ou différentes pour chaque image à corriger  $I^i$ .

Premièrement, pour évaluer si le pixel  $(x, y)$  est spéculaire, on propose d'utiliser l'opération du ratio agrégé :

$$W^i(x, y) = \sum_{m=1}^M c_m \frac{I^i(x, y)}{I_{ref}^m(x, y)},$$

où  $c_m$  correspond au poids de chaque image de référence,  $c_m \in [0,1]$  et  $c_1 + c_2 + \dots + c_m = 1$ . Si il n'y a pas d'a priori sur les images de référence, la fonction d'agrégation peut être choisit comme la

moyenne, dans ce cas-là  $c_1 = c_2 = \dots = c_M = \frac{1}{M}$ . Une autre possibilité est d'utiliser la fonction médiane. Après avoir trouvé la valeur du ratio agrégée pour chaque pixel  $(x, y)$ , nous avons d'abord proposé d'appliquer la correction suivante :

$$\tilde{I}^i(x, y) = \begin{cases} \frac{I^i(x, y)}{W^i(x, y)}, & \text{if } W^i(x, y) > \tau, W^i(x, y) \neq 0 \\ I^i(x, y), & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Le seuil  $\tau$  est prédéfini, il permet de décider si le pixel est spéculaire, et donc s'il faut le corriger ou pas. La correction d'intensité par cette formule est appelée correction stricte parce qu'elle permet de ne corriger que des zones détectées comme spéculaires et de ne pas changer les autres pixels de l'image. Cette méthode est efficace, mais sur l'image résultante nous pouvons observer des artefacts qui correspondent aux frontières entre zones corrigées et non-corrigées. Ces artefacts sont gênants pour la perception visuelle de l'image, mais aussi pour la reconstruction stéréophotométrique ultérieure.

Pour éviter ces frontières brusques entre les zones corrigées et non-corrigées de l'image nous avons alors proposé une évolution de la méthode stricte vers une méthode plus souple. Pour ça, nous avons proposé d'utiliser la fonction de correction continue :

$$F_W^i(x, y) = \frac{k}{1 + e^{-\alpha(W^i(x, y) - \tau)}}$$

où le paramètre  $k$  définit le degré de la correction,  $\alpha$  règle la transition entre les zones corrigées et non-corrigées, et  $\tau$  a le même sens que dans le cas de la correction stricte, il définit le seuil sur le ratio agrégé. La correction est alors faite pour chaque pixel  $(x, y)$  en utilisant la formule :

$$\tilde{I}^i(x, y) = \frac{I^i(x, y)}{W^i(x, y) F_W^i(x, y)}$$

Grâce à cette correction souple, on corrige les zones spéculaires sans les artefacts de frontière et en préservant les particularités de la distribution de lumière sur les autres parties de la surface de l'objet à reconstruire. Les résultats de correction de spécularités avant reconstruction seront montrés sur un exemple de données réelles de microorganisme dans la partie 5.

#### 4. Reconstruction stéréophotométrique non-calibrée

Après la correction des spécularités, nous obtenons des images de surfaces 'pseudo-Lambertiennes', pour lesquelles nous pouvons appliquer le modèle Lambertien. Ce modèle a été proposé par Woodham [7] et peut être présenté sous forme matricielle comme :

$$M = A \odot L_D V^T N,$$

où  $\mathbf{M}$  est la matrice d'images vectorisées,  $\mathbf{A}$  correspond à la matrice des valeurs d'albédo,  $\odot$  signifie l'opération de multiplication de Hadamard,  $\mathbf{L}_D$  est la matrice diagonale d'intensités des sources de lumière,  $\mathbf{V}$  correspond à la matrice des directions des sources de lumière, et  $\mathbf{N}$  est la matrice des normales de surface. Dans l'approche présentée par Woodham les matrices  $\mathbf{V}$  et  $\mathbf{L}_D$  sont supposées connues. Grâce à ces connaissances a priori, le calcul des normales revient à la résolution d'un système surdéterminé d'équations linéaires pour les variables  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{N}$ ,  $\mathbf{A}$  étant la norme des directions de normales à la surface normalisées  $\mathbf{N}$ . Cependant, dans beaucoup d'applications réelles nous ne connaissons pas les directions d'illumination a priori. Donc pour résoudre cette tâche sans les connaissances sur  $\mathbf{V}$ , il a été proposé par Hayakawa, [8], l'utilisation de la factorisation de la matrice  $\mathbf{M}$  pour le modèle stéréophotométrique suivante :

$$\mathbf{M} = (\mathbf{A}_D \mathbf{N}^T)(\mathbf{V} \mathbf{L}_D),$$

où les significations des matrices sont les mêmes que pour le modèle de base, par contre leurs structures sont différentes. Pour trouver les composantes de ce modèle, les auteurs de l'approche proposent d'utiliser la décomposition en valeurs singulières afin de séparer  $\mathbf{A}_D \mathbf{N}^T$  et  $\mathbf{V} \mathbf{L}_D$ . Cependant, pour retrouver la solution finale il est nécessaire d'avoir des connaissances soit sur les directions d'illumination soit sur les normales de quelques points de l'objet à reconstruire. Selon nos hypothèses de départ, nous ne disposons d'aucune de ces connaissances, il nous fallait donc proposer une nouvelle approche qui est capable de gérer ce problème de la reconstruction stéréophotométrique non-calibrée.

Dans notre approche nous proposons d'utiliser le principe de la factorisation de matrice mais par contre d'utiliser une autre formalisation du modèle et une autre technique de décomposition. Le modèle proposé est le suivant :

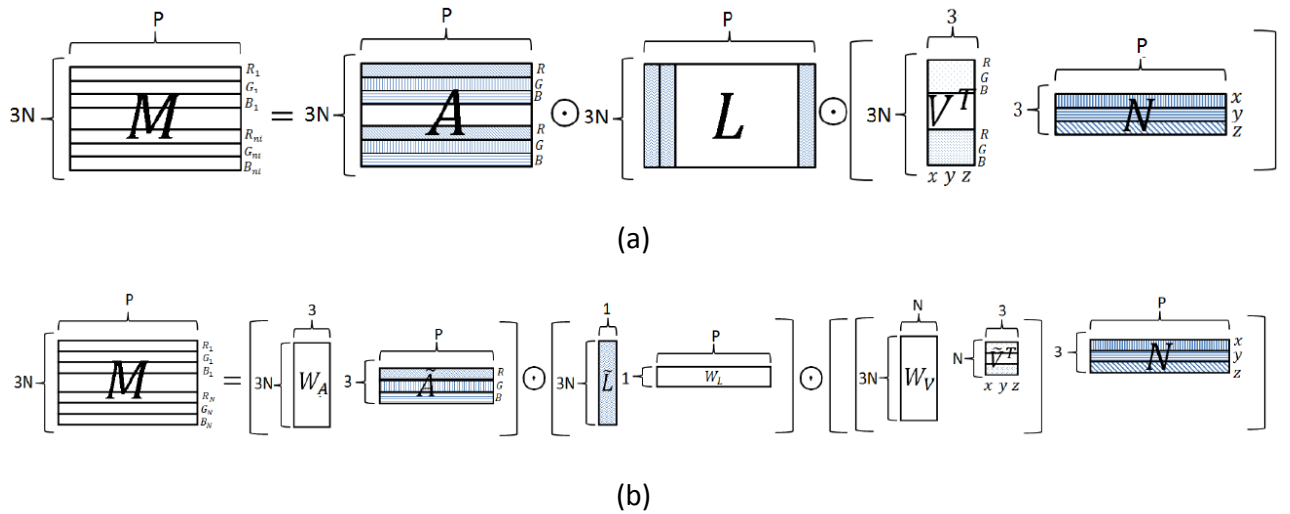
$$\mathbf{M} = \mathbf{A} \odot \mathbf{L} \odot \mathbf{V}^T \mathbf{N},$$

où  $\mathbf{M}$  est une matrice  $[3N \times P]$  d'images couleur vectorisées, chaque ligne de cette matrice correspond à un canal couleur d'une image,  $N$  est le nombre d'images couleur RVB d'entrée,  $P$  correspond à la quantité de pixels dans chaque image,  $\mathbf{A}$  est une matrice  $[3N \times P]$  de valeurs d'albédo,  $\mathbf{V}$  de taille  $[3 \times 3N]$  correspond à une matrice de directions d'illumination, et  $\mathbf{N}$  est une matrice  $[3 \times P]$  de normales de la surface. La visualisation de ce modèle avec des tailles de matrices appropriées est en Figure 2(a).

Dans ce modèle, les composantes présentent des répétitions d'information, par exemple, dans la matrice de valeurs d'albédo  $\mathbf{A}$  les lignes correspondant aux mêmes canaux d'images sont répétées. Pour éviter ces répétitions nous effectuons la transformation de ce modèle sous la forme :

$$\mathbf{M} = (\mathbf{W}_A \tilde{\mathbf{A}}) \odot (\tilde{\mathbf{L}} \mathbf{W}_L) \odot (\mathbf{W}_V \tilde{\mathbf{V}}^T) \mathbf{N},$$

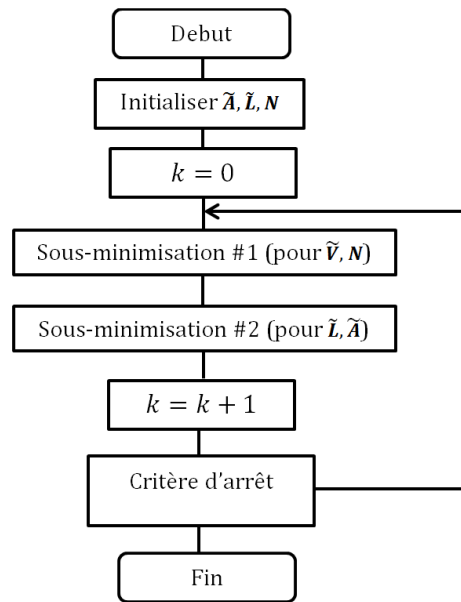
où les matrices  $W_A$ ,  $W_L$  et  $W_V$  sont des matrices additionnelles composées de zéros et de uns, et  $\tilde{A}$ ,  $\tilde{L}$  et  $\tilde{V}$  sont des sous-matrices des composantes initiales mais sans redondance d'information. La visualisation du modèle étendu est en Figure 2(b). La matrice  $W_A$  est de taille  $[3N \times 3]$ , et si  $I_3$  est une matrice unitaire  $[3 \times 3]$ , elle est répétée  $N$  fois des que  $W_A = [I_3 I_3 \dots I_3]^T$ .  $A = W_A \tilde{A}$  et  $\tilde{A}$  de taille  $[3 \times P]$  contient les valeurs d'albédo pour chaque pixel de chaque canal des images.  $L = \tilde{L} W_L$ ,  $\tilde{L}$  est présenté par le vecteur  $[3N \times 1]$  et  $W_L$  est un vecteur de uns de taille  $[1 \times P]$ .  $V^T = W_V \tilde{V}^T$ , ou  $\tilde{V}$  correspond à une matrice  $[3 \times N]$ ,  $W_V = [D_1 D_2 \dots D_N]^T$  et  $D_i$  est une matrice de taille  $[N \times 3]$  avec sur la ligne  $i$  des uns et des zéros par tous les autres éléments.



**Figure 2: La représentation matricielle du modèle stéréophotométrique proposé.**

Dans le modèle obtenu nous n'avons que la connaissance de la matrice d'images  $M$  et des matrices additionnelles  $W_A$ ,  $W_L$  et  $W_V$ , et nous aimerions trouver toutes les autres composantes. Dans cette tâche mathématique il y a plus d'inconnues que des données, elle est donc mal posée. Pour la résoudre nous proposons d'utiliser l'algorithme d'optimisation alternée sous contraintes. Le principe de l'optimisation alternée consiste à initialiser le système, et après à faire plusieurs itérations pour chercher les composantes en fixant successivement toutes les variables sauf une. Dans le cadre du modèle proposé, nous avons quatre composantes à calculer. Deux de ces composantes ont une nature directionnelle ( $\tilde{V}$  et  $N$ ), deux autres ont le rôle de pondération ( $\tilde{A}$  et  $\tilde{L}$ ). Pour ça, nous proposons la division de l'algorithme globale d'optimisation alternée en deux sous-minimisations, comme présenté en Figure 3.





**Figure 3: Optimisation alternée pour la reconstruction stéréophotométrique.**

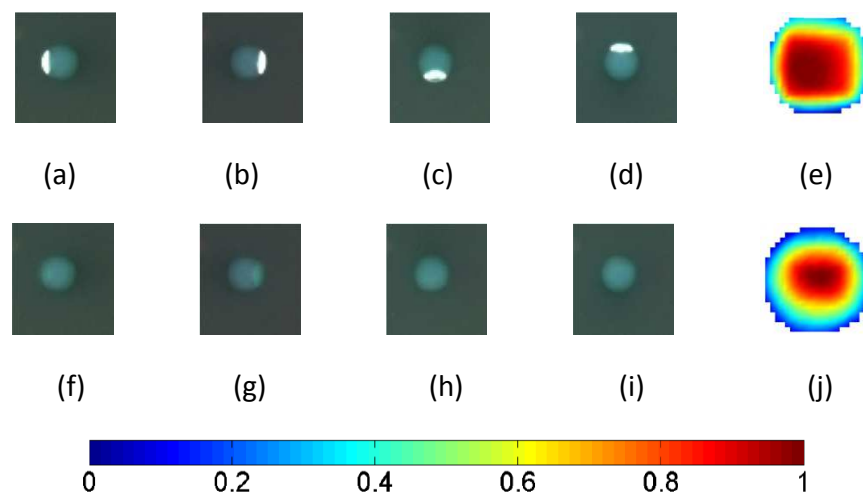
En plus de ce schéma itératif, pour diriger les valeurs trouvées à chaque pas de l’algorithme et pour avoir une convergence, il faut imposer des contraintes pour chacune des composantes. Il y a beaucoup de contraintes possibles, mais nous avons choisi celles qui nous semblent les plus pertinentes : des contraintes de normes pour les matrices  $\tilde{V}$  et  $N$ , des contraintes d’intervalle pour  $\tilde{A}$  et  $\tilde{L}$ , ainsi qu’une contrainte de lissage pour les valeurs de la matrice  $N$ . Nous exploitons deux implémentations possibles de ces contraintes. Premièrement, nous avons intégré les contraintes proposées dans les fonctions de sous-minimisation. Cette approche a montré de bons résultats pratiques, par contre elle est lourde au niveau du temps de calcul et n’est pas compatible avec des systèmes industrielles. Pour dépasser cet inconvénient, nous avons implémenté les contraintes comme des projections des valeurs obtenues dans l’espace des contraintes après l’optimisation. Cela nous a permis d’obtenir des surfaces de bonne qualité mais avec un temps de calcul raisonnable. Pour évaluer la carte de profondeur à partir de la matrice des normales  $N$  nous utilisons notre propre implémentation de l’algorithme présenté par Basri, Jacobs et Kemelmacher dans [9].

Dans la section expérimentale nous avons testé la capacité du modèle proposé à séparer les informations entre les quatre composantes du modèle. Dans cette section nous avons utilisé la base d’images publique de MIT, [10]. Notamment, nous avons montré comment les informations correspondantes à l’albédo et aux normales sont progressivement séparées à chaque itération. En plus, nous avons montré une influence des images initiales et l’importance de l’étape de correction des spéularités.

## 5. Application de la reconstruction de surface à des colonies microbiennes

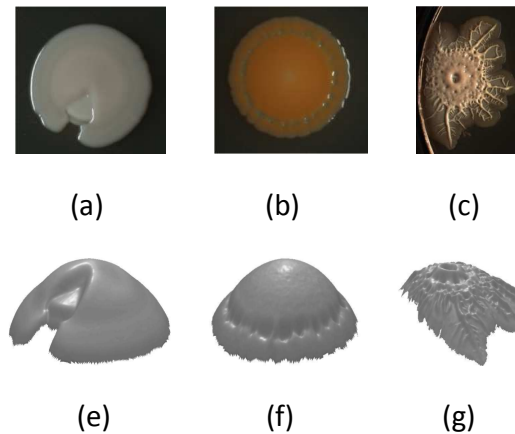
Cette thèse fait partie d'un projet collaboratif entre le CEA and bioMérieux. Le but principal de ce projet est d'automatiser le processus de traitement des images microbiologiques. Ce sont des images des boîtes de Pétri acquises avec les directions d'illumination différentes et la camera fixe. La surface des colonies peut devenir un complément important pour les propriétés des colonies microbiennes extraites à partir des images, comme le couleur, la texture, la taille, etc. L'approche proposée dans la thèse prend les images de boîte de Pétri comme les données d'entrée et génère la carte de profondeur. La reconstruction n'est pas faite pour toute la boîte mais pour un objet d'intérêt (colonie microbienne).

Sur ces images biomédicales le problème des spécularités est crucial, donc l'algorithme de correction des spécularités proposé dans la thèse est une étape indispensable pour une reconstruction sans distorsions liées à ces effets optiques, Figure 4. De l'autre côté, les images de colonies sans effets spéculaires (proches en propriétés de surfaces Lambertiennes) ne sont pas changer par l'algorithme. Il n'est donc pas nécessaire de savoir a priori si la surface reconstruite contient des zones spéculaires ou pas.



**Figure 4: La reconstruction de la surface de la colonie sans (e) et avec (j) correction des spécularités.**

Avec l'algorithme présenté, nous sommes capable d'obtenir des surfaces même de petites colonies (e.g., 1.15 mm, 22 pixels en diamètre) et de colonies avec une surface sophistiquée, Figure 5. Par contre les surfaces obtenues souffrent de l'ambiguïté bas-relief, [11], qui n'est pas résolue pour l'algorithme de la reconstruction proposée. Ça veut dire, que nous ne pouvons pas obtenir une valeur absolue de l'élévation des objets.



**Figure 5: Images initiales des colonies microbiennes et les reconstructions obtenues.**

## 6. Conclusions et perspectives

Nous avons proposé une nouvelle approche de reconstruction stéréophotométrique non-calibrée de surfaces non-Lambertiennes qui consiste en deux étapes originales. Premièrement, il faut corriger les images initiales pour obtenir des images avec des surfaces ‘pseudo-Lambertiennes’ qui peuvent être utilisées pour la reconstruction ultérieure. Pour effectuer cette correction nous proposons une méthode originale qui corrige les valeurs aberrantes des zones spéculaires en préservant toutes les particularités de distribution de lumière sur la surface de l’objet à reconstruire. Grâce à la fonction de correction continue, les images résultantes ne contiennent pas de frontières brusques entre les zones corrigées et non-corrigées. Pour effectuer cette correction, la méthode présentée utilise les autres images de la séquence initiale, permettant ainsi de corriger même des larges zones spéculaires avec de la texture complexe. De plus, il n’est pas nécessaire d’avoir des connaissances préliminaires sur les sources d’illumination (intensité, couleur ou position). La deuxième étape de l’approche est dédiée à la reconstruction de surface Lambertienne non-calibrée. Selon les hypothèses initiales, pour cette reconstruction on ne dispose pas des connaissances a priori ni sur les propriétés des sources de lumière, ni sur les propriétés des surfaces reconstruites. Pour résoudre cette tâche mathématique mal posée, nous proposons d’exploiter un algorithme d’optimisation alternée avec des contraintes de valeurs et de qualité. Nous proposons des indications pour une bonne initialisation et sur la structure de cet algorithme, ainsi que les critères d’arrêt possibles. Grâce à l’algorithme présenté il est possible de séparer les informations correspondant à la source de lumière (intensité et direction) et à la surface (orientation et albedo) à partir de la matrice d’observations (intensités des images couleurs). Une application de l’approche de la reconstruction stéréophotométrique des surfaces non-Lambertiennes est démontrée pour des images artificielles et des images réelles de colonies microbiennes.

Il y a beaucoup de perspectives pour ce travail. Une des perspectives consiste en l'extension de la méthode de correction des spécularités pour les zones d'ombres. Dans notre application de la reconstruction des colonies microbiennes, les ombres ne sont pas gênantes car les objets sont de petites taille, par contre pour les autres applications réelles cela peut devenir important de traiter les ombres également. Une autre question non-résolue dans la thèse est l'exploration de l'influence de l'ambiguïté bas-relief, [11], ainsi que de l'influence des inter-réflexions de la lumière dans la scène, [12].

## Bibliographie

- [1] bioMérieux, «<http://www.biomerieux.fr/>,» 2014. [En ligne].
- [2] L. Allano, L. Jacolin, D. Decaux, F. Pinston, D. Desseree, G. Boissier, C. Tachier, C. Fulchiron, L. Lapierre et G. Sutra, «Bio-imaging method and system». Europe Brevet 11305542.0, May 2011.
- [3] E. Coleman et R. Jain, «Obtaining 3-dimensional shape of textured and specular surfaces using four-source photometry,» *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 18, pp. 309-328, 1982.
- [4] H. Rushmeier, G. Taubin et A. Guézic, «Applying shape from lighting variation to bump map capture,» *Eurographics Workshop*, pp. 35-44, 1997.
- [5] S. Mallick, T. Zickler, D. Kriegman et P. Belhumeur, «Beyond Lambert: reconstructing specular surfaces using color,» *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 619-626, 2005.
- [6] A. Artusi, F. Banterle et D. Chetverikov, «A Survey of Specularity Removal Methods,» *Computer Graphics Forum*, vol. 30, n° 18, pp. 2208-2230, 2011.
- [7] R. Woodham, «Photometric method for determining surface orientation from multiple images,» *Optical Engineering*, vol. 19, n° 11, pp. 139-144.
- [8] H. Hayakawa, «Photometric stereo under a light source with arbitrary motion,» *Journal of the Optical Society of America*, vol. 11, n° 111, pp. 3079-3089, 1994.
- [9] R. Basri, D. Jacobs et I. Kemelmacher, «Photometric stereo with general, unknown lighting,» *International Journal of Computer Vision*, vol. 72, n° 13, pp. 239-257, 2007.
- [10] R. Grosse, M. Johnson, E. Adelson et W. Freeman, «Ground-truth dataset and baseline evaluations for intrinsic image algorithms,» *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 2335-2342, 2009.

- [11] P. Belhumeur, D. Kriegman et A. Yuille, «The bas-relief ambiguity,» *International Journal of Computer Vision*, vol. 35, n° 11, pp. 33-44, 1999.
- [12] S. Nayar, K. Ikeuchi et T. Kanade, «Shape from interreflections,» *International Journal of Computer Vision*, vol. 6, n° 13, pp. 173-195, 1991.