



**HAL**  
open science

## Une modélisation de la reconstruction 3D

Adrien Chan-Hon-Tong

► **To cite this version:**

| Adrien Chan-Hon-Tong. Une modélisation de la reconstruction 3D. 2012. hal-00687698v1

**HAL Id: hal-00687698**

**<https://inria.hal.science/hal-00687698v1>**

Preprint submitted on 20 Apr 2012 (v1), last revised 30 May 2012 (v2)

**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.

# Une modélisation probabiliste de la reconstruction 3D

Adrien CHAN-HON-TONG  
CEA-LIST-DIASI-LVIC  
adrienchanhonton@gmail.com

20 avril 2012

## 1 Introduction

On s'intéresse dans cet article au problème de la reconstruction 3D d'une scène à partir de 2 photographies de la scène et de la connaissance des relations géométriques entre les points (physique ou virtuelle) de l'espace 3D et les positions dans les 2 images (les calibrations des 2 photographies).

Ce problème est un problème très étudié dans la littérature. L'approche la plus classique consiste à déterminer des couples de point (1 dans chaque image) correspondant à un même point 3D physique-matériel-plein. La position de ce point 3D peut alors être estimée en calculant l'intersection des rayons correspondant à chaque point image. En effet, dans le cadre de l'optique géométrique, un point image dans une photographie est associé à un rayon. Ce rayon est défini par le centre optique de l'appareil photographique et par le point image placé sur le plan focal. La connaissance des liens entre les points images et les rayons constituent la calibration géométrique des images. Ainsi, comme la couleur d'un point dans une image correspond en l'absence de bruit à la couleur du premier point 3D physique rencontré par le rayon associé au point image, il est nécessaire que si un couple de point image (1 dans chaque image) correspondent à un même point 3D, celui-ci se trouve à l'intersection des rayons.

Mais dans cet article, on s'intéresse à ce problème d'un point de vue théorique. D'un point de vue théorique, le problème de la reconstruction 3D est mal défini : il ne peut pas exister d'algorithme qui à partir de deux images d'une scène et de la calibration géométrique infère la géométrie de la scène. En effet, sous des conditions extrêmes d'illumination, il n'y a plus de lien entre la géométrie de la scène et les images obtenus. De même, dans l'impossibilité de pouvoir agir vis à vis de la scène, il est impossible de distinguer l'observation d'une scène et l'observation par chacune des caméras de l'image qu'elle aurait vu de la scène si cette image est placée directement sur le plan focal.

Pour transformer le problème de la reconstruction 3D en un problème bien posé, une approche probabiliste visant non pas à produire une géométrie, mais

à pouvoir évaluer la probabilité d'une géométrie connaissant les images et la calibration, semble intéressante. Mais aucune justification théorique n'a été établie pour lier les images observables et les surfaces solutions dans le cadre du problème de reconstruction 3D, et l'apprentissage d'un modèle génératif paraît être un sujet encore moins bien posé que notre problème initial.

Cependant, même sans être formellement justifié, chercher une modélisation de la reconstruction 3D dans un cadre probabiliste semble être la seule approche qui puisse tenir compte des ambiguïtés intrinsèques à ce problème.

Dans la suite de cet article, on introduit le contexte de cet article dans la section 2. Dans la section 3, on présente une modélisation de la reconstruction 3D formulée dans un cadre probabiliste où on peut définir une solution au problème comme une surface qui maximise une probabilité (et le calcul de la solution se ramène à un problème combinatoire fini). Cette modélisation est discutée dans la section 4. Un cas particulier de cette modélisation est étudié dans la section 5, dans ce cas particulier, le calcul de la surface-solution la plus probable, se ramène à la résolution d'un problème d'optimisation combinatoire fini classique de type programme linéaire en nombre entier PLNE.

## 2 L'état de l'art en reconstruction 3D

Dans l'état de l'art, de nombreux algorithmes proposent des solutions au problème de la reconstruction 3D. Nous nous focaliserons ici sur les méthodes travaillant à partir d'images obtenues à l'aide de caméras calibrées (ie la relation géométrique entre l'espace 3D et le repère image de la caméra est connue).

Cette famille d'approches comporte deux catégories : les méthodes passives et les méthodes actives. Dans les méthodes actives, l'acquisition d'images est effectuée avec un éclairage structurant [1]. Cet éclairage permet d'assurer la présence de points de contrôle à la surface de l'objet, ce qui facilite l'étape suivante de reconstruction.

Dans les méthodes passives, on effectue une acquisition d'images sous un éclairage non contrôlé. Les méthodes passives sont elles-mêmes divisibles en de nombreuses sous-familles. Parmi ces sous-familles, on trouve les méthodes qui définissent la surface par le résultat d'une minimisation notamment par la technique dite des coupes de graphe [2, 3, 4]. La théorie des coupes de graphe a été développée dans [5, 6]. D'autres méthodes cherchent à reconstruire la géométrie à partir d'éléments connus : par déformation de modèles [7] par exemple, ou par assemblage de primitives 3D simples, telles que des disques [8] ou des rectangles [9]. Les méthodes volumétriques reposent sur une idée encore différente : il s'agit de produire une surface sous la forme d'un ensemble de voxels. Ces algorithmes ont en particulier connus un essor après [10] où S. M. Seitz et al. ont introduit la méthode de coloration des voxels (voxel coloring). Plus tard, la méthode de sculpture d'espace (Space Carving) [11] a proposé une approche itérative pour affiner photo par photo une surface initiale. Dans [12], une approche demandant moins de ressource machine, basée sur la hiérarchisation des voxels, est proposée. Certains algorithmes sont le résultat de combinaisons de

plusieurs types de méthodes et proposent une chaîne de traitement d'images. Par exemple, dans [13] V.H. Hiep et al proposent de reconstruire la géométrie d'un objet en trois étapes. Tout d'abord, un nuage de points dense est obtenu par couplage de points d'intérêt. Puis, une première surface est créée à partir du nuage de points par minimisation d'un critère (coupes de graphe) combinant une mesure de photoconsistance et l'erreur de visibilité. Enfin, cette première surface est raffinée par un processus d'optimisation variationnel local. Cette dernière méthode illustre l'état de l'art de la reconstruction 3D : l'algorithme est efficace et produit des objets de grande qualité, mais il reste heuristique.

Il existe aussi des méthodes non heuristiques, basées sur une modélisation mathématique. La première modélisation mathématique de la reconstruction 3D est la théorie de l'approximation d'une surface par un échantillonnage fini. La méthode du Crust [14] fut la première méthode justifiant le bien fondé de la reconstruction 3D : le Delaunay restreint de l'échantillon produit par cette méthode, est capable (après post-traitement) d'approximer précisément la surface sous-jacente si cette surface est suffisamment régulière. Cependant, cette méthode suppose que l'échantillonnage de la surface soit peu bruité. Cela pose un problème pour les nuages de points 3D provenant de mesures laser ou a fortiori d'images. Dans [15], F. Chazal propose de modéliser les surfaces par des mesures pour être capable, grâce à la théorie de la mesure, de donner un cadre formel à la reconstruction de surfaces à partir d'un nuage de points bruité. Mais, la reconstruction 3D ne peut se résumer à l'approximation de surface par un échantillonnage. En effet, l'information contenue dans n'importe quelle vidéo est plus riche que celle d'un simple nuage de point. Une autre approche est de chercher à distinguer les zones visibles de celles qui ne le sont pas. De nombreux algorithmes de l'état de l'art se basent sur une modélisation de cette contrainte de visibilité comme dans [10] (Ordinal Visibility Constraint). Enfin, une approche qui nous intéresse particulièrement consiste à voir le problème d'un point de vue statistique. Par exemple, R. Bhotika et al. [17] formulent une théorie qui introduit la probabilité qu'un voxel soit plein ou vide. Cette approche statistique qu'on retrouve aussi dans [18] semble être la seule capable de tenir compte des ambiguïtés intrinsèques de la reconstruction 3D, ce que nous développerons dans la suite de cet article.

### 3 Modélisation probabiliste.

Le but de la reconstruction 3D est de déterminer la géométrie de la scène observée. Compte tenu de la précision des mesures, on ne peut pas faire mieux que de chercher à étiqueter pleines ou vides un ensemble de facette du monde 3D : en effet, les photographies étant constitué d'un ensemble fini de pixel, on ne peut pas à l'aide d'une photographie, discriminer entre eux un ensemble de point associé à un même pixel de cette photographie. L'espace visible depuis une photographie est ainsi partitionné en un ensemble de cônes. Dans le cas de deux photographies, l'union des deux espaces visibles peut être partitionné par la fusion des partitions associées à une des deux photographies. Le but de

la reconstruction 3D est donc de déterminer pour chacune des parties de cette partition si elle est pleine ou non. Ces partitions sont des petits volumes mais il est équivalent que ces parties soient pleines et que leur bords soient pleins. L'ensemble des bords (les facettes) constitue ainsi l'objet de notre étude.

Notons  $\Sigma$  l'ensemble des facettes dont on veut déterminer si elles sont pleines ou vides.  $\Sigma$  doit donc contenir l'ensemble des facettes associés à l'intersection des rayons-cônes associés aux couples de pixels (1 dans chaque image). Notons  $P_1, P_2$  sont les ensembles de pixels des images 1 et 2. L'ensemble des couleurs  $C$  est supposé être un sous-ensemble fini d'un ensemble muni d'une structure vectoriel et d'une norme  $\|\cdot\|$ .

Soit  $S$  l'ensemble de facette pleines,  $J$  une fonction qui à chaque facette de  $\Sigma$  associe une couleur et  $I$  la fonction qui associe à chaque pixels  $w$  dans  $P_1 \cup P_2$  la couleur de ce pixel dans son image. La reconstruction 3D se base sur les 3 invariants statistiques qualitatif suivants :

1. Il est peu probable que  $S$  soit très irrégulière (facette pleine isolée dans du vide et inversement)
2. Il est peu probable que  $J$  soit irrégulière car les couleurs évoluent par de peu fréquentes discontinuités
3. Le processus de photographie fait que pour toutes facettes, tous les pixels pour lesquelles cette facette est la première pleine et visible sur le chemin de leur rayon auront une couleur probablement proche de celle de la facette.

Pour représenter ces 3 invariants on peut supposer qu'un problème de reconstruction 3D est équivalent au problème de la détermination de  $S$  et  $J$  connaissant  $I$  quand  $(S, J, I)$  est tiré selon une probabilité  $P$  de la forme :

$$P(S, J, I) = \left( \prod_{w \in P_1 \cup P_2} \varphi(\|I(w) - J(p(w, S))\|) \right) \times \rho(S) \times \varrho(J)$$

Où  $p(w, S)$  est la première facette pleine de  $S$  sur la route du rayon associé à  $w$ , et où  $\varphi$  pénalise les écarts de couleur,  $\rho, \varrho$  pénalisent les irrégularités. Bien entendu, le fait de prendre deux nouvelles images à 0,001 seconde d'intervalle des images précédentes conduit évidemment aux mêmes images, ce qui semble incohérent avec le concept de tirage aléatoire mais le tirage des images doit être considéré comme aléatoire vis-à-vis de l'illumination de la scène. Si l'illumination change  $S$  reste identique mais  $J$  et  $I$  change de façon "aléatoire", ce qui explique que les changements d'illumination accroissent la quantité d'information et soit à la base de certaine approche de reconstruction 3D.

Le but de la reconstruction 3D est donc de déterminer la surface la plus probable connaissant  $I$  c'est à dire calculer

$$(S^*, J^*) = \arg \max_{S, J} (P(S, J, I))$$

Si on connaît  $\varphi, \rho, \varrho$ , trouver la solution optimale n'est plus qu'un problème d'optimisation combinatoire fini. Ce dernier problème est donc un problème bien fondé.

## 4 Discussion

Le modèle probabiliste introduit à la section 2 n'est pas validé de façon théorique. Néanmoins, il est le premier modèle qui permet de modéliser les ambiguïtés propres au problème de reconstruction 3D.

Dans cette section (uniquement), on omettra de préciser pleine quand on parlera de facette quand cela ne crée pas d'ambiguïté.

### 4.1 Surface minimisant les écarts de couleur

Une approche classique en reconstruction 3D consiste à chercher la surface qui minimise les écarts de couleur au niveau des facettes simultanément visibles des 2 images. Cette approche ne consiste qu'à supposer que  $\rho$  et  $\varrho$  sont égaux à 1. En effet dans ce cas

$$P(S, J, I) = \left( \prod_{w \in P_1 \cup P_2} \varphi(\|I(w) - J(p(w, S))\|) \right)$$

Si une facette est visible simultanément depuis les 2 images aux pixels  $w_1$  et  $w_2$ , c'est que cette facette est à la fois  $p(w_1, S)$  et  $p(w_2, S)$  et ainsi une même couleur  $J(p(w_1, S)) = J(p(w_2, S))$  doit être simultanément proche de  $I(w_1)$  et  $I(w_2)$ . Cette formulation semble moins heuristique que notre formulation complète : on y cherche uniquement à minimiser des écarts de couleur. Mais la solution optimale de cette formulation est la surface vide, ou moins trivialement une surface où aucune facette n'est vue simultanément par les 2 images.

Pour contourner ce problème on peut chercher à contraindre le problème pour imposer la présence de facette vue simultanément. Mais la formulation du problème devient alors totalement heuristique.

De même, le fait d'autoriser une certaine erreur entre la couleur des facettes et la couleur des pixels, et déterminer la surface ayant le moins d'irrégularité compte tenu de cette contrainte n'est que le cas particulier où  $\varphi = \chi_{[0, \sigma]}$ .

### 4.2 L'apport de la pénalisation des irrégularités

Bien que cela soit une préoccupation purement théorique, aucun algorithme de la littérature ne décide si les 2 photographies proviennent d'une surface qui ne possède aucunes facettes simultanément visibles dans les 2 images ou si les photographies proviennent d'une surface ayant des facettes communément visible des deux images. Cela est compréhensible dans le sens où en dehors d'un cadre probabiliste, la solution triviale ne peut pas être rejetée.

D'un point de vue probabiliste  $\rho$  et  $\varrho$  pénalisent les surfaces irrégulières. Aussi en présence d'un motif complexe dans les 2 images, toutes surfaces qui

ne contient pas de facette simultanément vue dans les deux images, est pénalisé de façon quadratique par  $\rho, \varrho$  par rapport à une surface qui a toutes ses faces simultanément visibles. En effet dans une surface où aucune facette n'est simultanément vues, les motifs irréguliers doivent être présents au moins deux fois (une fois pour chaque image) alors qu'ils ne sont présents qu'une fois dans une facette qui a toutes ses facettes simultanément visibles. Ainsi, on retrouve de façon compréhensible pourquoi les motifs complexes et donc peu probables sont la base de toutes reconstructions 3D : comme ils sont peu probables, il est probable qu'ils ne soient pas dupliqués. L'approche classique constituant à coupler des points d'intérêts revient à ne pénaliser que les duplications de point d'intérêt.

### 4.3 Confiance en la solution.

L'immense avantage de notre modélisation par rapport aux modélisations classiques c'est qu'en plus de fournir une solution  $(S^*, J^*) = \arg \max_{S, J} (P(S, J, I))$ , notre modélisation fournit aussi une confiance envers la solution  $P(S^*, J^*|I)$ . Ainsi, notre formulation définit une solution même en l'absence d'un important gradient ou de point d'intérêt marqué et surtout même si les deux images sont périodiques. Mais cela se traduira par un  $P(S^*, J^*|I)$  faible.

Remarquons que l'absence de gradient et de point d'intérêt n'a pas le même statut que la périodicité du signal. En effet, il est classiquement admis dans la littérature qu'en l'absence de fort gradient et de point d'intérêt marqué, on ne peut pas avoir confiance en la solution, ce qui correspond dans notre modèle à un  $P(S^*, J^*|I)$  faible. Mais cela est heuristique. On peut imaginer des situations où malgré l'absence de gradient  $P(S^*, J^*|I)$  est fort.

Par contre la périodicité des images est une ambiguïté théorique intrinsèque. En effet en présence de deux images périodiques selon une direction on ne peut pas discriminer les surfaces translattées selon cette direction. D'un point de vue déterministe, on ne peut donc pas répondre. D'un point de vue probabiliste cela correspond à un probabilité conditionnellement très étalée selon cette direction et donc à un  $P(S^*, J^*|I)$  faible.

## 5 Cas où la pénalisation des irrégularités est locale

Dans le but de rendre plus explicite notre modélisation, on s'intéresse dans cette partie à un cas particulier. Tout d'abord on se place dans le cas où  $\varphi(c) = A \exp\left(-\frac{\|c\|^2}{2\sigma^2}\right)$  avec  $A$  est une constante de normalisation et  $\sigma$  une constante positive qu'on règle en fonction des conditions de luminosité des prises de vues (ce qu'on peut quantifier heuristiquement à l'aide des deux images). De plus, on se place dans le cas où la pénalité des irrégularités est locale c'est à dire qu'il existe  $V$  un ensemble de couples de facettes (chaque paire créant 2 couples) tel que  $\rho(S) = \exp(-\lambda |\{(i, j) \in V \cap S \times \bar{S}\}|)$  et  $\rho(J) =$

$\exp\left(-A' \sum_{(i,j) \in V} \exp\left(-\frac{\|J(i)-J(j)\|^2}{2\mu^2}\right)\right)$ , avec  $A'$  une constante de normalisation et  $\lambda, \mu$  des constantes positives.

Dans cette formulation  $\lambda$  et  $\mu$  peuvent difficilement être déduits des images... Cela n'est que la conséquence dans ce cas particulier du fait que l'on n'a pas de justification théorique de la forme de la distribution de probabilité. Mais admettons que la forme de la pénalisation se montre adéquate pour de large plage de  $\lambda$  et  $\mu$  et qu'on puisse donc choisir a priori ces deux constantes. Le problème peut alors s'écrire sous la forme d'un PLNE.

**Notation :** Pour tout pixel  $w$  dans  $P_1 \cup P_2$ ,  $L_w$  désigne l'ensemble des facettes coupant le rayon associé à  $w$ . Pour tout pixel  $w$  et pour toute facette  $s$  dans  $L_w$ ,  $L_{w,s}$  est l'ensemble des facettes de  $L_w$  qui viennent avant  $s$  sur le chemin du rayon associé à  $w$ . On note  $E = \bigcup_{w \in P_1 \cup P_2} (\{w\} \times L_w)$ .

**Formulation :** Considérons le problème d'optimisation suivant :  $x \in \{0, 1\}^\Sigma$ ,  $\tilde{x} \in \{0, 1\}^V$ ,  $y \in \{0, 1\}^{\Sigma \times C}$ ,  $\tilde{y} \in \{0, 1\}^{V \times C^2}$ ,  $z \in \{0, 1\}^E$ ,  $\tilde{z} \in \{0, 1\}^{E \times C}$

$$\min \left( \lambda \left( \sum_{(i,j) \in V} \tilde{x}_{i,j} \right) + \mu \left( \sum_{(i,j) \in V, a, b \in C} \|a - b\|^2 \tilde{y}_{i,j,a,b} \right) + \sum_{(w,s) \in E, c \in C} \|I(w) - c\|^2 \tilde{z}_{w,s,c} \right)$$

$$\text{sc : } \begin{cases} \forall s \in \Sigma & \sum_{c \in C} y_{s,c} = 1 \\ \forall w \in P_1 \cup P_2 & \sum_{s \in L_w} z_{w,s} = 1 \\ \forall (w, s) \in E, \forall f \in L_{w,s} & x_f \leq 1 - z_{w,s} \\ \forall (w, s) \in E & z_{w,s} \leq x_s \\ \forall (i, j) \in V & \tilde{x}_{i,j} \geq x_i - x_j \\ \forall (i, j) \in V, \forall a, b \in C & \tilde{y}_{i,j,a,b} \geq y_{i,a} + y_{j,b} - 1 \\ \forall (i, j) \in V, \forall a, b \in C & \tilde{y}_{i,j,a,b} \leq y_{i,a} \\ \forall (i, j) \in V, \forall a, b \in C & \tilde{y}_{i,j,a,b} \leq y_{j,b} \\ \forall (w, s) \in E, \forall c \in C & \tilde{z}_{w,s,c} \leq z_{w,s} \\ \forall (w, s) \in E, \forall c \in C & \tilde{z}_{w,s,c} \leq y_{s,c} \\ \forall (w, s) \in E, \forall c \in C & \tilde{z}_{w,s,c} \geq y_{s,c} + z_{w,s} - 1 \end{cases}$$

**Interprétation :** La solution de ce problème peut s'interpréter comme la surface qui minimise  $-\log(P)$ .

- $\forall s \in \Sigma x_s = 1$  signifie que la facette  $s$  est à la fois pleine et visible
- $\forall s \in \Sigma, \forall c \in C y_{s,c} = 1$  signifie que la facette  $s$  a comme couleur  $c$
- $\forall w \in P_1 \cup P_2, \forall s \in L_w, z_{w,s} = 1$  signifie que la facette  $s$  la première facette pleine sur la route du rayon associé à  $w$
- $\forall (i, j) \in V \tilde{x}_{i,j} = 1$  signifie que les facettes  $i, j$  sont simultanément pleines ou vides

- $\forall (i, j) \in V, \forall a, b \in C, \tilde{y}_{i,j,a,b} = 1$  signifie que les facettes  $i, j$  ont comme couleur  $a$  et  $b$
- $\forall w \in P_1 \cup P_2, \forall s \in L_w, \forall c \in C, \tilde{z}_{w,s,c} = 1$  signifie que  $s$  est la facette qui donne sa couleur à  $w$  et que sa couleur est  $c$

Ces interprétations sont compatibles avec le comportement des objets grâce aux quatres premières contraintes

- $\forall s \in \Sigma$  la facette  $s$  a une et une seule couleur  $\sum_{c \in C} y_{s,c} = 1$
- $\forall w \in P_1 \cup P_2$  il existe une et une seule facette  $s$  qui est la première facette pleine sur la route du rayon associé à  $w$  (hypothèse d'intérieur, au pire cela correspond à des facettes à l'infini)
- $\forall (w, s) \in E, \forall f \in L_{w,s}$  la facette  $s$  ne peut être la première facette pleine sur la route du rayon associé à  $w$  que si toutes les facettes avant  $s$  sur la route du rayon associé à  $w$  sont vides et qu'elle est pleine (ces contraintes sont les vraies contraintes qui font que  $z_{w,s}$  a le sens sémantique voulu : avant une facette visible, les facettes sont vides et ce qui compte ce sont les facettes pleines et visibles).

Les 7 contraintes suivantes servent à écrire le problème sous la forme d'un PLNE :

- $\forall (i, j) \in V \tilde{x}_{i,j} = |x_i - x_j|$  force  $\tilde{x}_{i,j}$  à valoir 1 si  $x_i \neq x_j$
- $\forall (i, j) \in V, \forall a, b \in C \tilde{y}_{i,j,a,b} = y_{i,a} \times y_{j,b}$  force que  $\tilde{y}_{i,j,a,b} = 1$  si et seulement si les facettes  $i, j$  ont comme couleur  $a$  et  $b$
- $\forall (w, s) \in E, \forall c \in C \tilde{z}_{w,s,c} = y_{s,c} \times z_{w,s}$  signifie que pour que la facette  $s$  de couleur  $c$  soit celle qui donne sa couleur à  $w$ , il faut que  $s$  soit la première facette pleine sur la route du rayon associé à  $w$  et que sa couleur soit  $c$

## 6 Conclusion

Dans cet article on a introduit une modélisation probabiliste du problème de la reconstruction 3D qui assimile ce problème à celui de l'inférence de paramètres inconnus d'un tirage aléatoire. L'expressivité de notre modélisation est discutée pour montrer que la plupart des méthodes classiques de la littérature peuvent se modéliser comme des cas particulier de notre formulation : reconstruction par couplage de points d'intérêt, reconstruction par changements d'illumination, reconstruction par minimisation des différences de couleurs entre couples de pixels... De plus, la modélisation exprime de façon compréhensible certaine ambiguïtés intrinsèques du à la nature projective de la reconstruction 3D et à la présence de bruit. Ainsi la difficulté des algorithmes de l'état de l'art face aux scènes périodiques se traduit par une probabilité multimodale dans notre formulation. De même, décider si on observe la scène ou deux images de la scène placées dans le plan focal des appareils photographies, revient à décider du poids que l'on donne à la pénalisation des situations peu probables comme les motifs complexes.

Dans de futurs travaux nous étudierons les performances d'algorithmes exé-

cutables en pratique inspirés de cette modélisation.

## Références

- [1] Hiroshi Kawasaki, Ryo Furukawa, Ryusuke Sagawa, Yuya Ohta, Kazuhiro Sakashita, Ryota Zushi, Yasushi Yagi, Naoki Asada, Linear solution for oneshot active 3D reconstruction using two projectors, 3DPVT, 2010
- [2] Vladimir Kolmogorov, Ramin Zabih, Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts, ICCV, 2001
- [3] G. Vogiatzis, P. Torr, R. Cippola, Multi-view Stereo via Volumetric Graph-Cuts, Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005
- [4] S. Tran, L. Davis, 3D Surface Reconstruction Using Graph Cuts with Surface Constraints, Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2006
- [5] Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih, Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001
- [6] V. Kolmogorov, Ramin Zabih, What Energy Functions Can Be Minimized via Graph Cuts?, Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2002
- [7] C. Esteban, F. Schmitt, Silhouette and Stereo Fusion for 3D Object Modeling, Computer Vision and Image Understanding, 2004
- [8] M. Habbecke, L. Kobbelt, A Surface-Growing Approach to Multi-View Stereo Reconstruction, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007
- [9] Y. Furukawa, J. Ponce, Accurate, Dense, and Robust Multi-View Stereopsis, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007
- [10] Steven M. Seitz, Charles R. Dyer, Photorealistic Scene Reconstruction by Voxel Coloring, CVPR, 1997
- [11] K. N. Kutulakos and S. M. Seitz, A Theory of Shape by Space Carving, International Journal of Computer Vision, 2000
- [12] R. Guerchouche, O. Bernier, T. Zaharia, Reconstruction Volumétrique Multirésolution d'Objets 3D, RFIA, 2008
- [13] Vu Hoang Hiep, Renaud Keriven, Patrick Labatut, Jean-Philippe Pons, Towards high-resolution large-scale multi-view stereo, CVPR 2009
- [14] N. AMENTA, M. BERN, M. KAMVYSSELIS, A new voronoibased surface reconstruction algorithm, SIGGRAPH, 1998
- [15] F. Chazal, Geometric inference for probability measures : extracting robust geometric information from noisy data, Journées STAR, 2010

- [16] Andrew Gelman, John B. Carlin, Hal S. Stern, Donald B. Rubin, Bayesian Data Analysis, 1993
- [17] R. Bhotika, D. J. Fleet, K. N. Kutulakos, A Probabilistic Theory of Occupancy and Emptiness, Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2002
- [18] S. Liu, D. B. Cooper, A Complete Statistical Inverse Ray Tracing Approach to Multi-View Stereo, CVPR, 2011