

# Indexation et recherche dynamique d'objets 3D par des requêtes 2D

J. Ricard

D. Coeurjolly

A. Baskurt

LIRIS (Laboratoire d'InfoRmatique en Image et Systèmes d'information)

UMR 5205 CNRS/Université Claude Bernard Lyon 1

43, Boulevard du 11 novembre 1918, 69622 Villeurbanne Cedex - France

{jricard, dcoeurjo, abaskurt}@liris.cnrs.fr

## Résumé

Cet article présente un nouveau système d'indexation dynamique d'objet 3D par vues permettant de rechercher un objet à partir d'une requête image. Les méthodes de recherches d'objets 3D par vues se heurtent aux problèmes du choix des vues qui ne permettent pas d'avoir des méthodes adaptatives à l'objet et à la requête. Pour permettre cette double adaptabilité, il faut mettre en place un processus dynamique.

Dans cet article, nous proposons un nouveau système de comparaisons dynamiques d'objets 3D basé sur une représentation spectrale de l'objet. Cette représentation permet d'extraire rapidement les vues et de mettre en place une recherche dynamique dans l'espace des vues pour rendre plus précis et plus rapide la mise en correspondance en étant adaptatif, à la fois à l'objet et à la requête.

## Mots clefs

Indexation 2D/3D, indexation 3D par vues.

## 1 Introduction

Le nombre toujours croissant d'objets 3D disponible rend obligatoire la mise en place de méthodes permettant de les classer. Plusieurs grandes voies se distinguent dans la littérature [1, 2, 3]. On peut noter : les approches structurales, les approches statistiques, les approches par transformées, et les approches par vues ou « Visual indexing ». Ces dernières caractérisent un objet 3D par un ensemble de vues 2D et classent les objets 3D en comparant leurs ensembles de vues. Pour chaque objet 3D, un certain nombre de vues est créé et indexé par un descripteur de forme 2D. Ces approches permettent de mettre en place des recherches, soit à partir d'une vue 2D, on parle alors d'indexation 2D /3D, soit à partir d'un objet 3D, indexation 3D/3D. La figure 1 montre un objet 3D décrit par un ensemble de vues 2D et les possibilités de comparer soit directement avec une image requête soit avec un autre objet 3D en comparant leurs ensembles de vues.

Les méthodes caractérisant les objets 3D par des ensembles de vues, varient en fonction du nombre et de la position des vues et de la méthode de description pour les décrire. Ces

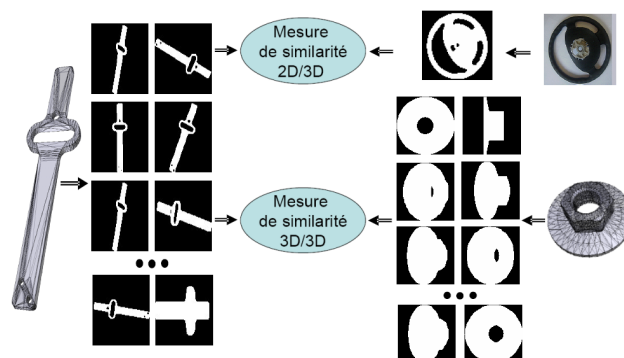


Figure 1 – Exemple de mise en correspondance 2D/3D et 3D/3D entre un ensemble de vues et une image requête et un autre ensemble de vues.

méthodes permettent de s'adapter à la complexité de l'objet à décrire en fonction du nombre de vues choisies, mais ne sont pas adaptatives à la complexité de la requête. Pour permettre une double adaptation à l'objet et à la requête, il faut mettre en place un processus dynamique qui en fonction de la requête va parcourir l'espace des vues de l'objet et recherche la vue la plus similaire. Un tel processus requière la mise en place : d'un système de représentation, contenant les vues de l'objet et permettant de les extraire rapidement, une métrique entre les vues pour les comparer, et d'un processus d'optimisation parcourant l'espace des vues pour rechercher la vue la plus similaire. Cette comparaison dynamique entre l'objet 3D et la vue requête permettra de fournir des résultats plus précis, car l'espace des vues de l'objet sera convenablement représenté. D'autre part, cette représentation fournira des informations supplémentaires en indiquant la position précise de la vue extraite sur la sphère des vues.

Cette article sera organisé comme suit : dans un premier temps, un état de l'art reviendra sur les méthodes d'indexation d'objets 3D par vues et leurs limites, puis nous expliquerons la méthode que nous proposons, enfin, les expériences que nous avons mises en place en indexation d'objets 3D par requêtes 2D seront expliquées.

## 2 État de l'art en indexation 2D/3D

Les méthodes utilisant des vues des modèles 3D sont motivées par les résultats psychophysiques [4] qui montrent que dans le système visuel humain, un objet en trois dimensions est représenté par un ensemble de vues 2D plutôt que par un modèle tridimensionnel. De plus, de telles méthodes peuvent être utilisées soit pour classer des objets 3D entre eux soit pour retrouver un objet au départ d'une de ces vues 2D. Les applications visées par ce type de méthodes sont la recherche de modèles 3D à partir d'une photo ou du croquis d'une pièce. L'objectif est de rechercher le ou les modèles tridimensionnels les plus proches à partir d'une image 2D. Le processus peut se décomposer en deux phases : une phase d'indexation et une phase de recherche. Dans la phase d'indexation, pour tout modèle tridimensionnel de la base, on calcule les vues caractéristiques et leurs indexes associés. Lors de la phase de recherche, l'image requête subit un traitement similaire aux vues de la base, à l'issue duquel un descripteur (invariant à certaines déformations) est calculé et comparé avec les descripteurs de la base.

L'idée générale de ce type de méthodes est de discrétiser l'espace des vues en un ensemble de  $N$  points de vues répartis autour du modèle et de prendre  $N$  images du profil de la pièce 3D. Chaque image est indexée par une méthode d'analyse de formes 2D : CSS[5, 6], ART[7], Zernike[8] etc. Lors de la recherche, la méthode indexe la vue 2D requête, la compare avec les  $N$  vues de l'objet et retourne la vue la plus proche pour dire si la vue vient de ce modèle 3D. Les deux points longuement discutés dans la littérature sont le choix de la méthode d'indexation des vues 2D et le choix du nombre de vues à prendre en compte et lesquels. Le choix des descripteurs de formes des vues 2D ne va pas modifier le principe général mais va modifier les performances et l'efficacité, en fonction des propriétés de la méthode choisie.

### 2.1 Choix du nombre de vues

Un point qui va modifier l'efficacité et la rapidité de ces méthodes est le nombre et la position de vues à prendre en compte. Ce nombre est directement lié aux performances du système. Il faut le diminuer au maximum pour avoir une méthode rapide, tout en conservant la capacité descriptive des vues. Deux approches ont été exploitées pour diminuer le nombre de vues, soit en ne prenant au départ un nombre restreint de vues [9, 10, 11], calculées généralement par rapport aux axes principaux du modèle 3D, soit en prenant un grand nombre de vues et en les regroupant pour ne garder que les plus caractéristiques [12, 13]. La figure 2 montre plusieurs répartitions de vues sur la sphère des vues : 4 vues placées sur les axes principaux, 7 vues placées sur les axes principaux et sur les diagonales [11] et une méthode de sélection de vues variables basées sur 94 vues. Les méthodes de sélection de vues variables discrétisent uniformément l'espace des vues par une méthode de Sphere Picking et regroupent les points de vues en fonction de la similarité entre les vues créées, pour ne

garder qu'un faible nombre de vues caractéristiques.

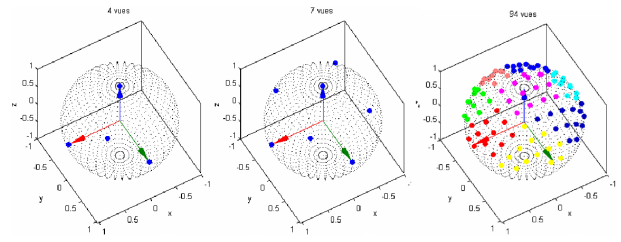


Figure 2 – Exemple de répartition de vues sur la sphère des vues d'un objet : 4 vues, 7 vues ou 94 vues par une méthode de Sphere Picking.

Un autre paramètre modifiant les vues extraites est le coefficient perspectif. Pour reconnaître des formes naturelles, il faut échantillonner l'espace des vues en fonction de la position de la caméra et de la perspective pour prendre en compte ces déformations. Généralement, les méthodes d'indexation 2D/3D fixe l'indice de perspective à une valeur moyenne, ce qui permet de négliger ce paramètre, ou utilisent un coefficient de perspective infini, ce qui revient à faire une projection orthographique et permet de réduire l'espace des vues en ne considérant que la demi-sphère des vues.

### 2.2 Problématiques

Les méthodes d'indexation d'objets 3D par vues sont adaptés à l'objet à décrire mais ne le sont pas à la requête. Quelque soit la requête, la comparaison entre l'ensemble des vues de l'objet et la vue requête, se fait de façon prédéfini et ne dépend pas de l'image requête. La recherche va comparer la vue requête à toutes les vues contenues dans le descripteur, quelque soit la vue requête. Si cette vue est très proche de la première vue descripteur, la recherche va quand même la comparer à toutes les vues. Dans le cas contraire, si la vue requête est loin des vues descripteurs, ou n'est pas décrit par l'une d'elles, les résultats ne seront pas exactes malgré une recherche exhaustive sur les vues descripteurs. Le seul moyen pour avoir un processus permettant à la fois de s'adapter à la complexité de l'espace des vues de l'objet à décrire et à celui de l'image requête, est de mettre en place un processus dynamique pour extraire la meilleure vue dans l'espace des vues en fonction de l'image requête. Pour mettre en place un processus dynamique de comparaison de vues, il faut :

- un système de représentation et de calcul des vues, qui permet d'extraire rapidement des vues de l'objet 3D.
  - une mesure de similarité permettant de comparer les vues extraites à la vue requête.
  - un processus d'optimisation qui en fonction de la distance entre les vues extraites recherche la vue optimale.
- Un tel processus sera doublement adaptatif à la requête et à l'objet 3D et permettra de retrouver la vue de l'espace des vues de l'objet la plus proche de l'image requête. La figure 3 montre ce processus composé de ces trois points. L'approche que nous proposons représentera l'intégralité des

vues de l'objet par une transformée de Fourier 3D (voir section 3). La précision d'un tel système sera nettement supérieure à une méthode de sélection de vues, se qui permettra de fournir la position de la vue requête sur la sphère de vues pour faire de la mise en correspondance entre l'objet 3D et l'image requête.

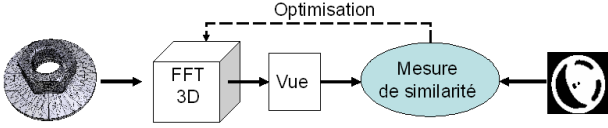


Figure 3 – Principe d'un processus de recherche dynamique composé d'un système de représentation permettant l'extraction rapide de vues, d'une mesure de similarité entre vues et d'un processus d'optimisation.

### 3 Recherche dynamique d'objets 3D

Comme nous venons de le voir, le processus dynamique de recherche d'objets 3D va être basé sur trois éléments qui vont être explicités dans cette partie : un système de représentation, un mesure de similarité et un processus d'optimisation.

#### 3.1 Système de représentation et création des vues

Les méthodes d'indexation d'objets 3D par vues se basent sur une représentation triangulaire de l'objet et obtiennent les vues par un processus de rendu de type de Z-buffer. Pour garantir une création de vues rapides, nous avons opté pour la mise en place un processus de rendu spectral basé sur le Fourier discret d'un objet 3D et sur le théorème de Radon, identique aux méthodes de Fourier Volume Rendering [14]. Le théorème de Radon stipule, en deux dimensions, que la valeur de la transformée bidimensionnelle d'un signal le long d'un axe de pente  $1/m$  passant par le centre d'un spectre 2D est égale à la transformée de Fourier de la projection orthographique de l'objet parallèlement à un axe de pente  $-m$ . La fonction  $g$ , projection orthographique de la fonction  $f$ , et sa transformée de Fourier  $G$  peuvent s'écrire :

$$g(t) = m \int_{-\infty}^{\infty} f[x, m(t-x)] dx \quad (1)$$

$$G(w) = m \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f[x, m(t-x)] e^{-jw t} dx dt \quad (2)$$

En faisant un changement de variable  $y = m(t-x)$ , on peut écrire :

$$G(w) = m \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f[x, y] e^{-jw(x+\frac{y}{m})} dx dy \quad (3)$$

En posant  $u = w$  et  $v = w/m$ , on reconnaît dans  $G(w)$  la valeur de la transformée de Fourier bidimensionnelle  $F(u, v)$  de  $f(x, y)$  le long d'une droite passant par

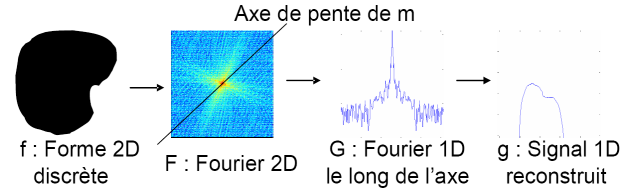


Figure 4 – Principe du théorème de Radon en deux dimensions. La coupe le long d'un axe passant par le centre d'une transformée de Fourier d'une forme discret représente la transformée de Fourier de la projection de la forme.

l'origine et de pente  $1/m$ . La figure 4 montre un exemple sur une forme 2D.

Le théorème de Radon est transposable en dimension trois, où la coupe 2D passant par le centre du spectre 3D d'un objet discret représente la transformée de la projection orthographique volumique de l'objet. Dans une première étape de pré-traitement, l'objet 3D est discrétisé sur un grille de  $N^3$  voxels. La transformation de Fourier 3D (FFT 3D) de l'objet est gardée comme espace de représentation des vues. En effet, une telle représentation contient l'ensemble de vues de l'objet 3D. Pour créer une vue, il suffit d'extraire une coupe passant par le centre de la FFT 3D. Ceci permet d'extraire une vue plus rapidement que par une projection des triangles, car la complexité passe de  $O(n^2 T)$  à  $O(n^2 \log n)$ , mais il faut pour cela manipuler la FFT 3D de l'objet de taille  $N^3$ . La figure 5 montre le principe de rendu par l'extraction de coupes d'une FFT 3D.

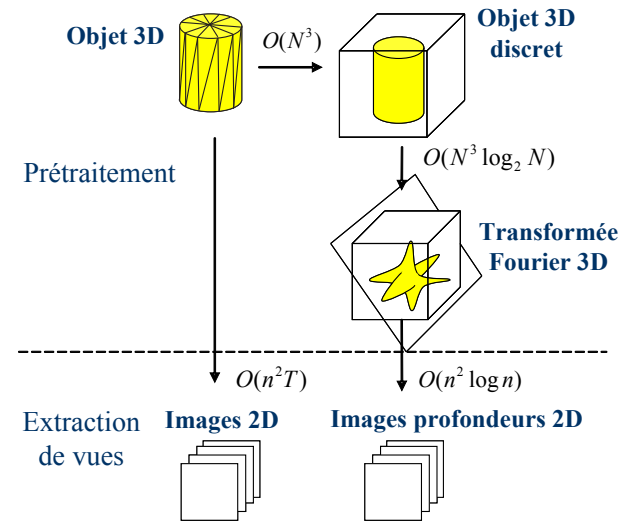


Figure 5 – Principe comparé de rendu par l'extraction de coupe spectrale et par un processus basé sur le Z-buffer.

Cette représentation permet de créer les vues de l'objet de façon rapide et précise, mais étant basée sur la transformée de Fourier, elle possède les mêmes propriétés que cette dernière. En particulier, on peut n'extraire que les basses fréquences du Fourier 3D, ce qui fournira une vue base

résolution de l'objet. Ceci permettra de réduire fortement la complexité du processus d'extraction de vues. La figure 6 montre un exemple de coupes extraites à quatre plages de fréquences et les vues reconstruites correspondantes.

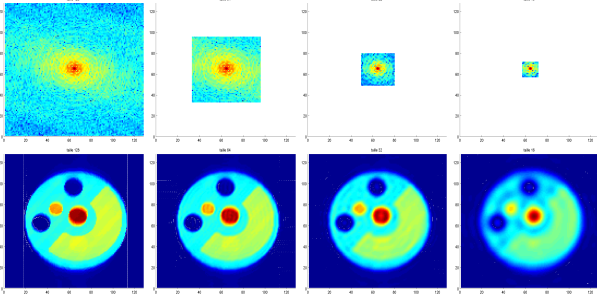


Figure 6 – Exemple de coupes extraites de la représentation de Fourier 3D et les images reconstruites à 4 résolutions différentes : 128, 64, 32 et 16.

### 3.2 Comparaison des vues

La comparaison entre la vue requête et les vues extraites se fait par le calcul du descripteur de forme : Angular Radial Transform (ART) [7, 2]. Cette transformation est en particulier invariante en rotation, ce qui permet de ne pas prendre en compte l'orientation de la prise de vue et de ne s'intéresser qu'à sa position. Ce descripteur fournit une distance entre les deux images et permet de savoir si la vue extraite est proche de la vue requête. L'axe de prise de vues est défini sur la demi-sphère des vues par un angle d'Euler  $(\theta, \phi)$ . Notons que les vues créées sont des projections orthographiques de l'objet 3D, ce qui revient à ne pas définir de coefficient de perspective lors de la prise de vue, et à limiter la recherche à une demi-sphère des vues, l'autre étant identique. On peut calculer cette distance pour tous les points de l'espace des vues en discrétisant ce dernier. Pour chaque point, on crée une vue extraite et on la compare avec la vue requête. Ceci fournit une carte des distances représentant les distances entre les vues de l'objet et la vue requête. La figure 7 montre une carte de distance entre une vue requête et un objet 3D, ou pour chaque point de l'espace des vues,  $(\theta, \phi) \in [0, 2\pi] * [0, \pi/2]$ , une distance est calculée entre la vue extraite et la vue requête.

### 3.3 Processus d'optimisation

Le calcul de la carte des distances requière la création prohibitive d'un grand nombre de vues. Pour garantir une comparaison rapide, un processus d'optimisation a été mis en place pour trouver le minimum de la carte des distances en un nombre restreint d'extractions. Un processus d'optimisation dépend de deux paramètres :

- **un espace de recherche** ici  $\theta$  et  $\phi$ ,
- **une fonction d'évaluation**, qui va être la mesure de similarité entre vues (ART).

Un processus de recherche du minimum par la méthode du Simplex de taille variable [15] a été mis en place. L'espace

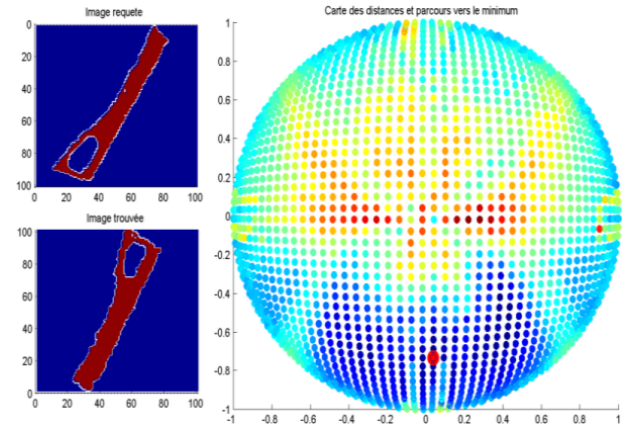


Figure 7 – Carte des distances calculées entre une vue requête et un objet 3D. Pour chaque point de vues, une vue est créée et comparée à la vue requête (droite). L'image requête et l'image correspondant au minimum de la sphère des vues représenté par le point rouge (gauche).

de recherche est la demi-sphère des vues définie en coordonnée sphérique avec  $\theta \in [0, 2\pi]$  et  $\phi \in [0, \pi/2]$ . On peut voir sur la figure 7 que la fonction d'évaluation est cohérente sur l'espace de recherche et ne possède pas de discontinuité ou de nombreux minimax locaux, ce qui garantit des résultats cohérents. Les paramètres de la méthode du Simplex sont : la taille du pas de recherche, qui définit la taille des triangles de recherche, le critère d'arrêt, qui en fonction du gain de chaque étape décide de stopper la recherche et le nombre de processus d'optimisation maximum à réalisé.

La figure 8 montre le parcours réalisé pour obtenir la vue minimum. Le paramètre principal de cette méthode est la longueur du processus et donc le nombre de vues testées. Plus ce nombre est grand plus la comparaison sera longue, mais plus le minimum global aura une chance d'être correctement détecté.

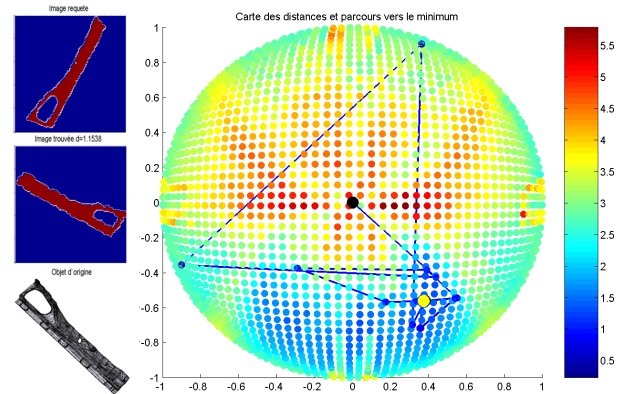


Figure 8 – Recherche de la vue minimum par l'algorithme du Simplex : la vue extraite, la vue trouvée et l'objet 3D (gauche), sphère des vues et parcours vers le minimum, en noir le point de départ de l'algorithme, en jaune le points d'arrivé (droite).

### 3.4 Processus de mise en correspondance

La comparaison d'un objet 3D à une vue requête va se faire suivant le protocole expliqué dans les paragraphes précédents. Le schéma global est expliqué dans la figure 9. La vue requête est indexé suivant le descripteur de forme 2D choisie (ART). Les objets 3D sont discrétisés sur une grille de  $N^3$  voxels et transformés dans l'espace spectral par une FFT 3D. Cette représentation est utilisée pour créer les vues par l'extraction de plans de coupes selon le théorème de Radon et sont ramenées dans le domaine réel par une FFT inverse, puis binarisées et indexées pour être comparées avec le descripteur de la vue requête. Le processus d'optimisation évalue la vue extraite pour continuer la recherche.

## 4 Expériences

Le processus que nous avons mis en place va permettre de rechercher des objets 3D au départ d'une image 2D.

### 4.1 Base de tests

Dans le cadre du projet RNRT SEMANTIC 3D, tous les tests ont été réalisés sur une base d'objets 3D issues des bureaux de style de Renault. Cette base contient 758 objets 3D répartis en 75 classes correspondant aux différentes versions d'une même pièce. La figure 10 montre des pièces et une classe de la base Renault.

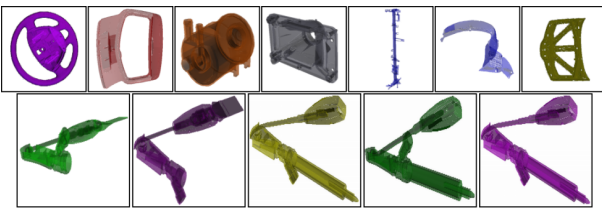


Figure 10 – Exemple d'objets 3D et de classe constituant la base Renault.

### 4.2 Identification 2D/3D

Pour comparer la méthode que nous proposons, 3 méthodes ayant un nombre de vues fixes de 4 vues, 7 vues et 94 vues ont été mise en place (cf. paragraphe 2.1). Cette dernière méthode possède un nombre de vues très élevé et représentera l'information maximum portée par les vues. Les performances des méthodes sont exprimées en termes de Nearest Neighbor, First Tier et Second Tier[16]. Si la requête appartient à la classe  $C_r$  contenant  $k = |C_r|$  objets, on peut définir :

- First Tier (FT) : pourcentage d'objets de la classe  $C_r$  retrouvé dans les  $(k - 1)$  premiers résultats.
- Second Tier (ST) : pourcentage d'objets de la classe  $C_r$  retrouvés dans les  $2(k - 1)$  premiers résultats.
- Nearest Neighbor (NN) : pourcentage des cas dans lequel le premier résultat appartient à la classe  $C_r$ .

La figure 11 montre les courbes de NN, FT, et ST des quatre méthodes testées. L'abscisse est la longueur du pro-

Nombre de vues	NN	FT	ST
4 vues	0,56	0,47	0,554
7 vues	0,64	0,56	0,658
94 vues	0,92	0,83	0,908
Optimisation 5	0,69	0,60	0,716

Tableau 1 – Comparaison en terme de Nearest Neighbor, First Tier et Second Tier, des 4 méthodes testées.

cessus d'optimisation de la méthode dynamique.

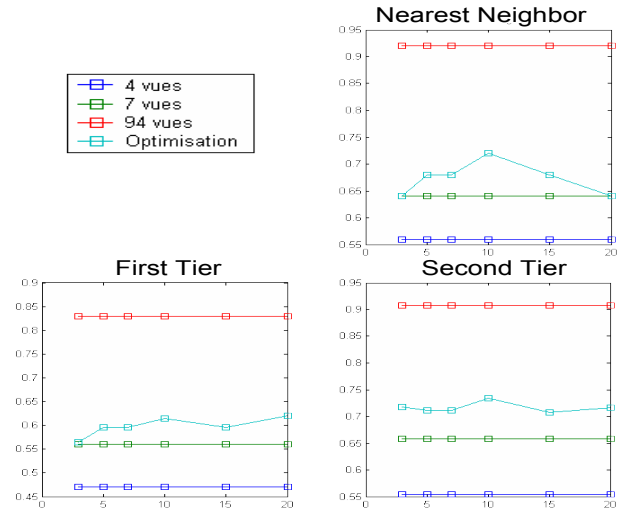


Figure 11 – Courbe des Nearest Neighbor, First Tier et Second Tier, pour trois méthodes à sélection de vues fixes : 4, 7 et 94, et pour la méthode avec optimisation. L'abscisse représente la longueur du processus d'optimisation.

Ces courbes montrent que les résultats augmentent à mesure que la longueur du processus d'optimisation s'accroît. Pour une longueur de processus entre 3 et 10, les courbes NN et FT augmentent respectivement de 10 et de 7%. Si le processus continue, avec une longueur supérieure à 10, le gain s'amenuise, voir s'annule. Ceci est dû aux paramètres de la méthode du Simplex qui ne permettent pas de ressortir des minimax locaux trouvés pour parcourir le reste de l'espace. Le tableau 1 montre les valeurs des trois indicateurs pour les 4 méthodes avec une longueur du processus d'optimisation de 5 pour la méthode de comparaison dynamique. Ces résultats montrent que la méthode que nous proposons fournit des résultats supérieurs aux méthodes de sélection de vues fixe, pour un nombre de vues testées moindres. En effet, pour un processus d'optimisation de longueur 5, qui comparera la vue requête à 5 vues extraites, les résultats sont meilleurs que les méthodes de sélection de vues fixes à 4 et 7 vues, pour un nombre de vues testées moindres.

## 5 Conclusion

Cet article présente une nouvelle méthode de recherche dynamique d'objets 3D par des requêtes 2D. Ce processus est basé sur un système de représentation et de création

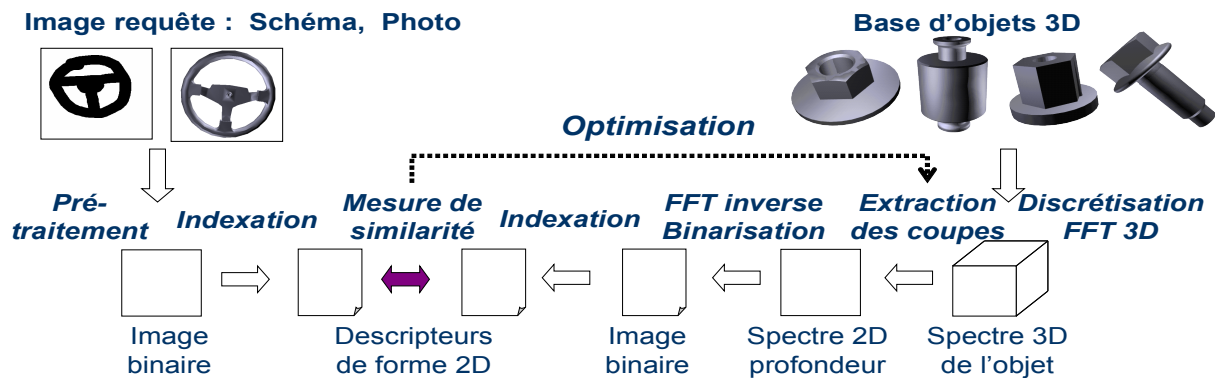


Figure 9 – Processus dynamique de mise en correspondance de l'image requête avec un objet 3D.

de vue et sur un processus d'optimisation. Le système de représentations des vues est basé sur la transformée de Fourier 3D et permet d'extraire rapidement les vues de l'objet. Le processus d'optimisation parcourt l'espace des vues de l'objet en fonction de la requête par une méthode du Simplex, ce qui s'adapte à la fois à l'objet 3D et à la requête. Les perspectives que nous envisageons sont de deux types : dans un premier temps, nous pensons utiliser les propriétés de la transformée de Fourier pour augmenter les performances du processus en terme d'efficacité et de coût, en extrayant des vues bases fréquences. Puis, nous nous intéresserons à la comparaison d'objets 3D par vues de façon dynamique. La comparaison 3D/3D par vues souffre des mêmes limites que la comparaison 2D/3D, ce qui peut être résolu par une méthode de recherche dynamique comme celle que nous venons d'énoncer.

## Remerciement

Ce travail est financé par le Ministère Français de la recherche dans le cadre du projet RNRT SEMANTIC-3D (<http://www.semantic-3d.net>).

## Références

- [1] G. Manic et M. Bennamoun. Representation and recognition of 3D free-form objects. *Digital Signal Processing*, 12(1) :47–76, 2002.
- [2] Julien Ricard, David Coeurjolly, et Atilla Baskurt. Generalizations of angular radial transform for 2D and 3D shape retrieval. *Pattern Recognition Letters*, *accepted for publication*, 2005.
- [3] F. Prêteux T. Zaharia. Descripteurs de forme : Etude comparée des approches 3D et 2D/3D. Dans *Actes 14ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'2004)*, Toulouse, France, 28-30 January 2004.
- [4] Maximilian Riesenhuber et Tomaso Poggio. Models of object recognition. *Nature neuroscience*, 3 Number Supp, Novembre 2000.
- [5] Farzin Mokhtarian et Alan K. Mackworth. A theory of multiscale, curvature-based shape representation for planar curves. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 14(8) :789–805, 1992.
- [6] F. Mokhtarian et S. Abbasi. Automatic view selection in multi-view object recognition. Dans *International Conference on Pattern Recognition*, volume 1, pages 13–16, Barcelona, Spain, Septembre 2000.
- [7] W.-Y. Kim et Y.-S. Kim. A new region-based shape descriptor. Dans *TR 15-01*, Pisa, Décembre 1999.
- [8] A. Khotanzad et Y. H. Hong. Invariant image recognition by zernike moments. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 12(5) :489–497, 1990.
- [9] S. Abbasi et F. Mokhtarian. Affine-similar shape retrieval : Application to multi-view 3D object recognition. Dans *IEEE Transactions on Image Processing*, volume 10(1), pages 131–139, Japon, Décembre 2001.
- [10] Jin-Long Chen et G. Stockman. 3D free-form object recognition using indexing by contour feature. *Computer Vision and Image Understanding*, 71(3) :334–355, 1998.
- [11] S.K Nayar, S. A. Nene, et H. Murase. Real-time object recognition system. Dans *International Conference on Robotics and Automation*, 1996.
- [12] K.W. Bowyer et C.R. Dyer. Aspect graphs : an introduction and survey of recent results. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 28(2) :315–328, 1990.
- [13] Christopher M. Cyr et Benjamin B. Kimia. A similarity-based aspect-graph approach to 3D object recognition. *International Journal of Computer Vision*, 57(1) :5–22, 2004.
- [14] Tom Malzbender. Fourier volume rendering. *ACM Trans. Graph.*, 12(3) :233–250, 1993.
- [15] J. A. Nelder et R. Mead. A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7 :308–313, 1965.
- [16] Robert Osada, Thomas Funkhouser, Bernard Chazelle, et David Dobkin. Shape distributions. *ACM Trans. Graph.*, 21(4) :807–832, 2002.