



**HAL**  
open science

## Géodésiques sémantiques pour la description et la labélisation automatique de parties

Vincent Léon, Nicolas Bonneel, Guillaume Lavoué, Jean-Philippe Vandeborre

► **To cite this version:**

Vincent Léon, Nicolas Bonneel, Guillaume Lavoué, Jean-Philippe Vandeborre. Géodésiques sémantiques pour la description et la labélisation automatique de parties. Journées de l'Association Française d'Informatique Graphiques, Reims Image 2014, Nov 2014, Reims, France. hal-01171234

**HAL Id: hal-01171234**

**<https://hal.science/hal-01171234>**

Submitted on 8 Jun 2017

**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.

# Géodésiques sémantiques pour la description et la labélisation automatique de parties

Vincent Léon<sup>1</sup>, Nicolas Bonneel<sup>3,5,6</sup>, Guillaume Lavoué<sup>3,4,6</sup>, Jean-Philippe Vandeborre<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>LIFL, UMR8022, Lille1 / CNRS, Université Lille1

<sup>2</sup>Institut Mines-Télécom / Télécom Lille

<sup>3</sup>Université de Lyon, CNRS

<sup>4</sup>INSA-Lyon

<sup>5</sup>Université Lyon 1

<sup>6</sup>LIRIS, UMR5205, F-69622, France

---

## Résumé

Les applications qui reposent sur une base de modèles 3D n'utilisent généralement pas les données 3D brutes mais plutôt des méta-données obtenues manuellement ou automatiquement et qui résument le contenu de la base. Ces méta-données peuvent être des descripteurs purement géométriques, mais qui peuvent aussi porter un sens sémantique. Le plus souvent, l'information sémantique est basée sur une décomposition du modèle, obtenue par segmentation, où un label est assigné à chaque segment de manière automatique ou manuelle. Nous proposons ici un descripteur à la fois géométrique et sémantique qui n'est pas uniforme sur un segment, mais qui définit la sémantique à la surface du modèle comme un ensemble de distances géodésiques avec des points d'ancrage de sémantique connue. Ce descripteur encode ainsi naturellement les relations topologiques entre les différents labels. Nous proposons ensuite une application de ce descripteur à la labélisation automatique de segments.

---

## Abstract

Applications that rely on a database of 3D models do not use raw 3D data but usually consider manually or automatically acquired metadata that summarize the content of the database. Such metadata can consist of purely geometric descriptors, but they can also bear a semantic meaning. Typically, the semantic description is part-based: a model is first segmented, and each part is assigned a label, either manually or through an automatic process. Here, we propose a description that is both geometric and semantic. It is not part-based, but defines a per-vertex semantic on the surface of the model using sets of geodesic distances to anchor points of known semantic. We demonstrate the usefulness of our descriptor through an automatic labelling application.

---

**Mots clé :** indexation 3D, labélisation, sémantique.

## 1. Introduction

Les applications d'indexation 3D permettent d'organiser de vastes collections de modèles 3D. Toutefois, la similarité entre deux modèles peut être définie à plusieurs niveaux. Les méthodes classiques d'indexation 3D utilisent le plus souvent un ensemble de descripteurs géométriques calculés sur la surface du maillage. La similarité entre deux modèles est alors définie de manière exclusivement géométrique. Cependant, cette description géométrique ne permet pas toujours de mettre en relations différents modèles à un plus haut niveau. À titre d'exemple, imaginons qu'on dispose d'une base de données 3D de chaises de formes hétérogènes, la géométrie seule ne va pas nous permettre de mettre en correspon-

dance leurs parties de fonctionnalité commune (par exemple reconnaître tous les dossiers). Ce type de mise en correspondance de haut niveau nécessite une description *sémantique* du modèle.

L'information sémantique d'un modèle 3D est le plus souvent obtenue par une labélisation (manuelle ou automatique), qui assigne à chaque segment d'un modèle un label *sémantique* c'est-à-dire lié à sa fonction (par exemple, *dossier* pour une chaise, *corps* ou *patte* pour un animal, *avant-bras* pour un humanoïde, etc.). Cette description sémantique est discrète (définie sur un ensemble fini de label), et uniforme pour l'ensemble des points d'un même segment. Cette propriété est assez contre-intuitive pour des formes organiques, pour lesquelles il peut être difficile, même pour

un utilisateur humain, de définir précisément les frontières d'une partie *sémantique*.

Nous proposons dans cet article un nouveau descripteur qui encode en chaque sommet, une information sémantique riche et continue. Ce descripteur vectoriel, qui utilise ce que nous nommons des *géodésiques sémantiques*, est calculé à partir d'un modèle 3D maillé segmenté et labélisé. Il intègre les informations sémantiques, géométriques et topologiques (au sens des relations entre les labels) de l'objet, de manière à obtenir une description continue et non plus discrète. Cette propriété de continuité nous permet de mieux définir le contexte sémantique d'un point du modèle comparé à un label unique par segment. Les applications sont nombreuses : labélisation automatique, mise en correspondance entre objets, transfert de label, etc.

La section 2 présente un état de l'art du domaine, tandis que la section 3 détaille notre descripteur. Ses performances en terme de description de segment sont analysées dans la section 4. Enfin la section 5 présente une application à la labélisation automatique.

## 2. État de l'art

Dans les applications d'indexation de modèles 3D, on trouve une très vaste littérature qui s'intéresse uniquement à la géométrie des formes. On distingue les méthodes de recherche globale qui permettent de rechercher un modèle complet, et les méthodes de recherche partielle qui permettent de retrouver les modèles contenant une certaine partie de la requête. Les méthodes de recherche globale sont généralement basées sur le calcul de descripteurs globaux [FMK\*03], le plus souvent robustes aux déformations [RWP06, Rus07, EKVD12]. Parallèlement, les méthodes de recherche partielle considèrent des descripteurs locaux généralement associés à des points d'intérêts [LG05, FS06, BBK\*09, Lav12]. Les méthodes partielles retournent, pour la plupart, un modèle complet qui contient la partie souhaitée mais ne permettent pas forcément de mettre en correspondance cette requête avec la partie similaire dans l'objet retourné.

La mise en correspondance entre parties de modèles 3D est une question de recherche pertinente pour de nombreuses applications (indexation par partie, morphing, transfert d'attributs, etc.), en particulier la reconnaissance de parties partageant la même fonctionnalité. Plusieurs travaux s'intéressent à cette mise en correspondance de parties sémantiques entre objets 3D (qui peut être vue comme un problème de co-segmentation et co-labélisation d'objets) [SEK09, vKTS\*11, SvKK\*11]. Ces travaux s'appuient uniquement sur des descripteurs géométriques pour définir la fonctionnalité d'une partie (c-à-d sa sémantique). Notons également les travaux de Sahbani et El Khoury [SEK09] pour lesquels les modèles sont segmentés, et chaque segment est représenté par un ensemble de descripteurs géométriques pour déterminer quelles parties peuvent être saisies à la main.

Comme noté par Laga et al. [LMS13], cette approche purement géométrique rencontre des difficultés pour les recherches dans un ensemble de modèle de grande variété géo-

métrique mais présentant la même sémantique. Les auteurs considèrent que la fonctionnalité d'une partie d'un objet ne dépend pas que de sa géométrie, mais aussi de son contexte à l'intérieur de l'objet. Plus précisément, la fonctionnalité d'une partie d'un objet peut être déduite des parties qui l'entourent et de la manière dont elles sont connectées. Ainsi Laga et al. [LMS13] proposent une méthode pour la mise en correspondance de parties de modèles. Un modèle 3D est représenté comme un graphe de segments. La similarité entre deux segments est définie récursivement à l'aide de leur similarité géométrique, mais aussi de la similarité de leurs voisins, en parcourant un graphe d'adjacence jusqu'à une profondeur donnée. Cette représentation permet de capturer le contexte d'une partie au sein d'un modèle complet et améliore ainsi grandement la mise en correspondance (c'est à dire la reconnaissance des parties communes) comparé à une approche purement géométrique.

Le descripteur que nous proposons partage le même objectif : proposer un descripteur plus riche qu'une simple description géométrique, notamment applicable dans des applications de mise en correspondance sémantique de parties mais également de mise en correspondance plus dense (au niveau du sommet).

Notons qu'hormis la mise en correspondance de parties, plusieurs méthodes s'intéressent à la mise en correspondance denses entre objets 3D. Elles sont toutefois basées sur de coûteuses optimisations globales [KLF11, LF09] et s'affranchissent complètement de l'aspect sémantique.

## 3. Descripteur proposé

Étant donné un objet segmenté et labélisé, nous introduisons un descripteur vectoriel qui peut être calculé en un point quelconque de la surface de l'objet. Il décrit de manière continue les relations géométriques et topologiques du sommet avec chaque label sémantique. Ce descripteur contient un ensemble de distances à des centroïdes de segment de labels connus. Cette section détaille le calcul de ce descripteur.

### 3.1. Sélection des centres de segments

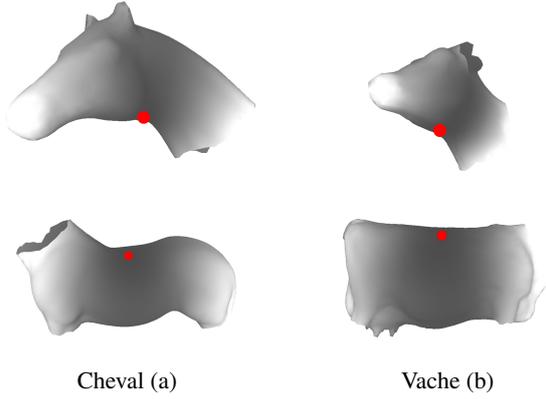
Notre descripteur considère des distances géodésiques à un ensemble de points d'intérêt. La première étape de notre algorithme consiste donc en la détermination de ces points.

Étant donné un maillage segmenté et labélisé, par mesure d'efficacité, nous déterminons un point d'intérêt unique pour chaque segment. Ce point est un centroïde (ou isobarycentre) Riemannien, i.e., un point  $C_k$  minimisant sa distance à tous les autres points du segment  $k$ . De manière pratique, ce minimum est choisi parmi l'ensemble  $S_k$  des sommets du segment  $k$  et on a :

$$C_k = \operatorname{argmin}_{p_i \in M} \left( \sum_{p_j \in S_k} g(p_i, p_j)^2 \right) \quad (1)$$

où  $g(p_i, p_j)$  est la distance géodésique entre les sommets  $p_i$  et  $p_j$ . Nous utilisons cette distance car elle est définie sur la surface du modèle et est donc plus robuste au changement de pose, contrairement à la distance Euclidienne [SSK\*05].

Ce minimum n'est pas nécessairement unique. Par



**Figure 1:** Centroides calculés pour les têtes et corps d’un modèle de cheval (a) et de vache (b). En gris, l’énergie minimisée pour l’équation 1.

exemple, tous les points d’une sphère sont des centroides potentiels. Nous choisissons un centroïde parmi les candidats possibles. En pratique, sur les maillages à notre disposition, ce centroïde est souvent unique : la figure 1 montre plusieurs exemples de centres (en rouge) calculés pour des segments différents ainsi que l’énergie minimisée dans l’équation 1 (en niveau de gris). Nous observons que l’énergie possède un unique minimum dans ces cas.

### 3.2. Calcul du descripteur géométrique et sémantique

Une fois l’ensemble  $\mathcal{C}$  des centroides obtenus, notre descripteur peut être calculé pour un point quelconque de la surface du modèle. Soit un ensemble  $\mathcal{L}$  de labels dans la base de modèles. Notre descripteur dépend des labels présents dans toute la base, et, en un point donné, est caractérisé par un vecteur de  $|\mathcal{L}|$  éléments. L’élément d’indice  $i$  de ce vecteur décrit la relation du point avec le label  $\mathcal{L}_i$ . Si la base de modèles utilisée n’est pas consistante – i.e., si tous les labels ne sont pas présents dans tous les modèles – alors le descripteur sera éparse.

Soit un point  $p$  de la surface. L’élément  $\ell$  du descripteur  $\mathbf{d}$  représente la distance géodésique du point  $p$  au centroïde  $C_k$  du segment portant le label  $\ell$  le plus proche. Ceci permet de rendre le descripteur invariant au nombre d’instances d’un label donné (par exemple, on considérera le segment *jambe* le plus proche du point donné, même s’il s’agit d’un quadrupède – voir Fig. 2) tout en décrivant la relation géométrique entre ce point et les différents labels. Intuitivement, ce descripteur indiquera par exemple que sur un animal, un point de la tête sera loin de la queue mais proche du corps, en distance géodésique. Nous caractérisons cette notion de “géodésique sémantique” et calculons le descripteur par :

$$\begin{aligned} \mathbf{d}(p) &= \{d_\ell(p), \ell \in \mathcal{L}\} \\ d_\ell(p) &= \min_{\text{label}(C_k)=\ell} (g(p, C_k)) \end{aligned} \quad (2)$$

où  $\text{label}(C_k)$  donne le label associé au segment dont le centroïde est  $C_k$ . Lorsque l’ensemble  $\{k : \text{label}(C_k) = \ell\}$  est vide – i.e., lorsque le label  $\ell$  n’est pas présent dans le modèle – une valeur par défaut de  $d_\ell = \infty$  est utilisée.

La figure 2 visualise les éléments d’un descripteur correspondants aux labels *jambe*, *tête* et *corps*, en tout point de différents modèles géométriques.

## 4. Analyse de la description sémantique

Les applications de mise en correspondance de formes 3D peuvent opérer à différents niveaux de description, géométriques ou sémantiques, et requièrent des métriques pour comparer les éléments mis en jeu. Nous montrons que notre descripteur permet d’établir un lien entre la géométrie et la sémantique d’un objet, et définissons une notion de distance entre segments utilisant notre descripteur. Nous présentons dans la section 4.2 le pouvoir discriminant de cette distance.

### 4.1. Distance entre segments

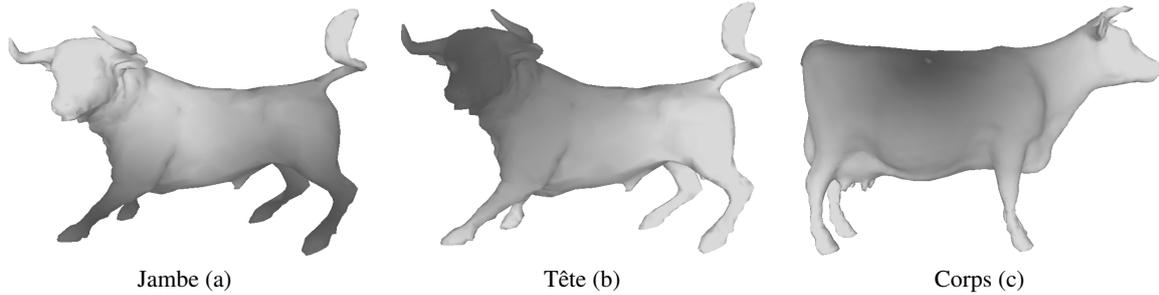
La recherche de géométries partielles peut avoir recours à la mise en correspondance de segments de maillage. Ceci nécessite une notion de distance entre segments (par exemple, dans un contexte de recherche par plus proche voisin). Nous définissons ici une telle distance entre segments, à partir de distributions de distances géodésiques sémantiques entre points. Nous espérons ainsi capturer la sémantique et la géométrie d’un segment dans une distance unique.

Pour chaque segment  $S$  d’une surface donnée, on considère  $|\mathcal{L}|$  histogrammes de distances géodésiques sémantiques (où  $\mathcal{L}$  est l’ensemble des labels présents dans la base de donnée) :  $\{h_\ell(S) : \ell \in \mathcal{L}\}$ . On échantillonne de manière stochastique un ensemble de points à la surface du segment. Pour chaque point  $p$  de  $S$ , on calcule le descripteur  $\mathbf{d}(p)$  (Eq. 2) et plaçons la valeur  $d_\ell(p)$  dans le *bin* correspondant de l’histogramme  $h_\ell(S)$ . Ce procédé d’échantillonnage permet d’obtenir un descripteur indépendant de la résolution du maillage, et robuste vis-à-vis des faibles variations de la forme du segment [OFCD02]. En pratique, nous utilisons des histogrammes de 100 *bins*, permettant d’assurer une discrimination suffisante.

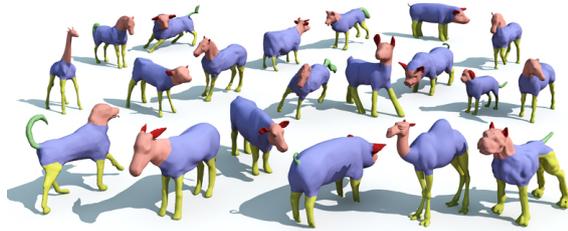
Nous définissons enfin la distance entre deux segments  $S$  et  $T$  comme la somme des distances individuelles entre chacun des histogrammes de  $S$  et  $T$ . De manière plus spécifique, nous obtenons la mesure de similarité entre les segments  $S$  et  $T$  comme :

$$s(S, T) = \frac{1}{|\mathcal{V}|} \sum_{\ell \in \mathcal{V}} d(h_\ell(S), h_\ell(T)) \quad (3)$$

où  $\mathcal{V} = \{\ell \in \mathcal{L} : h_\ell(S) \neq 0, h_\ell(T) \neq 0\}$  est l’ensemble des labels présents dans  $S$  et  $T$ . Les histogrammes correspondants à des labels qui ne sont pas présents dans  $S$  et  $T$  sont ainsi ignorés et seules les relations entre labels partagés par  $S$  et  $T$  sont considérées.  $d$  est une métrique de comparaison entre les histogrammes. Nous proposons d’utiliser  $d(f, g) = |F - G|$  la distance  $L_1$  entre les histogrammes cumulés  $F$  et  $G$  des histogrammes  $f$  et  $g$  (i.e.,  $F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$ ). Cela correspond à l’*Earth Mover’s Distance* avec un coût  $\ell^1$  [RTG00] entre ces histogrammes, dans le cas 1D. Les résultats pour des choix alternatifs de  $d$  sont présentés dans la section suivante.



**Figure 2:** Visualisation de la distance minimale par rapport aux points labélisés jambe (a), tête (b) et corps (c). Notre descripteur, en un point donné, contient la distance minimale à chaque label possible.



**Figure 3:** Modèles de quadrupèdes de la base coseg et leur segmentation (vérité-terrain) [SvKK\*11]

## 4.2. Résultats

Afin de valider notre approche, nous utilisons une base de modèles composés de quadrupèdes extraits de la base “coseg” [SvKK\*11]. Avec ces modèles sont fournies une segmentation et une labélisation manuelle. L’ensemble des modèles de quadrupèdes utilisés est présenté dans la figure 3.

En comparant deux à deux tous les segments d’une base de données, nous obtenons une matrice de confusion qui nous permet d’évaluer notre méthode. Pour cela, nous utilisons une technique de positionnement multidimensionnel (MDS) [dM09] qui met en évidence la séparation entre les segments de différentes classes sémantiques. Cette technique représente chaque segment par un point dans un espace 2D, et positionne les différents points d’une manière telle que la distance Euclidienne 2D entre deux points représentant des segments  $S$  et  $T$  corresponde au mieux à la mesure de similarité  $s(S, T)$  que nous avons introduite (Eq. 3).

La figure 4 (a) illustre les résultats de notre méthode sur la base de donnée de quadrupèdes. On observe que les segments sont majoritairement séparés selon leur label. Seuls deux labels sont confondus (*jambe* et *queue*) à cause de leur positionnement et formes similaires. La figure 4 (b) montre que l’utilisation d’une distance du  $\chi^2$  entre les histogrammes ( $d(f, g) = \chi^2(f, g)$  dans l’équation 3) produit une séparation moins franche. En particulier, les classes correspondant aux labels *queue* (cyan) et *jambe* (magenta) sont plus confondus qu’en utilisant notre méthode. Les résultats visibles dans la figure 4 (c) utilisent le descripteur D2 de Osada et al. [OFCD02]. Ce descripteur, purement géométrique, représente le segment par un seul histogramme de distances

entre points choisis aléatoirement à la surface du modèle. Il n’y a pas de séparation claire entre les segments portant un label différent, et inversement, certains segments portant le même label sont séparés.

Notre descripteur porte une information sémantique plus forte, car il ne prend pas seulement en compte la géométrie d’un segment mais l’ensemble de l’information contextuelle (distance par rapport aux autres segments).

## 5. Application à la labélisation de modèles 3D

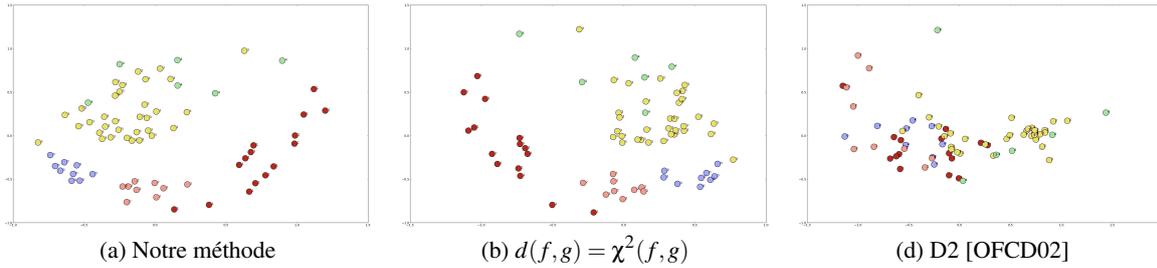
Le calcul de notre descripteur nécessite la connaissance d’un label pour chaque segment. Ce descripteur pourrait alors sembler peu utile dans un contexte de reconnaissance sémantique, puisque dans ce cas, les labels ne sont pas connus à l’avance. Dans cette section, nous montrons qu’une étape d’optimisation combinatoire permet de recouvrer un ensemble de labels pour un objet segmenté mais non labélisé, consistants avec ceux d’une base d’objets segmentés et labélisés. En effet, notre descripteur permet de mettre en lien la sémantique d’un modèle et sa géométrie, ce qui se révèle utile dans un cadre de problème inverse.

### 5.1. Labélisation par optimisation combinatoire

Nous disposons d’un modèle géométrique  $Q$  en entrée, segmenté en  $m$  segments, mais dont la sémantique des segments est inconnue. Nous disposons aussi d’une base de données d’objets segmentés et labélisés qu’on supposera contenir suffisamment de labels pour couvrir la sémantique de tous les segments de  $Q$ . On souhaite alors labéliser chaque segment du modèle  $Q$  avec un des labels déjà présents dans la base.

On extrait d’abord l’ensemble des  $m$  centres de segments tel que décrit en section 3.1. Ces  $m$  centres portent des labels inconnus, dont certains pourraient être identiques. On calcule ensuite un ensemble de  $m \times m$  histogrammes. Chaque histogramme contient la distribution de distances de points choisis aléatoirement à la surface d’un segment  $q$  de  $Q$  par rapport à l’un des centres de segments  $c$ .

Une fois ces histogrammes calculés sur le modèle à labéliser, nous explorons l’ensemble des labélisations possibles. Pour chacune, on détermine un score de similarité qui est



**Figure 4:** Positionnement de type MDS utilisant la métrique issue de notre méthode (a), ou utilisant la distance  $\chi^2$  entre histogrammes (b), ou utilisant un histogramme de distances Euclidiennes point-à-point (D2) [OFCD02] (c). Chaque point représente un segment de la base “coseg”, dont la couleur encode le label de la vérité terrain (légende en Fig. 5).

calculé de la manière suivante :

$$\delta(\mathbf{Q}, \mathbf{D}) = \sum_{q \in \mathbf{Q}} \left( \sum_{\substack{d \in \mathbf{D} \\ \text{label}(d) = \text{label}(q)}} s(q, d) \right) \quad (4)$$

où  $\mathbf{D}$  est l'ensemble des segments appartenant à la base de modèles, et  $s$  est la distance entre segments décrite dans l'équation 3.

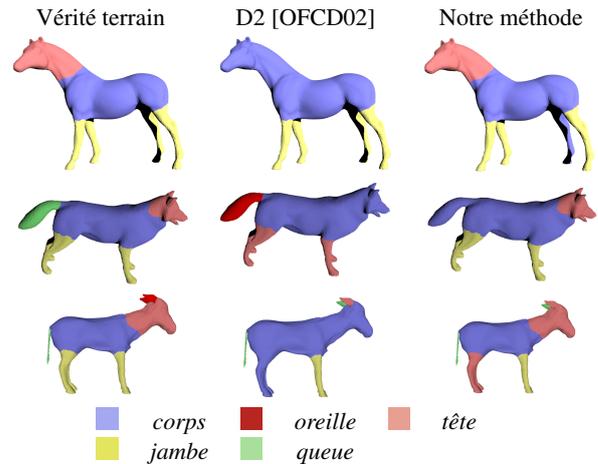
On ne compare que des segments de même label, ce qui nous permet calculer le score d'une segmentation par rapport à la base. La segmentation retenue est celle qui minimise  $\delta(\mathbf{Q}, \mathbf{D})$ .

## 5.2. Résultats

La figure 5 présente trois résultats de labélisation automatique. On utilise un modèle de cheval, constitué de 6 segments (d'après la vérité-terrain fournie avec la base coseg présentée dans la première colonne) : un segment labélisé *corps*, une *tête* et quatre *jambes* ; un modèle de loup, constitué de 6 segments : un segment labélisé *corps*, une *tête*, trois *jambes* (les deux pattes arrières forment un seul segment) et une *queue* ; ainsi qu'un modèle de chèvre, constitué de 8 segments : un segment labélisé *corps*, deux segments labélisés *oreille*, une *tête*, trois *jambes* (même raison que précédemment) et une *queue*.

Notre méthode produit la labélisation présentée dans la troisième colonne de la figure 5. Pour le modèle de cheval, tous les segments sont correctement labélisés, à l'exception d'une jambe du cheval qui est labélisée comme faisant partie du corps. On observe que les jambes du loup, son corps et sa tête ont été correctement labélisés, bien que les deux jambes postérieures forment un seul segment. On note cependant que la queue n'a pas été correctement labélisée (ici, elle a été confondue avec le label de *corps*). Enfin, pour le modèle de chèvre, la queue, le corps et les deux jambes antérieures sont correctement labélisés. Les deux oreilles et les jambes postérieures (un seul segment) ne sont en revanche pas correctement labélisés.

La deuxième colonne de la figure 5 donne les résultats de la labélisation en utilisant pour chaque segment le descripteur D2 présenté par Osada et al. [OFCD02]. On remarque pour le modèle de cheval que le corps et les jambes sont correctement labélisés. En revanche, le segment correspondant



**Figure 5:** Résultats de labélisations automatiques

à la tête est labélisé comme *corps*. Pour le modèle de loup, le corps est correctement labélisé, mais les autres segments sont tous labélisés de manière incorrecte. Pour le modèle de chèvre, le corps et la queue sont correctement labélisés, ainsi que les jambes antérieures (un seul segment).

De manière générale, on observe que les résultats obtenus avec notre descripteur sont meilleurs qu'avec le descripteur D2. On observe dans l'exemple du loup que le descripteur D2 attribue le label *oreille* à la queue car géométriquement, ces deux catégories d'objets sont similaires géométriquement. De même, les jambes sont labélisés comme *tête* : le descripteur D2 étant purement géométrique, il est ainsi possible d'obtenir plus facilement une oreille jouxtant un corps, ou bien quatre têtes sur un modèle animal. A l'inverse, notre descripteur prend en compte le contexte d'une partie dans le modèle, puisque l'on calcule la distance à chaque centroïde de segments. Notre descripteur donne une labélisation correcte pour 15 des segments 20 de nos exemples, alors que le taux de succès pour le descripteur D2 est de 10 sur 20 segments.

## 6. Conclusion

Nous avons présenté un nouveau descripteur permettant de représenter la sémantique de manière continue sur un

maillage, à partir d'un ensemble de centroïdes de segments de sémantique connue. Cette nouvelle description est plus riche que la donnée d'un unique label par segment puisqu'elle contient une information géométrique et de relations entre les différents segments. Pour chaque point du maillage, il est alors non seulement possible de déterminer le label du segment correspondant mais aussi une notion de distance sémantique entre des points de sémantique différente.

L'utilisation de ce descripteur pour la labélisation automatique de modèles segmentés est une des applications possibles, et offre de bons résultats en comparaison à un descripteur purement géométrique tel que le descripteur D2. En revanche, il s'agit uniquement d'un premier exemple d'application directe. Nous souhaitons à l'avenir utiliser ce descripteur afin de pouvoir utiliser cette information sémantique continue et multidimensionnelle dans une application de modélisation par l'exemple.

## 7. Remerciements

Ce travail s'inscrit dans le cadre du projet CrABEx (ANR-13-CORD-0013), financé par l'Agence Nationale de la Recherche.

## Références

- [BBK\*09] BRONSTEIN A. M., BRONSTEIN M. M., KIMMEL R., MAHMOUDI M., SAPIRO G. : A Gromov-Hausdorff Framework with Diffusion Geometry for Topologically-Robust Non-rigid Shape Matching. *International Journal of Computer Vision*. Vol. 89, Num. 2-3 (octobre 2009), 266–286.
- [dM09] DE LEEUW J., MAIR P. : Multidimensional scaling using majorization : SMACOF in R. *Journal of Statistical Software*. Vol. 31, Num. 3 (2009), 1–30.
- [EKVD12] EL KHOURY R., VANDEBORRE J.-P., DAOUDI M. : Indexed heat curves for 3d-model retrieval. In *21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012)* (Tsukuba Science City, Japan, November 11-15 2012).
- [FMK\*03] FUNKHOUSER T., MIN P., KAZHDAN M., CHEN J., HALDERMAN A., DOBKIN D., JACOBS D. : A search engine for 3D models. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. Vol. 22, Num. 1 (2003), 83.
- [FS06] FUNKHOUSER T., SHILANE P. : Partial matching of 3D shapes with priority-driven search. In *Eurographics symposium on Geometry processing* (2006), Eurographics Association, p. 142.
- [KLF11] KIM V., LIPMAN Y., FUNKHOUSER T. : Blended intrinsic maps. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* (2011).
- [Lav12] LAVOUÉ G. : Combination of Bag-of-Words Descriptors for Robust Partial Shape Retrieval. *The Visual Computer*. Vol. 28, Num. 9 (dec 2012), 931–942.
- [LF09] LIPMAN Y., FUNKHOUSER T. : Möbius voting for surface correspondence. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* (2009).
- [LG05] LI X., GUSKOV I. : Multi-scale features for approximate alignment of point-based surfaces. In *Proceedings of the third Eurographics symposium on Geometry processing* (2005), Eurographics Association, p. 217.
- [LMS13] LAGA H., MORTARA M., SPAGNUOLO M. : Geometry and context for semantic correspondences and functionality recognition in man-made 3D shapes. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. Vol. 32, Num. 5 (septembre 2013), 1–16.
- [OFCD02] OSADA R., FUNKHOUSER T., CHAZELLE B., DOBKIN D. : Shape distributions. *ACM Trans. Graph.* Vol. 21, Num. 4 (octobre 2002), 807–832.
- [RTG00] RUBNER Y., TOMASI C., GUIBAS L. J. : The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *International Journal of Computer Vision*. Vol. 40 (2000), 2000.
- [Rus07] RUSTAMOV R. : Laplace-Beltrami eigenfunctions for deformation invariant shape representation. In *Eurographics symposium on Geometry processing* (2007), pp. 225 – 233.
- [RWP06] REUTER M., WOLTER F., PEINECKE N. : Laplace-Beltrami spectra as Shape-DNA of surfaces and solids. *Computer-Aided Design*. Vol. 38, Num. 4 (avril 2006), 342–366.
- [SEK09] SAHBANI A., EL-KHOURY S. : A hybrid approach for grasping 3d objects. In *Intelligent Robots and Systems, 2009. IROS 2009. IEEE/RSJ International Conference on* (Oct 2009), pp. 1272–1277.
- [SSK\*05] SURAZHISKY V., SURAZHISKY T., KIRSANOV D., GORTLER S. J., HOPPE H. : Fast exact and approximate geodesics on meshes. *ACM Trans. Graph.* Vol. 24, Num. 3 (juillet 2005), 553–560.
- [SvKK\*11] SIDI O., VAN KAICK O., KLEIMAN Y., ZHANG H., COHEN-OR D. : Unsupervised co-segmentation of a set of shapes via descriptor-space spectral clustering. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. Vol. 30, Num. 6 (2011).
- [vKTS\*11] VAN KAICK O., TAGLIASACCHI A., SIDI O., ZHANG H., COHEN-OR D., WOLF L., HAMARNEH G. : Prior Knowledge for Part Correspondence. *Computer Graphics Forum*. Vol. 30, Num. 2 (2011).