



Appariement de formes, recherche par forme clef

Thèse présentée par: Bilal Mokhtari^{1,2}.
Encadrants: K.E. Melkemi¹, D. Michelucci².

¹Département d'informatique, université de Biskra, Algérie

²Laboratoire LE2I, université de Bourgogne, Dijon, France

November 2, 2016



Plan



1 Introduction

2 Principes

3 Contributions

4 Conclusion et perspectives



Plan



1 Introduction

2 Principes

3 Contributions

4 Conclusion et perspectives



Remarques préliminaires



- La vision et la reconnaissance des formes sont essentielles pour les humains et les animaux.
- La reconnaissance des formes est facile pour un être humain ; les calculs ne le sont pas.
- C'est le contraire pour les ordinateurs.
- L'évolution a donc favorisé la reconnaissance des formes, et pas la puissance de calculs dans le règne animal (nous proposons un AG pour la reconnaissance).
- La recherche par forme clé est la suite logique de la recherche par mot clé → de nombreuses applications en informatique.



Contexte de travail

Sujet de thèse



Appariement, reconnaissance, recherche de formes

- Branche du domaine de la vision artificielle.
- Comparer, reconnaître, indexer, rechercher et récupérer des objets.
- Déterminer la nature des données multimédia en se basant sur leur contenu visuel.



Contexte de travail

Choix et motivations



Applications et enjeux

- La production massive des données multimédia qui nécessitent d'être traitées.
 - Stockage, accessibilité, indexation, et recherche de ces données.
- Son omniprésence et la diversité de domaines d'applications (médecine, éducation, sécurité, loisir, etc).



Contexte de travail

Choix et motivations



Quel intérêt?

- Automatiser, et accélérer le processus de recherche.
- Diminuer les efforts et les coûts.
- Une alternative à l'annotation textuelle.

Exemple

Une pièce mécanique est décrite par sa **forme**, un **ensemble de paramètres** (ex. roues dentées), et une **fonction**.



Contexte de travail

Utilités et domaines d'application



Utilisations potentielles

- Dans l'industrie/CAO.
 - Trouver des objet ou des parties d'objets similaires (pompes, portières, boulons, etc).
 - Réutiliser des modèles, réduire les redondances et fluidifier la chaîne de production. Ingénierie inverse.
 - Comparer les conceptions des pièces mécaniques.
 - Le contrôle de qualité.
 - Recherche sélective selon les fonctions, rôle, etc.
- Archéologie: trouver des objets similaires ou pièces manquantes.



Contexte de travail

Utilités et domaines d'application



Utilisations potentielles

- Architecture: identifier les objets qui peuvent s'agencer dans un espace spécifique.
- Imagerie médicale
 - Diagnostic et aide à la prise de décision clinique.
 - Suivi de différents stades de la progression de la maladie.
 - Atlas d'organes (cerveau)
 - Stockage, archivage, et recherche des dossiers patients.
- Moteurs de recherche sur internet: éducation, recherche par forme clé, impression 3D, etc.
- Reconnaissance des visages, mains, yeux ou iris, etc.
- Commandes gestuelles et reconnaissance des émotions.



Contexte de travail

Contributions



Approches et contributions

- La thèse décrit plusieurs contributions dans le domaine de l'appariement et de la recherche par forme clé.
- Nous proposons de nouvelles méthodes.
- Différentes approches **automatiques** pour **optimiser** et améliorer la recherche par forme clé.

Objectif et réalisations

- Trouver une méthode intuitive qui s'adapte aux différentes représentations d'objets.
- Un ensemble des contributions générales qui peuvent être réutilisées et adaptées.



Plan



1 Introduction

2 Principes

3 Contributions

4 Conclusion et perspectives



Principes

Descripteurs de formes



Descripteurs de formes: compréhension/signature de la forme

- Outil essentiel des méthodes d'appariement de formes.
- Caractérisation/signature des formes des objets.
- Mesure des invariants des formes → comparaison.
- Exemples d'invariants: aire; volume; inertie; distribution, ex : des distances entre points de la frontière et centre de gravité de la forme.
- Autres invariants : valeurs et vecteurs propres d'un opérateur linéaire (Laplacien), ou d'une chaîne de Markov, associés à la forme
- La distance entre deux formes est une (pré-)distance entre leurs histogrammes, ou une distance entre leurs points signatures.



Principes

Appariement de formes



Calcul de dissimilarité: distance

- But : déterminer à quel point les objets sont similaires.
- Comment : mesurer une distance entre les descripteurs de formes (Ex : chi deux entre histogrammes).
- Distance petite \rightarrow objets similaires.



Similaires?



Figure 1: Similitude des objets.



Plan



1 Introduction

2 Principes

3 Contributions

4 Conclusion et perspectives



Squelette d'ellipsoïdes

Partition d'objets: k -means



- Un nouveau descripteur de formes 2D/3D:
 - Paver l'intérieur de l'objet (pixels/voxels) par des ellipsoïdes.
 - Une variante des nuées dynamiques est utilisée.
- Chercher la meilleure décomposition en k -classes.

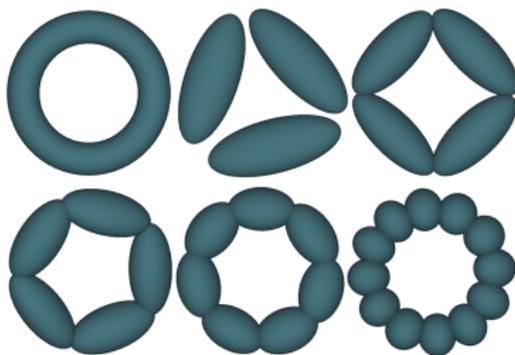


Figure 2: Un objet 3D décomposé en 3, 4, 5, 7, 12, classes.



Squelette d'ellipsoïdes

Partition optimale



- Trouver la partition optimale en k -classes.
- k n'est pas fixé à l'avance.
- La valeur de la variance mesure l'homogénéité de la classe: petite variance \rightarrow classe homogène.
- Le nombre optimal de k de classes est le plus petit nombre k tel que la variance inter classe est localement maximale.

$$var_intra = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{c}) \cdot (x_i - \bar{c}) \quad (1)$$

$$var_inter = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\bar{c}_j - \bar{s}) \cdot (\bar{c}_j - \bar{s}) \quad (2)$$



Squelette d'ellipsoïdes

Un exemple 2D

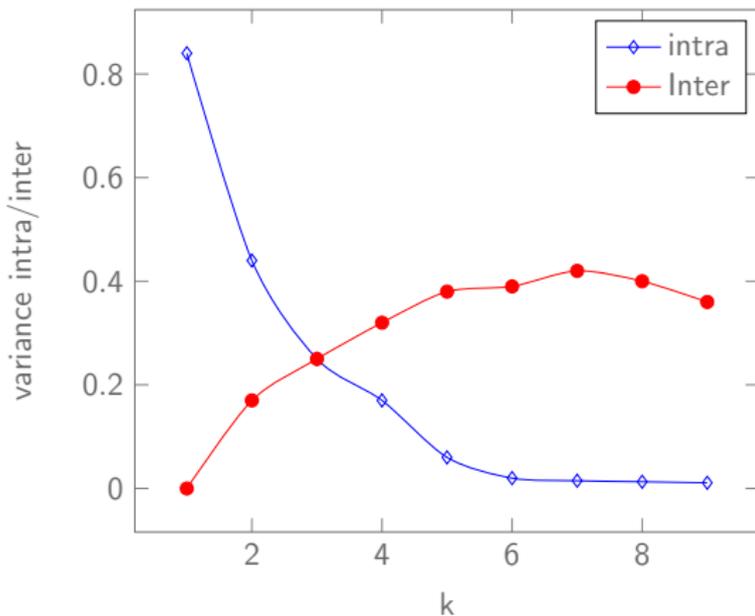


Figure 3: Variation des valeurs intra/inter classes selon k .



Squelette d'ellipsoïdes

Partition optimale d'objets



Figure 4: Objets 2D décomposés en k classes optimales.



Squelette d'ellipsoïdes

Représentation par ellipsoïdes



- Chaque classe d'un objet est représentée par un ellipsoïde
 - dont le centre est le centre de gravité de la classe,
 - dont les axes sont les vecteurs propres de la matrice de covariance.
- La matrice de covariance est indépendante du repère utilisé → invariante par isométrie.
- Résiste aux bruits et aux aléas de l'échantillonnage.

$$M_c = \begin{pmatrix} \text{var}(X) & \text{cov}(XY) & \text{cov}(XZ) \\ \text{cov}(YX) & \text{var}(Y) & \text{cov}(YZ) \\ \text{cov}(ZX) & \text{cov}(ZY) & \text{var}(Z) \end{pmatrix} \quad (3)$$



Squelette d'ellipsoïdes

Représentation par ellipsoïdes

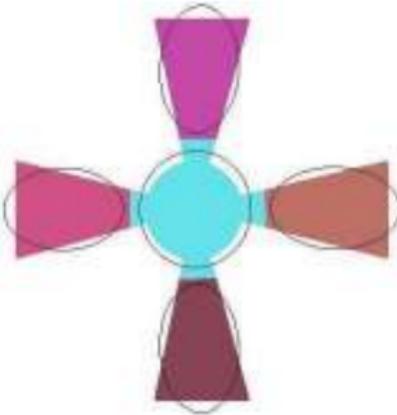


Figure 5: Squelette d'ellipsoïde d'un objet 2D.



Squelette d'ellipsoïdes

Vecteur caractéristique d'une classe



- Chaque classe est décrite par un point caractéristique.
- Les coordonnées d'un point caractéristique sont :
 - les trois valeurs propres de la matrice de covariance (décroissantes).
 - la distance euclidienne entre le centre de gravité de la classe et celui de l'objet.



Squelette d'ellipsoïdes

Calcul de distance : couplage optimal



- Le couplage optimal est le couplage parfait (une bijection) de coût minimal dans le graphe biparti complet entre les ellipsoïdes A_i de A et les ellipsoïdes B_j de B .
- Le coût d'une arête $A_i B_j$ est la distance euclidienne entre les points caractéristiques de A_i et B_j .

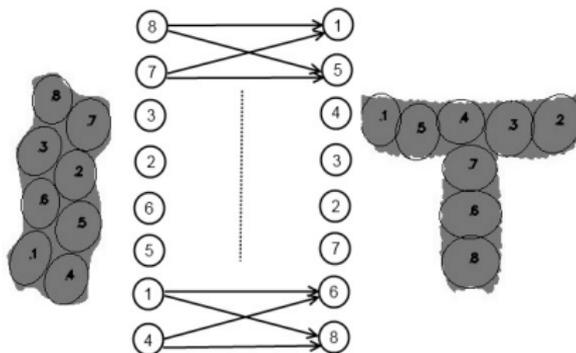


Figure 6: Couplage optimal dans un graphe biparti.



Squelette d'ellipsoïdes

Résultats

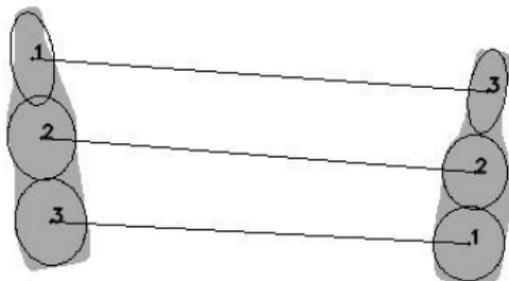


Figure 7: Objets similaires.



Squelette d'ellipsoïdes

Résultats

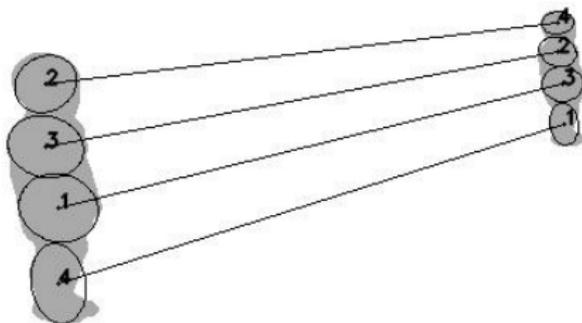


Figure 8: Changement d'échelle (normalisation des objets).



Squelette d'ellipsoïdes

Résultats

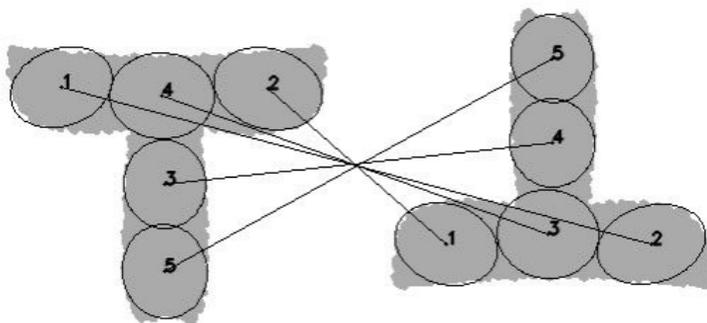


Figure 9: Rotation.



Squelette d'ellipsoïdes

Résultats



Table 1: Matrice de distances entre des objets similaires.

	Rat1	Rat2	Rat3	Rat4	Rat5
Rat	0.014	0.026	0.117	0.059	0.077

Table 2: Matrice de distances pour des objets différents (*Fish*, *Children*)

	Fish1	Fish2	Fish3	Fish4	fish 5
Childr1	0.406	0.448	0.425	0.497	0.546



Squelette d'ellipsoïdes

Classification de la base de données



Table 3: Partitionnement de la base de données. Le tableau montre la répartition des objets de la base de données en différents groupes, en utilisant notre algorithme.

Base de données	objets 2D	objets 3D
Group1 ($2 \leq k \leq 4$)	Spoons (95%) Children (93%) Bones (87%)	Airplanes (97%) Dolphins (90%) Pliers (95%)
Group2 ($5 \leq k \leq 10$)	Devices (96%) Snicks (89%)	Human (90%) Teddy (91%)
Group3 ($10 \leq k \leq 20$)	Butterfly(60%) Octopus (57%) Springs (83%)	Ants (75%) Crabs (78%) Dinosaurs (80%)



Squelette d'ellipsoïdes

Bilan



- La méthode proposée permet de trouver la décomposition optimale sans fixer le nombre de classes *k a priori*.
- Elle est facile à mettre en oeuvre et complètement automatique.
- Elle résiste aux transformations géométriques et aux aléas de l'échantillonnage.
- **Elle marche moins bien pour les objets articulés**
(Remplacer la distance euclidienne des ND par la distance géodésique ?)



Fusion des descripteurs

La fusion par la règle de produit



Motivation: aucun descripteur de formes ne suffit pour toutes les formes.

- Solution: la fusion de descripteurs de formes.
- Notre contribution : la fusion automatique de deux descripteurs, l'un local (courbures), l'autre global (géométrie de diffusion) par la règle du produit.



Fusion des descripteurs

Descripteur de forme



Objet = maillage \mathcal{M} : polyèdre avec n sommets (presque) équirépartis.

Descripteur de forme

- Calculer le descripteur pour chaque sommet.
- Résultats: un vecteur de valeurs comprises entre 0 et 1 \rightarrow une distribution.
- Transformer la distribution en histogramme.
- Distance entre objets \rightarrow distance (χ^2 , etc) entre leurs histogrammes.



Fusion des descripteurs

Descripteur de courbures



- Le descripteur de courbures S_1 : estimation de la courbure locale en chaque sommet du maillage. Il est donné par:

$$S_1(v_i) = 4H(v_i)^2 - 2K(v_i) \quad (4)$$

où:

$$H(v_i) = \frac{1}{4} \sum_{j=1}^{d_i} l_j (\pi - \beta_j) \quad (5)$$

$$K(v_i) = \frac{2\pi - \sum_{j=1}^{d_i} \alpha_j}{\frac{1}{3}A_{v_i}} \quad (6)$$



Fusion des descripteurs

Descripteur de géométrie de diffusion



Principe

- Descripteur S2 basé sur la distance de diffusion : maillage → Laplacien → spectre du Laplacien → distance de diffusion.
- La distance de diffusion est donnée par:

$$d_{\Delta_t}(v_i, v_j) = \sum_{k=1}^K \lambda_k^{\Delta_t} (R_k(v_i) - R_k(v_j)) \quad (7)$$

λ_i et R_k sont les valeurs et vecteurs propres de la matrice Laplacienne du graphe associé au maillage.



Fusion des descripteurs

Les règles de fusion



■ Les différentes règles de fusion :

■ **Maximum:** $S = \max\{\alpha_k \times S_k, k = 1, \dots, L\}$.

■ **Minimum:** $S = \min\{\alpha_k \times S_k, k = 1, \dots, L\}$.

■ **Fusion linéaire:** $S = \sum_{k=1}^L \alpha_k \times S_k$.

■ **Produit:** $S = \prod_{k=1}^L \alpha_k \times S_k = \left(\prod_{k=1}^L \alpha_k\right) \times \left(\prod_{k=1}^L S_k\right)$.

où: $\alpha^* = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L\}$ est la distribution stationnaire d'une chaîne de Markov dont les états sont les descripteurs considérés.

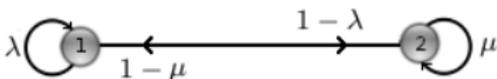


Figure 10: Chaîne de Markov à deux états représentant le degré de confiance en chaque descripteur.



Fusion des descripteurs

La règle du produit



- **Produit:** $S = \prod_{k=1}^L \alpha_k \times S_k = \left(\prod_{k=1}^L \alpha_k \right) \times \left(\prod_{k=1}^L S_k \right)$.
- Cette règle est indépendante de la constante multiplicative $\prod_{k=1}^L \alpha_k$.
- Elle ne dépend pas des formes \rightarrow aucune incidence sur la distance relative entre histogrammes.
- Cette constante peut donc être ignorée.
- Le descripteur de fusion S des descripteurs S_1 et S_2 est finalement donné par:

$$S(v_i) = S_1(v_i) \times S_2(v_i) \quad (8)$$



Fusion des descripteurs

Résultats

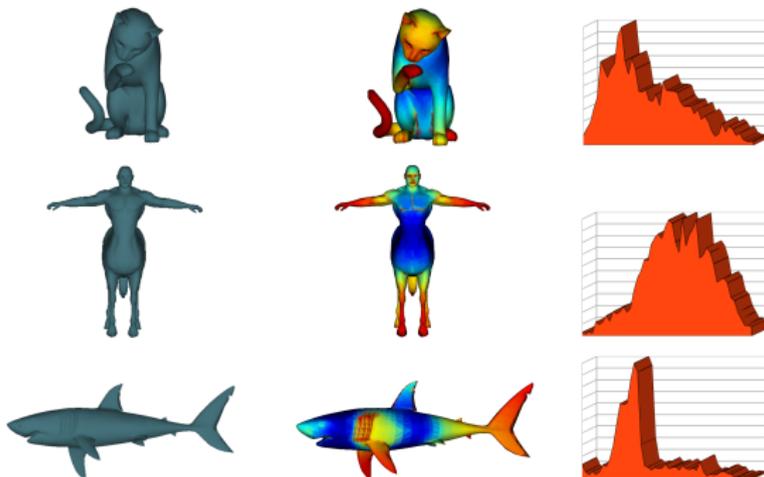


Figure 11: Un exemple de descripteur S calculé pour différentes formes. A gauche : le modèle original. Au centre : la carte de couleurs des valeurs du descripteur calculées en chaque sommet du modèle. A droite : les histogrammes correspondants.



Fusion des descripteurs

Résultats

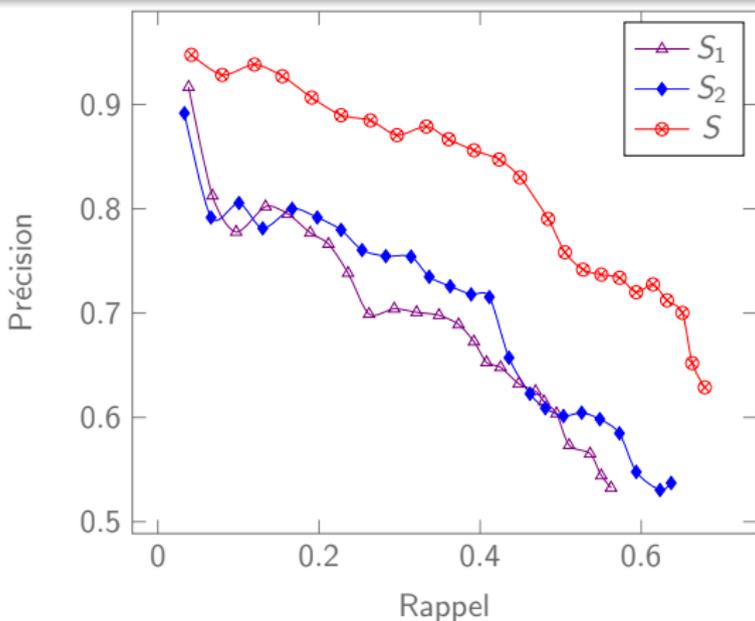


Figure 12: Courbes de précision-rappel. (a) : résultats en utilisant les descripteurs S_1 , S_2 , et S .



Fusion des descripteurs

Résultats

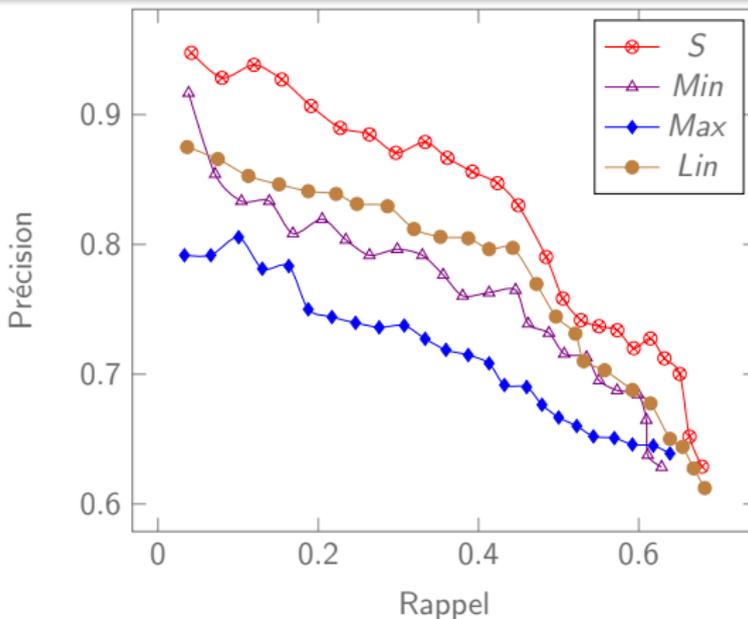


Figure 13: Résultats du processus de recherche pour la base de données TOSCA, en utilisant les différentes règles de fusion.



Fusion des descripteurs

Résultats

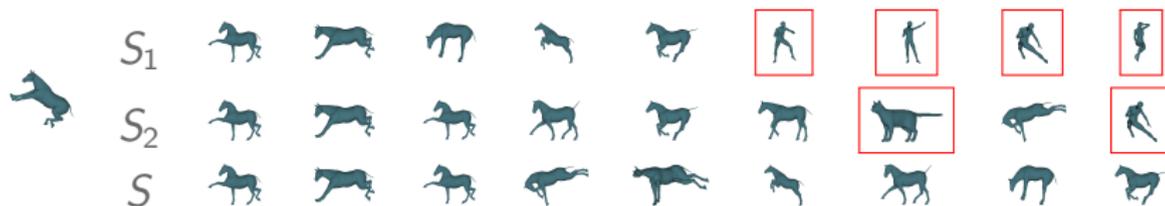


Figure 14: Résultats de recherche en utilisant S_1 , S_2 et S .
 Colonne 1 : une requête donnée. Colonnes i : la liste des objets trouvés pour une requête. Les erreurs de la recherche sont entourées en rouge. S_1 et S_2 commettent des erreurs, S n'en commet pas.



Fusion des descripteurs

Résultats

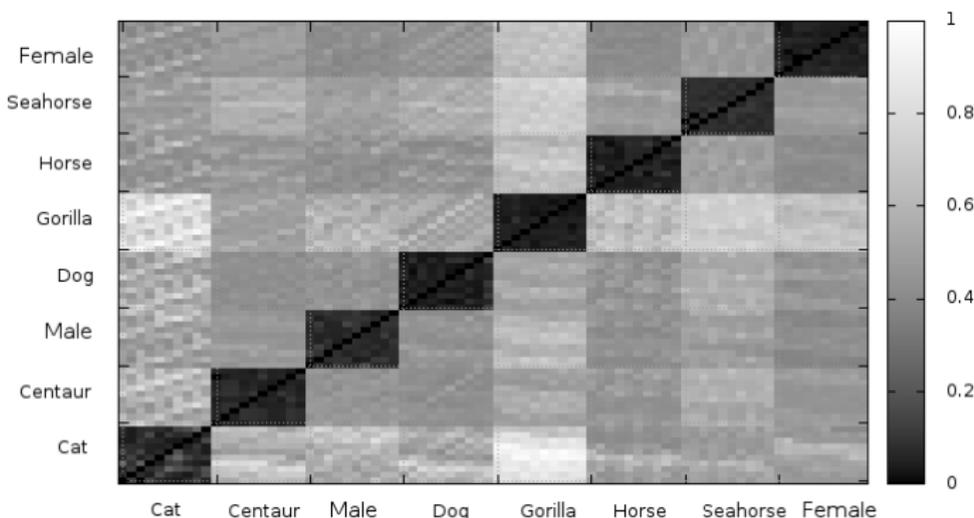


Figure 15: Matrice de distance de la base de données. Les objets dissimilaires sont représentés en clair.



Fusion des descripteurs

Résultats



Table 4: La précision moyenne pour chaque catégorie d'objets de la base de données utilisée.

Catégorie	Précision (%)					
	First-tier (FT)			Second-tier (ST)		
	S_1	S_2	S	S_1	S_2	S
Cat	58.987	60.6061	88.541	32.875	26.282	35.589
Centaur	91.569	83.333	98.764	47.658	53.030	56.589
Male	79.485	81.039	87.826	40.856	51.4706	56.658
Horse	82.698	98.395	97.897	42.559	46.732	47.598
Seahorse	98	96.530	98.874	51.658	54.166	54.256
Female	81.897	77.651	86.578	52.56	48.090	49.236
Dog	47.789	65.444	79.548	38.658	44.444	46.897
Gorilla	52.987	75.041	84.758	47.236	50.555	52.145
Toutes	74.176	79.754	90.348	44.257	43.181	49.871



Fusion des descripteurs

Résultats



Table 4: La précision moyenne de la base de données en utilisant différents descripteurs.

Catégorie	Précision (%)						
	S	D2	LSD	TD	HMDG	LSF	IDM
Cat	88.54	29.16	64.59	84.96	88.65	66.45	80.55
Centaur	98.76	31.94	75.87	78.78	93.60	79.5	76.45
Male	87.82	39.18	62.87	70.90	89.30	60.33	65.33
Horse	97.89	32.50	90.21	99.46	95.46	92.44	89.4
Seahorse	98.87	56.80	97	96	90.65	91.32	90.15
Female	86.57	42.16	63.56	71.96	80.90	69.80	72.78
Dog	79.54	30	72.32	86.42	79.54	86.34	81.44
Gorilla	84.75	29	62.87	81.18	83.15	60.87	80.35
Toutes	90.34	36.34	73.66	84.29	87.65	75.63	79.55



Fusion des descripteurs

Résultats



Table 4: Temps de calcul nécessaire pour chaque descripteur, pour chaque catégorie de la base de données TOSCA.

Catégorie	# sts	Temps de calcul en phase de pré-traitement (sec)						
		S	D2	LSD	TD	HMDG	LSF	IDM
Cat	30.6k	12.879	5.322	6.435	177.12	1191.141	7.535	1156.569
Centaur	20.4k	8.586	3.548	4.29	118.08	794.094	4.89	770.646
Male	119k	50.085	20,966	25.025	688.8	4632.215	28.525	4495.435
Horse	57.8k	24.327	10.053	12.155	334.56	2249.933	13.855	2183.497
Seahorse	20.4k	8.586	3.548	4.29	118.08	794.094	4.89	770.646
Female	85k	35.775	14,578	17.16	492	3303.725	20.375	3211.025
Dog	37.4k	15.741	6.505	7.865	216.48	1455.839	9.965	1412.851
Gorilla	71.4k	30.051	12.419	15.015	413.28	2779.329	17.115	2697.261
Temps réel		1.461	0.621	0.715	19.71	132.379	0.845	128.471



Fusion des descripteurs

Bilan



- Le descripteur de fusion est rapide et efficace.
- Il bénéficie des propriétés locales et globales.
- Améliorations possibles :
 - Re-étudier les paramètres de la fusion.
 - Appliquer la fusion à d'autres descripteurs.



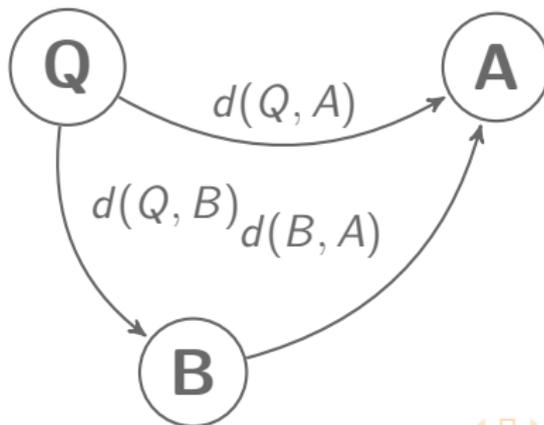
Combinaison de distances

Distance dans un graphe



- Comparer deux formes Q et $A \rightarrow$ il existe peut être une forme B proche de ces deux formes telle que:

$$d(Q, B) + d(B, A) < d(Q, A)$$
- La distance géodésique entre deux objets est la longueur du plus court chemin dans le graphe complet de toutes les formes.





Combinaison de distances

Distance dans un graphe

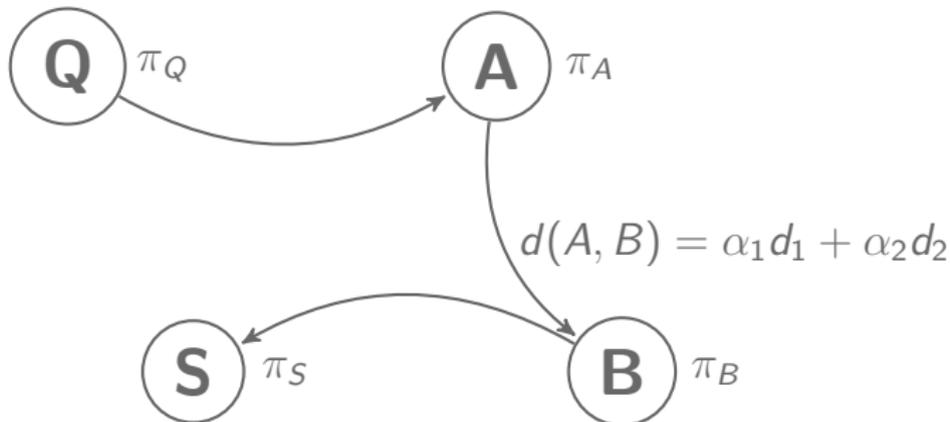


- Nous proposons une autre façon d'améliorer la précision de recherche.
 - 1 Utiliser la distance géodésique dans le graphe complet, où chaque forme de la base de données donne un sommet.
 - 2 Chaque arête AB porte plusieurs distances.
 - 3 Combiner ces distances (plutôt que fusionner leurs descripteurs).
 - 4 Calculer par programmation linéaire la meilleure combinaison linéaire convexe de ces distances ; la meilleure maximise le pouvoir de séparation, c.à.d. la longueur des plus courts chemins.



Combinaison de distances

Principe de la méthode



Le potentiel π_S est la distance géodésique entre S et la requête Q . $\pi_Q = 0$, $\pi_B = \pi_A + d(A, B)$



Fusion de descripteurs

Principe de la méthode proposée



- Les contraintes du problème de PL (les $d_i(A, B)$ sont données) :

$$\pi_B \leq \pi_A + d(A, B), \quad \pi_A \leq \pi_B + d(A, B), \quad \forall (A, B) \in E$$

$$d(A, B) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \times d_i(A, B), \quad 0 \leq \alpha_i \leq 1, \quad \sum \alpha_i = 1$$

- L'objectif : maximiser soit ρ_1 soit ρ_2 :

$$\rho_1 = \sum_{B \in \mathcal{D}} \pi_B \quad \text{et} \quad \rho_2 = \pi_S$$



Combinaison de distances

Résultats



Table 5: Exemples des résultats de précisions pour des modèles choisis aléatoirement dans les différentes classes de la base de données ESB.

Requête	Précision		Coefficients		Précision notre méthode (D)
	D2 (d_4)	CH (d_5)	α_4	α_5	
90 degree elbows	0.811	0.624	0.818546	0.181454	0.854
Discs	0.737	0.609	0.985294	0.0147057	0.811
Intersecting pipes	0.909	0.828	0.558892	0.441108	0.938
Miscellaneous	0.800	0.771	0.985294	0.0147057	0.845
Round change at end	0.737	0.701	0.612684	0.387316	0.811
Spoked wheels	0.669	0.925	0.985294	0.0147057	0.945
Bearing blocks	0.767	0.628	0.931738	0.0682622	0.846
Contoured surfaces	0.702	0.618	0.760019	0.239981	0.743
Machined blocks	0.589	0.702	0.79817	0.20183	0.735
Miscellaneous	0.874	0.811	0.0591479	0.940852	0.924
Rocker arms	0.804	0.838	0.558892	0.441108	0.892
T shaped parts	0.734	0.874	0.333112	0.666888	0.892
Thick slotted plates	0.673	0.79817	0.20183	0.816328	0.734
Backdoors	0.688	0.734	0.615845	0.384155	0.795
Contact switches	0.938	0.826	0.985294	0.0147057	0.955
Curved housings	0.892	0.528	0.0313121	0.968688	0.907
Rectangular housings	0.548	0.724	0.558892	0.441108	0.846



Combinaison de distances

Résultats

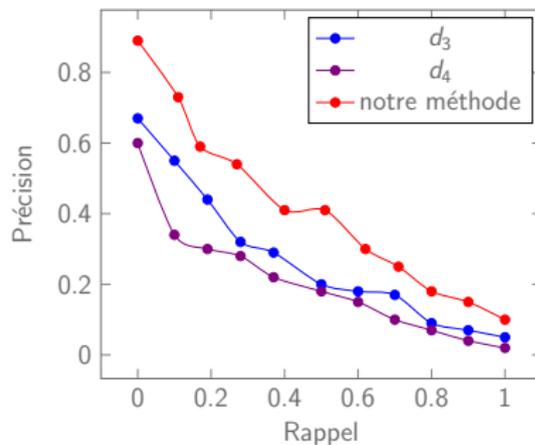
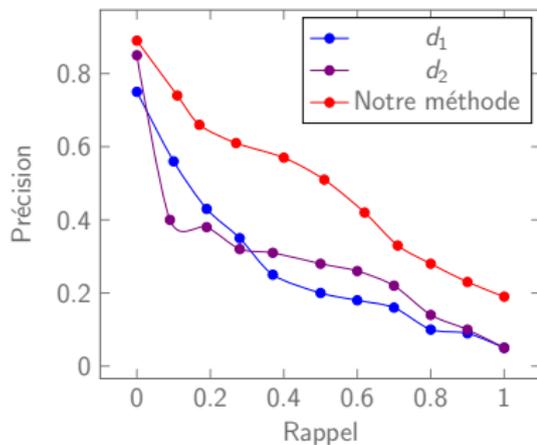


Figure 16: La courbe précision-rappel en rouge correspond à la combinaison de deux distances d_1 et d_2 avec notre méthode. A droite : la combinaison des distances d_3 et d_4 .



Combinaison de distances

Résultats

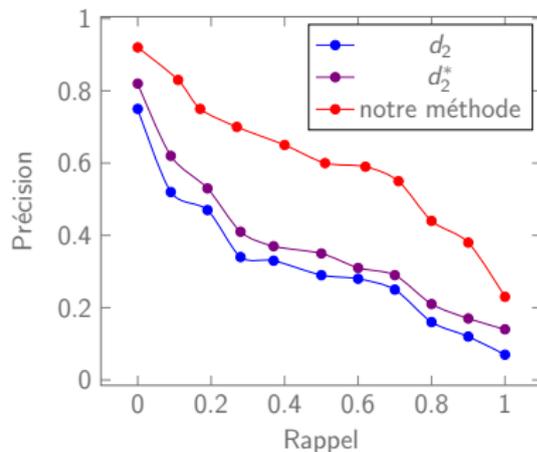
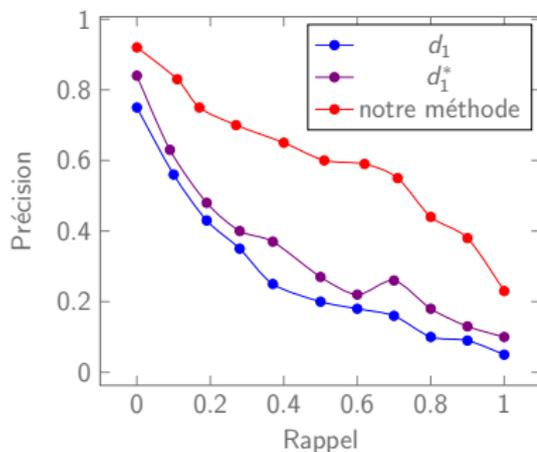


Figure 17: Dans chaque graphique, les courbes en bleu correspondent aux distances (d_i) induites par les descripteurs utilisés, et les courbes en violet correspondent aux distances géodésiques d_i^* . La courbe en rouge correspond aux résultats de notre méthode.



Combinaison de distances

Bilan



- Notre méthode (distance géodésique, combinaison convexe de plusieurs distances) améliore considérablement la précision de la recherche de formes.
- Il y a un problème de complexité algorithmique : le nombre d'arêtes du graphe complet croît quadratiquement avec le nombre d'objets dans la base de données.
- Il vaut le coup d'étudier ce problème dans le futur.



Le clonage de formes

Le clonage améliore la reconnaissance



- Irrégularité des maillages conduit à des mauvais résultats.
- **Notre contribution : améliorer la forme de la requête au lieu du descripteur de formes**
- Cette méthode s'applique à tous les descripteurs.
- Ils sont utilisables simultanément.
- La méthode est massivement parallèle.



Le clonage de formes

Le principe



- Des clones sont générés à partir de la requête.
- Les clones et la requête sont indiscernables pour l'oeil humain.
- La méthode utilise un algorithme génétique pour générer et faire évoluer les clones, de façon à **minimiser la distance entre clones et objets de la base.**



Le clonage de formes

Génération des clones



- A partir d'une requête Q , nous générons K clones Q_i .
- Les clones sont obtenus en perturbant quelques points sur la surface de la requête.
- Si un sommet v est perturbé, ses nouvelles coordonnées sont:

$$v'_x = v_x \pm \epsilon_x, \quad v'_y = v_y \pm \epsilon_y, \quad v'_z = v_z \pm \epsilon_z \quad (9)$$



Le clonage de formes

Génération des clones



Objet original



Les sommets sélectionnés

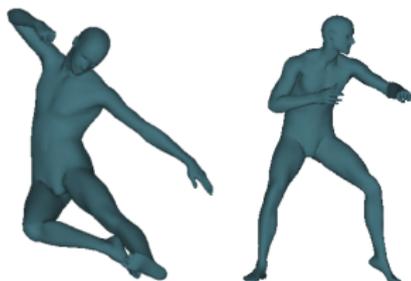
 $\epsilon = 0.03$  $\epsilon = 0.1$

Figure 18: Un exemple de la technique de perturbation appliquée sur un modèle.



Le clonage de formes

Les clones d'un modèle



David 1

David 2

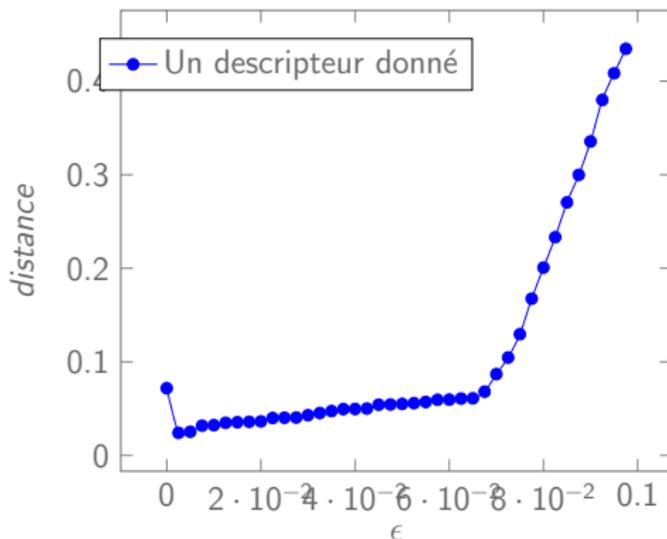
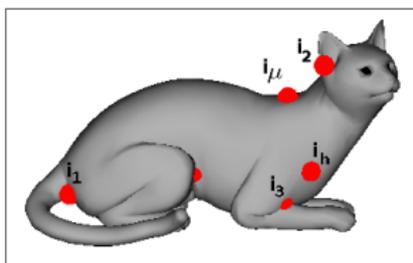


Figure 19: Perturber David 2 le rapproche de David 1.



■ Codage d'un génotype:



Clone

$$\begin{array}{ccccccc}
 i_1 & \dots & i_{h-1} & i_h & \dots & i_\mu \\
 (x_{i_1}, y_{i_1}, z_{i_1}) & \dots & (x_{i_{h-1}}, y_{i_{h-1}}, z_{i_{h-1}}) & (x_{i_h}, y_{i_h}, z_{i_h}) & \dots & (x_{i_\mu}, y_{i_\mu}, z_{i_\mu})
 \end{array}$$

génotype

Figure 20: Un exemple de codage du génotype d'un modèle.



Clonage de formes

Algorithme génétique



■ Opération de croisement:

- Un génotype est noté $Q_i^y = L_i^y R_i^y$.
- Chaque paire de clones génère deux nouveaux clones par croisement standard entre leurs deux génotypes $Q_i^y = L_i^y R_i^y$ et $Q_j^y = L_j^y R_j^y$.
- Le génotype d'un nouveau clone est la concaténation d'une partie gauche et d'une partie droite ($L_i^y R_j^y$ et $L_j^y R_i^y$).



Clonage de formes

Algorithme génétique



- Opération de mutation:
 - Chaque clone peut subir une mutation.
 - Avec une probabilité de 0.01, chaque gène est remplacé par un nouveau sommet.



Le clonage de formes

Algorithme génétique



- Le meilleur clone Q^* de Q est celui qui minimise la distance entre Q^* et les objets de $M(Q^*, d) = \{ \text{les } m \text{ objets de la base les plus proches pour un descripteur } d \}$. Plusieurs descripteurs sont utilisables simultanément.
- Nous proposons deux distances à minimiser ("fitness") :

$$f(Q_i, d) := \frac{1}{m \times (m + 1)} \sum_{s_j \in R(Q_i)} \sum_{s_k \in R(Q_i)} d(s_j, s_k) \quad (10)$$

$$f(Q_i, d) := \frac{1}{m} \sum_{s_k \in M(Q_i)} d(Q_i, s_k) \quad (11)$$



Le clonage de formes

Algorithme génétique

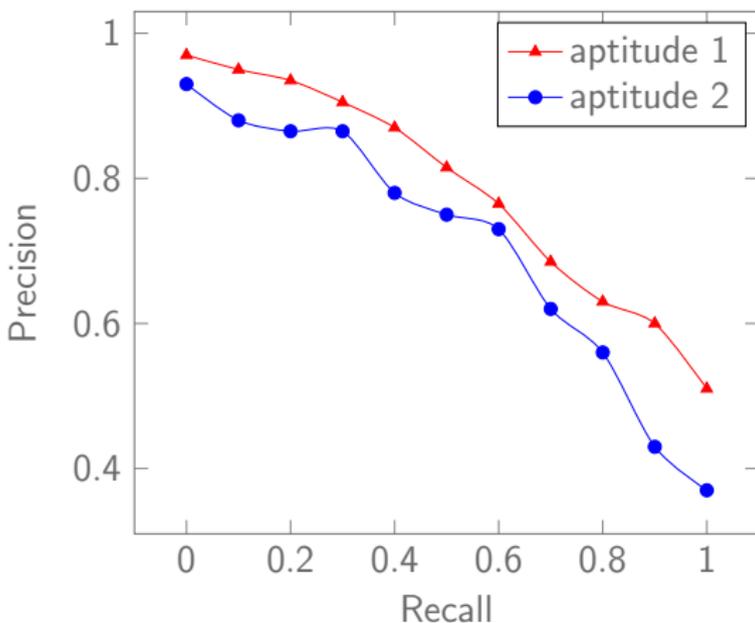


Figure 21: Comparaison des précisions de notre algorithme selon les deux fonctions d'aptitude.



Le clonage de formes

Le meilleur clone



- A chaque itération de l'AG, le meilleur couple (Q^*, d) est mis à jour.
- Les résultats de la recherche sont ceux trouvés avec le meilleur couple (Q^*, d) .



Le clonage de formes

Architecture multi-agents



L'AC entre dans une boucle (pour $g = 1$ à $G = 12$) :

- L'AC demande aux agents SR_i de traiter toutes les paires (Q_i, d) , pour les descripteurs de formes $d \in \mathcal{D}$. Les agents SR_i envoient leurs résultats à l'AC.
- Après réception des réponses des agents SR_i , l'AC met à jour le tuple $(Q_i, d, M(Q_i, d), f(Q_i, d))$ du meilleur clone Q^* , c-à-d le clone avec le $f(Q, d)$ minimal.
- Si $g < G$, l'AC crée la génération suivante P_{g+1} avec les opérateurs génétiques standard (croisement, mutation).

Le résultat est le meilleur clone Q^* , ainsi que son tuple $(Q^*, d^*, M(Q^*, d^*), f(Q^*, d^*))$.



Le clonage de formes

Résultats

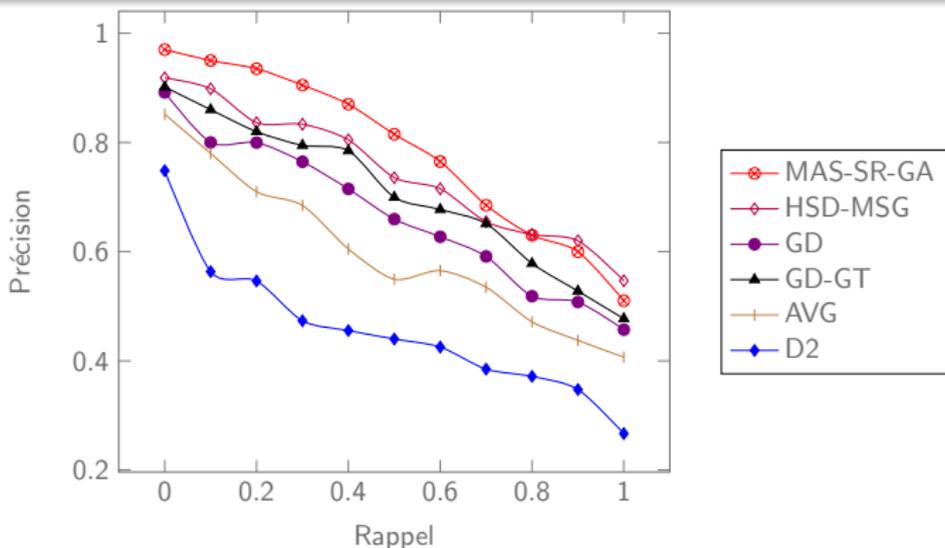


Figure 22: La comparaison des résultats de notre méthode avec d'autres méthodes proposées dans la littérature. Les courbes sont tracées en fonction des résultats obtenus sur des objets de la base de données TOSCA.



Plan



1 Introduction

2 Principes

3 Contributions

4 Conclusion et perspectives



- Nous avons proposé plusieurs contributions :
 - 1 1. variante des nuées dynamiques (limite: objets articulés)
 - 2 2. fusion de deux descripteurs, l'un local, l'autre global
 - 3 3. combinaison géodésique et convexe de plusieurs distances par Programmation Linéaire (problème : taille quadratique du graphe complet).
 - 4 4. amélioration de la forme de la requête, par algorithme évolutionnaire.



- Nous n'avons pas eu le temps de comparer ces différentes approches, ni d'implanter la fusion optimale de chaînes de Markov (minimisant $|\lambda_2|$ et le temps de mixage).
- 4 est la plus prometteuse ; avec le parallélisme, elle est en temps constant : le nombre de générations. 12 générations semblent suffire.
- Leçon de 4: **Même les meilleurs descripteurs de la littérature sont numériquement instables** puisqu'ils sont fortement améliorés par le clonage. Ce problème est sa propre solution : 4 résout ce problème.



- B.Mokhtari *et al.*, "A 3D shape matching and retrieval approach based on fusion of curvature and geometric diffusion features", *Int. Journal of Computer Applications in Technology*, volume 55, numéro 2, *in press*.
- B.Mokhtari *et al.*, "*Proposition d'un descripteur de formes pour la recherche et la classification des maillages 3D*", *Groupe de Travail en Modélisation Géométrique 2015, Poitiers, France, Avril 2015, pp 128-140*.
- B.Mokhtari *et al.*, "*Dynamic clustering-based method for shape recognition and retrieval*", *Tools and Methods of Competitive Engineering-TMCE 2014, Budapest, Hungary, Mai 2014, pp. 695–706*.



- B.Mokhtari *et al.*, "Reconnaissance de formes par Squelettes d'ellipsoïdes", Groupe de Travail en Modélisation Géométrique 2013, Marseille, France, Mars 2013, pp 53-65.
- B. Mokhtari *et al.*, "Descripteurs de formes: état de l'art", journées doctorales en Informatique, université de Guelma, Algérie, Novembre 2012.

En cours:

- B. Mokhtari *et al.*, "An optimal unsupervised geodesic combination of", Pattern Recognition Letters, *under review*.
- B.Mokhtari *et al.*, "Evolutionary cloning for improvement of 3D shape retrieval methods", *International Journal of Computers Applications, under review*.



Questions ?

Bilal MOKHTARI

bilal.mokhtari@u-bourgogne.fr

