

TRAITEMENT ET ANALYSE DE MAILLAGES 3D : DU TRAITEMENT DE SIGNAUX SUR GRAPHES AUX RÉSEAUX DE NEURONES

ORASIS 2025

Olivier LÉZORAY

Normandie Univ, UNICAEN, ENSICAEN, CNRS, GREYC, Caen, FRANCE

olivier.lezoray@unicaen.fr
<https://lezoray.users.greyc.fr>

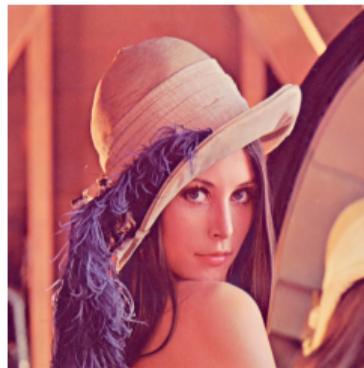


1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

Signaux sur graphes ?

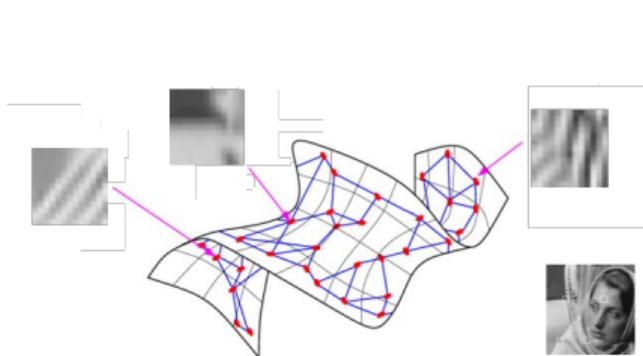
- ▶ On considère des domaines Ω (2D: images, 3D: maillages, nD: variétés) représentés par des graphes $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ et qui portent des signaux multivariés $f : \mathcal{G} \rightarrow \mathbb{R}^n$
- ▶ Les graphes peuvent être orientés ou non, et porter des poids sur les arêtes. Leur topologie est arbitraire.



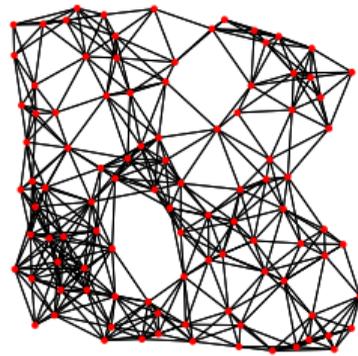
$$f_1 : \mathcal{G}_1 \rightarrow \mathbb{R}^{n=3}$$



$$f_2 : \mathcal{G}_2 \rightarrow \mathbb{R}^{n=3}$$



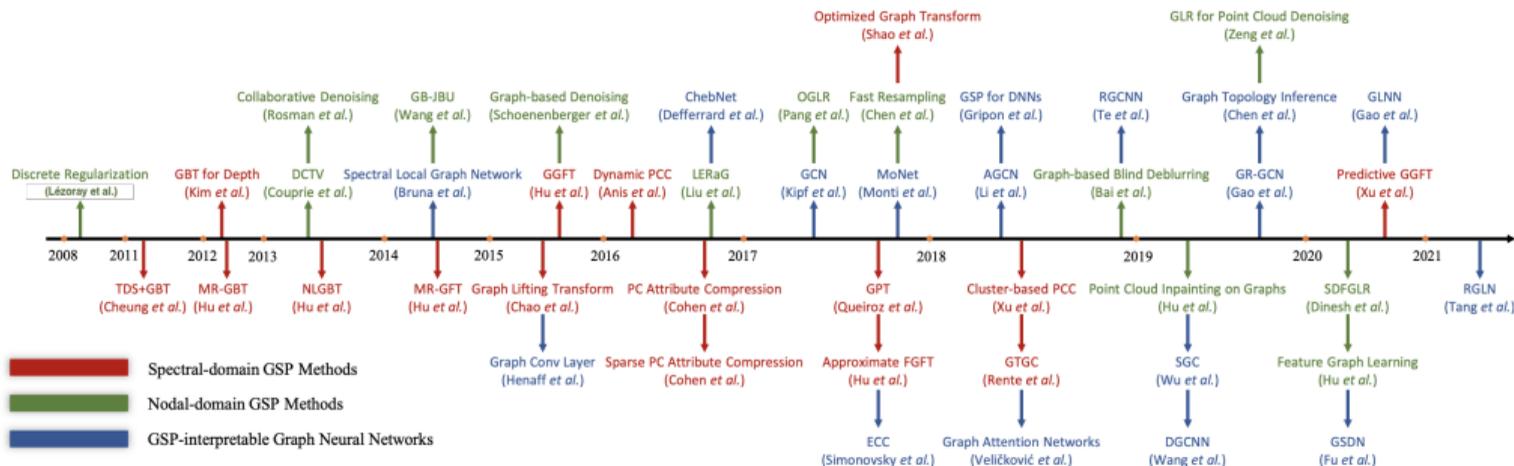
$$f_3 : \mathcal{G}_3 \rightarrow \mathbb{R}^{n=21 \times 21}$$



$$f_4 : \mathcal{G}_4 \rightarrow \mathbb{R}^{n=*}$$

Références

- ▶ David I. Shuman, Sunil K. Narang, Pascal Frossard, Antonio Ortega, Pierre Vandergheynst, **The Emerging Field of Signal Processing on Graphs: Extending High-Dimensional Data Analysis to Networks and Other Irregular Domains**. *IEEE Signal Process. Mag.* 30(3): 83-98, 2013.
- ▶ A. Ortega, P. Frossard, J. Kovačević, J. M. F. Moura and P. Vandergheynst, **Graph Signal Processing: Overview, Challenges, and Applications**, *Proceedings of the IEEE*, 106(5): 808-828, 2018.
- ▶ W. Hu, J. Pang, X. Liu, D. Tian, C. -W. Lin and A. Vetro, **Graph Signal Processing for Geometric Data and Beyond: Theory and Applications**, in *IEEE Transactions on Multimedia*, 2021.



Maillages 3D

- ▶ Les récentes avancées technologiques ont permis de générer d'énormes quantités de données 3D
- ▶ Même avec du matériel et des logiciels bon marché (smartphone), on peut facilement générer des données en 3D

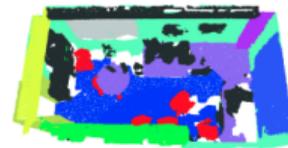
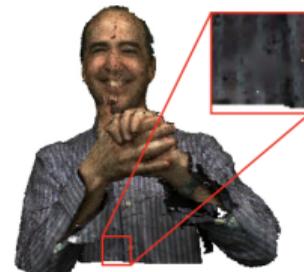
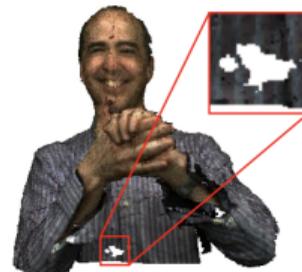
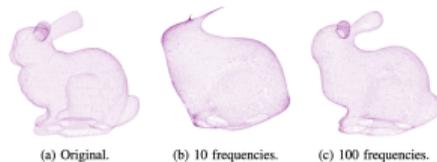


- ▶ Avec la prolifération de ces données 3D, de nouveaux domaines d'application sont apparus : **Digital Forensics, Cultural Heritage, Body Scanning**

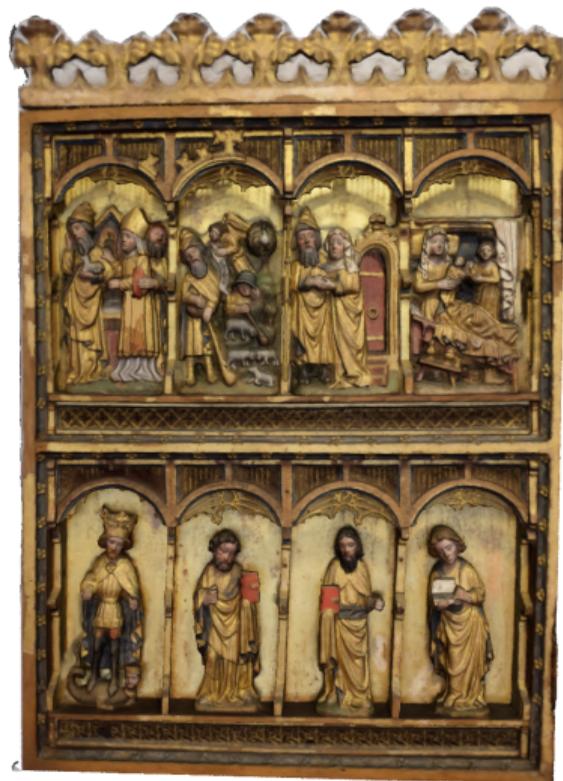


Problématiques : du bas au haut niveau

- ▶ Compression du signal :
↳ ondelettes pour signaux sur graphes
- ▶ Complétion :
↳ inpainting de signaux sur graphes
- ▶ Débruitage :
↳ filtrage de signaux sur graphes
- ▶ Manipulation :
↳ rehaussement de signaux sur graphes
- ▶ Segmentation :
↳ partitionnement de signaux sur graphes



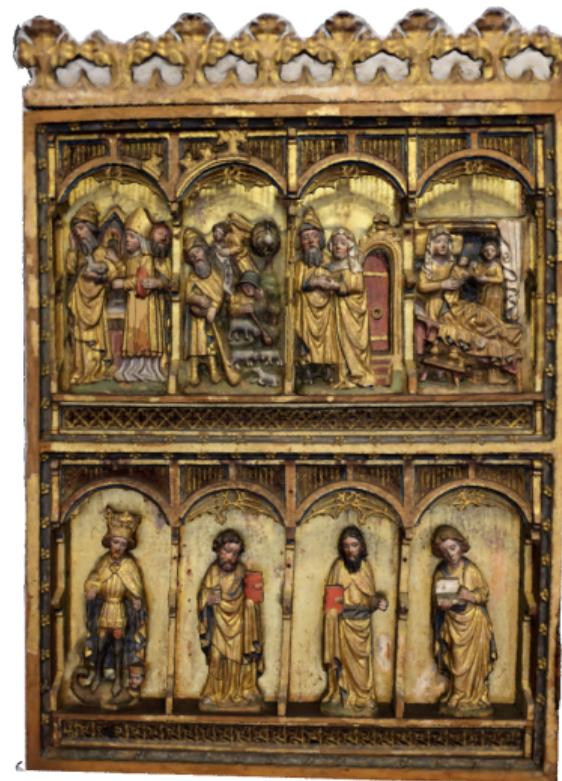
Exemple de mise en oeuvre : le sharpening



Original



Filtrage (adaptatif)



Sharpening

- ▶ La plupart des méthodes basées sur l'image utilisent des patches pour les problèmes inverses : comment définir des patches pour les maillages 3D ? → **patches en spirale**
- ▶ Remplir les régions manquantes d'un maillage 3D, (pour le compléter ou l'éditer) ? → **Inpainting de maillages 3D**
- ▶ Quelles régions d'un maillage 3D sont importantes (pour la simplification ou la décimation adaptative, la sélection du point de vue) ? → **Saillance de maillages 3D mesh**
- ▶ Apprendre une représentation latente des maillages pour les manipuler ? → **Auto-Encodeur de maillages 3D**

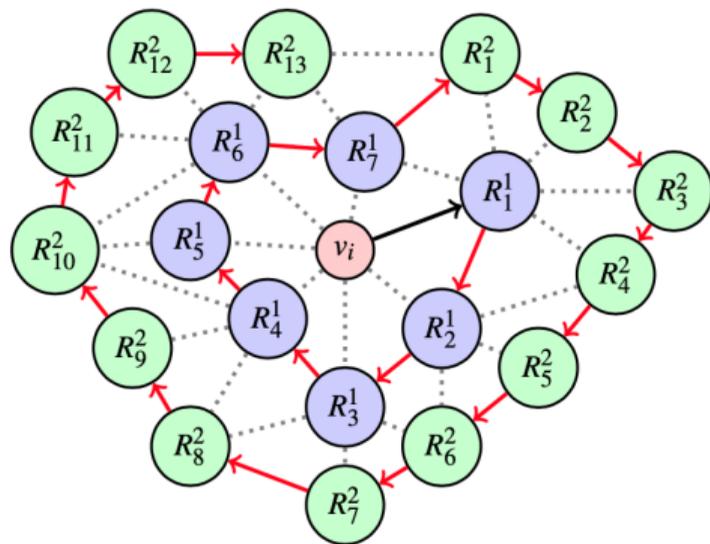
1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

1. Introduction
- 2. Patches en spirale**
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

Patches en spirale

Notations

- ▶ Un maillage \mathcal{M} est représenté par un graphe $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ avec $\mathcal{V} = \{v_1, \dots, v_m\}$ et $\mathcal{E} \subset \mathcal{V} \times \mathcal{V}$
- ▶ $v_i \sim v_j$ est utilisé pour désigner deux sommets adjacents
- ▶ $\mathcal{N}(v_i) = \{v_j, v_j \sim v_i\}$ donne l'ensemble des sommets adjacents à v_i par un saut d'une arête dans le graphe
- ▶ Lim *et al.* ont proposé des descripteurs locaux en spirale : les sommets autour d'un sommet peuvent être énumérés en suivant une spirale



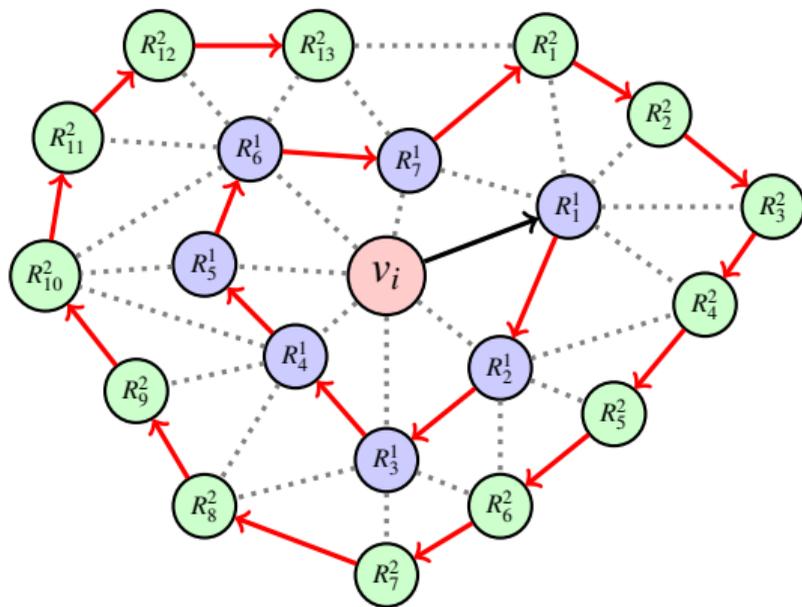
Signal sur le graphe $\mathbf{F} : \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}^d$.

1. $\mathbf{S} : \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}^3$ pour les coordonnées
2. $\mathbf{N} : \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}^3$ pour les normales
3. $\mathbf{C} : \mathcal{V} \rightarrow \mathbb{R}^3$ pour les couleurs

Descripteurs locaux en spirale par sauts

Définitions

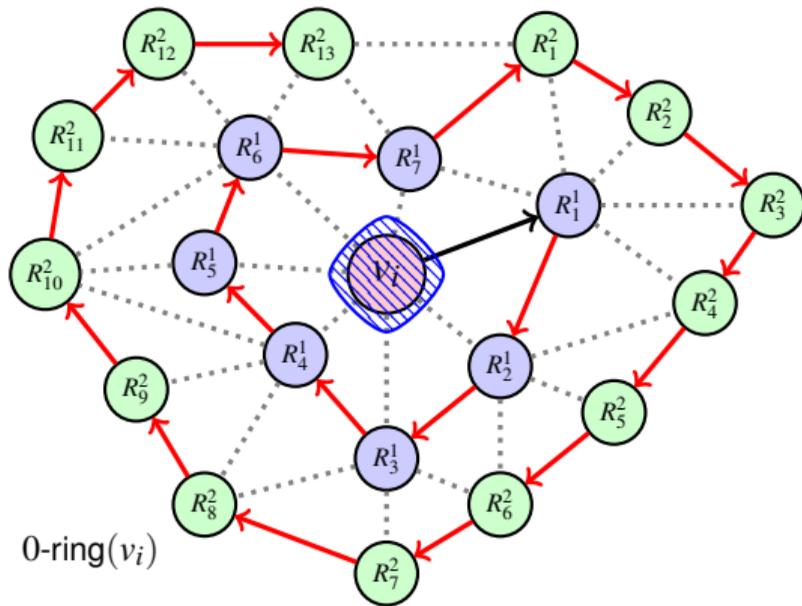
- $R^k(v_i) = k\text{-ring}(v_i)$ est un ensemble ordonné de sommets (anneau) dont le plus court chemin vers v_i est exactement de k sauts



Descripteurs locaux en spirale par sauts

Définitions

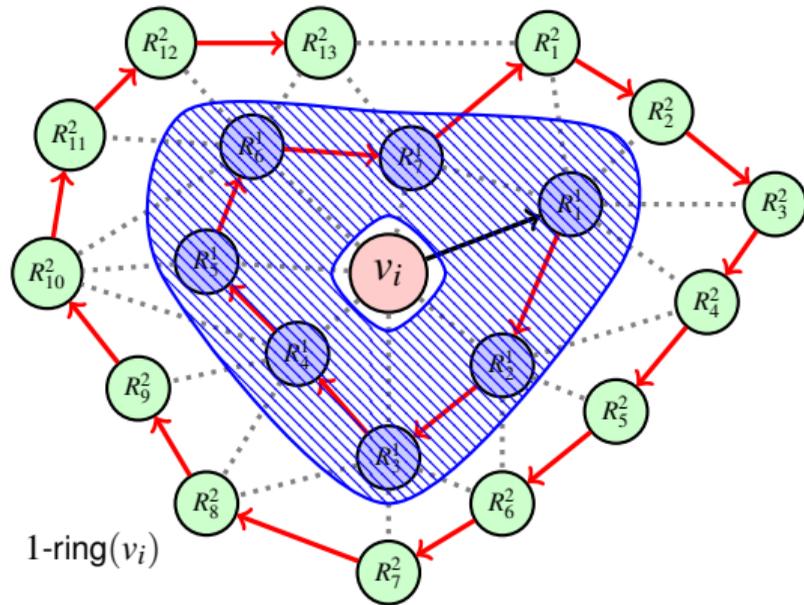
- $R^k(v_i) = k\text{-ring}(v_i)$ est un ensemble ordonné de sommets (anneau) dont le plus court chemin vers v_i est exactement de k sauts $\Rightarrow R^0(v_i) = \{v_i\}$



Descripteurs locaux en spirale par sauts

Définitions

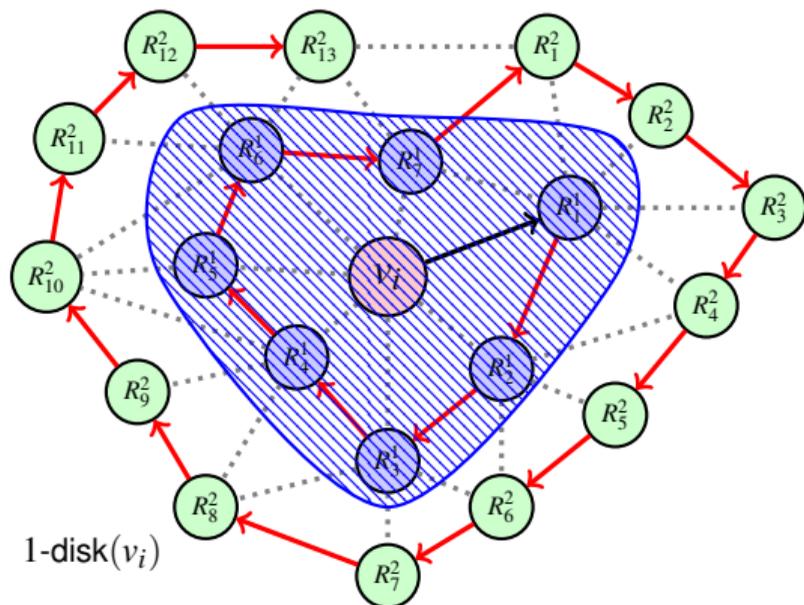
- $R^k(v_i) = k\text{-ring}(v_i)$ est un ensemble ordonné de sommets (anneau) dont le plus court chemin vers v_i est exactement de k sauts $\Rightarrow R^0(v_i) = \{v_i\}$ et $R^1(v_i) = \mathcal{N}(v_i)$



Descripteurs locaux en spirale par sauts

Définitions

- ▶ $R^k(v_i) = k\text{-ring}(v_i)$ est un ensemble ordonné de sommets (anneau) dont le plus court chemin vers v_i est exactement de k sauts $\Rightarrow R^0(v_i) = \{v_i\}$ et $R^1(v_i) = \mathcal{N}(v_i)$
- ▶ $k\text{-disk}(v_i) = \bigcup_{l=0, \dots, k} R^l(v_i)$ est l'ensemble des sommets atteignables depuis v_i en 0 à k sauts.

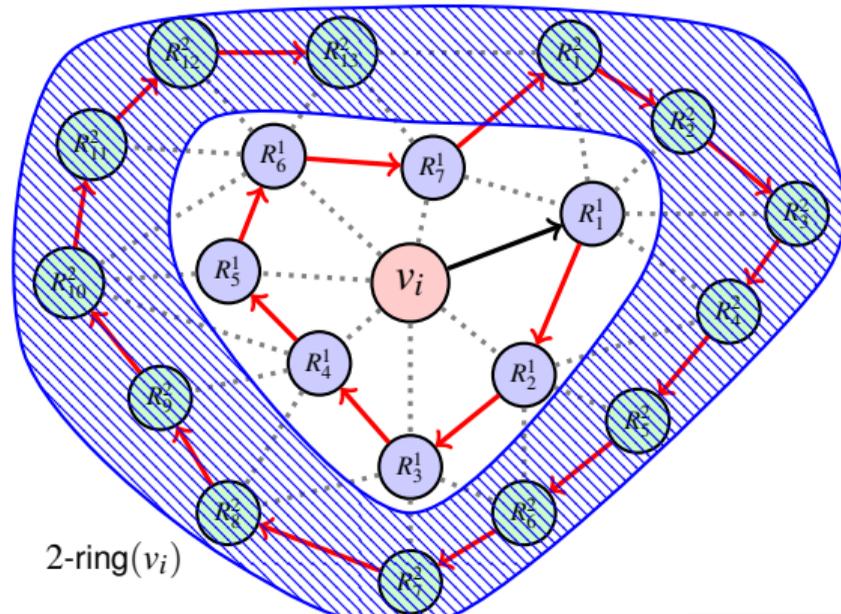


Descripteurs locaux en spirale par sauts

Définitions

- ▶ $R^k(v_i) = k\text{-ring}(v_i)$ est un ensemble ordonné de sommets (anneau) dont le plus court chemin vers v_i est exactement de k sauts $\Rightarrow R^0(v_i) = \{v_i\}$ et $R^1(v_i) = \mathcal{N}(v_i)$
- ▶ $k\text{-disk}(v_i) = \bigcup_{l=0, \dots, k} R^l(v_i)$ est l'ensemble des sommets atteignables depuis v_i en 0 à k sauts.

- ▶ $R^{(k+1)}(v_i) = \mathcal{N}(R^k(v_i)) \setminus k\text{-disk}(v_i)$ est l'ensemble des sommets atteignables en un saut à partir de $R^k(v_i)$ sans passer par son k -disk (qui contient les sommets atteignables depuis v_i en 0 à k sauts)



Patches en spirale

Définitions

- ▶ L'opérateur Patch en spirale $\text{Sp}(v_i, k)$ est une séquence ordonnée obtenue par la concaténation des anneaux ordonnés :

$$\begin{aligned} \text{Sp}(v_i, k) &= (v_i, 1\text{-ring}(v_i), \dots, k\text{-ring}(v_i)) \\ &= \left(R_1^0(v_i), R_1^1(v_i), R_2^1(v_i), \dots, R_{|R^k|}^k(v_i) \right) \end{aligned}$$

- ▶ Il possède 2 degrés de liberté : la direction (horaire ou antihoraire) des anneaux et le premier sommet choisi $R_1^1(v_i)$
- ▶ Nous fixons :
 - ▶ l'orientation en sens horaire
 - ▶ le sommet initial $R_1^1(v_i)$ est celui situé dans la direction du plus court chemin géodésique vers v_i :

$$R_1^1(v_i) = \arg \min_{v_j \in \mathcal{N}(v_i)} d_G(v_i, v_j)$$

Patches en spirale

Comparaison

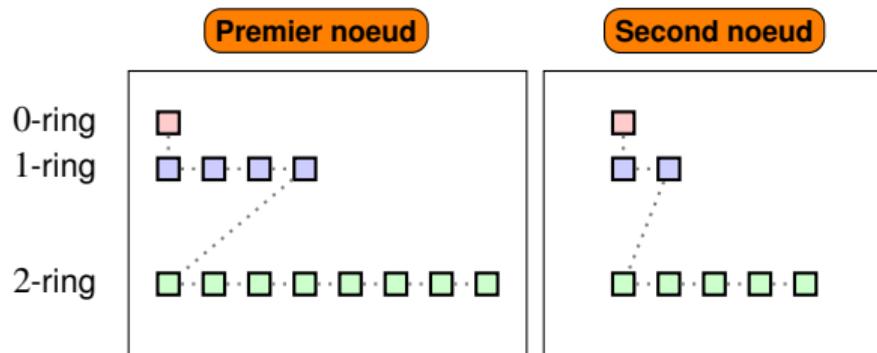
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

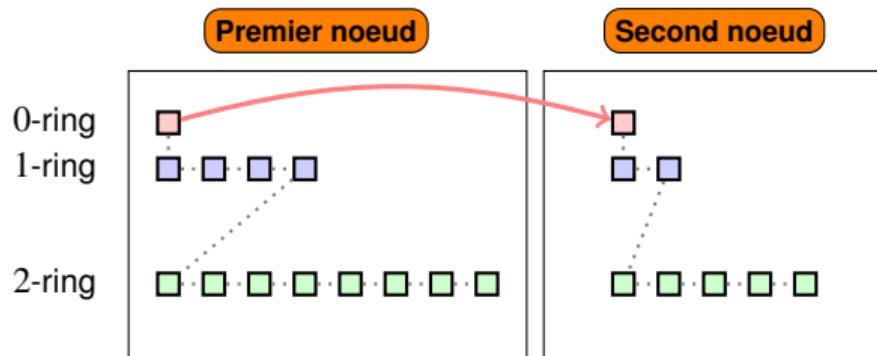
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

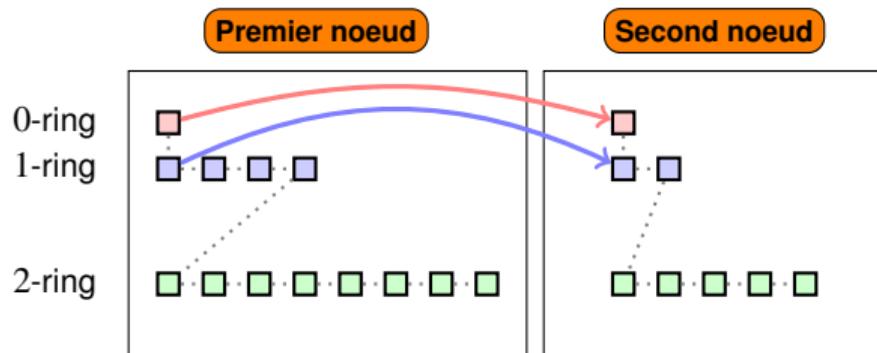
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

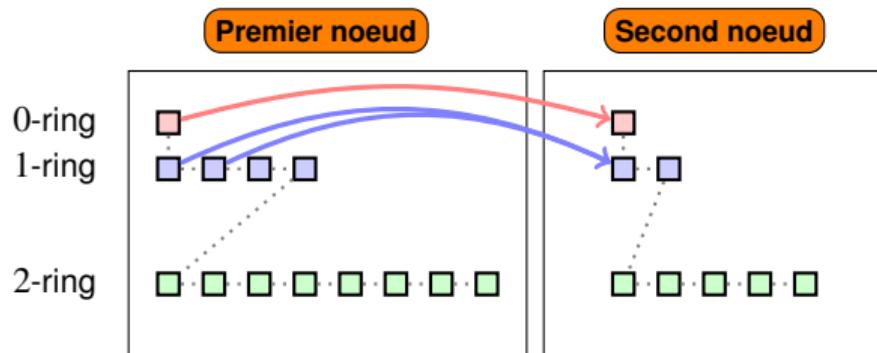
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

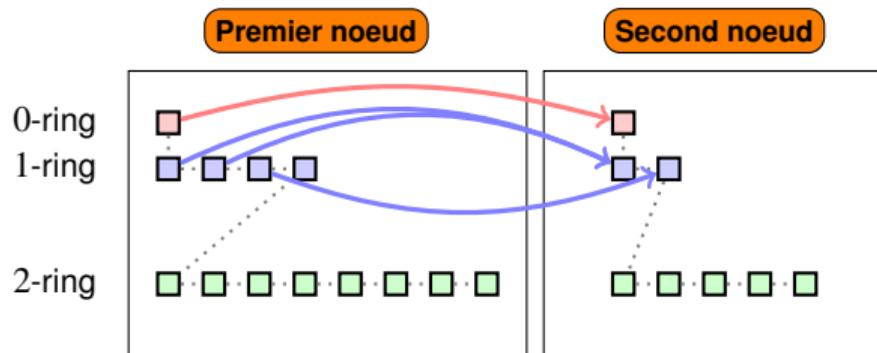
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

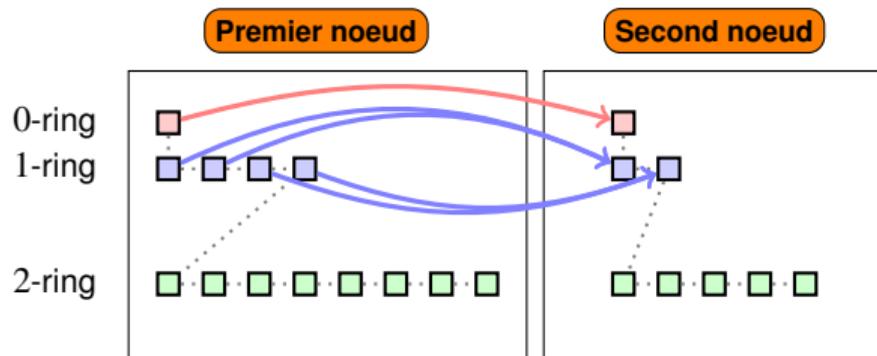
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

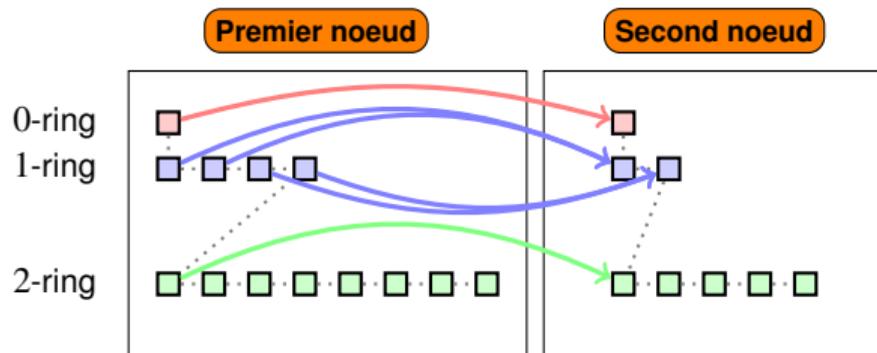
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

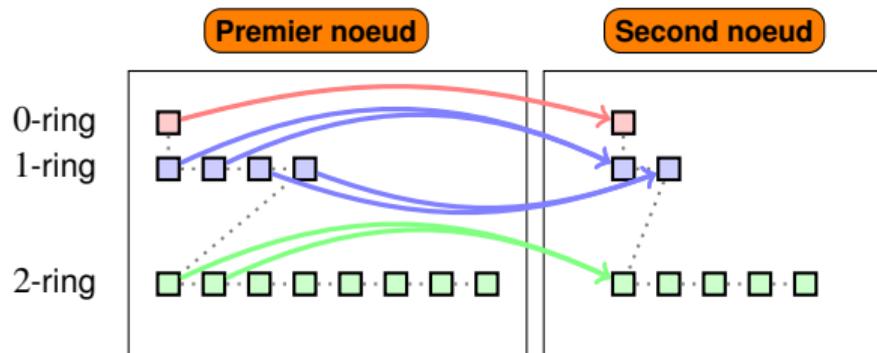
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

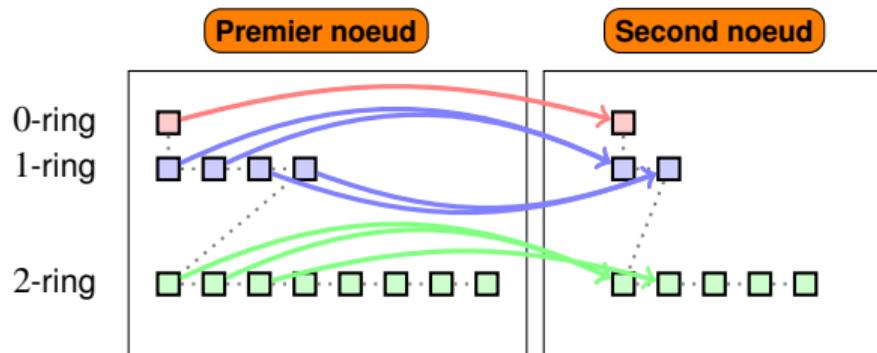
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

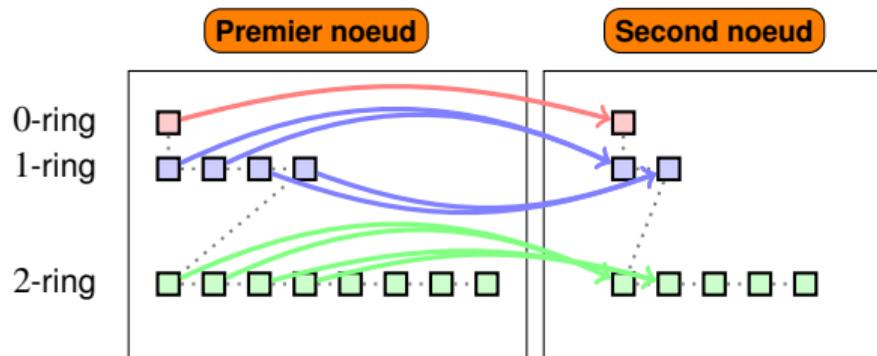
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

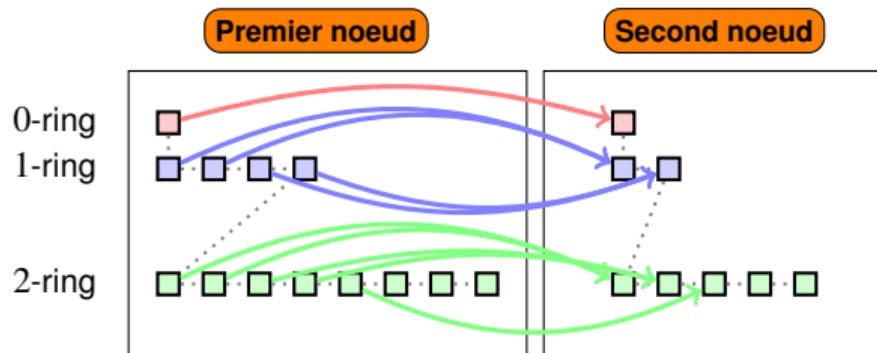
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

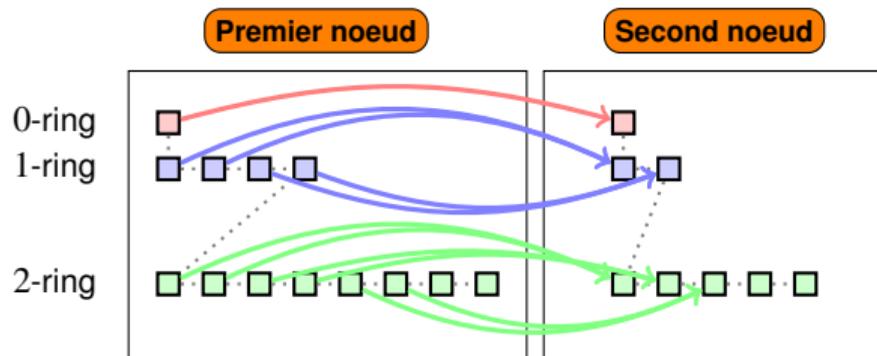
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

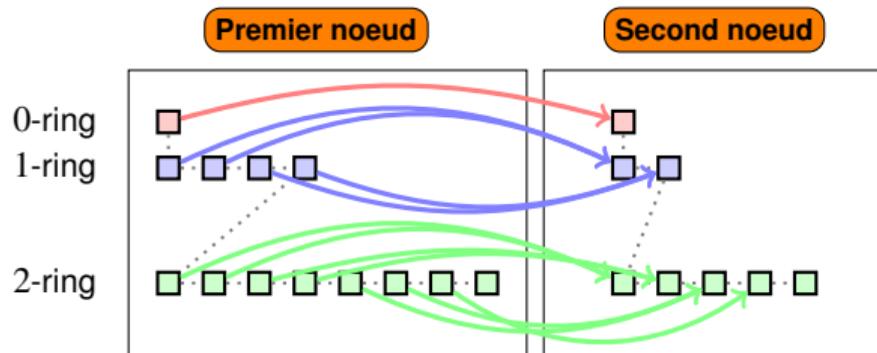
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

Patches en spirale

Comparaison

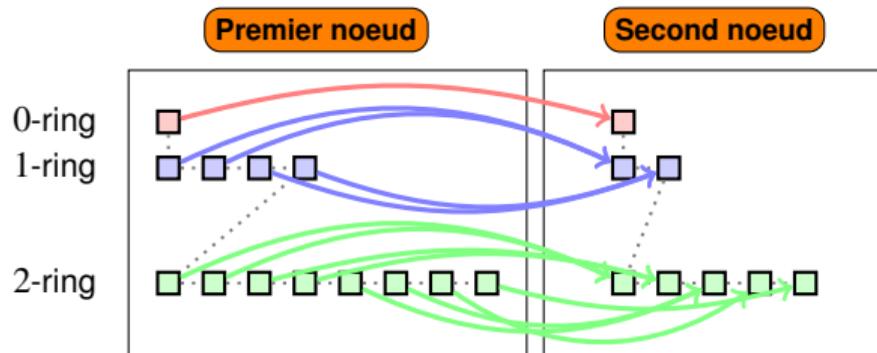
- ▶ La taille d'un patch en spirale $Sp(v_i, k)$ varie selon les sommets
- ▶ Lim *et al.* tronquent ou complètent chaque spirale avec des zéros selon sa taille pour comparer deux descripteurs locaux en spirale
- ▶ Nous proposons une comparaison hiérarchique plus précise

$$d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)) = \sum_{l=0}^k d(R^l(v_i), R^l(v_j))$$

Deux k -rings sont comparés en faisant correspondre les sommets de l'anneau le plus grand avec ceux du plus petit :

$$d(R^l(v_i), R^l(v_j)) = \sum_{n=0}^{|R^l(v_i)|} d(R_n^l(v_i), R_{n'}^l(v_j))$$

avec $n' = \left\lfloor \frac{n \cdot |R^l(v_j)|}{|R^l(v_i)|} \right\rfloor$ et $|R^l(v_i)| > |R^l(v_j)|$



La distance entre deux sommets est alors la distance entre leurs signaux sur graphe :

$$d(R_n^l(v_i), R_m^l(v_j)) = \|\mathbf{F}(R_n^l(v_i)) - \mathbf{F}(R_m^l(v_j))\|_2$$

1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

1. Introduction
2. Patches en spirale
- 3. Inpainting de maillages 3D couleur**
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



Qu'est-ce que l'inpainting ?



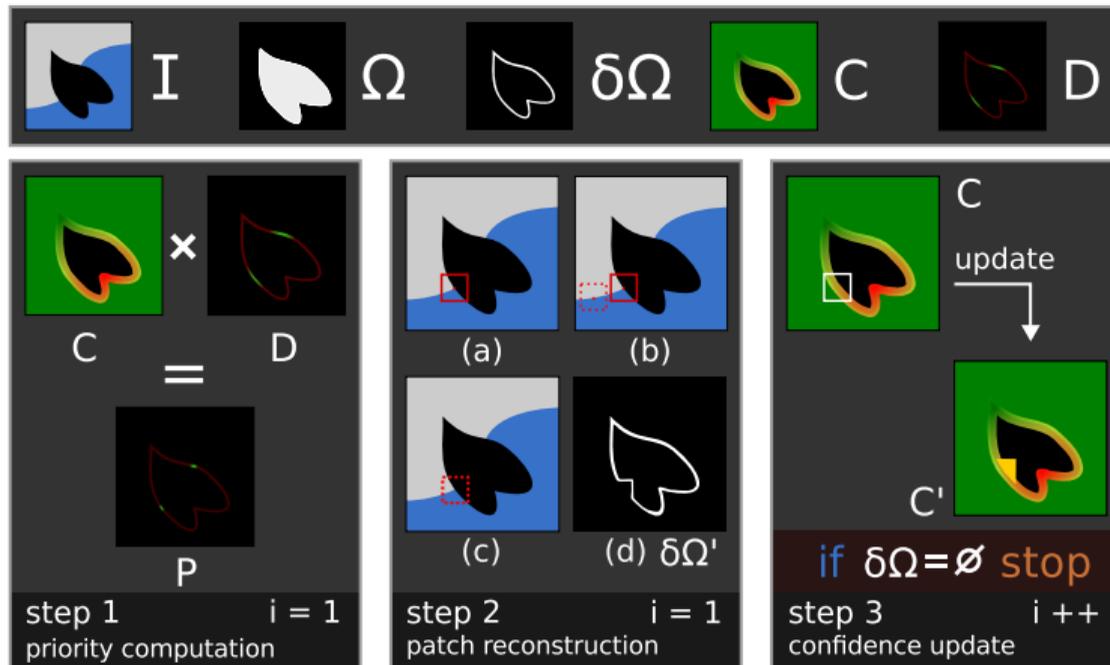
M. Daisy, P. Buysens, D. Tschumperlé, O. Lézoray, A smarter exemplar-based inpainting algorithm using local and global heuristics for more geometric coherence, International Conference on Image Processing (ICIP - IEEE), pp. 4622-4626, 2014..

Approches d'inpainting d'images basées sur des exemples

Criminisi et al. 2004, "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting"

C : Terme de confiance (information fiable pour chaque patch)

D : Terme de données (estimation de la structure locale)

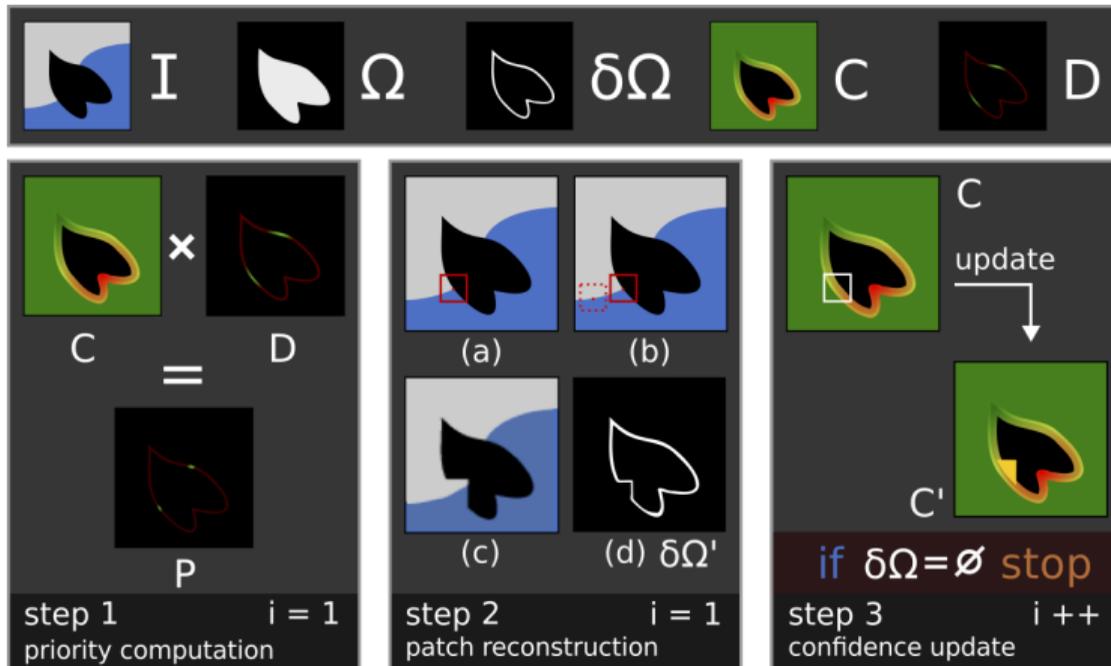


Approches d'inpainting d'images basées sur des exemples

Criminisi et al. 2004, "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting"

C : Terme de confiance (information fiable pour chaque patch)

D : Terme de données (estimation de la structure locale)

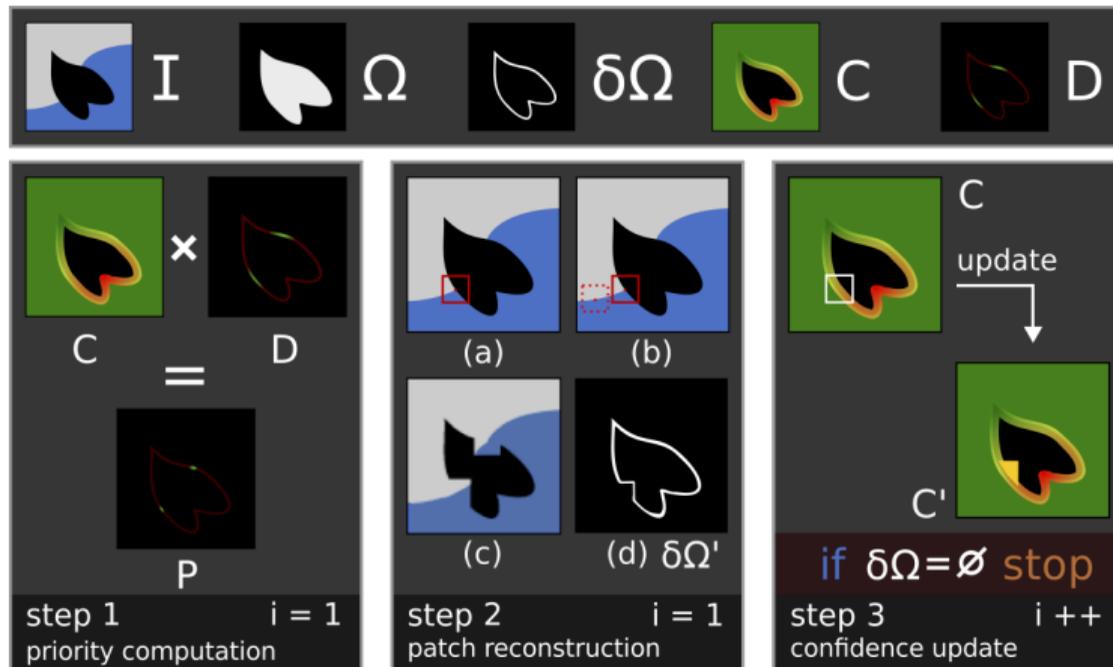


Approches d'inpainting d'images basées sur des exemples

Criminisi et al. 2004, "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting"

C : Terme de confiance (information fiable pour chaque patch)

D : Terme de données (estimation de la structure locale)

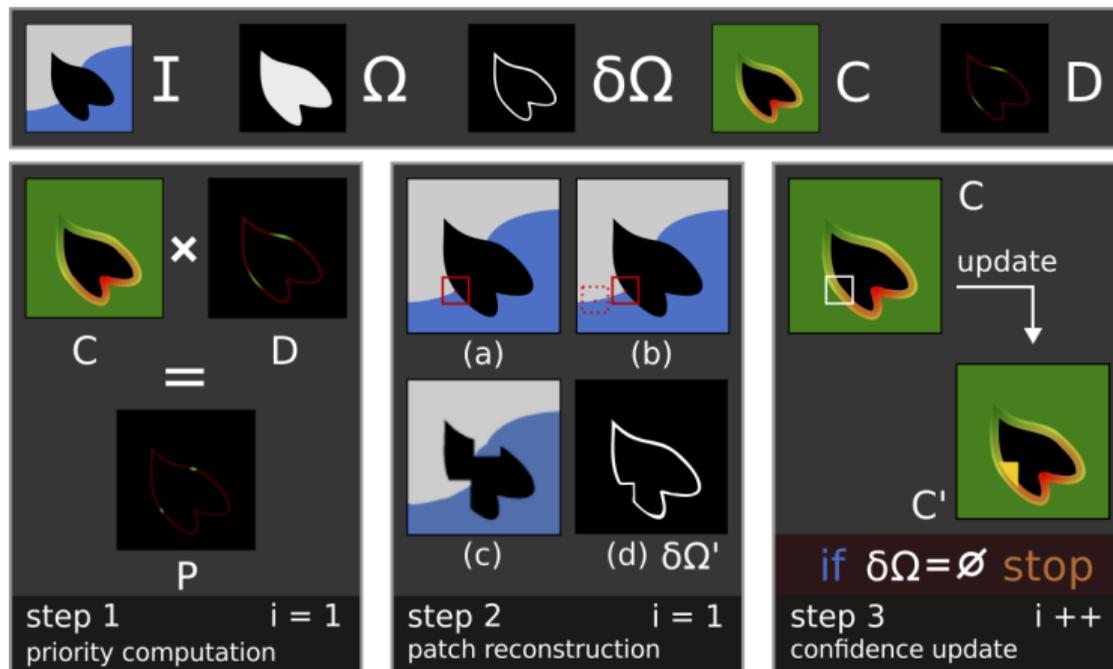


Approches d'inpainting d'images basées sur des exemples

Criminisi et al. 2004, "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting"

C : Terme de confiance (information fiable pour chaque patch)

D : Terme de données (estimation de la structure locale)



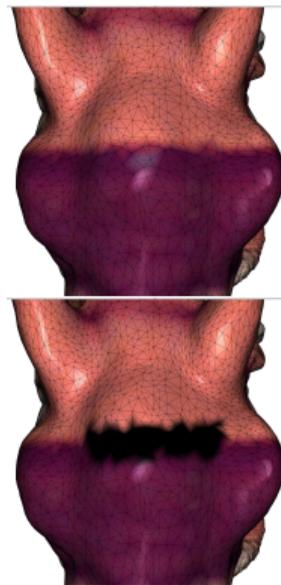
Comment faire cela sur des maillages 3D colorés ? → Patches 3D sur maillage, priorité ?

Zone à inpainter

Étant donné un maillage M et son graphe associé $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, la zone à compléter est notée $\Omega \subset \mathcal{V}$ et sa frontière est $\partial\Omega \subset \Omega$. On marque les sommets à compléter à l'aide de la fonction suivante :

$$\text{Marked}(v_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } v_i \in \Omega \\ 0 & \text{si } v_i \notin \Omega \end{cases}$$

Pour les sommets v_i appartenant à Ω , leur couleur est considérée comme inconnue et initialisée à $\mathbf{C}(v_i) = (0, 0, 0)^T$. L'objectif de l'inpainting est de reconstituer la couleur de ces sommets en copiant celle de sommets appartenant à des patchs spiraux voisins.



Notre algorithme d'inpainting pour maillages 3D colorés basé sur des patches spiraux

Entrée : Maillage M et graphe associé $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, zone à compléter $\Omega \subset \mathcal{V}$

Définir la taille k des patches en spirale et γ la taille de la zone

Calculer les patches spiraux $\text{Sp}(v_i, k)$ de taille k , $\forall v_i \in \mathcal{V}$

Marquer les sommets à compléter : $\text{Marked}(v_i) = 1$, $\forall v_i \in \Omega$

while $\partial\Omega \neq \emptyset$ **do**

1) Calculer $\text{Priority}(v_i)$, $\forall v_i \in \partial\Omega$

2) Trouver le patch spiral $\text{Sp}(v_{target}, k)$ avec la priorité maximale, c'est-à-dire

$$v_{target} = \arg \max_{v_i \in \partial\Omega} \text{Priority}(v_i)$$

3) Trouver l'exemplaire entièrement défini $\text{Sp}(v_{best}, k)$ (avec $v_{best} \in \mathcal{V} \setminus \Omega$) qui minimise $d(\text{Sp}(v_{target}, k), \text{Sp}(v_{best}, k))$ avec $\text{Confidence}(v_{best}) = 1$ dans $\gamma\text{-hop}(v_{target})$

4) Copier les couleurs du patch spiral $\text{Sp}(v_{best}, k)$ vers $\text{Sp}(v_{target}, k)$, $\forall v_i \in \text{Sp}(v_{target}, k)$ tel que $\text{Marked}(v_i) = 1$

5) Mettre à jour $\text{Marked}(v_i)$ et $\partial\Omega$ pour tous les sommets complétés

end while

Nous souhaitons favoriser le remplissage des patches spirales qui :

- ▶ contiennent peu d'informations manquantes (terme de Confiance),
- ▶ couvrent une petite zone spatiale (terme de Densité),
- ▶ sont situés sur des structures géométriques marquées (terme de Variance),
- ▶ sont situés sur des structures colorées cohérentes (terme de Continuité).

Notre priorité est définie par :

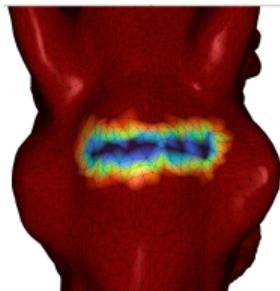
$$\text{Priority}(v_i) = \text{Confidence}(v_i) \cdot \text{Density}(v_i) \cdot \text{Variance}(v_i) \cdot \text{Continuity}(v_i)$$

Terme de confiance

Le terme de confiance est similaire à celui utilisé pour les images. Son objectif est de remplir en priorité les patches spirales dont la majorité des sommets ont déjà une couleur connue. La confiance est définie par :

$$\text{Confidence}(v_i) = \frac{\sum_{v_j \in k\text{-disk}(v_i)} (1 - \text{Marked}(v_j))}{|k\text{-disk}(v_i)|}$$

Cela mesure la proportion de sommets connus dans le patch spiral $\text{Sp}(v_i, k)$. Elle est proche de 1 si la plupart des sommets du patch ont une couleur connue, et proche de 0 si le patch contient peu de sommets avec une couleur définie.

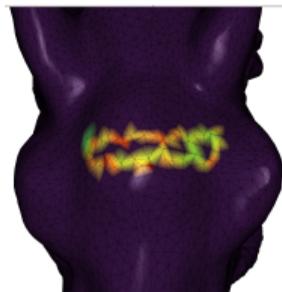


Terme de densité

Le terme de densité vise à privilégier le remplissage en priorité des patches spiraux denses. En effet, sur les maillages, la couverture spatiale d'un patch peut varier fortement selon les zones. Il est préférable de compléter d'abord les petits patches spiraux. La densité est définie par :

$$\text{Density}(v_i) = \frac{|k\text{-hop}(v_i)|}{\sum_{v_j \in k\text{-hop}(v_i)} \|\mathbf{S}(v_i) - \mathbf{S}(v_j)\|_2}$$

avec $k\text{-hop}(v_i) = k\text{-disk}(v_i) \setminus \{v_i\}$. Cela mesure la dispersion spatiale moyenne des sommets du patch spiral $\text{Sp}(v_i, k)$ par rapport à son centre v_i . Cette valeur est élevée si le patch spiral est petit, et faible sinon.

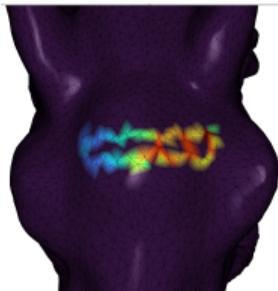


Terme de variance

Le terme de variance vise à privilégier le remplissage des patchs spiraux qui présentent de fortes variations géométriques. Ces variations sont mesurées par la variance totale des normales des sommets du patch spiral $Sp(v_i, k)$. Une valeur élevée indique des variations importantes de la surface au sein du patch. Le terme de variance est défini comme :

$$\text{Variance}(v_i) = \sum_{j=1}^3 \sigma_j^2(\mathcal{N}(v_i, k))$$

où $\mathcal{N}(v_i, k)$ représente l'ensemble des normales des sommets du patch spiral $Sp(v_i, k)$.

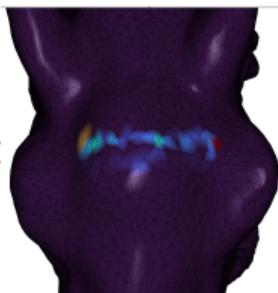


Terme de continuité

Le terme de continuité est similaire au terme de données utilisé pour les images. Il a pour but de favoriser le remplissage des patches spiraux présentant de fortes variations de couleur. Il repose sur la variation totale du tenseur de structure $\mathbf{J}(v_i) = \nabla^T \mathbf{f}(v_i) \cdot \nabla \mathbf{f}(v_i)$:

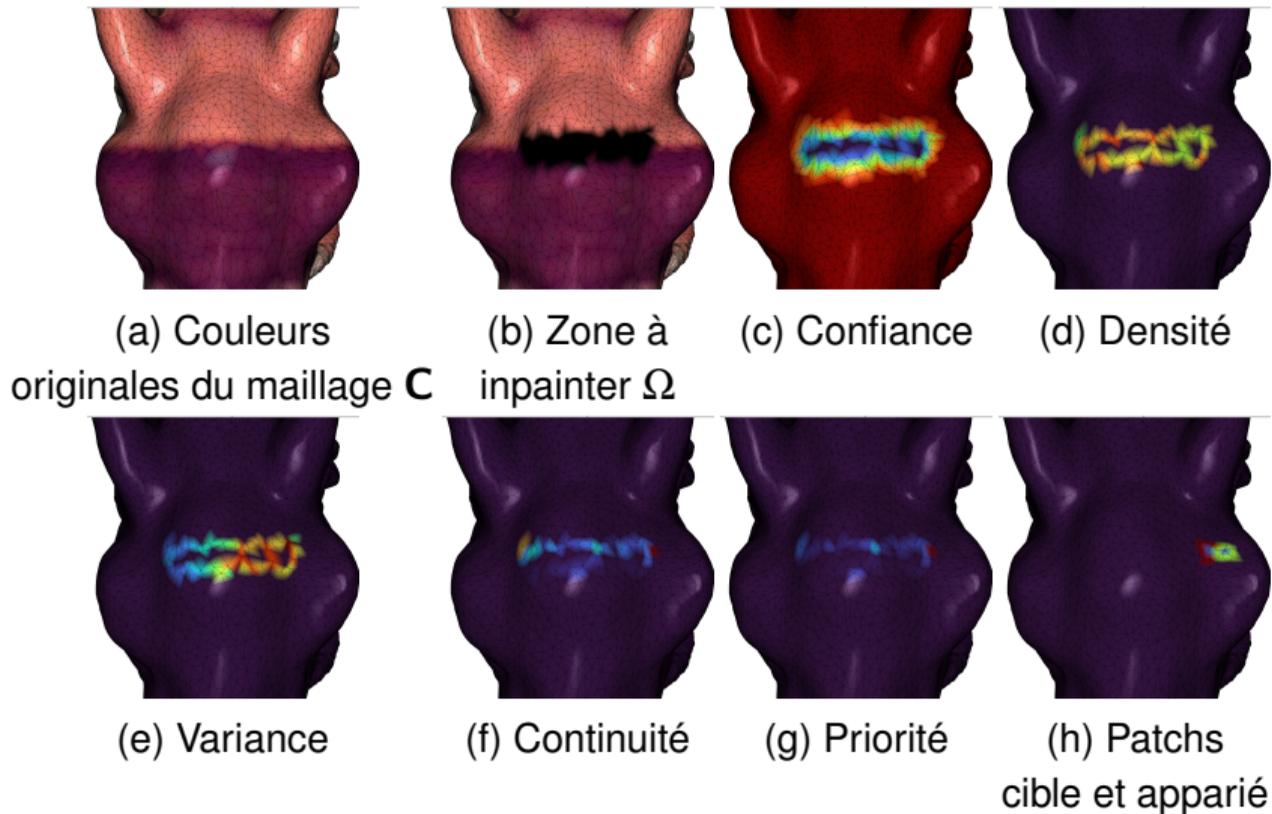
$$\nabla \mathbf{f}(v_i) = [d(\text{Sp}(v_i, k), \text{Sp}(v_j, k)), v_j \in k\text{-hop}(v_i)]^T$$

Dans la comparaison des patches spiraux, le signal du graphe est le vecteur de couleurs des sommets : $\mathbf{F}(v_i) = \mathbf{C}(v_i)$. On a $\mathbf{J}(v_i) = \mathbf{U}\Lambda\mathbf{U}^T$ où \mathbf{U} contient les vecteurs propres et Λ les valeurs propres.

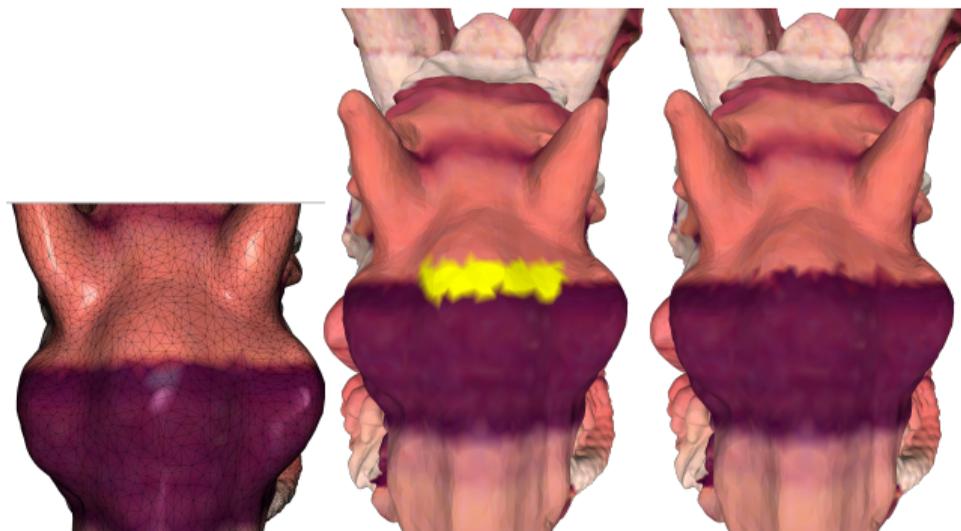


$$\text{Continuité}(v_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{|k\text{-hop}(v_i)|} \lambda_j^2}$$

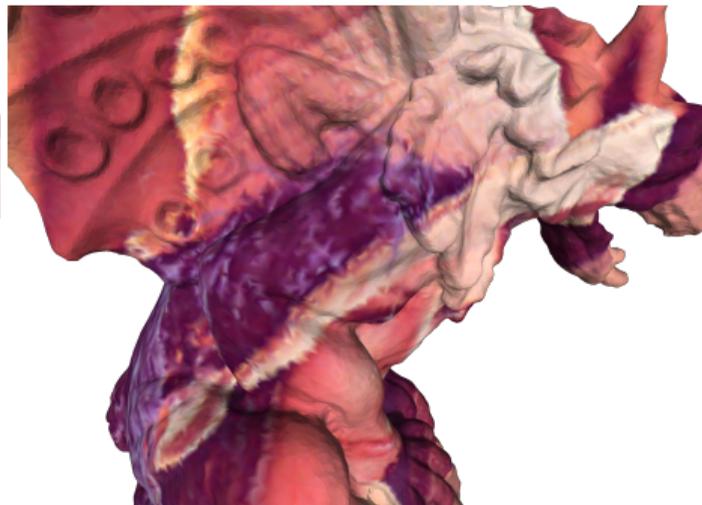
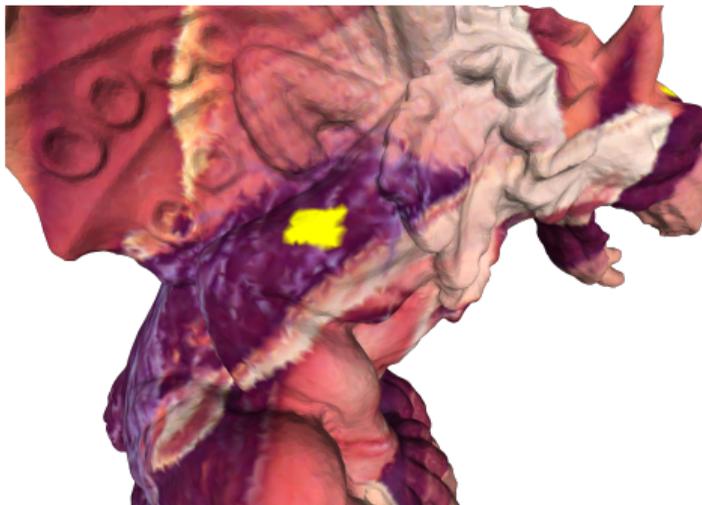
avec $\lambda_j = \Lambda(j, j)$. Une valeur élevée de ce terme indique une forte variation de couleur sur la surface du patch spiral.

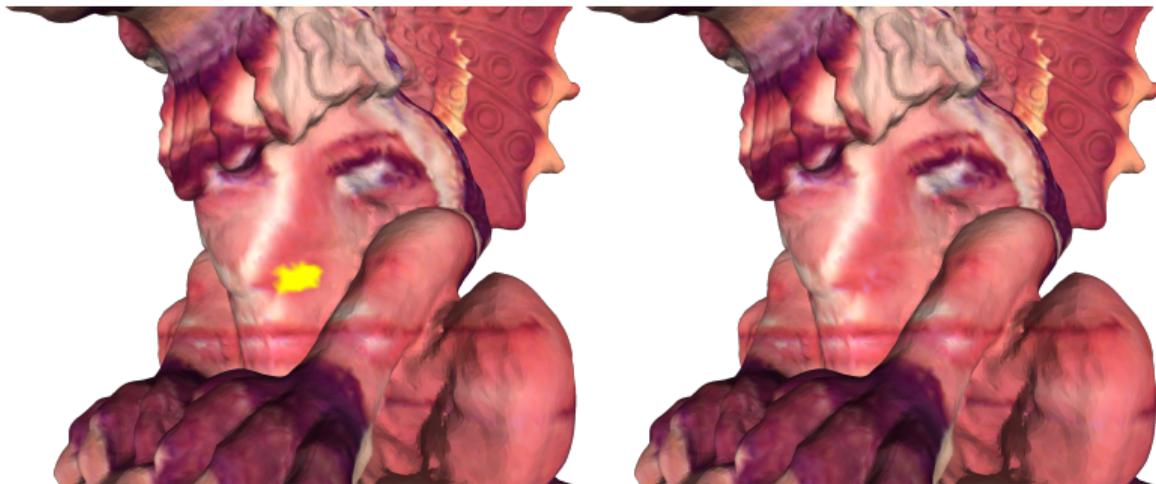


Premier exemple



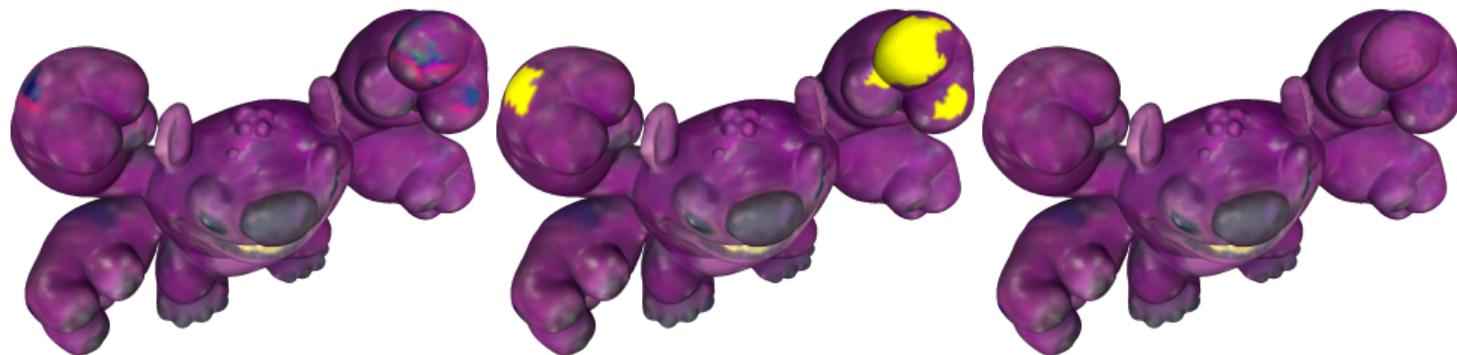
Premier exemple





PSNR entre le maillage original et le maillage inpainté : 33,24 dB

Résultats sur des maillages scannés réels



Résultats sur des maillages scannés réels

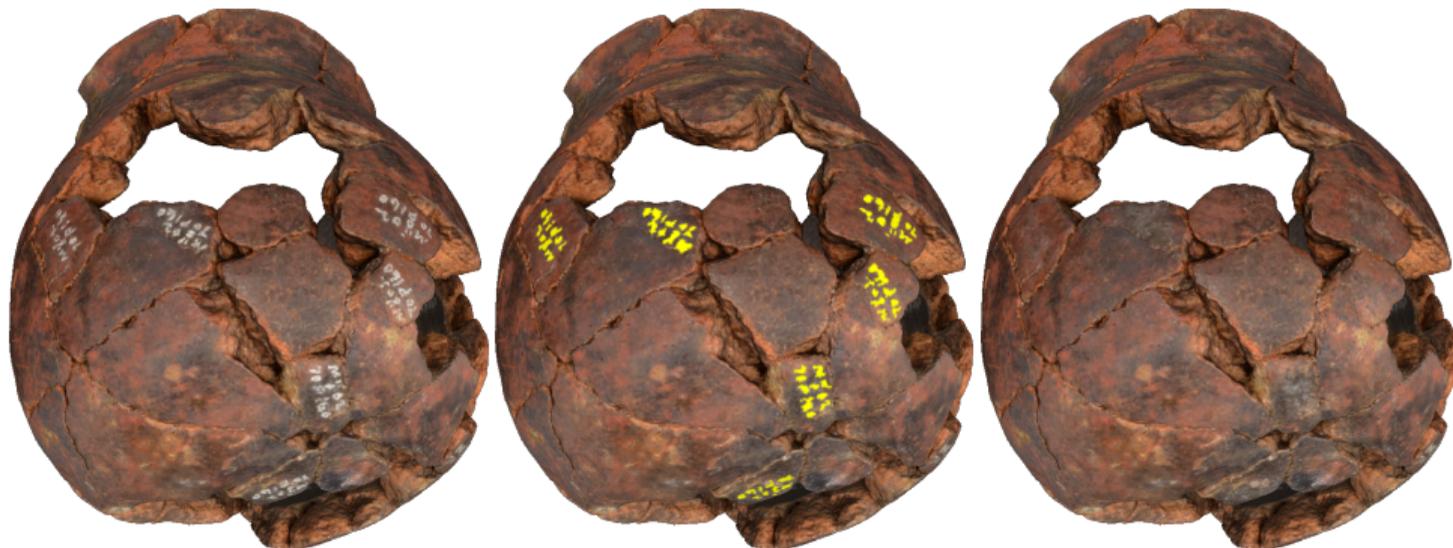


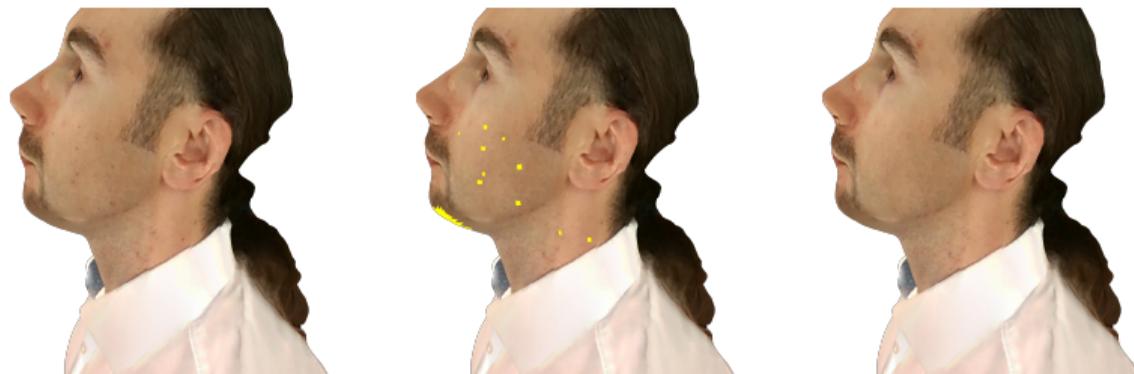


Figure: Comparaison de l'inpainting avec l'approche de Maggiordomo *et al.* De gauche à droite : (a) Maillage de l'éléphant, (b) Défaut de texture **90.26**, (c) zone à inpainter, (d) Résultat de Maggiordomo *et al.* **96.33**, (e) Notre méthode ($k = 1, \gamma = 15$) **69.11**, (f) Notre méthode ($k = 2, \gamma = 15$) **68.40**. Les valeurs en gras correspondent au score BRISQUE IQA : BRISQUE IQA (\downarrow).



77.42

74.34



60.81

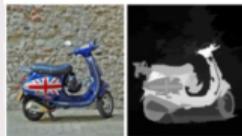
60.72

1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

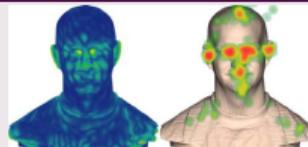
Saillance pour les images ?

- ▶ Les régions saillantes d'une image sont visuellement plus perceptibles en raison de leur contraste par rapport aux régions environnantes.



Saillance les maillages 3D ?

- ▶ Si un point d'un maillage 3D se démarque fortement de son voisinage, alors il peut être considéré comme un point saillant.



Notre approche

- ▶ Nous analysons localement la géométrie des normales à l'aide de patches spiraux.
- ▶ La rugosité (selon Wang et al.), ainsi que les saillances géométriques et spectrales sont extraites à partir des patches.
- ▶ Nous prédisons la saillance au niveau des sommets en combinant les caractéristiques de saillance à plusieurs échelles.

- ▶ Chen *et al.* ont montré que la courbure joue un rôle important dans la détection de la saillance
- ▶ Lee *et al.* on proposé la première approche de saillance sur maillage 3D basée sur la différence pondérée par des Gaussiennes de la courbure moyenne
- ▶ Nous considérons la notion plus robuste de rugosité (de Wang *et al.*) que nous étendons à des voisinage plus grands (en prenant la puissance γ du Laplacien)

$$R(v_i) = \left| \kappa(v_i) - \frac{\sum_{v_j \in \gamma\text{-hop}(v_i)} L_{ij}^\gamma \cdot \kappa(v_j)}{\sum_{v_j \in \gamma\text{-hop}(v_i)} L_{ij}^\gamma} \right|$$

avec $\gamma\text{-hop}(v_i) = \gamma\text{-disk}(v_i) \setminus \{v_i\}$ et $\kappa(v_i)$ la courbure moyenne.

Opérateur de gradient

- ▶ Nous définissons le gradient d'un sommet v_i comme le vecteur **non-local** de toutes les distances entre les descripteurs spiraux v_i et ses voisins à l'intérieur de son γ -hop(v_i):

$$\nabla \mathbf{f}(v_i) = [d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k)), v_j \in \gamma\text{-hop}(v_i)]^T$$

- ▶ avec $\mathbf{F}(v_i) = \mathbf{N}(v_i)$
- ▶ Il faut que $\gamma > k$: le support du gradient est plus grand que le support du patch en spirale

Saillances géométriques et spectrales

Définitions

Saillance géométrique

- ▶ La saillance géométrique est définie comme la norme L_1 normalisée du gradient :

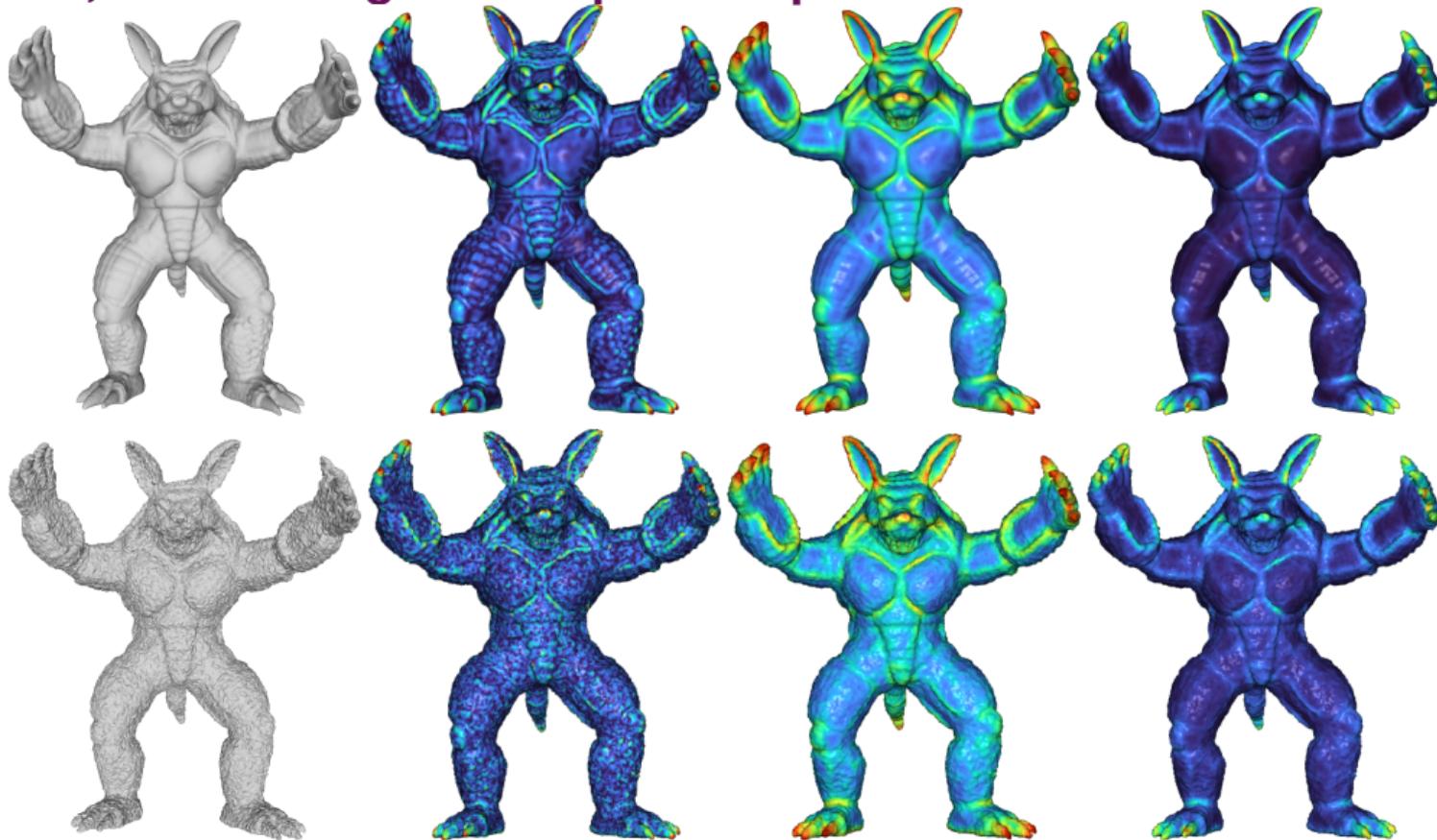
$$GS(v_i) = \frac{1}{|\gamma\text{-hop}(v_i)|} \|\nabla \mathbf{f}(v_i)\|_1 = \frac{1}{|\gamma\text{-hop}(v_i)|} \sum_{v_j \in \gamma\text{-hop}(v_i)} d(Sp(v_i, k), Sp(v_j, k))$$

Saillance spectrale

- ▶ La saillance spectrale est la variation totale du tenseur de structure :

$$SS(v_i) = \sqrt{|\gamma\text{-hop}(v_i)| \sum_{j=1} \lambda_j^2}$$

Rugosité, saillances géométriques et spectrales



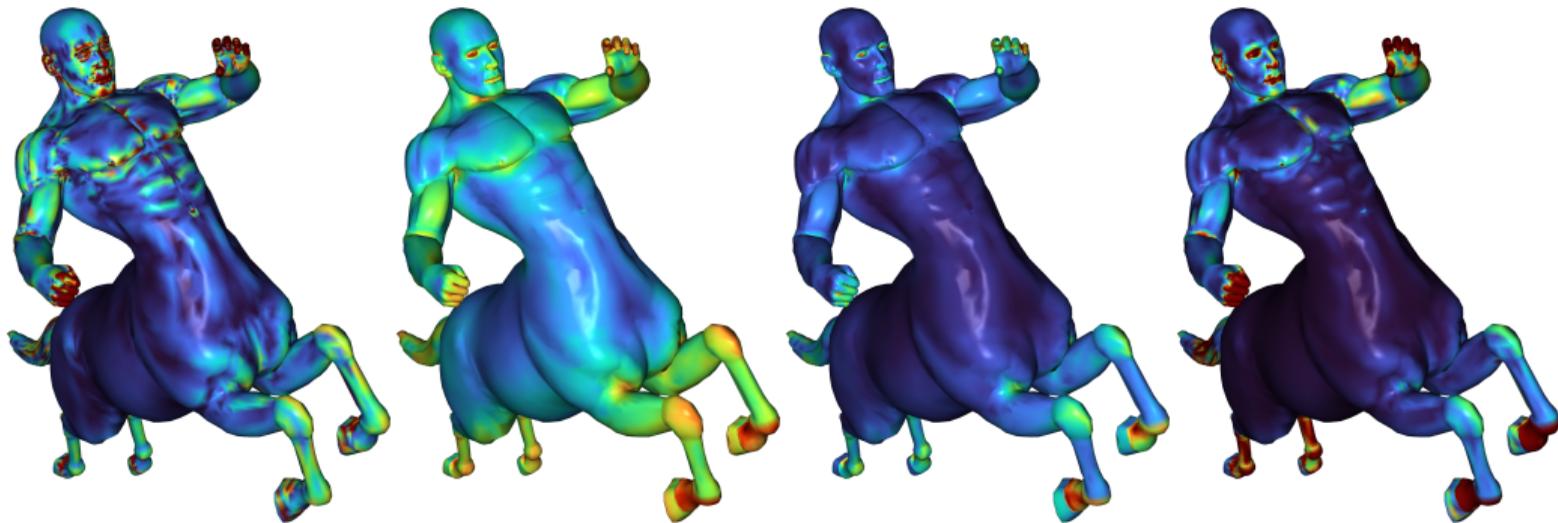
Trois caractéristiques de saillance distinctes à agréger

$R(v_i)$
Rugosité

$\overline{GS(v_i)}$
Géométrique

$\overline{SS(v_i)}$
Spectral

$S(v_i)$
Final



$$S(v_i) = K_{\sigma} \left(R(v_i) \cdot \left(\overline{GS(v_i)} + \overline{SS(v_i)} \right) \right)$$

Figure: Calcul de la saillance sur 3-hops avec des patchs spiraux 2-rings $Sp(v_i, 2)$. Les couleurs chaudes correspondent à des valeurs élevées de saillance.

Trois caractéristiques de saillance distinctes à agréger

$R(v_i)$
Rugosité

$\overline{GS}(v_i)$
Géométrique

$\overline{SS}(v_i)$
Spectral

$S(v_i)$
Final



Figure: Calcul de la saillance sur 3-hops avec des patches spiraux 2-rings $Sp(v_i, 2)$. Les couleurs chaudes correspondent à des valeurs élevées de saillance.

Trois caractéristiques de saillance distinctes à agréger

$R(v_i)$	$\overline{GS}(v_i)$	$\overline{SS}(v_i)$	$S(v_i)$
Rugosité	Géométrique	Spectral	Final

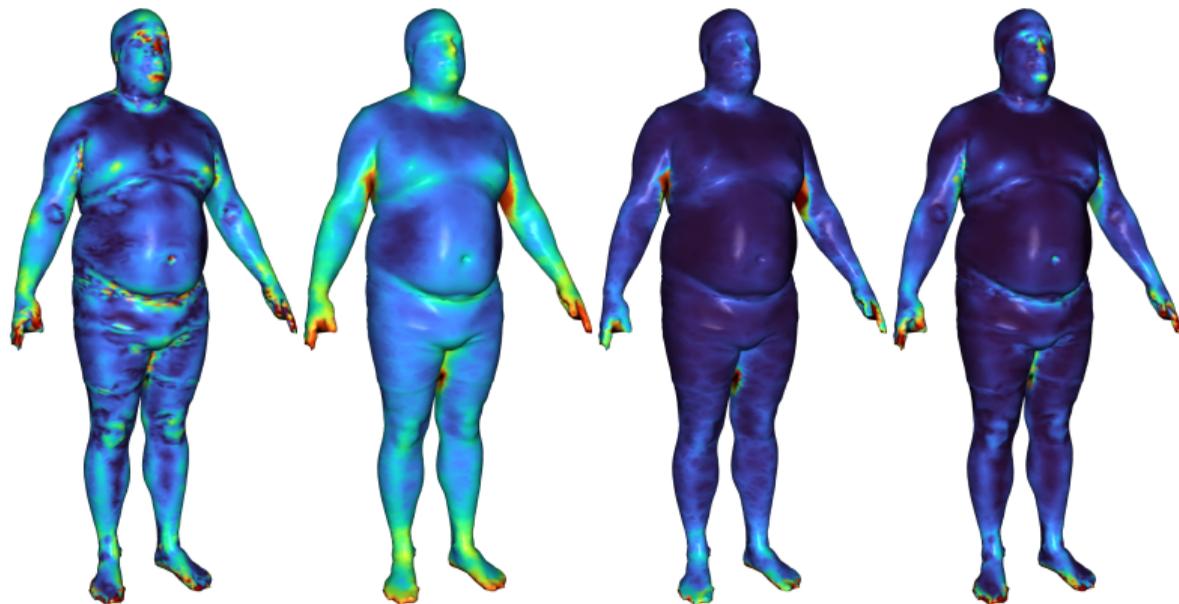


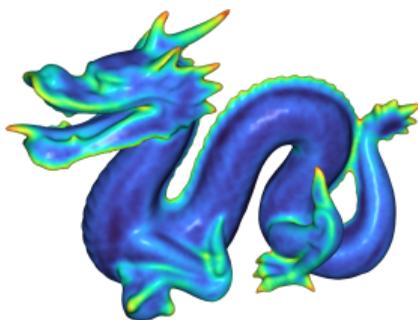
Figure: Calcul de la saillance sur 3-hops avec des patchs spiraux 2-rings $Sp(v_i, 2)$. Les couleurs chaudes correspondent à des valeurs élevées de saillance.

Trois caractéristiques de saillance distinctes à agréger

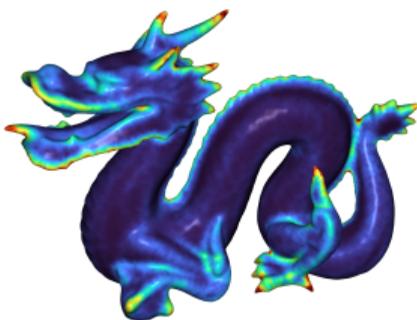
$R(v_i)$
Rugosité



$\overline{GS}(v_i)$
Géométrique



$\overline{SS}(v_i)$
Spectral



$S(v_i)$
Final



Figure: Calcul de la saillance sur 3-hops avec des patches spiraux 2-rings $Sp(v_i, 2)$. Les couleurs chaudes correspondent à des valeurs élevées de saillance.



Figure: De gauche à droite : saillance à la première échelle, saillance à la deuxième échelle, saillance à la troisième échelle, saillance multi-échelle par maximum au niveau du sommet .

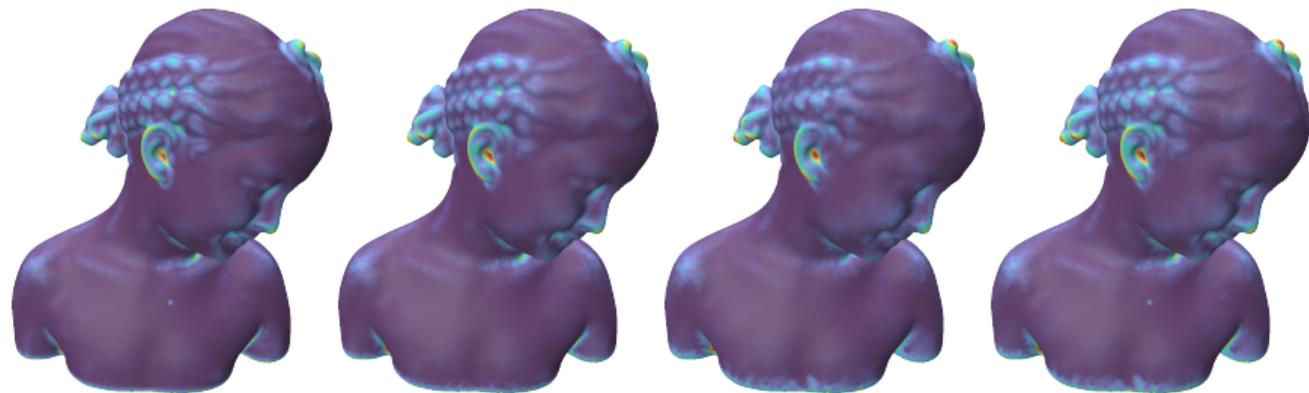


Figure: De gauche à droite : saillance à la première échelle, saillance à la deuxième échelle, saillance à la troisième échelle, saillance multi-échelle par maximum au niveau du sommet .

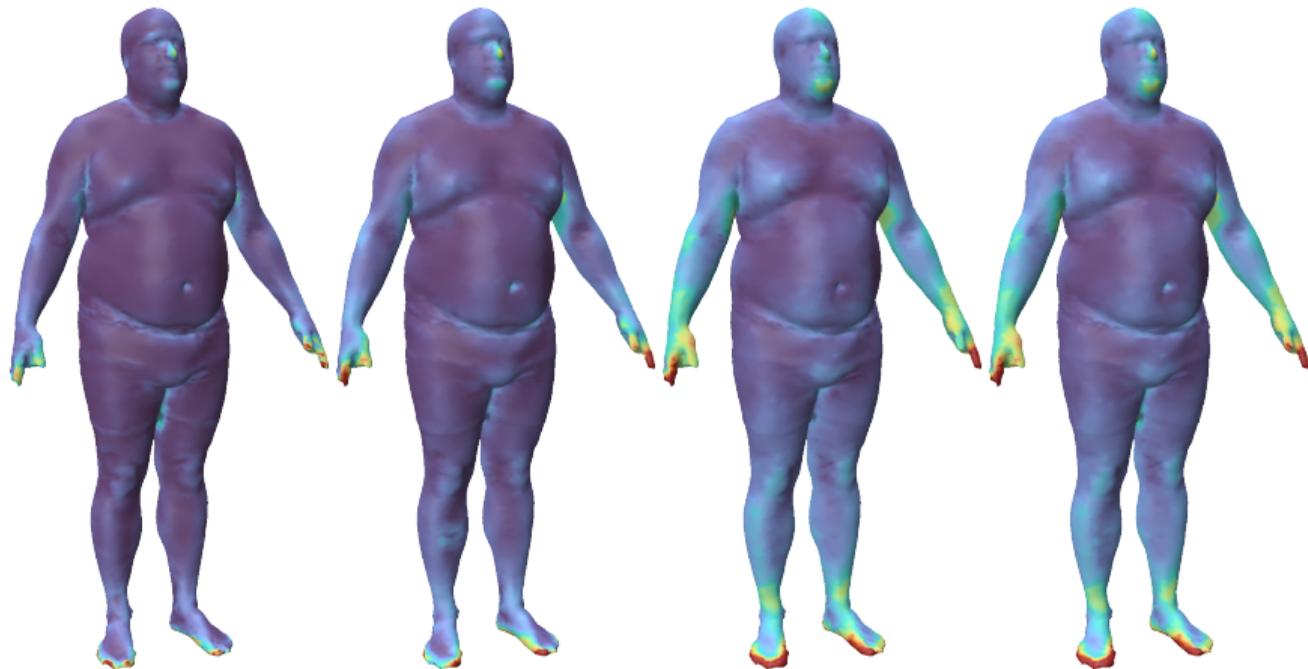


Figure: De gauche à droite : saillance à la première échelle, saillance à la deuxième échelle, saillance à la troisième échelle, saillance multi-échelle par maximum au niveau du sommet .

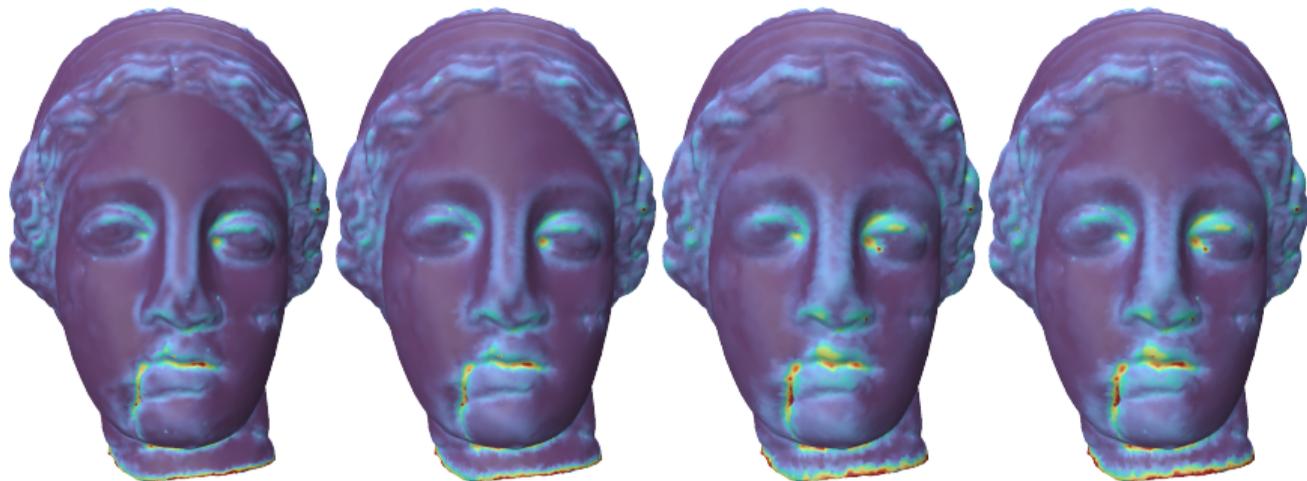
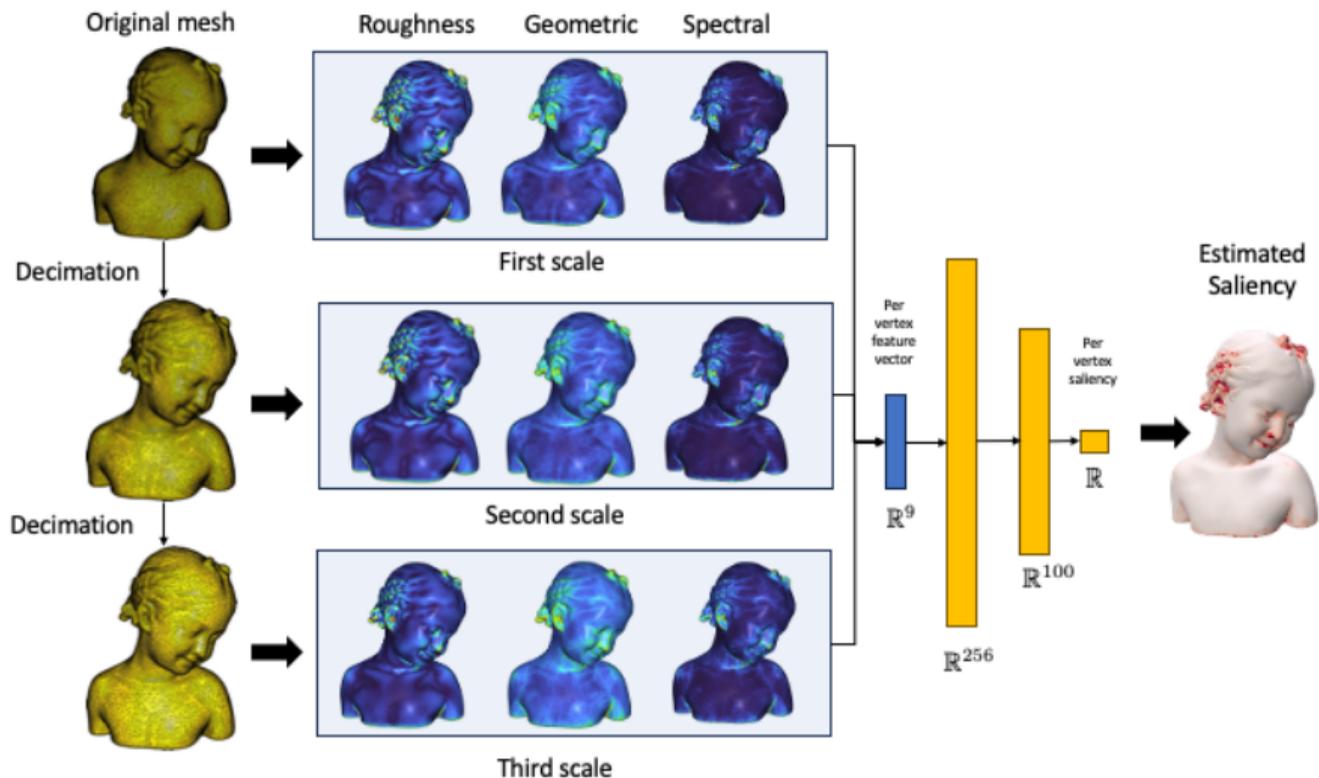


Figure: De gauche à droite : saillance à la première échelle, saillance à la deuxième échelle, saillance à la troisième échelle, saillance multi-échelle par maximum au niveau du sommet .

Apprendre l'agrégation des échelles et des features



Résultats sur le Schelling dataset

Schelling Dataset	Année	PLCC
Multiscale Gaussian	2005	0,2230
Ranking patches	2015	0,3010
Spectral Processing	2014	0,3240
RPCA	2021	0,3360
<i>Spiral Max Vertex</i>	2025	0,3877
CS2Point	2023	0,4010
Local to Global Saliency	2018	0,4070
Sparse metric-based	2020	0,4304
Cluster-based	2015	0,4321
Salient Regions	2016	0,4370
Cfs-CNN	2021	0,4550
MF-M5P	2012	0,4670
MIMO-GAN-CRF	2023	0,4760
Attention-embedding	2023	0,4910
Spiral Regressor (Ours)	2025	0,5567

Table: PLCC sur le Schelling Dataset.

Schelling Dataset	PLCC
Résultats moyens par catégorie	
Spiral Regressor (Ours)	0.6062
MF-SAE (2019)	0,5639
Resultats sur le Schelling dataset décimé	
Spiral Regressor (Ours)	0.5770
DS-Net (2023)	0,5732

Table: PLCC sur le Schelling Dataset avec les protocoles de test de MF-SAE et DS-NET.

	Rugosité	Géométrique	Spectral	Tous
PLCC	0.4045	0.4072	0.4157	0.5567

Table: Étude ablative sur les descripteurs de saillance.

Échelle	PLCC
1	0.4880
2	0.4935
3	0.4667
1 & 2	0.5030
Toutes	0.5567

Table: Étude ablative sur les échelles combinées

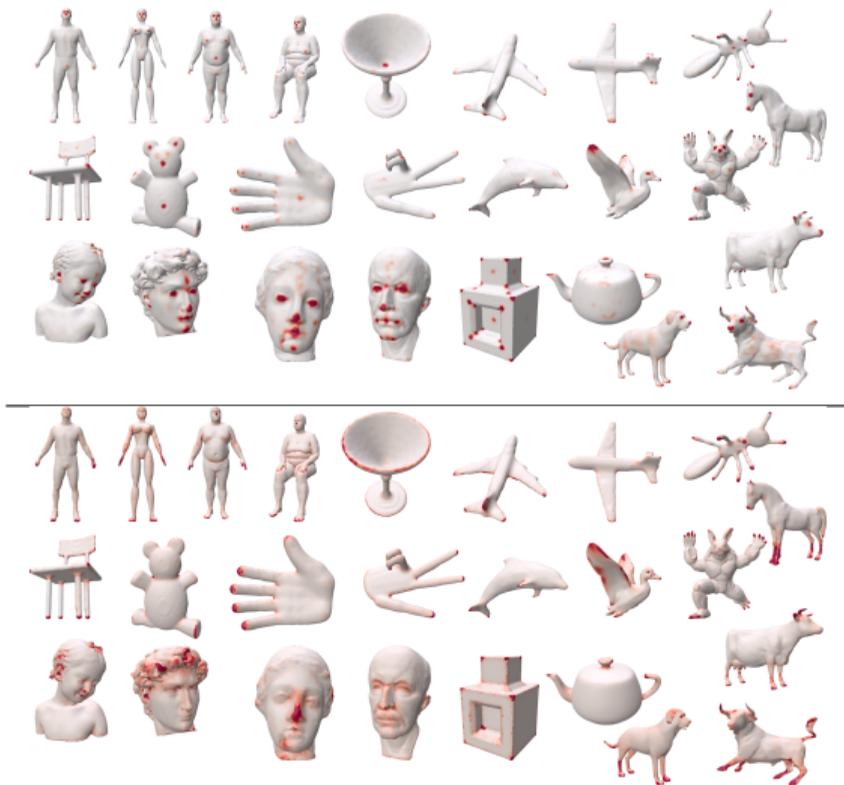
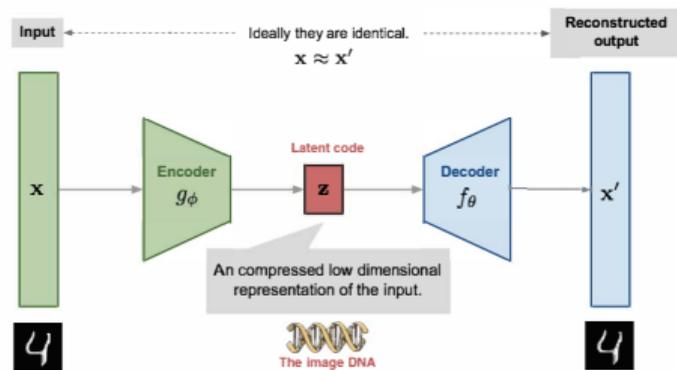


Figure: Résultats sur le Schelling dataset. Haut: référence. Bas : saillance prédite.

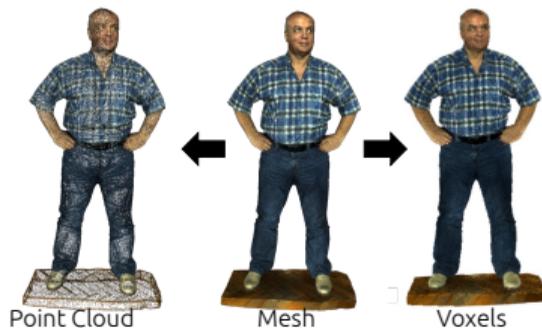
1. Introduction
2. Patches en spirale
3. Inpainting de maillages 3D couleur
4. Saillance des maillages 3D
5. Autoencodeur de maillages 3D

- ▶ Pour les signaux euclidiens (1D, 2D), les architectures d'IA les plus populaires sont basées sur les réseaux neuronaux convolutifs.
- ▶ L'architecture typique est un *autoencodeur* qui apprend à représenter une image par un petit vecteur (l'encodeur) et qui est capable de la reconstruire à partir de ce vecteur (le décodeur).



Et pour les maillages 3D ?

- ▶ La plupart des approches actuelles de l'état de l'art pour la résolution des problèmes inverses pour les données 3D ne prennent **PAS** en compte les maillages 3D.
- ▶ Les maillages 3D ne sont pas Euclidiens et les CNN habituels ne peuvent pas être utilisés sur ce type de données 3D.
- ▶ Les alternatives habituelles consistent à transformer les maillages 3D en données euclidiennes : points 3D (PointNet++) ou voxels 3D (VoxelNet).



Problèmes :

- ▶ Ne tient pas compte des propriétés de la surface
- ▶ Nécessite un pré-traitement et un post-traitement
- ▶ Et pour les voxels :
 - ▶ Les données 3D voxélisées sont massives et coûteuses en calculs.
 - ▶ Altère les propriétés de la surface (trous, fissures, perte de détails)

⇒ Il est préférable de traiter directement les maillages 3D (légers et contenant des informations importantes sur la surface).

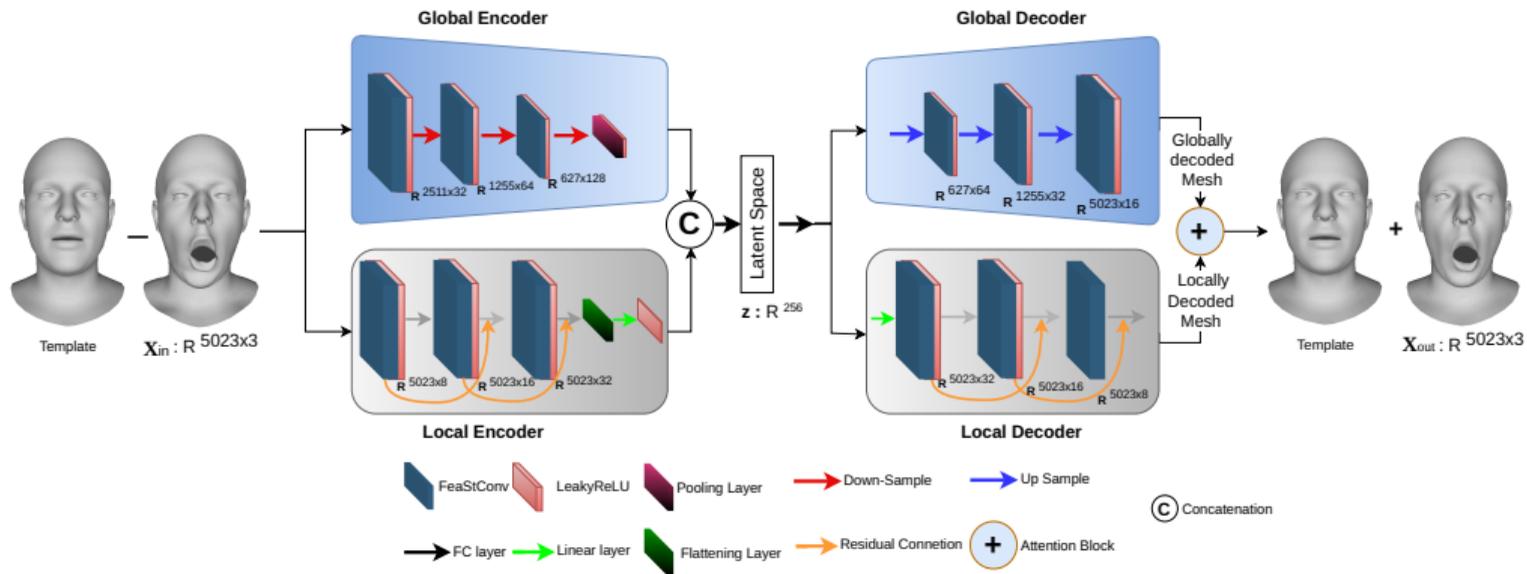
Il est nécessaire de :

- ▶ Redéfinir la convolution et le pooling pour les maillages
- ▶ Adapter les architectures d'auto-encodeur

Peu d'approches ont été proposées jusqu'à présent

- ▶ SpiralNet++ : utilise des convolutions en spirale pour des maillages de topologie fixe
- ▶ MeshCNN : utilise des convolutions sur arêtes pour des petits maillages de topologie arbitraire.

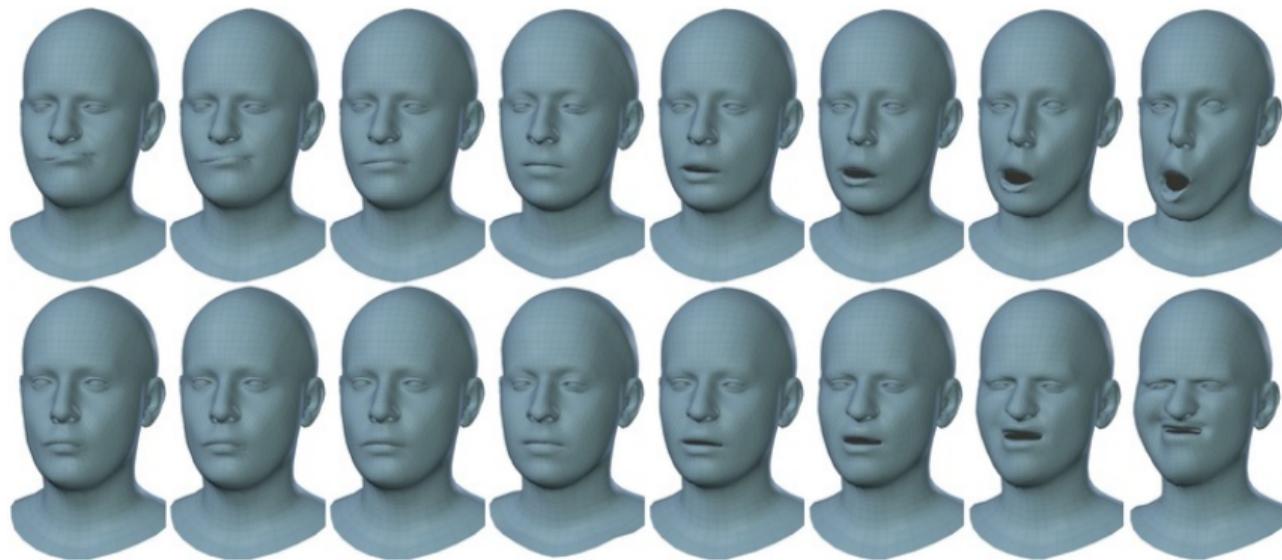
En outre : presque aucune approche n'a été proposée pour résoudre des problèmes inverses avec des AE de maillages 3D ! !!



Un nouvel AE, basé sur des Graph Convolutional Networks, qui utilise des couches de convolution anisotropes pour apprendre efficacement les caractéristiques globales et locales d'un maillage (de topologie fixe) dans le domaine spatial.

- ▶ On considère des maillages à topologie fixe : toujours le même nombre de noeuds et de faces.
- ▶ L'entrée est un Maillage 3D $(V_{in}, E_{in}, F_{in}, \mathbf{X}_{in})$ avec $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times F}$ une matrice des features par noeuds ($F = 4$ pour x, y, z, κ)
- ▶ Le maillage est normalisé par rapport à un template issu du training set :
$$\hat{\mathbf{X}}_{in} = (\mathbf{X}_{in} - \mathbf{X}_T) / \sigma$$
- ▶ La sortie de l'encodeur est $\hat{\mathbf{X}}_{out} = D(E(\hat{\mathbf{X}}_{in}))$, avec $E : \mathbb{R}^{N \times F} \rightarrow \mathbb{R}^Z$ l'encodeur et $D : \mathbb{R}^Z \rightarrow \mathbb{R}^{N \times F}$ le décodeur.
- ▶ Puis elle est dénormalisée : $\mathbf{X}_{out} = \sigma^T \hat{\mathbf{X}}_{out} + \mathbf{X}_T$

- ▶ La sortie de l'encodeur est $\mathbf{z} = E(\hat{\mathbf{X}}_{\text{in}}) \in \mathbb{R}^Z$
- ▶ Les convolutions sont des Feature-Steered Graph Convolution (FeaStConv)
- ▶ Le pooling des maillages 3D est basé sur Qslim par Quadric Edge Collapse
- ▶ Le décodeur génère une sortie $\hat{\mathbf{X}}_{\text{out}} = D(\mathbf{z})$ à partir d'un code latent \mathbf{z} en combinant les caractéristiques fournies par le *décodeur global* D_G et le *décodeur local* D_L :
 $D(\mathbf{z}) = \text{diag}(\mathbf{w}_G) D_G(\mathbf{z}_G) + \text{diag}(\mathbf{w}_L) D_L(\mathbf{z}_L)$ avec $\begin{bmatrix} \mathbf{z}_G \\ \mathbf{z}_L \end{bmatrix} = FC(\mathbf{z})$ la représentation latente
- ▶ Les poids sont appris via un processus d'attention : $[\mathbf{w}_G, \mathbf{w}_L] = \text{Att}(D_G(\mathbf{z}_G), D_L(\mathbf{z}_L))$
- ▶ L'apprentissage est fait avec une loss combinant MSE, MAE et régularisation:
Total Loss = $L_{\text{MSE}} + L_1 + \lambda_{\text{reg}} \cdot L_{\text{Reg}}$

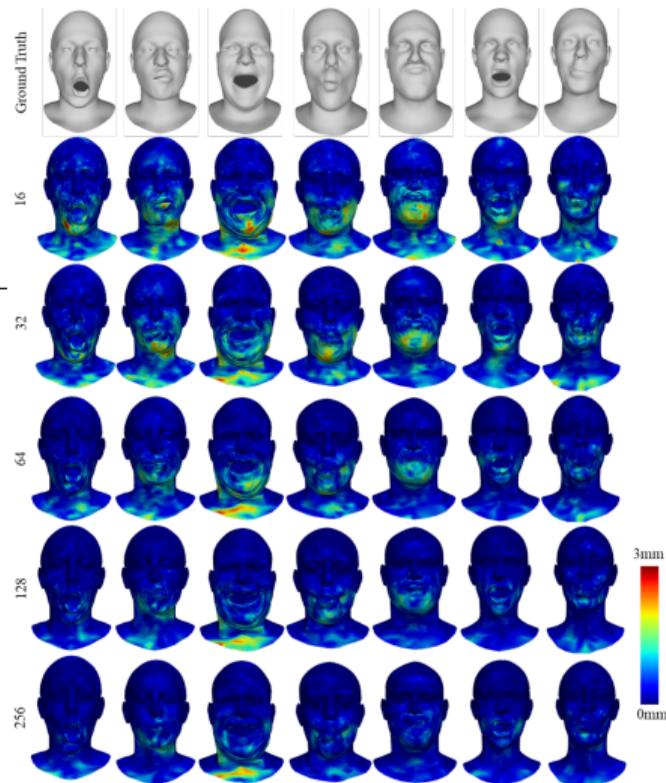


COMA est un ensemble de maillages 3D de visages qui consiste en 12 classes d'expressions extrêmes pour 12 sujets différents. L'ensemble de données contient 20466 maillages 3D qui ont été enregistrés sur un modèle de référence de référence commun avec $N = 5023$ sommets.

Résultats sur le dataset COMA

Dataset		COMA	
Method	z	Mean	Median
PCA	–	1.639 ± 1.638	1.101
FLAME	–	1.451 ± 1.64	0.87
Jiang <i>et al.</i>	–	1.413 ± 1.639	1.017
COMA	8	0.845 ± 0.994	0.496
FaceTuneGAN	–	0.83 ± 0.21	0.77
Zhang <i>et al.</i>	–	0.665 ± 0.748	0.434
Sun <i>et al.</i>	–	0.663 ± 0.215	0.643
Gu <i>et al.</i>	256	0.651 ± 0.208	0.625 -
Yuan <i>et al.</i>	128	0.583 ± 0.436	–
SpiralNet++	–	0.54 ± 0.66	0.32
FaceCom	256	0.516 ± 0.708	0.255
LSA-Conv	32	0.153 ± 0.217	0.077
3DGeoMeshNet	256	0.125 ± 0.149	0.066

Method	z	Mean Error
3DGeoMeshNet	16	0.258 ± 0.238
3DGeoMeshNet	32	0.198 ± 0.203
3DGeoMeshNet	64	0.145 ± 0.167
3DGeoMeshNet	128	0.130 ± 0.154
3DGeoMeshNet	256	0.125 ± 0.149

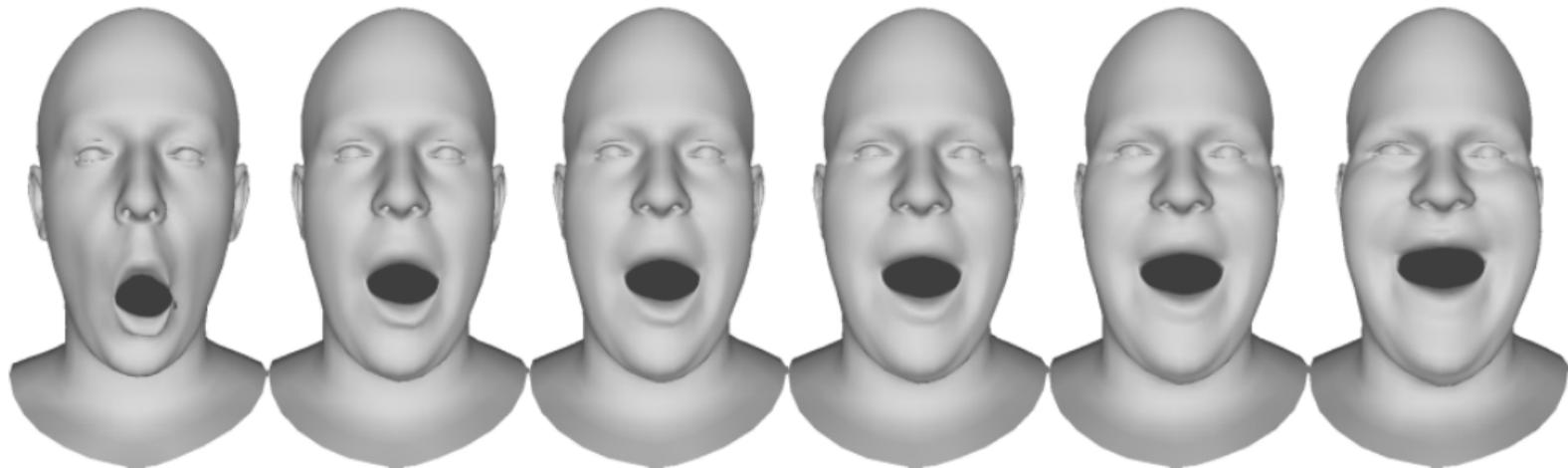


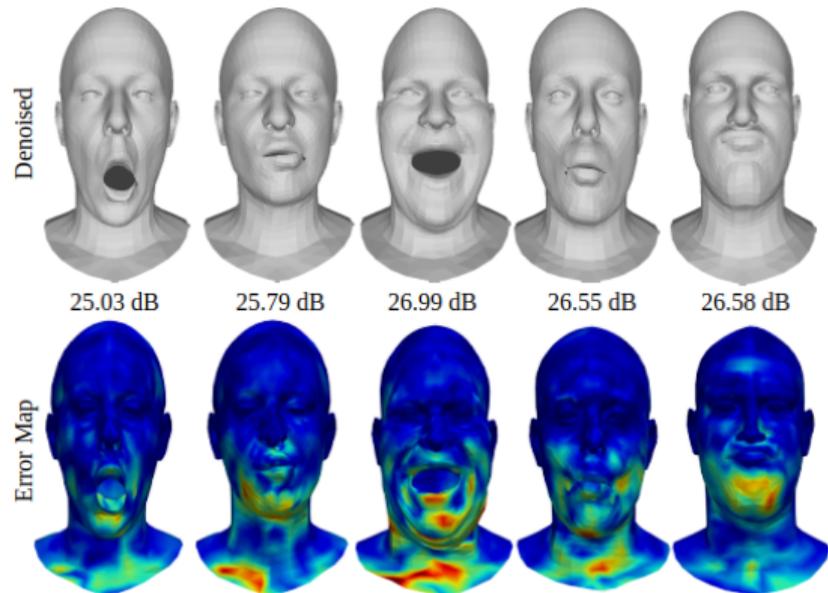
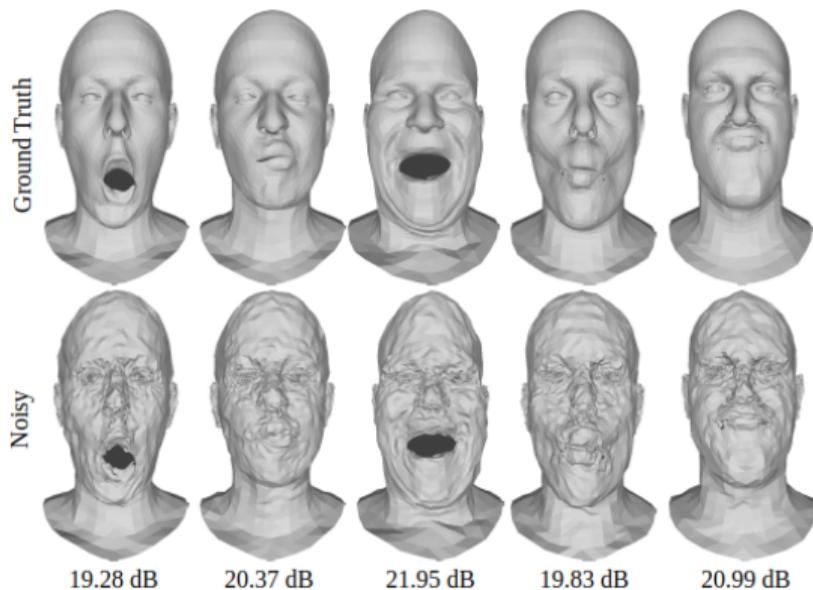
Head	Mean Error	Median Error	L2
Local only	0.688 ± 0.527	0.563	0.797
Global only	1.520 ± 0.705	1.425	0.973

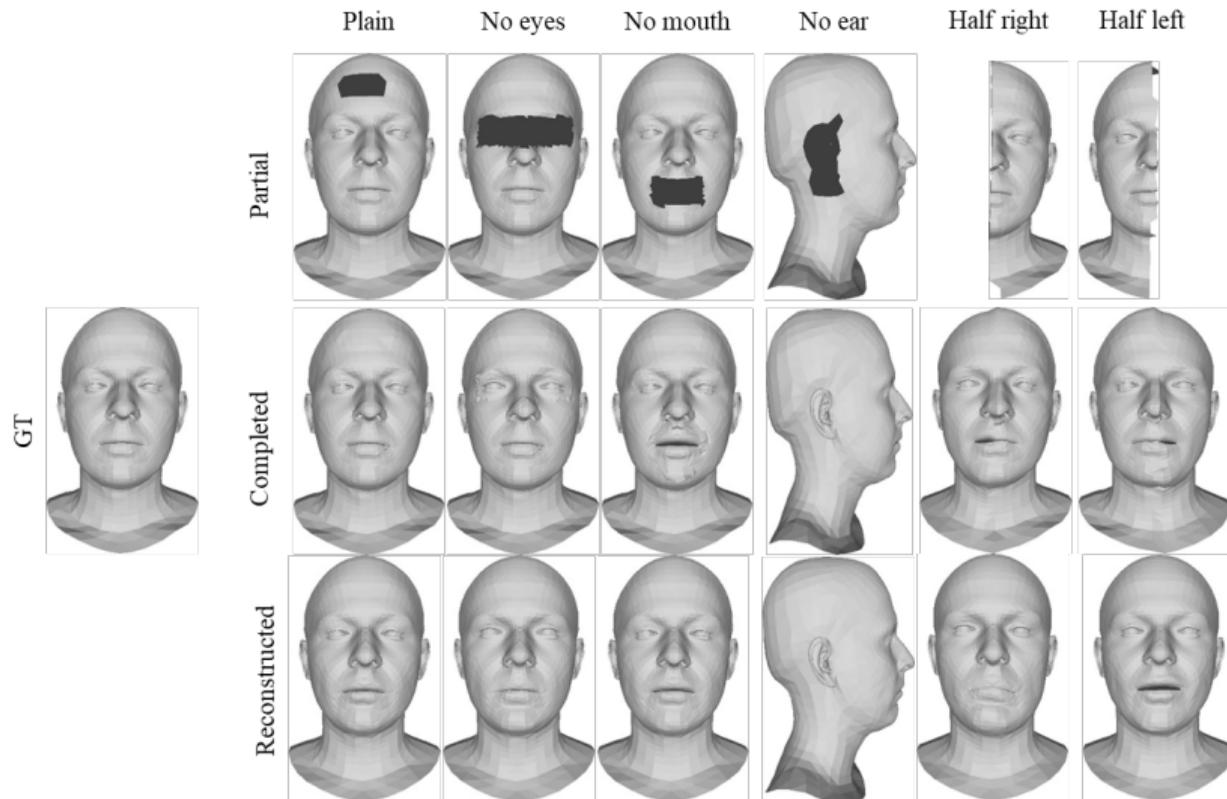
Conv. Layer	Mean Error	Median Error	L2
GC	0.232 ± 0.395	0.188	0.125
GAT	0.162 ± 0.138	0.112	0.123
FeaStConv	0.125 ± 0.149	0.066	0.113

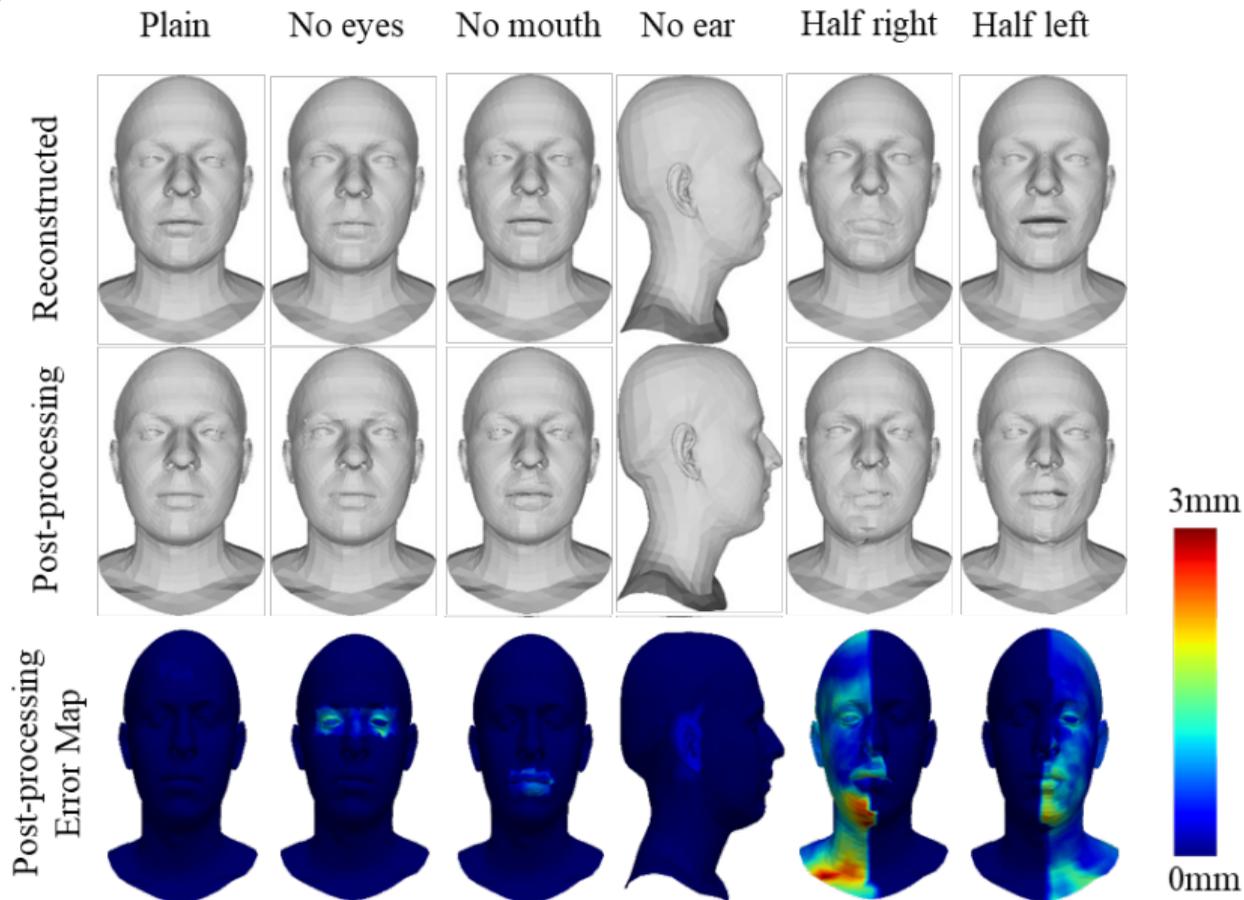
AE	Mean Error	Median Error	L2
3DGeoMeshNet (Attn)	0.177 ± 0.217	0.114	0.146
3DGeoMeshNet (Attn+Res)	0.131 ± 0.191	0.071	0.117
3DGeoMeshNet (Attn+Res+κ)	0.125 ± 0.149	0.066	0.113

Interpolation entre deux représentations latentes de maillages : $\mathbf{z} = a \cdot \mathbf{z}_1 + (1 - a) \cdot \mathbf{z}_2$











Anass Nouri
Université de Kénitra (Maroc)



Sébastien Bougleux
Université de Caen



Saqib Nazir
Université de Caen



Publications disponibles à :

<https://lezoray.users.greyc.fr>

Ce travail a été financé par le Conseil Régional de Normandie et l'Union Européenne (projet COSURIA).



Je recrute un Post-Doc sur les AE de maillages 3D, contactez moi !