



Descripteurs, segmentation, modélisation 3D

François GOULETTE

Contact : francois.goulette@ensta.fr

Site Web : <https://www.caoz.minesparis.psl.eu/presentation/cours-matvra-supports-pedagogiques/>

Sommaire

1. Descripteurs et points d'intérêt
 - Détecteurs et descripteurs
2. Normales et repères
 - Normales et repères
 - Calcul de normales par ACP
3. Segmentation et modélisation
 - Modélisation 3D "réaliste" de surfaces
 - Modélisation automatique à partir de nuages de points

1

Sommaire

1. Descripteurs et points d'intérêt
 - Détecteurs et descripteurs
2. Normales et repères
 - Normales et repères
 - Calcul de normales par ACP
3. Segmentation et modélisation
 - Modélisation 3D "réaliste" de surfaces
 - Modélisation automatique à partir de nuages de points

2

Descripteurs et Points d'intérêt

- Point d'intérêt / point caractéristique
 - Point de la scène ou de l'objet facile et robuste à identifier entre plusieurs conditions d'observation
- Notions équivalentes :
 - Cibles (topographie)
 - Amers (navigation ; robotique)



Points Harris 3D sur des modèles synthétiques [Sipiran, et al., 2010]

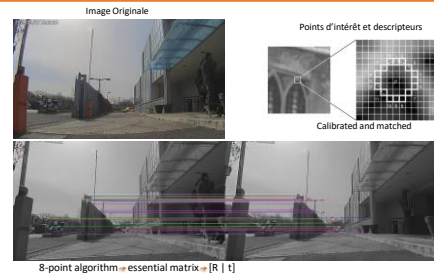
3

Détecteurs et descripteurs

1. Détecteur :
 - Identifie et localise un point d'intérêt
2. Descripteur :
 - Associe au point identifié une **signature**
 - Représentation descriptive locale
 - Cette signature facilitera les **comparaisons** entre images
3. Certaines méthodes associent les deux :
 - Détecteur / descripteur

4

Détecteurs et descripteurs / Exemple



8-point algorithm \Rightarrow essential matrix $E = [R | t]$

5

Détecteurs et descripteurs sur nuages de points

1. Besoin de description locale des courbes et surfaces :
 - Basés sur **normales, courbures, etc.**
2. Quelques détecteurs :
 - Local Surface Patches (LSP) (Chen, et al., 2007), Classification selon SI (Hozatli, 2009), KeyPoint Quality (KPQ) (Mian, et al., 2009), Harris 3D (Sipiran, et al., 2010), SC et HK multi-échelle (Akagunduz, et al., 2009), SURF 3D (Knopp, et al., 2010), Courbure multi-échelle (Ho, et al., 2009), THRIFT (Flint, et al., 2007).
3. Quelques descripteurs :
 - LSP, THRIFT, SURF 3D, Spin (Johnson, et al., 1999), SHOT (Tombari, et al., 2010) et CSHOT (Tombari, et al., 2011).

6

Sommaire

1. Descripteurs et points d'intérêt
 - Détecteurs et descripteurs
2. Normales et repères
 - Normales et repères
 - Calcul de normales par ACP
3. Segmentation et modélisation
 - Modélisation 3D "réaliste" de surfaces
 - Modélisation automatique à partir de nuages de points

7

Normale d'une surface

$\varphi : \begin{cases} V \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow S \subset \mathbb{R}^3 \\ (u, v) \mapsto P = \varphi(u, v) \end{cases} \quad \varphi \text{ de classe } C^1$

Système de coordonnées locales :

$$\varphi_u = \frac{\partial \varphi}{\partial u} \quad \varphi_v = \frac{\partial \varphi}{\partial v}$$

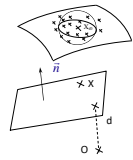
Paramétrisation **régulière** si (φ_u, φ_v) linéairement indépendants
 → On définit le **plan tangent** au point P parallèle à (φ_u, φ_v)
 → et la **normale** par : $n = \frac{\varphi_u \times \varphi_v}{\|\varphi_u \times \varphi_v\|}$

8

Calcul de normales par ACP - (PCA)

- On cherche le meilleur plan approché dans le voisinage d'un point X_0
 - Les m points du voisinage sont notés X_i
- Equation d'un plan : $n^t X = d \quad \|n\| = 1$
- Distance signée d'un point au plan :

$$d(X_i, P) = n^t X_i - d$$



9

Résolution par la méthode des moindres carrés

- Fonction à minimiser :

$$f(n, d) = \sum_{i=1}^m (n^t X_i - d)^2$$
- 4 Paramètres : n, d
- 1 contrainte $\|n\| = 1$

10

Résolution par la méthode des moindres carrés

- On pose
 - G : barycentre des points : $G = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$
 - M_{cov} : matrice de covariance des points :

$$M_{cov} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - G)(X_i - G)^t$$

11

Solution ACP

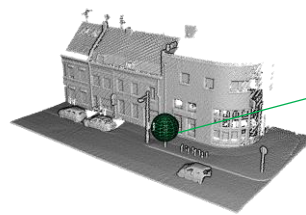
- Le meilleur plan approché est défini par :
- Normale n_{\min} :
 - vecteur propre normé associé à la plus petite valeur propre de M_{cov}
 - NB : indéterminé à un changement de sens près
- Distance d_{\min} :

$$d_{\min} = n'G$$

La solution fait appel à l'analyse des directions principales de la matrice de covariance : « Analyse en Composantes Principales » (ACP)

12

Calcul de normales par ACP - (PCA)



Points du voisinages :

$$p = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n \end{bmatrix}$$

13

Calcul de normales par ACP - (PCA)



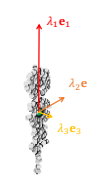
Principal Component Analysis (PCA)

e_i = directions principales
 λ_i = elongations dans ces directions

14

Covariance d'un ensemble de points

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$$



$$L = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1}$$

➤ Linéarité

$$p = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}$$

➤ Planéité

$$S = \frac{\lambda_3}{\lambda_1}$$

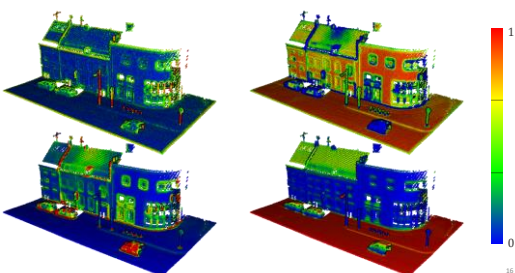
➤ Sphéricité

$$\left| 1 - \frac{2 \text{angle}(e_3, z)}{\pi} \right|$$

➤ Verticalité des normales

15

Les descripteurs



16

Pseudo-code de calcul de normales

- Calcul d'un voisinage en X
 - (rayon ou nombre de points) → n points
- Calcul de la normale et du repère local
 - par ACP

17

Sommaire

1. Descripteurs et points d'intérêt
 - Détecteurs et descripteurs
2. Normales et repères
 - Normales et repères
 - Calcul de normales et représentation
3. Segmentation et modélisation
 - Modélisation 3D "réaliste" de surfaces
 - Modélisation automatique à partir de nuages de points

18

Villes numériques 3D

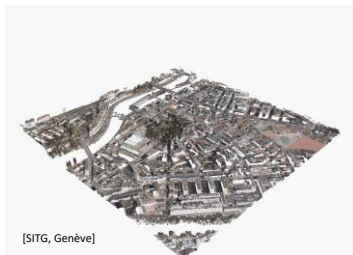


Image GN

Urbanisme, architecture. Préparation de projets et concertation Information du grand public (commerciale, etc.)

19

Modélisation de bâtiments à partir de LiDAR aérien



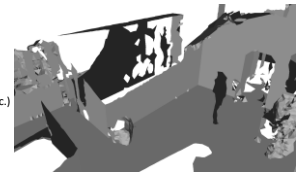
[SITG, Genève]



20

Intérieurs de bâtiments

- Accès aux bâtiments publics (PMR)
- Préparation d'intervention (pompiers, etc.)
- Usages militaires



Intérieur de bâtiment acquis par un robot mobile puis modélisé [Deschaud 2010]

21

Environnements industriels

- Centrales électriques
- Exploration / production pétrolière offshore
- Production manufacturière



Simulation 3D d'intervention de maintenance en Centrale Electrique (EDF) [Bey 2013]

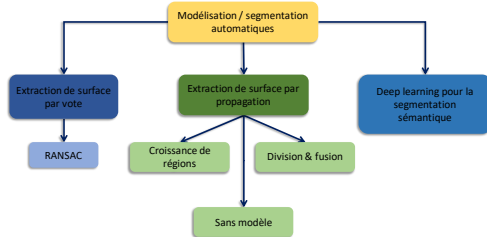
22

Segmentation et modélisation

- Segmenter :
 - Subdiviser (partitionner) le nuage de points en sous-ensembles connexes correspondant à des modèles simples

23

Modélisation automatique à partir de nuages de points



24

Croissance de surface (Surface growing)

Principe :

- Partir de « surfaces germes » ou « graines » (seed surface) dans le nuage de points
- Agrégation progressive des points voisins appartenant à la même surface

Remarques :

- Extension de l'algorithme « croissance de régions » pour les images ;
- Images de profondeur : [Besl and Jain 88]

25

Segmentation de façade de bâtiment [Stamos 2002]

Pour chaque point, calcul de la normale
du plan dans un voisinage



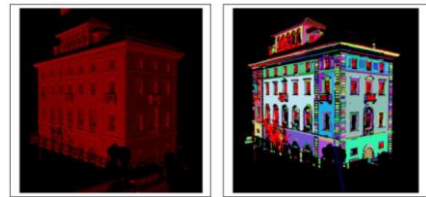
Critères d'agrégation :

- co-normalité : $\alpha = \arccos(n_1 \cdot n_2) \leq \alpha_{seuil}$
- co-planarité : $d = \max(|r_{12} \cdot n_1|, |r_{12} \cdot n_2|) \leq d_{seuil}$

[Stamos 2002]

26

Segmentation de façade de bâtiment



[Stamos 2002]

Variantes : [Vosseman et al. 2004 ; Pu and Vosselman 2006
Boulaassal 2010 ; Deschaud 2010]

27

Analyse de l'algorithme de croissance de surface

Avantages

- Rapide
- Facile à implémenter

Inconvénients

- Sensible au choix des surfaces germes
- Sensible au bruit
- Pas de garantie sur la surface finale
- → des variantes s'attachent à régler ou atténuer ces problèmes

28

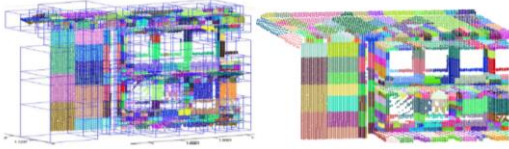
Division et fusion (split and merge)

Principe :

- Eclatement et regroupement de régions organisées selon un graphe d'adjacence
 - [Horowitz et Pavlidis 1976]
- Adaptation pour surfaces planes dans données laser avec octree
 - [Wang and Tseng 2004]

29

Segmentation d'une façade par division et fusion



Façade de l'INSA de Strasbourg.
Structure d'octree (à gauche), résultat final (à droite)

[Boulaassal 2010]

30

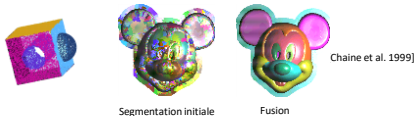
Segmentation sans modèle

- Basée sur la connexité de points
 - Extraction des composantes connexes
 - Méthodes de propagation
 - Méthodes de regroupement (*clustering*)
- Selon certaines caractéristiques
 - Continuité C^0
 - Normales C^1
 - Courbures, Centres de courbure
 - Autres caractéristiques : « saillance », etc.

31

Segmentation sans modèle

Segmentation par les normales



Segmentation initiale

Fusion

Fonction de "saillance" (surface, courbe, jonction)



[Medioni et al. xx]

32

RANSAC [Fischler & Bolles 87]

- Principe : Méthode de vote sur des échantillons aléatoires de surfaces
 - Échantillons calculés à partir du nombre minimal de points nécessaires pour définir la surface (quorum)
 - Vote : nombre de points du nuage englobés dans un espace entourant chaque surface
 - Le nombre de votes est décidé en fonction d'un calcul de probabilité

33

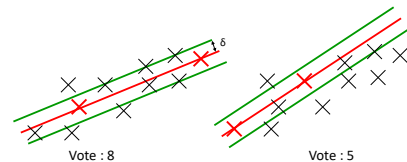
Primitives géométriques et quorum de points

- Droite :
 - Quorum : 2 points
- Plan :
 - Quorum : 3 points x_i non alignés
 - Le plan est défini par :
 - L'un des points, par exemple : x_1
 - Une normale unitaire n , par exemple définie par :
$$n = \frac{(x_2 - x_1) \times (x_3 - x_1)}{\|(x_2 - x_1) \times (x_3 - x_1)\|}$$

34

Vote

- Nombre de points compris dans un espace à une certaine distance δ de la surface calculée



Vote : 8

Vote : 5

35

Probabilités

o Hypothèses

- Plusieurs surfaces possibles ; points non bruités
- N points dans le nuage de points
- n points appartiennent à la surface recherchée
- q points pour définir une surface (quorum)

36

Probabilités (2)

o Probabilité de trouver la surface recherchée

- Avec 1 tirage aléatoire : $p = \left(\frac{n}{N}\right)^q$
- Avec T tirages aléatoires : $p = 1 - \left(1 - \left(\frac{n}{N}\right)^q\right)^T$

37

Probabilités (3)

o Nombre de tirages aléatoires T_{\min} nécessaires pour avoir une probabilité p_t de trouver une surface d'au moins n_{\min} points :

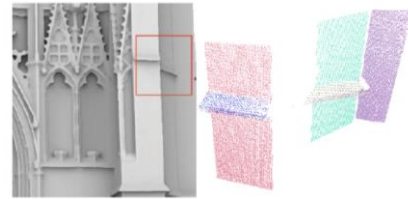
$$T_{\min} = \frac{\log(1 - p_t)}{\log\left(1 - \left(\frac{n_{\min}}{N}\right)^q\right)}$$

o En supposant $n_{\min} \ll N$:

$$T_{\min} \approx \log\left(\frac{1}{1 - p_t}\right) \left(\frac{N}{n_{\min}}\right)^q$$

38

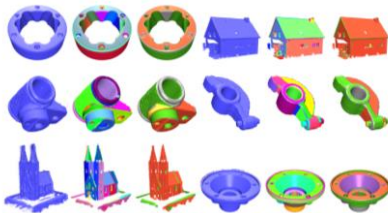
Plans extraits dans des nuages de points (RANSAC)



Zone de test encadrée (gauche) ; plans extraits (droite)
[Deveau 2006]

39

Efficient RANSAC for point cloud shape detection [Schnabel 2007]



Voir aussi : [Bey 2013] (environnements industriels)

40

Analyse de RANSAC

o Avantages

- Très efficace pour grandes surfaces en nombre inconnu dans un grand nuage de points

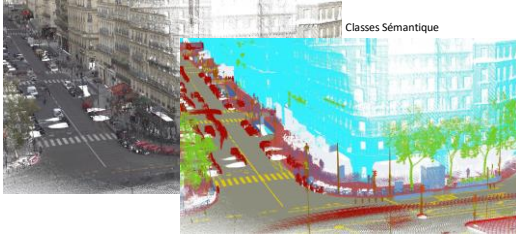
o Inconvénients

- Les surfaces extraites ne sont pas connectées entre elles (topologie)
- Comparaison avec croissance de régions pour façades :
 - [Deschaud 2010]
- Besoin de régularisation
 - Optimisation contrainte, graphes de connexité [Bey 2013]

41

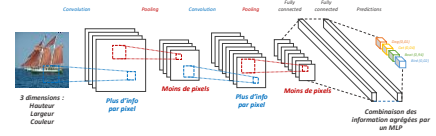
3D Deep Learning (Segmentation Sémantique)

RVB



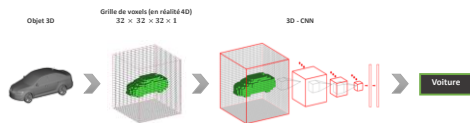
42

Pour aller plus loin: les CNN



43

Les CNN pour la 3D

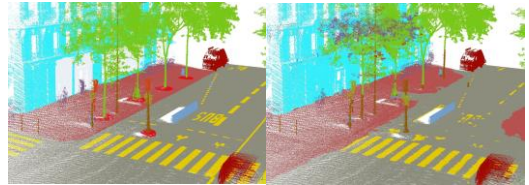


44

3D Deep Learning (Segmentation Sémantique)

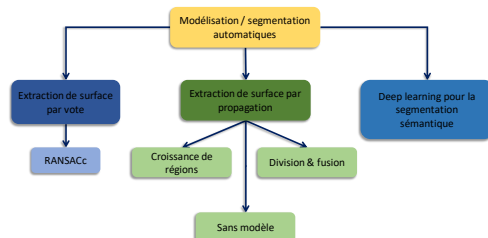
Ground Truth

Predicted



45

Modélisation automatique à partir de nuages de points



46