

**ENSTA** | **MINES PARIS** | **PSL**

## Descripteurs, segmentation, modélisation 3D

**François GOULETTE**

Contact : [francois.goulette@ensta.fr](mailto:francois.goulette@ensta.fr)

Site Web : <https://www.csor.minesparis.psl.eu/presentation/cours-mareva-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



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

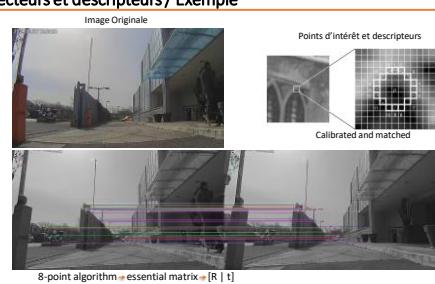
3

### 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



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., 2007).

6

## Sommaire

### 1. Descripteurs et points d'intérêt

- Détecteurs et descripteurs

### 2. Normales et repères

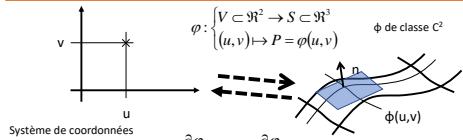
- Normales et repères
- Calcul de normales par ACP

### 3. Segmentation et modélisation

- Modélisation 3D "réaliste" de surfaces
- Modélisation automatique à partir de nuages de points

7

## Normale d'une surface



Paramétrisation régulière si  $(\phi_u, \phi_v)$  linéairement indépendants  
→ On définit le plan tangent au point P parallèle à  $(\phi_u, \phi_v)$

→ et la normale par :  $n = \frac{\varphi_u \times \varphi_v}{\|\varphi_u \times \varphi_v\|}$

8

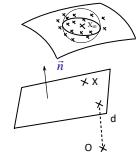
## Calcul de normales par ACP - (PCA)

- 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 :  $n' X = d \quad \|n\| = 1$

- Distance signée d'un point au plan :

$$d(X_i, P) = n' X_i - d$$



9

## Résolution par la méthode des moindres carrés

- Fonction à minimiser :

$$f(n, d) = \sum_{i=1}^m (n' X_i - d)^2$$

4 Paramètres : n, d

1 contrainte  $\|n\| = 1$

10

## Résolution par la méthode des moindres carrés

- On pose

G : barycentre des points :

$$G = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i$$

$M_{\text{cov}}$  : matrice de covariance des points :

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

11

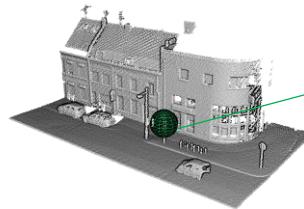
**Solution ACP**

- Le meilleur plan approché est défini par :
- Normale  $n_{\min}$  :
  - vecteur propre normé associé à la plus petite valeur propre de  $M_{\text{cov}}$
  - 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 voisinage :

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

13

**Calcul de normales par ACP - (PCA)**

14

**Covariance d'un ensemble de points**

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

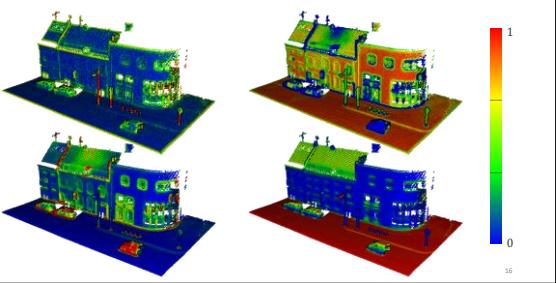
$$L = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1} \quad \triangleright \text{ Linéarité }$$

$$P = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1} \quad \triangleright \text{ Planéité }$$

$$S = \frac{\lambda_3}{\lambda_1} \quad \triangleright \text{ Sphéricité }$$

$$\left| 1 - \frac{2 \angle(e_3, z)}{\pi} \right| \quad \triangleright \text{ Verticalité des normales }$$

15

**Les descripteurs**

16

**Pseudo-code de calcul de normales**

1. Calcul d'un voisinage en X
  - (rayon ou nombre de points)  $\rightarrow n$  points
2. 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

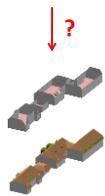


Image IGN

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

19

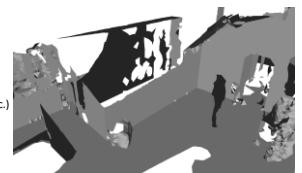
## Modélisation de bâtiments à partir de LiDAR aérien



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



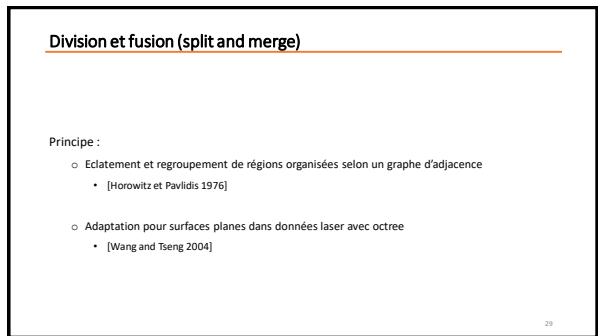
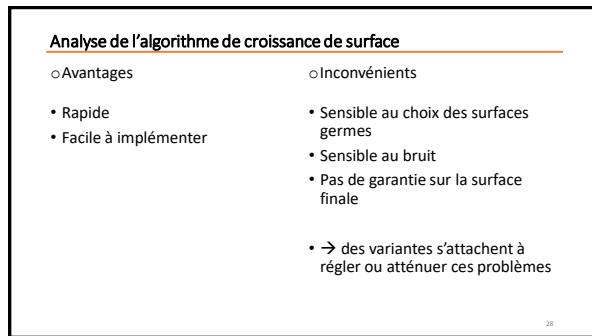
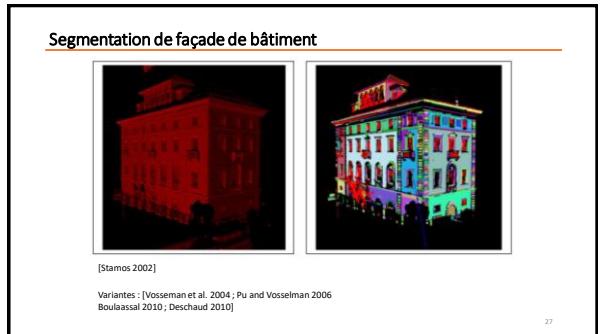
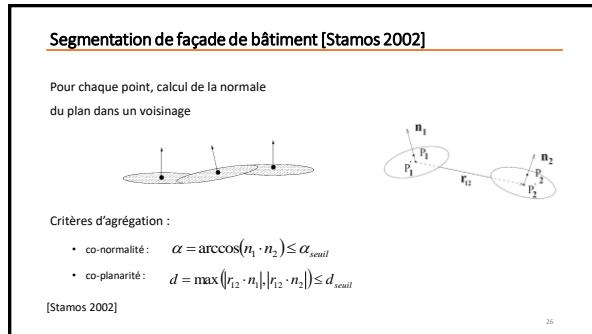
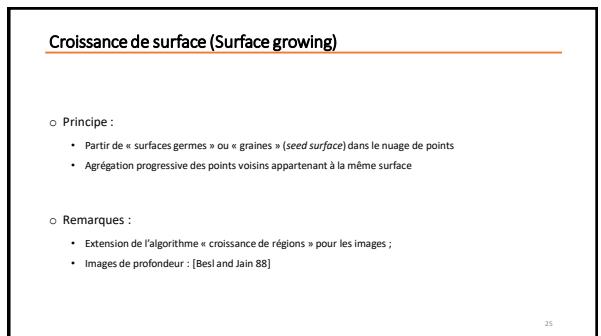
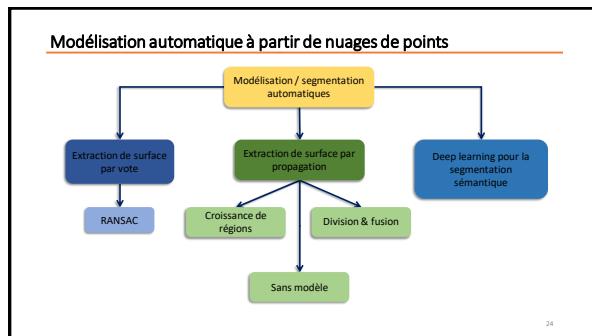
Simulation 3D d'intervention de maintenance en Centrale Electrique [EDF] [Bey 2013]

22

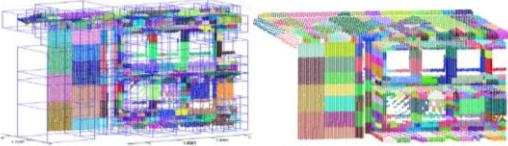
## Segmentation et modélisation

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

23



### 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<sup>0</sup>
  - Normales C<sup>1</sup>
  - Courbures, Centres de courbure
  - Autres caractéristiques : « saillance », etc.

31

### Segmentation sans modèle

#### Segmentation par les normales



Chaine et al. 1999]

#### 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

- Echantillons 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, non alignés

- Le plan est défini par :

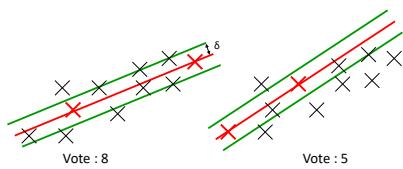
- L'un des points, par exemple :  $x_1$

- 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 $\delta$ de la surface calculée



35

## Probabilités

- 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)

- 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)

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

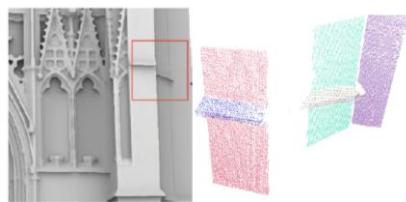
$$T_{\min} = \frac{\log(1-p_t)}{\log\left(1 - \left(\frac{n_{\min}}{N}\right)^q\right)}$$

- 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

- Avantages

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

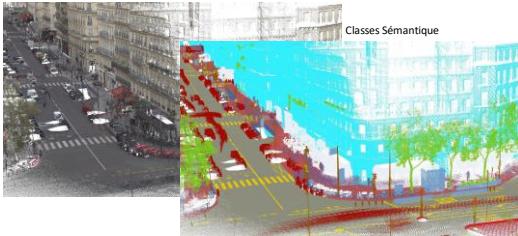
- Inconvénients

- 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 connectivité [Bey 2013]

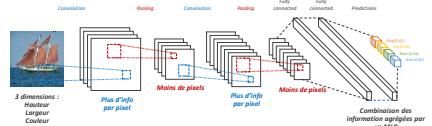
41

### 3D Deep Learning (Segmentation Sémantique)

RVB

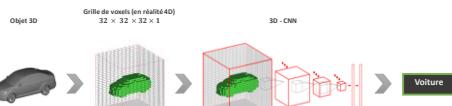


### Pour aller plus loin: les CNN



43

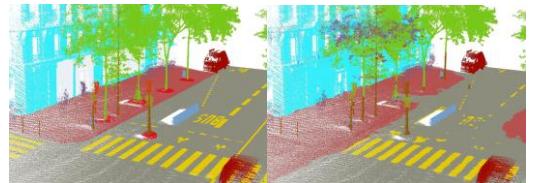
### Les CNN pour la 3D



44

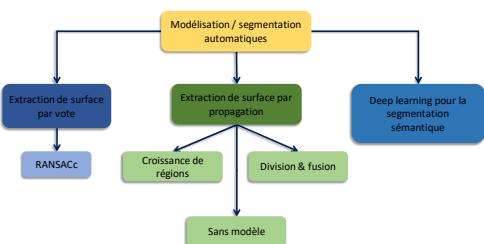
### 3D Deep Learning (Segmentation Sémantique)

Ground Truth      Predicted



45

### Modélisation automatique à partir de nuages de points



46