HAL
open science

Classification de Scènes de Nuages de Points 3D par Réseau Convolutionnel Profond Voxelique Multi-échelles

Xavier Roynard, Jean-Emmanuel Deschaud, François Goulette

▶ **To cite this version:**

Xavier Roynard, Jean-Emmanuel Deschaud, François Goulette. Classification de Scènes de Nuages de Points 3D par Réseau Convolutionnel Profond Voxelique Multi-échelles. RFIAP et CFPT 2018, Jun 2018, Marne-la-Vallée, France. hal-01959576

HAL Id: hal-01959576

https://minesparis-psl.hal.science/hal-01959576v1

Submitted on 10 Jan 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Classification de Scènes de Nuages de Points 3D par Réseau Convolutionnel Profond Voxelique Multi-échelles

Xavier Roynard, Jean-Emmanuel Deschaud and François Goulette

MINES ParisTech, PSL Research University, Centre de Robotique

Motivations

Analyser automatiquement les grandes quantités de données générées par les systèmes de cartographie 3D mobiles.

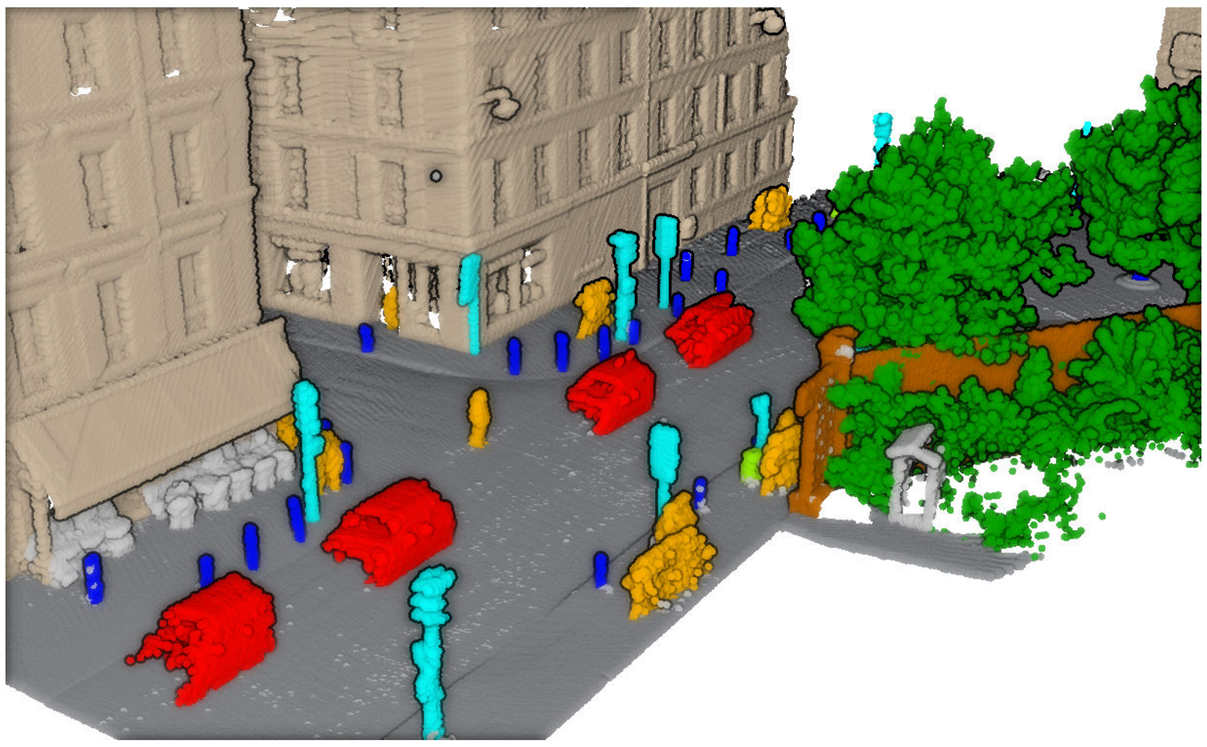
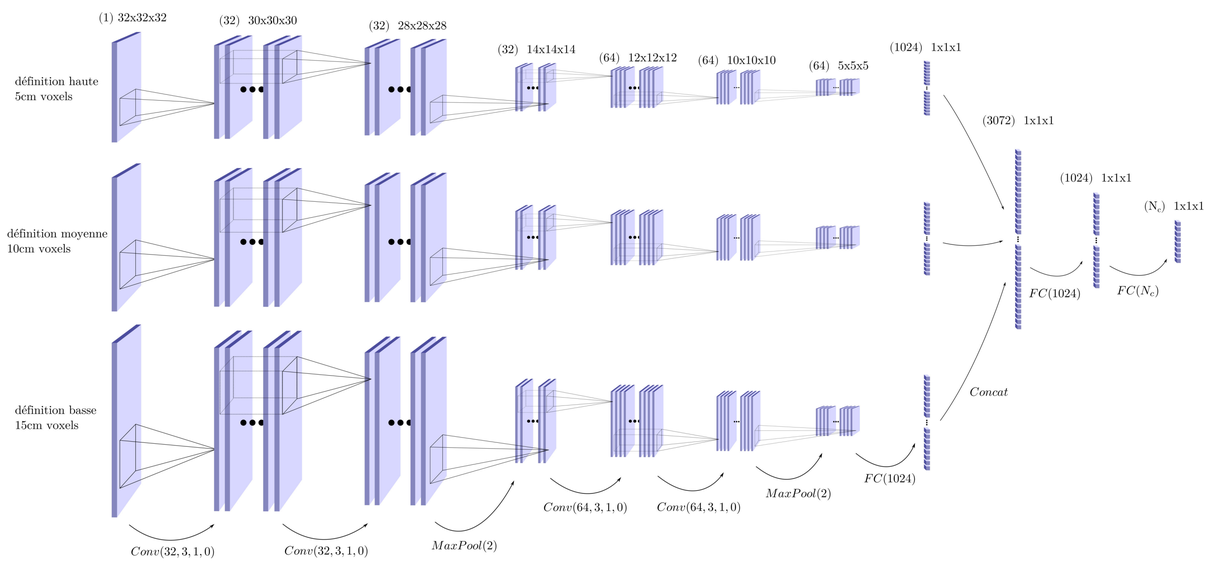


Figure: Nuage du jeu de données Paris-Lille-3D [1]

Méthodologie Proposée

Pour classifier un point :

- Extraire un voisinage du point à plusieurs échelles,
- Projeter chaque voisinage dans une grille d'occupation voxelique,
- Appliquer le réseau convolutionnel profond (appelé MS3_DVS):



Entraînement du Réseau

Les jeux de données de nuages de points 3D ont un nombre d'échantillons par classes très déséquilibré. Pour éviter ces désagréments :

- Au début de chaque epoch, choisir aléatoirement le même nombre de points par classe (par exemple 1000),
- Pendant l'epoch, faire une backpropagation pour chacun des point choisi dans un ordre aléatoire.

Dataset

Méthode évaluée sur 3 Datasets de la littérature:

- Paris-Lille-3D [1] en urbain par LiDAR mobile
- Semantic3D [2] en extérieur par LiDAR fixe
- S3DIS [3] en intérieur par Matterport

Étude de l'intérêt des multi-échelles

- Gains significatifs sur la plupart des classes en utilisant plusieurs échelles.

Dataset	3 échelles	1 échelle
Paris-Lille-3D	**89.29%**	88.23%
Semantic3D	**79.36%**	74.05%
S3DIS	**73.08%**	69.36%

Table: F1-score sur les 3 datasets.

Classe	Précision		Rappel	
	3 échelles	1 échelle	3 échelles	1 échelle
sol	**97.74%**	97.08%	**98.70%**	98.28%
bâtiments	**85.50%**	84.28%	**95.27%**	90.65%
poteaux	**93.30%**	92.27%	92.69%	**94.16%**
potelets	98.60%	**98.61%**	93.93%	**94.16%**
poubelles	**95.31%**	93.52%	79.60%	**80.91%**
barrières	**85.70%**	81.56%	**77.08%**	73.85%
piétons	**98.53%**	93.62%	**95.42%**	92.89%
voitures	93.51%	**96.41%**	**98.38%**	97.71%
naturel	**89.51%**	88.23%	**92.52%**	91.53%

Table: Comparaison des architectures à 1 et 3 échelles sur le jeu de données Paris-Lille-3D.

Comparaison avec l'état de l'art

Rang	Méthode	IoU Moyenné	Précision Globale	IoU par classe							
				terrain artificiel	terrain naturel	végétation haute	végétation basse	bâtiments	paysage rigide	artefacts d'acquisition	voiture
1	SPGraph[4]	**73.2%**	**94.0%**	**97.4%**	**92.6%**	**87.9%**	**44.0%**	**93.2%**	31.0%	**63.5%**	76.2%
2	**MS3_DVS(Ours)**	65.3%	88.4%	83.0%	67.2%	83.8%	36.7%	92.4%	**31.3%**	50.0%	**78.2%**
3	RF_MSSF	62.7%	90.3%	87.6%	80.3%	81.8%	36.4%	92.2%	24.1%	42.6%	56.6%
4	SegCloud[5]	61.3%	88.1%	83.9%	66.0%	86.0%	40.5%	91.1%	30.9%	27.5%	64.3%
5	SnapNet_[6]	59.1%	88.6%	82.0%	77.3%	79.7%	22.9%	91.1%	18.4%	37.3%	64.4%
9	MS1_DVS(Ours)	57.1%	84.8%	82.7%	53.1%	83.8%	28.7%	89.9%	23.6%	29.8%	65.0%

Table: Top-5 sur le benchmark reduced-8 de Semantic3D.

- État de l'art pour la classification par points de scènes extérieurs (Semantic3D), sans utilisation de la couleur ni régularisation.
- Résultats mitigés en intérieur dus à des caractéristiques géométriques plus fines que la résolution de la grille de voxels (S3DIS).

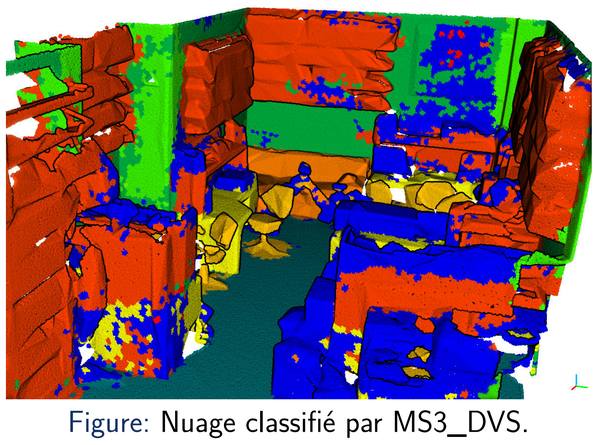


Figure: Nuage classifié par MS3_DVS.

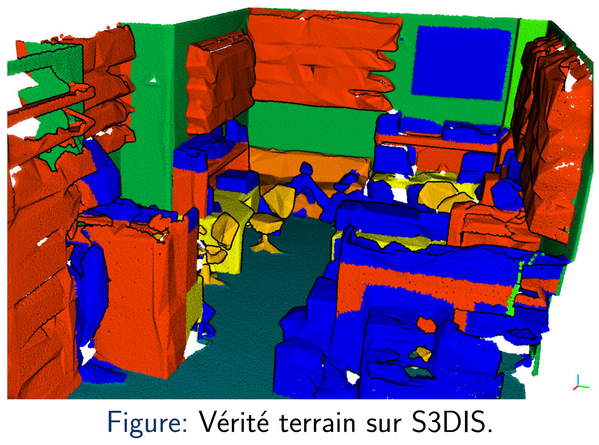


Figure: Vérité terrain sur S3DIS.

Références

[1] X. Roynard, J.-E. Deschaud, and F. Goulette.
Paris-Lille-3D: a large and high-quality ground truth urban point cloud dataset for automatic segmentation and classification.
ArXiv e-prints, November 2017.

[2] Time Hackel, N. Savinov, L. Ladicky, Jan D. Wegner, K. Schindler, and M. Pollefeys.
Semantic3d.net: A new large-scale point cloud cassification benchmark.
In *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume IV-1-W1, pages 91–98, 2017.

[3] Iro Armeni, Ozan Sener, Amir R. Zamir, Helen Jiang, Ioannis Brilakis, Martin Fischer, and Silvio Savarese.
3d semantic parsing of large-scale indoor spaces.
In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.

[4] Loic Landrieu and Martin Simonovsky.
Large-scale point cloud semantic segmentation with superpoint graphs.
arXiv preprint arXiv:1711.09869, November 2017.

[5] Lyne P Tchapmi, Christopher B Choy, Iro Armeni, JunYoung Gwak, and Silvio Savarese.
Segcloud: Semantic segmentation of 3d point clouds.
arXiv preprint arXiv:1710.07563, 2017.

[6] Alexandre Boulch, Bertrand Le Saux, and Nicolas Audebert.
Unstructured point cloud semantic labeling using deep segmentation networks.
In *Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval*, volume 2, page 1, 2017.

Contact e-mail: xavier.roynard@mines-paristech.fr

PSL RESEARCH UNIVERSITY PARIS

MINES ParisTech