

Stage : Segmentation sémantique d'un nuage de point et contexte

Présentation de l'entreprise associée

SEGULA Technologies est un groupe d'ingénierie présent mondialement, au service de la compétitivité de tous les grands secteurs industriels : automobile, aéronautique, énergie, ferroviaire, naval (<https://www.youtube.com/watch?v=3TvJBn2oamo>), pharmacie et pétrochimie. Présent dans 28 pays, fort de ses 140 implantations dans le monde, le Groupe privilégie une relation de proximité avec ses clients grâce aux compétences de ses 11 000 collaborateurs. Ingénieur de premier plan plaçant l'innovation au cœur de sa stratégie, SEGULA Technologies mène des projets d'envergure, allant des études jusqu'à l'industrialisation et la production.

Contexte

La modification d'une installation industrielle implique souvent sa modélisation via des logiciels de Conception Assistée par Ordinateur (CAO). La création d'un tel modèle nécessite le déplacement de personnel sur le site de l'installation pour y relever des mesures. Actuellement cette opération est longue et potentiellement dangereuse. Pour réduire le risque et la durée de ces relevés, Segula Technologies souhaite développer un système d'acquisition et de modélisation rapide en se basant sur des techniques de photogrammétrie et lasergrammétrie. Une étape essentielle du projet est la segmentation des nuages de points acquis en ses différents éléments. Cette étape fait l'objet d'une thèse au sein du laboratoire LabSTICC.



Figure 1 Exemple de segmentation sémantique sur une image du jeu de données ADE20K [1], [2]



Figure 2 Exemple d'un nuage de point de site industriel

Stage proposé

L'un des défis majeurs de la segmentation sémantique est de combiner des connaissances, robustes aux transformations, de caractéristiques et l'utilisation du contexte global d'une scène. C'est-à-dire allier le Quoi au Où.

Si les premières méthodes de segmentation basée point ([3], [4]) pèchent sur l'utilisation des caractéristiques spatiales locales (le Quoi), de nouvelles méthodes, plus tournée vers la segmentation et que la classification maîtrisent mieux cet aspect ([5]–[7]). Cependant, l'utilisation du contexte (le Où), reste un aspect du problème moins traité.

Une méthode employée dans la littérature est l'utilisation de la récurrence. [8] va découper la scène en plusieurs blocs de longueur et largeur prédéfinis et de hauteur identique à la scène. Après extraction des caractéristiques de chaque blocs, des unités LSTM ([9]) sont utilisées pour ajouter du contexte aux points composants ces blocs. D'autre part, [10] segmente tout d'abord la scène via une méthode « classique » (sans machine learning), puis assemble les différents ensembles de caractéristiques (Super points) en un graphe de connectivité. Le contexte est alors propagé le long des arrêtes de ce graphe via des GRUs ([11]).

Si ce genre de méthode apporte de bons résultats, elles souffrent encore de certains défauts. L'utilisation de blocs artificiels [8] pour découper la scène pourrait gêner la compréhension de grands objets, qui sont fort présents dans des scènes industrielles. D'autre part, l'ajout d'une découpe verticale est nécessaire pour comprendre ce genre de scènes, parfois très structurée verticalement.

D'autre part, [10] dépend fortement des résultats de sa méthode de segmentation et ne fait que raffiner les supers points obtenus. Il est par exemple montré dans l'article qu'un tableau blanc (du set S3DIS [12]) ne sera pas séparé du mur lors de la segmentation et donc ignoré. La méthode présentée telle quelle est donc intrinsèquement limitée. Des efforts pour améliorer la sur-segmentation de départ existent cependant ([13]).

Le but de votre stage est donc d'étudier les différentes méthodes pouvant renforcer la notion de contexte global dans un réseau de segmentation sémantique 3D. Les efforts seront plus particulièrement concentrés sur l'utilisation de la récurrence et l'utilisation des superpoints.

Organisation et objectifs proposés :

1. Etat de l'art : recensement des différentes méthodes renforçant la notion de contexte dans un réseau.
2. Comparaison des méthodes de l'état de l'art.
3. Sélection et test de plusieurs méthodes sur un jeu de donnée courant dans la littérature et un jeu de donnée industriel.
4. Identification de problèmes liés au domaine d'application.
5. Propositions d'améliorations pour pallier aux problèmes précédemment identifiés.
6. Implémentation et tests de ces propositions.

Compétence recommandée :

Programmation python avec connaissance de librairie de machine learning tel que TensorFlow, Caffee ou Pytorch. Des connaissances en C++ ou de CUDA peuvent être un plus.

Contacts

Doctorant	LabSTICC	Segula Technologies
Romain CAZORLA Doctorant LabSTICC - Ingénieur informatique Recherche et Innovation – SEGULA Engineering romain.cazorla@segula.fr T : +33 (0)2 40 00 74 83 SEGULA Technologies • 71 rue Henri Gautier • 44550 Montoir de Bretagne	BUCHE Cédric Professeur (HDR) à l'ENIB buche@enib.fr T : +33 (0)2 98 05 89 66 CERV • 29200 Plouzané	Line POINEL Responsable Recherche & Innovation – SEGULA Engineering line.poinel@segula.fr M: +33 (0)6 10 42 34 37 SEGULA Technologies • 71 rue Henri Gautier • 44550 Montoir de Bretagne

Références

- [1] B. Zhou, H. Zhao, X. Puig, S. Fidler, A. Barriuso, and A. Torralba, "Scene Parsing through ADE20K Dataset."
- [2] B. Zhou *et al.*, "Semantic Understanding of Scenes through the ADE20K Dataset."
- [3] C. R. Qi, H. Su, M. Kaichun, and L. J. Guibas, "PointNet : Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation," *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2017.
- [4] C. R. Qi, L. Yi, H. Su, and L. J. Guibas, "PointNet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space," in *NIPS'17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, 2017, pp. 5105–5114.
- [5] M. Jiang, Y. Wu, T. Zhao, Z. Zhao, and C. Lu, "PointSIFT: A SIFT-like Network Module for 3D Point Cloud Semantic Segmentation," *ArXiv Prepr.*, no. 2, Nov. 2018.
- [6] H. Zhao, L. Jiang, C.-W. Fu, and J. Jia, "PointWeb: Enhancing Local Neighborhood Features for Point Cloud Processing," in *2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019, pp. 5560–5568.

- [7] Y. U. E. Wang, Y. Sun, Z. Liu, S. E. Sarma, M. M. Bronstein, and J. M. Solomon, "Dynamic Graph CNN for Learning on Point Clouds," *ACM Trans. Graph.*, vol. 1, no. 2, Oct. 2019.
- [8] X. Ye, J. Li, H. Huang, L. Du, and X. Zhang, "3D Recurrent Neural Networks with Context Fusion for Point Cloud Semantic Segmentation," in *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2018, pp. 403–417.
- [9] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Comput.*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [10] L. Landrieu and M. Simonovsky, "Large-scale Point Cloud Semantic Segmentation with Superpoint Graphs," in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 4558–4567.
- [11] H. Su, S. Maji, E. Kalogerakis, and E. Learned-Miller, "Multi-view Convolutional Neural Networks for 3D Shape Recognition," in *IEEE International Conference on Computer Vision*, 2015, pp. 945–953.
- [12] I. Armeni *et al.*, "3D Semantic Parsing of Large-Scale Indoor Spaces," in *CVPR*, 2016, pp. 1534–1543.
- [13] L. Landrieu and M. Boussaha, "Point Cloud Oversegmentation with Graph-Structured Deep Metric Learning," in *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2019, pp. 7440–7449.