

Rapport intermédiaire - NPM3D

Coërchon Colin & Habasque Chloé

28 février 2025

Mise en contexte

Ces dernières années, les **méthodes d'apprentissage profond** ont montré des performances impressionnantes dans le traitement de nuages de points. Cependant, elles souffrent souvent d'un **manque de généralisation**, notamment lorsqu'elles sont confrontées à des catégories d'objets inédites ou des scènes trop complexes.

Dans ces situations, les méthodes classiques non basées sur l'apprentissage, comme l'Iterative Closest Point (ICP), offrent généralement de meilleurs résultats grâce à leur robustesse intrinsèque.

Depuis 2016/2017, des méthodes comme PointNet [3] ont commencé à donner des résultats très intéressants. Ainsi, dans leur travail, Li, Pontes et Lucey (2020) [2] proposent une amélioration de PointNet. Ils se basent sur une première amélioration du modèle : PointNetLK (2019) [1], une version déjà plus robuste de PointNet, et en proposent une réévaluation en **intégrant un Jacobien analytique**. Cette innovation permet d'**améliorer significativement la capacité de généralisation** tout en conservant les avantages inhérents aux approches d'apprentissage.

Nous avons testé la démonstration en appliquant le modèle pré-entraîné pour recaler les vues du Dataset 3DMatch. Seulement quelques itérations (10) sont nécessaires pour obtenir des rotations et translations précises.

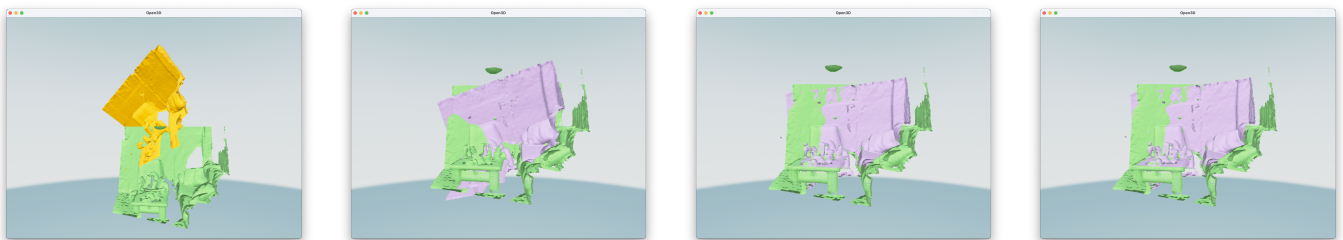


FIGURE 1 – Recalage à l'itération 1 FIGURE 2 – Recalage à l'itération 3 FIGURE 3 – Recalage à l'itération 5 FIGURE 4 – Recalage à l'itération 7

FIGURE 5 – Recalage de vue de 3DMatch avec le modèle déjà entraîné

Les objectifs

- **Comprendre les améliorations proposées** : Nous avons déjà travaillé sur PointNet en TP (TP6). Il sera indispensable de comprendre les améliorations proposées par PointNetLK et le PointNet de l'article [2].
- **Tester le modèle déjà entraîné** : Nous allons tester le modèle sur différents datasets, comme le dataset ModelNet40 de *Princeton*.
- **Entraîner notre propre modèle** : Nous allons entraîner notre propre modèle sur des datasets spécifiques pour évaluer ses performances et sa capacité de généralisation.
- **Comparer nos résultats** : Reproduire les résultats de l'article et ainsi pouvoir potentiellement les comparer à d'autres techniques de recalage classiques telles que l'ICP.

Références

- [1] Yasuhiro AOKI, Hunter GOFORTH, Rangaprasad Arun SRIVATSAN et Simon LUCEY. *PointNetLK : Robust & Efficient Point Cloud Registration using PointNet*. 2019. arXiv : [1903.05711 \[cs.CV\]](https://arxiv.org/abs/1903.05711). URL : <https://arxiv.org/abs/1903.05711>.
- [2] Xueqian LI, Jhony Kaesemodel PONTES et Simon LUCEY. *PointNetLK Revisited*. 2021. arXiv : [2008.09527 \[cs.CV\]](https://arxiv.org/abs/2008.09527). URL : <https://arxiv.org/abs/2008.09527>.
- [3] Charles R. QI, Hao SU, Kaichun MO et Leonidas J. GUIBAS. *PointNet : Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation*. 2017. arXiv : [1612.00593 \[cs.CV\]](https://arxiv.org/abs/1612.00593). URL : <https://arxiv.org/abs/1612.00593>.