
Robust Neural Distance Fields using 1-Lipschitz Neural Networks

Guillaume Coiffier*¹

¹Université Catholique de Louvain = Catholic University of Louvain – Belgique

Résumé

Les représentations implicites sont un outil important pour le traitement numérique de la géométrie, avec des applications en CAO, informatique graphique, reconstruction de surface ou même simulation numérique. Le cœur de ces méthodes consiste à représenter une surface comme l'isosurface d'une fonction continue, souvent définie comme étant une fonction de distance signée (SDF), associant à tout point de l'espace sa distance à un objet, comptée négativement si le point se situe à l'intérieur.

Alors que l'usage classique des SDF se limitait à leur composition pour des formes simples, les progrès récents en apprentissage profond ont permis d'approximer les SDF d'objets arbitraires en optimisant les paramètres d'un réseau de neurone. Néanmoins, ces méthodes souffrent de deux limitations : la première provient du fait qu'un ensemble de donnée dense de paires point/distance est nécessaire à l'apprentissage, ce qui nécessite une bonne représentation de l'objet considéré en entrée. La seconde est la robustesse : pour de nombreuses applications (sphere tracing, projection), la fonction considérée se doit d'être 1-Lipschitz, sous peine de nécessiter une complexe arithmétique d'intervalles pour éviter les artefacts, ce que les méthodes actuelles ne peuvent garantir.

Dans ce travail, nous nous inspirons des derniers résultats concernant les réseaux de neurones 1-Lipschitz. En utilisant ce genre d'architectures, nous sommes en mesure d'apprendre des SDF dont le gradient sera toujours de norme inférieure à 1 par construction, garantissant la robustesse du résultat. De plus, cette propriété 1-Lipschitz du réseau nous permet d'utiliser une fonction de coût différente dont nous démontrons que le minimum sur toutes les fonctions 1-Lipschitz est bien la SDF de l'objet considéré. Cette fonction de coût ne nécessite de connaître qu'une partition intérieure/extérieure de l'objet considéré et non de la vraie distance, ce qui rend l'apprentissage de SDF neurales possible dans des contextes difficiles (nuage de points, soupe de triangles, bruités ou incomplets) où la véritable distance est difficile à calculer.

Nous démontrons les avantages de notre méthode sur diverses applications des SDF neurales, comme la reconstruction de surfaces (ouvertes ou fermées), de courbes, l'extraction de l'axe médian ou le rendu efficace de fonctions implicites.

*Intervenant