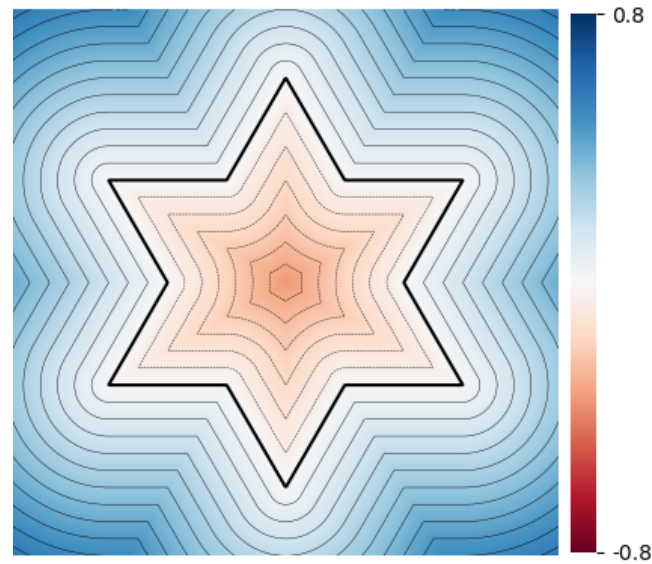


SharpNet: Enhancing MLPs to Represent Functions with Controlled Non-differentiability



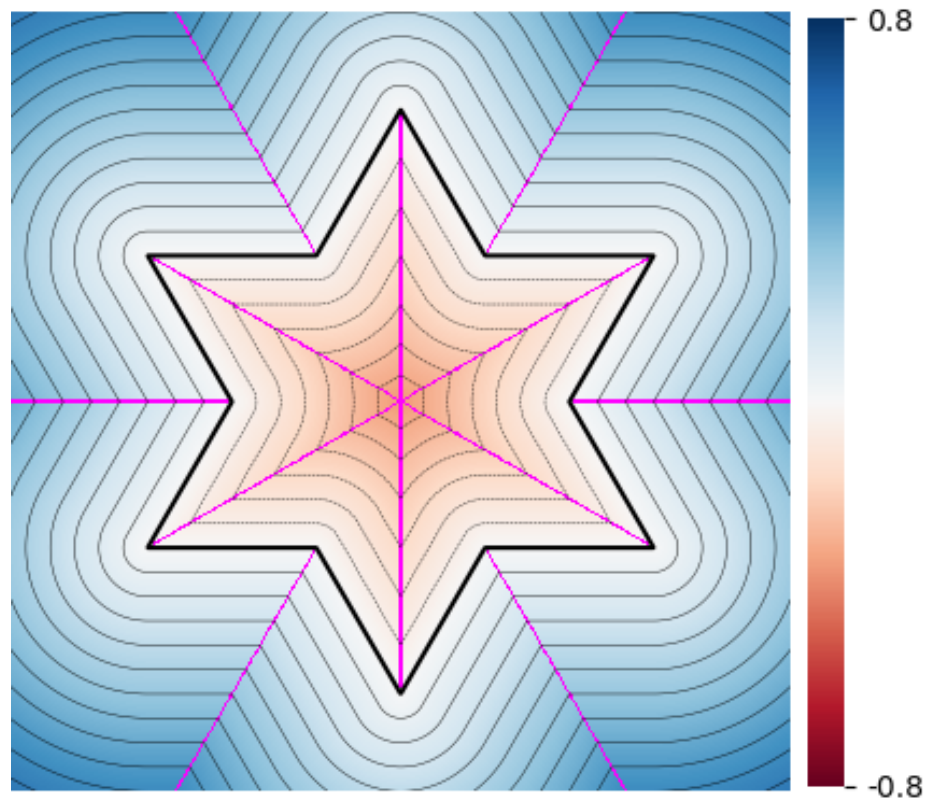
HANTING NIU, JUNKAI DENG, WENCHENG WANG, Siggraph2026

Fonctions Implicites

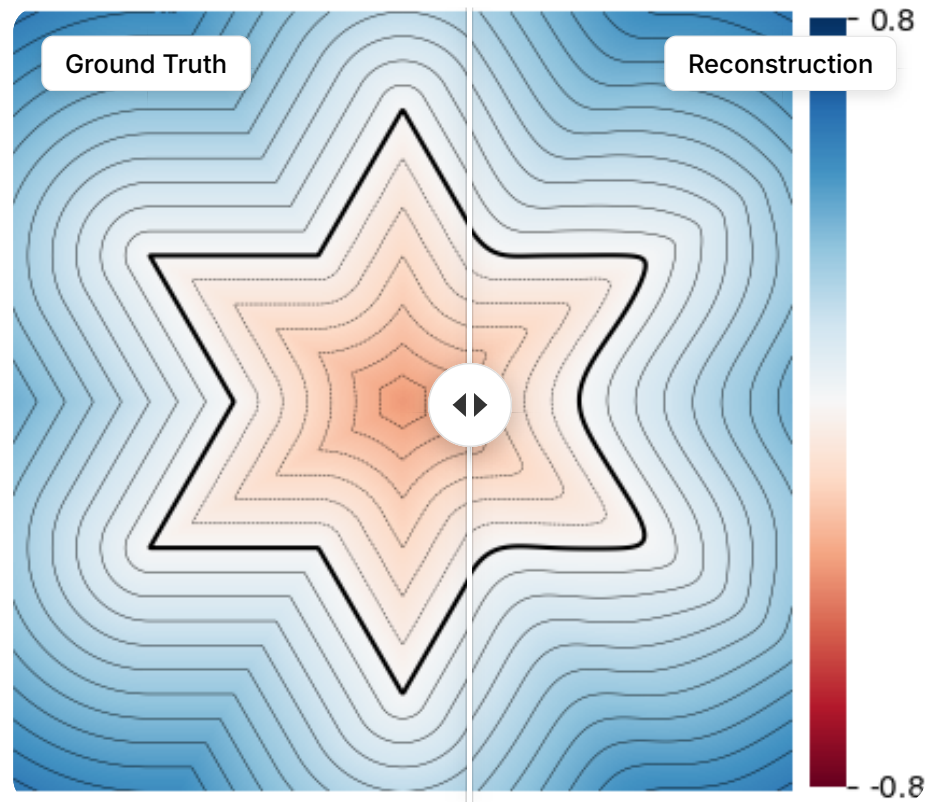


$$\begin{cases} \|\nabla g(x)\| = 1, & x \in \Omega, \\ g(x) = 0, & x \in \mathcal{S}. \end{cases}$$

Discontinuité du gradient

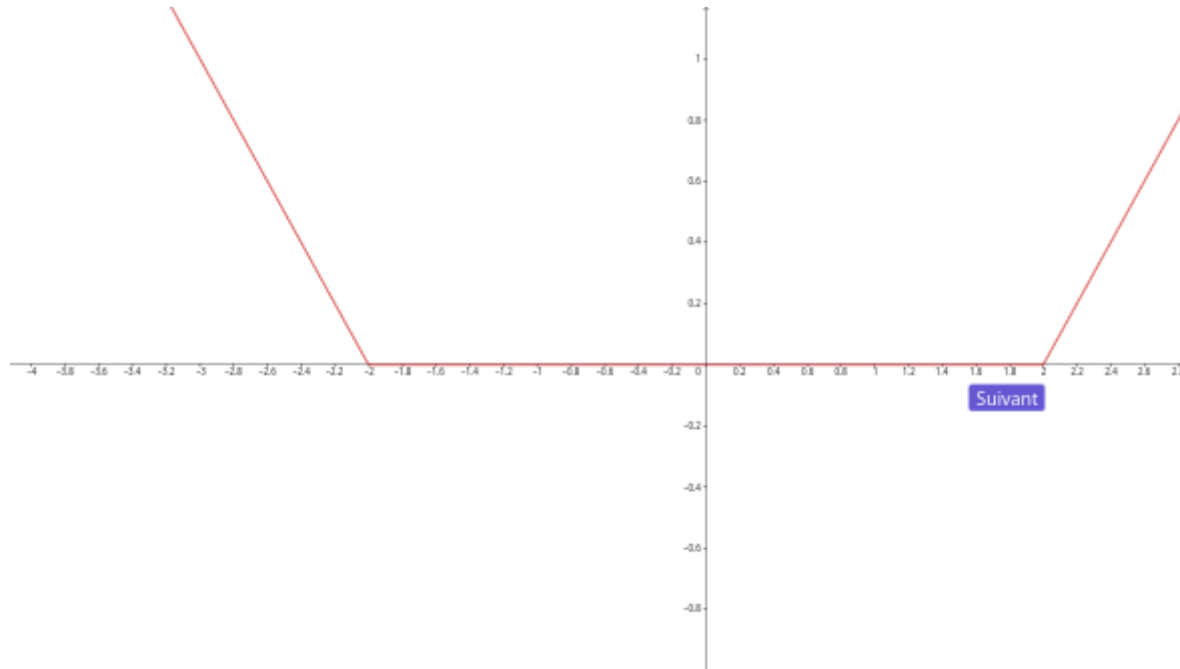


Discontinuité du gradient



Comment contrôler la non différentiabilité ?

→ Utilisation des fonctions C^0



Construction

$$\Phi_\theta(x) = \phi_\theta(x, f(x))$$

→ Choix/Construction de f ?

Soit $\mathcal{M}$ l'ensemble de codimension 1 où f est C^0 .

- f doit être C^2 sur $\Omega \setminus \mathcal{M}$
- f doit être C^0 sur $\mathcal{M}$
- $\partial_n f$ doit avoir un saut sur $\mathcal{M} \setminus \partial\mathcal{M}$

Construction

$$\Phi_\theta(x) = \phi_\theta(x, f(x))$$

→ Choix/Construction de f ?

Soit $\mathcal{M}$ l'ensemble de codimension 1 où f est C^0 .

$$\begin{cases} \nabla^2 f(x) = h(x) \in C^0, & x \in \Omega \setminus \mathcal{M} \\ \partial_{n^+} f(x) - \partial_{n^-} f(x) = g(x) \neq 0, & x \in \mathcal{M} \setminus \partial\mathcal{M} \\ \lim_{y \rightarrow x} f(y) = f(x), & x \in \mathcal{M} \end{cases}$$

Équation de Poisson

La solution existe sous forme intégrale (identités de Green)

$$f(x) = \int_{\Omega} h(y) G_x(y) dV_y + \int_{\mathcal{M}} g(y) G_x(y) dS_y$$

avec $G_x(y)$ la fonction de Green évaluée au point d'observation x .

- 2D : $G_x(y) = \frac{1}{2\pi} \log \|x - y\|$
- 3D : $G_x(y) = -\frac{1}{4\pi \|x - y\|}$

→ TRICKS DE FOU MALADE : $h = 0, g = 1$

Équation de Poisson

La solution existe sous forme intégrale (identités de Green)

$$f(x) = \int_{\mathcal{M}} G_x(y) dS_y$$

Existe en forme close pour $\mathcal{M}$ segments ou triangles $\rightarrow$ Mesh

Implémentation

Partition par face : $f(x) = \sum_i \Gamma_i(x)$

Avec :

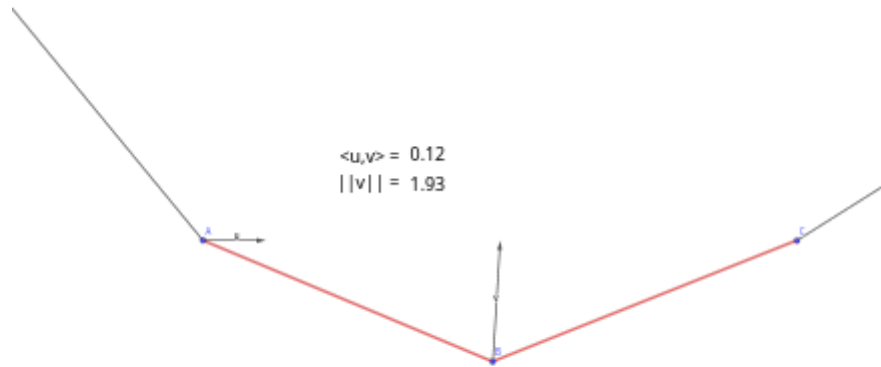
- $\Gamma_i(x) = \varphi_i(D(x)) \int_{\mathcal{M}_i} G_x(y) dS_y$
- $\varphi_i(x)$ un support compact
- $D(x)$ une divergence

Training

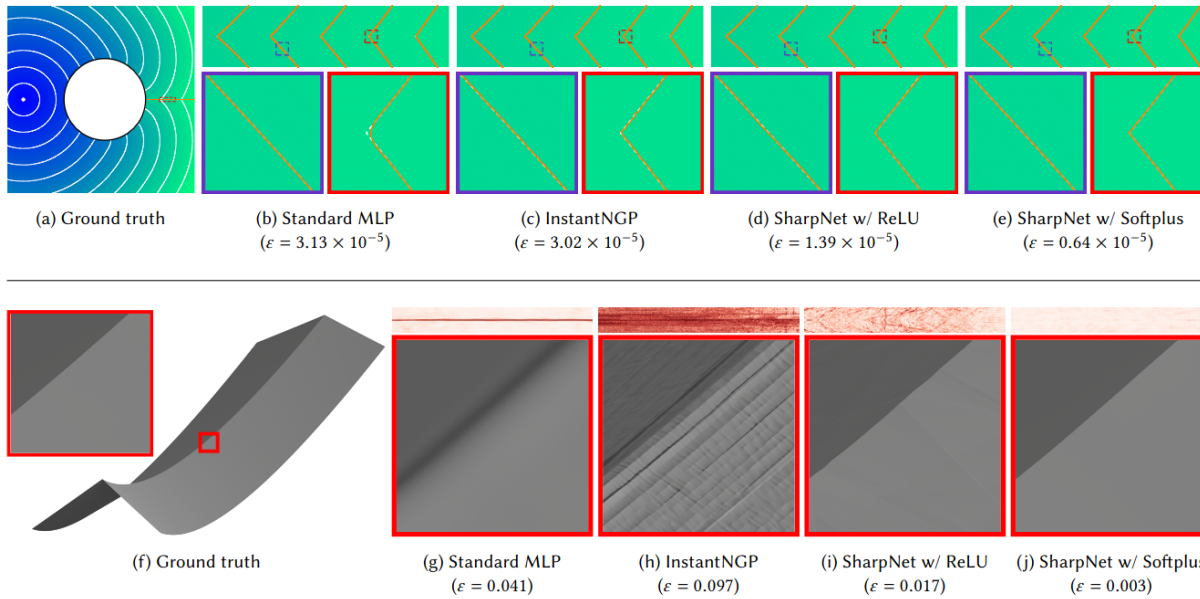
Loss de fitting : $\sum_i \|GT(x_i) - \Phi(x_i, f(x_i))\|$

Si apprentissage de $\mathcal{M}$:

- Loss de regularisation : $\sum_i \|v_i\| + \langle v_i, u_i \rangle$



Resultats



Resultats

