

## PROPOSITION DE STAGE EN COURS D'ETUDES

Référence : **DTIS-2022-27**  
(à rappeler dans toute correspondance)

Lieu : Palaiseau

Département/Dir./Serv. : DTIS/IVA

Tél. : 01 80 38 65 62

Responsable(s) du stage : F. Champagnat (DTIS)  
J.F. Giovannelli (IMS, Bordeaux)

Email. : champ@onera.fr

### DESCRIPTION DU STAGE

Thématique(s) : Perception et Traitement de L'information

Type de stage :  Fin d'études bac+5  Master 2  Bac+2 à bac+4  Autres

**Intitulé : Apprentissage de loi a priori par réseau de neurone pour l'inversion Bayésienne en problèmes inverses**

Sujet : Le développement rapide des méthodologies liées à l'apprentissage des réseaux profonds permet d'envisager l'analyse statistique des solutions de problèmes inverses de grande taille dans un cadre bayésien [1][2]. Dans ce cadre, le choix épineux de la distribution a priori est remplacé par une batterie d'exemples réalistes, obtenus par exemple en simulation haute résolution. Ceci contraste avec les méthodologies classiques fondées sur des distributions a priori choisies dans des familles paramétriques restreintes de lois fondamentales [3]. Les distributions typiques recherchées font apparaître des structures d'échelles et de dynamiques très variées qui sont très mal capturées par les distributions a priori usuelles (cf. figure ci-dessous)

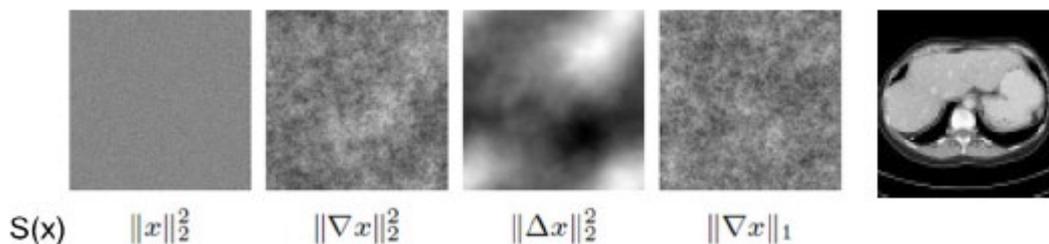


Figure - Echantillons de lois de Gibbs génériques  $\log p(x) \sim -S(x)$  comparées à une densité typique en tomographie [1]

De tels outils sont d'intérêt dans un grand nombre de problèmes inverses, comme la reconstruction tomographique en médecine [1] ou en mécanique des fluides expérimentale [5]. Ces problèmes sont caractérisés par une ambiguïté liée au faible nombre de points de vue disponibles et à la rapidité des phénomènes.

Dans ce contexte il est capital de compenser la pauvreté des mesures par adjonction d'une distribution a priori riche et conforme, par exemple apprise sur une base d'exemple pertinents. Cette distribution peut être encodée et manipulée grâce aux réseaux inversibles [2] ou aux autoencodeurs-débruiteurs [4]. L'information apportée par ce prior est ensuite combinée à celle des mesures tomographiques dans un formalisme bayésien pour former une loi a posteriori. La détermination d'une image et d'une carte d'incertitudes à partir de cette loi a posteriori est envisagée par diverses approches déterministes (algorithmes de descente pour le MAP) ou stochastiques par une mécanique MCMC de type Metropolis-Hastings [4].

Le stage consistera à s'approprier le formalisme et les outils associés à l'encodage de prior par réseau de neurones [2][4] et à les associer à des mesures de type tomographiques à faible nombre de points de vue, par exemple dans un formalisme MCMC de type Metropolis Hastings [4] afin de caractériser la distribution a posteriori de la densité recherchée. Le développement se fera sous Python/Pytorch. Les

bases d'apprentissage et de test sont constituées de résultats de simulations numériques disponibles à l'ONERA, par ailleurs, un premier travail d'encodage du prior à l'aide de réseaux inversibles [2] pourra servir de référence. Les échantillonneurs construits seront étudiés à des fins d'analyse statistique des reconstructions pour l'estimation d'hyperparamètres et la quantification d'erreur de reconstruction. La méthode pourra être valorisée par des données expérimentales issues d'un banc holographique multi-visée mis en œuvre à l'ONERA [5].

Le stage pourra être prolongé par une thèse, le sujet intitulé « Neural Network prior and full Bayesian sampling for inverse problems » sera prochainement diffusé sur le site de l'ONERA sous le numéro TIS-DTIS-2022-02

#### Bibliographie

[1] Adler et al., Deep Bayesian Inversion, <https://arxiv.org/abs/1811.05910>

[2] Ardizzone et al., Analyzing Inverse Problems with Invertible Neural Networks, ICLR 2019

[3] Vacar et Giovannelli, Unsupervised joint deconvolution and segmentation method for textured images: a Bayesian approach and an advanced sampling algorithm, Eurasip, 2019

[4] Guo et al., AGEM: Solving Linear Inverse Problems via Deep Priors and Sampling, NIPS 2019

[5] F. Olchewsky, Caractérisation des écoulements instationnaires 3D par tomographie holographique numérique multidirectionnelle, Thèse de doctorat, 2017

Est-il possible d'envisager un travail en binôme ? Non

#### Méthodes à mettre en œuvre :

- |   |  |
|---|--|
| <input type="checkbox"/> Recherche théorique            | <input type="checkbox"/> Travail de synthèse             |
| <input checked="" type="checkbox"/> Recherche appliquée | <input type="checkbox"/> Travail de documentation        |
| <input type="checkbox"/> Recherche expérimentale        | <input type="checkbox"/> Participation à une réalisation |

Possibilité de prolongation en thèse : Oui

**Durée du stage :** Minimum : 5 Maximum : 6

Période souhaitée : mars-septembre

#### PROFIL DU STAGIAIRE

Connaissances et niveau requis : Master 2 ou 3A école ingénieur. Formation en Math. App, Python,	Ecoles ou établissements souhaités : Universités scientifiques ou Ecole d'ingénieurs
---	---