

**Algorithmes stochastiques gradient-proximaux pour l'inférence
par maximum de vraisemblance pénalisée
dans les modèles à données cachées.**

Gersende Fort

LTCI, CNRS & Telecom ParisTech

L'inférence par maximum de vraisemblance pénalisé dans les modèles à données cachées nécessite la résolution d'un problème de minimisation de la forme $\min_{\theta} F(\theta)$ où F est la somme de deux termes : un terme de log-vraisemblance négative, pas nécessairement convexe mais néanmoins assez régulier; et un terme de pénalité convexe mais pas nécessairement régulier. De plus, ni la log-vraisemblance ni son gradient n'ont d'expression explicite.

Nous verrons à travers l'exemple de l'inférence statistique dans un modèle de régression logistique à effets aléatoires que ce problème peut être résolu par des algorithmes d'optimisation de type gradient-proximal couplés à des méthodes de Monte Carlo.

Nous présenterons des résultats récents sur la convergence de ces algorithmes d'optimisation stochastiques, et sur la pertinence des versions stochastiques d'algorithmes gradient-proximaux accélérés. Les algorithmes gradient-proximaux étant proches des algorithmes d'approximation stochastiques, nous discuterons aussi la pertinence de procédures de moyennisation pour les algorithmes gradient-proximaux stochastiques.

Travail en collaboration avec Yves Atchadé (Univ. Michigan, USA) et Eric Moulines (Telecom ParisTech).