Relier l'apprentissage statistique et l'optimisation : de l'art de bien calibrer les hyper-paramètres

Claire Boyer et Joseph Salmon

Janvier 2019

Mots-clés : optimisation, apprentissage statistiques, calibration de paramètres, précision

Contact : `claire.boyer@upmc.fr`

Les estimateurs classiques en apprentissage statistiques (Machine Learning) reposent généralement sur des hyper-paramètres de régularisation qui peuvent être difficiles à calibrer [BB08].

Les stratégies populaires reposent sur la recherche sur une grille en utilisant une approche par validation croisée. Lorsque les estimateurs sont définis comme solution d'un problème d'optimisation, l'utilisateur doit de plus prendre en compte un critère d'arrêt contrôlant la précision des solutions. Ce paramètre peut cependant être relié à la précision statistique telle qu'elle peut être mesurée par validation croisée [NLF+18].

Dans ce mémoire, on s'intéressera à comprendre les liens entre précision statistique et précision algorithmique d'optimisation. Pour cela on s'appuira sur les outils maintenant classiques d'optimisation convexe, voir par exemple les notes de cours de Pontus Giselsson ou pour plus de détails [BC11].

Ce mémoire pourra se prolonger en stage sous le soleil de Montpellier, avec Joseph Salmon.

Références

[BB08] L. Bottou and O. Bousquet. The tradeoffs of large scale learning. pages 161–168, 2008.

[BC11] H. H. Bauschke and P. L. Combettes. *Convex analysis and monotone operator theory in Hilbert spaces*. Springer, New York, 2011.

[NLF+18] E. Ndiaye, T. Le, O. Fercoq, J. Salmon, and I. Takeuchi. Safe Grid Search with Optimal Complexity. *ArXiv e-prints*, 2018.