

Soutenance de thèse

Benjamin TRAULLÉ soutiendra sa thèse de doctorat, préparée au sein de l'équipe d'accueil doctoral ISAE-ONERA SCANR et intitulée «*Techniques d'échantillonnage pour la déconvolution aveugle bayésienne*»

Le 22 janvier 2024 à 09h30, salle des thèses, ISAE-SUPAERO

devant le jury composé de

Mme Stéphanie BIDON	ISAE-SUPAERO	Directrice de thèse
M. Benoît GELLER	ENSTA Paris	Rapporteur
M. Damien ROQUE	ISAE-SUPAERO	Co-directeur de thèse
M. Pascal BIANCHI	Télécom ParisTech	
M. Ali MANSOUR	ENSTA Bretagne	Rapporteur

Résumé : Ces travaux de thèse abordent deux défis principaux dans le domaine de la déconvolution aveugle (DA) bayésienne via l'utilisation de méthodes Markov chain Monte Carlo (MCMC). Tout d'abord, en DA, il est courant d'utiliser des lois a priori de type gaussien. Cependant, ces lois ne résolvent pas le problème de l'ambiguïté d'échelle. Cette dernière pose des difficultés à la convergence des algorithmes MCMC classiques, qui présentent un échantillonnage lent de l'échelle, et complique la conception d'estimateurs sans échelle, pourtant souhaitables en pratique. Pour surmonter cette limitation, un a priori de von Mises–Fisher est proposé et permet de supprimer efficacement l'ambiguïté d'échelle. Cette approche a déjà montré son effet régularisant dans d'autres problèmes inverses, notamment la DA basée sur l'optimisation. Les avantages de cet a priori au sein des algorithmes MCMC par rapport aux a priori gaussiens conventionnels sont discutés en faibles dimensions tant d'un point de vue théorique qu'expérimental. Cependant, la nature multimodale des postérieures demeure et peut encore entraver l'exploration de l'espace d'état, en particulier lors de l'utilisation d'algorithmes tel que l'échantillonneur de Gibbs. Ces mauvaises propriétés de mélange entraînent des performances sous-optimales en matière d'exploration inter- et intra-mode et peuvent rendre peu pertinente l'utilisation d'estimateurs bayésiens à ce stade. Pour résoudre ce problème, nous proposons une approche originale basée sur l'utilisation d'un algorithme réversible jump MCMC (RJMCMC) qui améliore considérablement l'exploration de l'espace en générant de nouveaux états dans des régions à forte probabilité, qui ont été identifiées dans une étape préliminaire. L'efficacité de l'algorithme RJMCMC est démontrée empiriquement dans le cadre de postérieures fortement multimodales, en petites dimensions, tant dans le cas d'a priori gaussiens, que d'a priori de von Mises–Fisher. Enfin, le comportement observé du RJMCMC en dimensions croissantes semble conforter l'idée d'une telle approche pour échantillonner des distributions multimodales dans le cadre de la DA bayésienne.

Mots-clés : déconvolution aveugle, approche bayésienne, algorithmes MCMC, échantillonneur de Gibbs, RJMCMC, a priori de von Mises-Fisher

Summary: These thesis works address two main challenges in the field of Bayesian blind deconvolution using Markov chain Monte Carlo (MCMC) methods. Firstly, in Bayesian blind deconvolution, it is common to use Gaussian-type priors. However, these priors do not solve the scale ambiguity problem. The latter poses difficulties in the convergence of classical MCMC algorithms, which exhibit slow scale sampling, and complicates the design of scale-free estimators. To overcome this limitation, a von Mises–Fisher prior is proposed, which alleviates the scale ambiguity. This approach has already demonstrated its regularization effect in other inverse problems, including optimization-based blind

deconvolution. The advantages of this prior within MCMC algorithms are discussed compared to conventional Gaussian priors, both theoretically and experimentally, especially in low dimensions. However, the multimodal nature of the posterior distribution still poses challenges and decreases the quality of the exploration of the state space, particularly when using algorithms such as the Gibbs sampler. These poor mixing properties lead to suboptimal performance in terms of inter-mode and intra-mode exploration and can limit the usefulness of Bayesian estimators at this stage. To address this issue, we propose an original approach based on the use of a reversible jump MCMC (RJMCMC) algorithm, which significantly improves the exploration of the state space by generating new states in high probability regions identified in a preliminary stage. The effectiveness of the RJMCMC algorithm is empirically demonstrated in the context of highly multimodal posteriors, particularly in low dimensions, for both Gaussian and von Mises–Fisher priors. Furthermore, the observed behavior of RJMCMC in increasing dimensions provides support for the applicability of this approach for sampling multimodal distributions in the context of Bayesian blind deconvolution.

Keywords: blind deconvolution, Bayesian approach, MCMC algorithms, Gibbs sampling, RJMCMC, von Mises-Fisher prior

