

Abstract

Inverse modelling is a core element in geophysics and is used in other geoscientific fields as well as in medical imaging, astrophysics and computer vision. In geophysics, the inverse problem aims at estimating the model parameters, describing a property field in the subsurface, given measured indirect data that are contaminated with some level of noise. Inverse modelling is generally split into deterministic and probabilistic methods. Deterministic methods try to minimise an objective function, describing the misfit between observed and simulated data and regularization constraints used to stabilise the solution, by following the gradient towards the global minimum. While these methods are efficient, they are sensitive to the choice of initial model and for complex, nonlinear problems, they might provide sub-optimal solutions and limited uncertainty quantification. Probabilistic methods rely on sampling the solution space and describe the solution as a random variable. They are more robust than deterministic methods and can handle inverse problems of varying complexity, but are generally computationally-intensive due to repeated calculations of the forward response. This thesis proposes three approaches that aim to improve the efficiency of probabilistic inversion methods by using (1) compact parameterization, (2) cheap surrogate models, (3) gradient-based optimisation and (4) parallel computation. These components reduce either the computational burden imposed by the forward solver, the overall number of forward response computations or distribute the computation in a way that maximise performance. The first approach leverages the first two factors. It considers a computationally cheap, but simplified surrogate model as the forward solver and corrects the simulated data with a modelling error generated by a generative adversarial network. The modelling error and the subsurface model are both encoded in the low-dimensional latent spaces of generative adversarial networks, reducing the number of parameters needed to be inferred. The second approach, leverages the compact parameterization of generative adversarial networks and variational autoencoders as well as the efficient optimisation offered by inverse autoregressive flows and variational Bayesian inference. The flows in the form of a neural network are used to parameterize the posterior distribution on the latent space of the deep generative models. These parameters are trained through variational Bayesian inference and, at the end of the training, the posterior can be effectively estimated and sampled from. The third approach leverages parallel computation of efficient multiple-point statistics simulations, which are conditioned on measured indirect data given a prior defined by a training image. These three approaches are tested using synthetic travel-time tomography data from crosshole ground-penetrating radar experiments. All three approaches demonstrate improvements in computation time compared to widely used MCMC methods while providing comparable uncertainty quantification. The thesis demonstrates the potential of incorporating techniques from both machine learning and geostatistics to perform geophysical inversions. This fusion of approaches opens new avenues for tackling complex inverse problems.

Résumé

La modélisation inverse est un élément essentiel de la géophysique et est utilisée dans d'autres domaines géoscientifiques ainsi que dans l'imagerie médicale, l'astrophysique et la vision par ordinateur. En géophysique, le problème inverse vise à estimer les paramètres du modèle, décrivant un champ de propriétés dans le sous-sol, à partir de données indirectes mesurées qui sont contaminées par un certain niveau de bruit. La modélisation inverse est généralement divisée en méthodes déterministes et probabilistes. Les méthodes déterministes tentent de minimiser une fonction objective, décrivant l'inadéquation entre les données observées et simulées et les contraintes de régularisation utilisées pour stabiliser la solution, en suivant le gradient vers le minimum global. Bien que ces méthodes soient efficaces, elles sont sensibles au choix du modèle initial et, pour les problèmes complexes et non linéaires, elles peuvent fournir des solutions sous-optimales et une quantification limitée de l'incertitude. Les méthodes probabilistes reposent sur l'échantillonnage de l'espace de solution et décrivent la solution comme une variable aléatoire. Elles sont plus robustes que les méthodes déterministes et peuvent traiter des problèmes inverses de complexité variable, mais sont généralement gourmandes en ressources informatiques en raison des calculs répétés de la réponse directe. Cette thèse propose trois approches visant à améliorer l'efficacité des méthodes d'inversion probabiliste en utilisant (1) une paramétrisation compacte, (2) des modèles de substitution bon marché, (3) une optimisation basée sur le gradient et (4) le calcul parallèle. Ces composants réduisent soit la charge de calcul imposée par le solveur numérique, soit le nombre total de calculs de la réponse physique, soit distribuent le calcul de manière à maximiser les performances. La première approche exploite les deux premiers facteurs. Elle considère un modèle de substitution simplifié mais peu coûteux en termes de calcul comme le solveur direct et corrige les données simulées avec une erreur de modélisation générée par un réseau antagonistes génératifs. L'erreur de modélisation et le modèle de subsurface sont tous deux encodés dans les espaces latents de faible dimension des réseaux antagonistes génératifs, ce qui réduit le nombre de paramètres à déduire. La seconde approche tire parti de la paramétrisation compacte des réseaux adversaires génératifs et des autoencodeurs variationnels, ainsi que de l'optimisation efficace offerte par les flux autorégressifs inverses et l'inférence bayésienne variationnelle. Les flux sous la forme d'un réseau neuronal sont utilisés pour paramétrer la distribution postérieure sur l'espace latent des modèles génératifs profonds. Ces paramètres sont entraînés par inférence bayésienne variationnelle et, à la fin de l'entraînement, la distribution postérieure peut être efficacement estimée et échantillonnée. La troisième approche exploite le calcul parallèle de simulations statistiques efficaces à points multiples, qui sont conditionnées par des données indirectes mesurées, compte tenu d'un a priori défini par une image d'entraînement. Ces trois méthodes sont testées à l'aide de données synthétiques de tomographie de temps de parcours provenant d'expériences de radar à pénétration de sol. Les trois approches démontrent une amélioration du temps de calcul par rapport aux méthodes MCMC largement utilisées, tout en fournissant une quantification comparable de l'incertitude. La thèse démontre le potentiel de l'incorporation de techniques d'apprentissage automatique et de géostatistique pour effectuer des inversions géophysiques. Cette fusion d'approches ouvre de nouvelles voies pour résoudre des problèmes inverses complexes.