

INLA による Bayes 流推測の性能評価

小野薬品工業株式会社 データサイエンス部 統計解析課 萩原 駿祐

岡山大学 大学院環境生命科学研究科 坂本 亘

1. 研究目的

一般化線形混合モデル (GLMM) では、頻度流の考え方である罰則付き疑似尤度 (PQL) が最も一般的な手法であった (Breslow and Clayton, 1993) . 昨今、近年のコンピュータの発展に伴い、GLMM のような尤度に高次元の積分の計算を伴うモデルにおいて、マルコフ連鎖モンテカルロ (MCMC) 法を用いた Bayes 推定が一般的に利用されるようになった。しかしながら、MCMC は精度は良好であるが、最大の問題として計算時間が非常にかかるということが挙げられる。そこで、最近、潜在 Gauss モデル (LGM) において Laplace 近似と数値積分を組み合わせた方法である積分入れ子型 Laplace 近似 (INLA) という方法が Rue et al. (2009) によって提案された。INLA は、Tierney and Kadane (1986) によって提案された事後分布の近似法を基盤とした考え方であり、並びに LGM の潜在変数の部分に Gauss 型 Markov 確率場 (GMRF) と呼ばれる性質を仮定している。INLA は MCMC に比べて計算が大幅に早い上に、MCMC に匹敵する推定精度を持つとされている。INLA について GLMM への適用 (Fong et al., 2010) などの文献はあるが、シミュレーションによる性能評価はあまり行われていない。そこで、今回の研究目的として、INLA の性能をシミュレーションによって評価することにした。

2. シミュレーション結果

今回のシミュレーションではランダム効果をもつロジスティック回帰を考えた。またパラメータを推定する方法として、INLA, MCMC, PQL, 及び Laplace 近似の 4 つの方法を用いた。シミュレーションの結果、INLA は MCMC より計算時間が速く、MCMC に匹敵する精度を確認することができた。また仮定したモデルによっては、PQL 及び Laplace 近似よりも性能が良好であることが分かった。

参考文献

[1] Breslow,N.E.and Clayton,D.G. (1993) Approximate inference in generalized linear mixed models. *J.Amer.Statist.Assoc.*,**88**,9-25.

[2] Fong,Y.,Rue,H.and Wakefield,J. (2010) Bayesian inference for generalized linear mixed models. *Biostatistics*,**11**,397-412

[3] Rue,H.and Martino,S. (2009) Approximate Bayesian inference for latent Gaussian models by using integrated nested Laplace approximations. *J.Roy.Statist.Soc.Ser.B*,**71**,319-392