

Density Power Divergence を用いた ロバストな情報量規準の提案とその応用

大阪大学 大学院基礎工学研究科 奥野 彰文
大阪大学 大学院基礎工学研究科 下平 英寿

ロバスト推定の手法の一つに、与えられたデータの経験分布関数 \hat{q} と確率モデル p の隔たりを Density Power Divergence (以降, DPD と呼ぶ. [1]) の意味で最小化する方法がある. DPD は $D_\beta(q, p) := d_\beta(q, p) - d_\beta(q, q)$ で与えられる非負値関数であり, 右辺の各項は

$$d_\beta(q, p) := -\frac{1}{\beta} \int q(\mathbf{x})p(\mathbf{x})^\beta d\mathbf{x} + \frac{1}{1+\beta} \int p(\mathbf{x})^{1+\beta} d\mathbf{x}$$

で定義される.

DPD はデータの重み付けに影響を与える冪パラメータ $\beta > 0$ の値を変えることで推定量 (以降, β -推定量と呼ぶ) の効率とロバスト性を調整することができる. β の値が小さいとき, 特に $\beta \downarrow 0$ のとき DPD は Kullback-Leibler 情報量に収束し, データの効率が高くなるが, 確率モデルの推定に外れ値の影響を受けやすくなる. 一方, β の値を大きくすると, 確率モデルの推定にロバスト性が増す反面, データの効率が低下する. よって, DPD を用いて良い推定を行うためには, 適切な β を予め選択する必要がある.

β を選択する方法の一つに, 情報量規準を最小化するパラメータを選択する方法がある. たとえば, Kullback-Leibler 情報量を用いて構成された一般化情報量規準 GIC [2] は M-推定量でもある β -推定量を評価することができる. しかし GIC はロバストでないため, モデル選択に外れ値の影響を強く受けてしまう. DPD を用いて構成された既存のロバストな情報量規準は外れ値の影響を受けにくい, 推定時・モデル評価時に同一の冪パラメータ β を用いることを仮定しており, 確率モデルを推定する際の β を適切に選択することができない.

そこで本研究では, モデル評価時の冪パラメータを B に固定することで, 推定時の冪パラメータ β を選択できる, 新しい情報量規準 IC_B を提案する. さらに数値実験により, 外れ値を含むデータに対して DPD による線形回帰・モデル選択を行い, IC_B の予測が良いことを示す.

参考文献

- [1] A. Basu, et al. "Robust and efficient estimation by minimising a density power divergence." *Biometrika*, 85 (1998): 549-559.
- [2] S. Konishi and G. Kitagawa. "Generalised information criteria in model selection." *Biometrika*, 83 (1996): 875-890.