罰則付き回帰モデル

川田恵介

罰則付き回帰モデル

- Xの数が多い場合、線形予測モデルの推定は困難
- 決定木 (RandomForest) は有力な代替案だが、X の数が極めて多くなると機能しなくなる
- 有力な選択肢は、線形予測モデル推定の改良

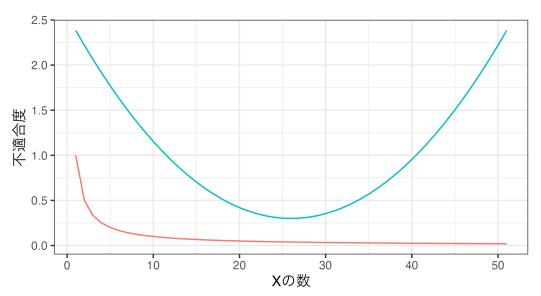
復習

• 線形予測モデル

$$g(X) = \beta_0 + \ldots + \beta_L X_L$$

- データに当てはめるように推定
 - $-\beta$ の数が多くなると、予測性能が悪化
 - 過剰適合

イメージ



Target - データへの適合 - 母集団への適合

対応

- 環境税などと同じアイディア
- 自動車は便利な道具であるが、同時に排気ガス/渋滞など負の外部性が存在
 - 何も対応しないと保有台数が過大になりうる
- 適切な水準に誘導するために、自動車税を貸す
- 何も対応しないと複雑なモデルになりすぎるので、複雑性に課税する

罰則付き回帰

• 線形モデル g(X) を、以下を最小化するように推定する

データへの当てはまり
$$+\underbrace{\lambda \times 複雑性}_{\text{複雑性への課税}}$$

- λ:課税額
 - 交差推定で決定
 - 母集団の当てはまり最大化を目指す

複雑性の指標

- Ridge: $\beta_1^2 + ... + \beta_L^2$
- LASSO: $|\beta_1| + ... + |\beta_L|$
- OLS: "0"

LASSO の利点

- 予測において重要ではない β を、厳密に 0 にできる
 - 重要ではない変数をモデルから除外する
- OLS や Ridge では、厳密に 0 にはできない

テキスト分析への有効性

- 単語数が多い $\rightarrow X$ が多い \rightarrow 重要ではない単語も多いかも?
- LASSO が有効な場面も多い

例

75 x 1 sparse Matrix of class "dgCMatrix"

s0

(Intercept) 0.416060017

新型コロナ

対策 0.219799986

政策 .

評価 0.004301000

日本 . 現状 .

緊急事態宣言 .

行動-0.061143788経済0.134167999効果-0.101701950分析-0.025663484解除0.221239332

危機 .

感染 -0.011528803

データ -0.078310301

マクロ経済 0.040566237

コロナ . ショック .

ウイルス .

感染拡大 .

影響 .

対応 .

ウィルス感染 .

社会-0.001772270考察-0.165931588

コロナショック

pos 0.399362564

みる .

購買動向 .

地域 .

サービス .

消費 .

金融 . 財政 .

体制 .

ワクチン接種 .

ウイルス感染拡大 .

医療

支援 0.008889229

covid-19 -0.005062291

ワクチン .

教育 .

格差 0.350948735

比較 .

及ぼす 0.535560140

2020 .

企業 -0.086510087

雇用 .

ウイルス感染 -0.003114238

調査 -0.037371384

被害 .

集中 0.263074731

与える 倒産

-0.016724458

歴史

男女

変化

リスク -0.169136243 モデル -0.226852226 外出 -0.172451078 関係 -0.127511887 伴う -0.110177684 家計 -0.139945887 役割 -0.134354955 実証 -0.004942870 第一 -0.063500591

たか -0.170915385

状況 -0.189837039

結果

在宅 -0.183642752 組織 -0.185439026

対応緊急調査

まとめ

- 事例数を大きく超える X から、予測モデルを構築することは困難なチャレンジ
 - 一つのアプローチは、LASSO
 - 発展: DeepLearning の重要な応用分野