

# 時変因子行列をもつベイズテンソル分解

湯浅 良太 統計思考院 助教

## 1 導入

データを詳細に得たり、保存、保管されたりしている. 例えば、住民基本台帳による人口動態データから、都道府県からの人口流出の情報を得ることができるが、特に男女や年齢階層といった区分ごとに詳細なデータとして得られる.

情報は豊富に得られるが、そこから情報を引き出す方法が重要となる. このようなデータを構造を活かして分析するための方法としてテンソル分解を用いることが考えられる. 特にTucker分解と呼ばれる、特異値分解の拡張である分解を用いたベイズテンソル分解を提案する.

本ポスターは小林弦矢氏(明治大学)、山内雄太氏(名古屋大学)、菅澤翔之助氏(慶應義塾大学)との共同研究に基づく.

## 2 テンソル分解に基づいたベイズモデル

### Tucker分解

$$\text{vec}(\mathcal{M}_t) = (U_{3t} \otimes U_{2t} \otimes U_{1t})\text{vec}(\mathcal{G})$$

- ・ $\mathcal{G}$ : コアテンソル
- ・ $U_{it}$ : 時変因子行列
- ・小さなコアテンソルを用いて表現している

### 事前分布

- ・ $U_{it}$ に対しては $U_{it-1}$ に依存した行列Langevin分布
- ・ $\mathcal{G}$ に対しては正規分布に直交制約と順序制約を課す
  - ・テンソル分解の一意性を保証する

## 3 完全条件付き分布からのサンプリング

- ・ $\mathcal{G}$ に対してはSMC(Sequential Monte Carlo) サンプラー
- ・ $U_{it}$ に対しては行列超幾何関数の計算に時間がかかる
  - ・グリッドで候補を絞って計算する

## 4 数値実験の結果

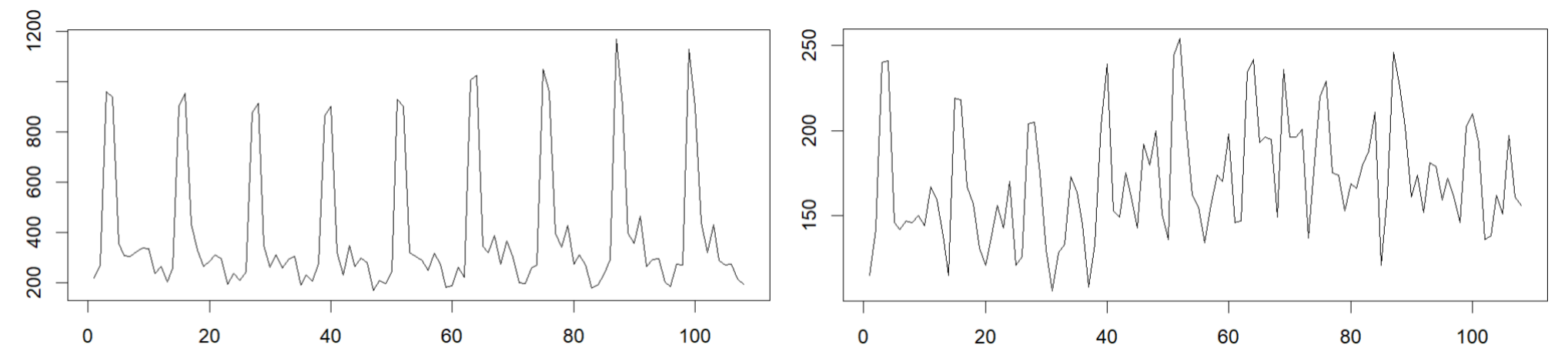
- ・ $\mathcal{G}$ に対して制約を考えない場合は[1]の時系列への拡張であるが、推定が上手くできていない
- ・制約を考えることで、推定がある程度上手くできている

## 5 結論

- ・テンソル分解を用いて解釈性を上げる
- ・一意性を保証する制約を課すことで正しく推定ができ、解釈することに意味を持たせられる

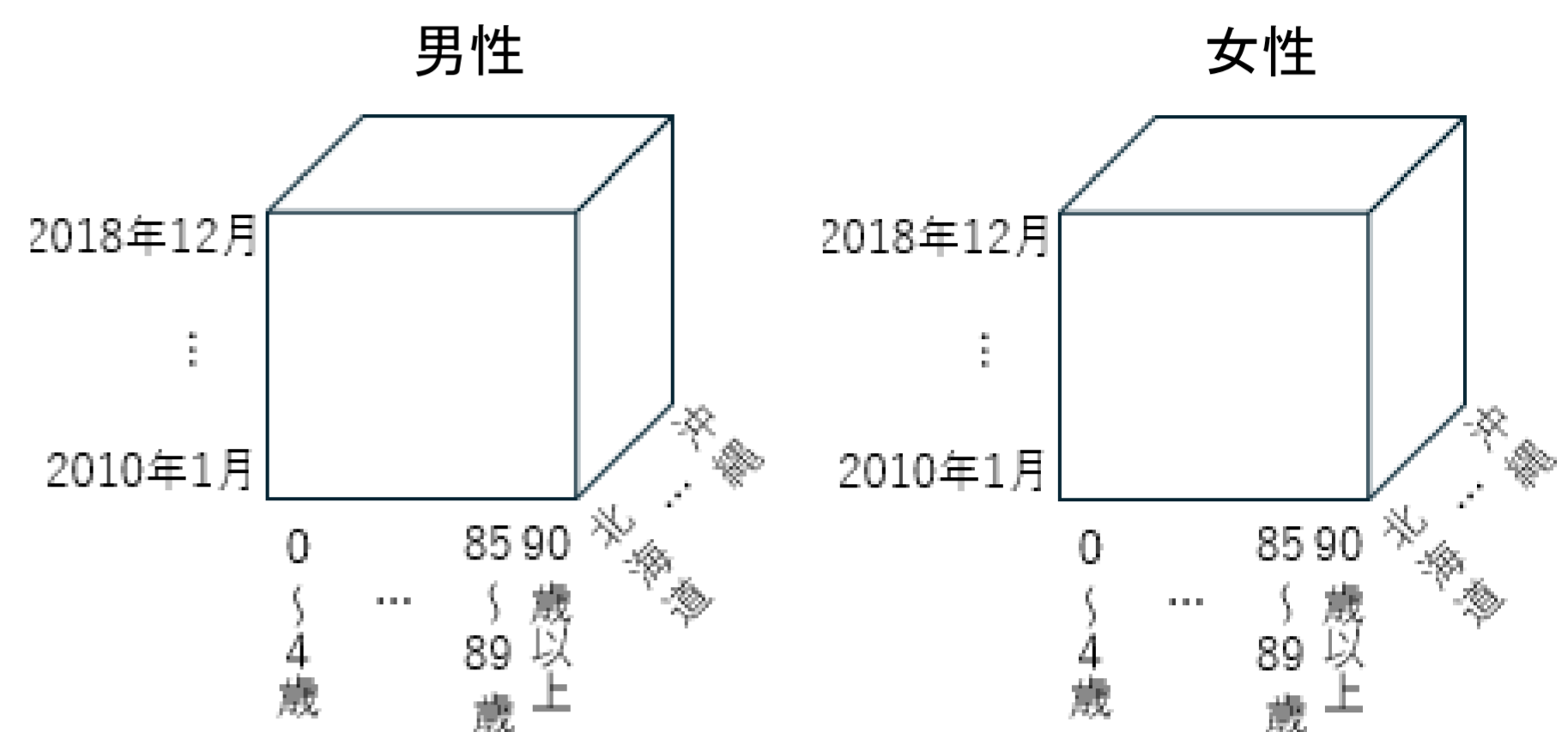
## 参考文献

- [1] P. D. Hoff, Equivariant and Scale-Free Tucker Decomposition Models. Bayesian Analysis 11 (2016), 627-648.

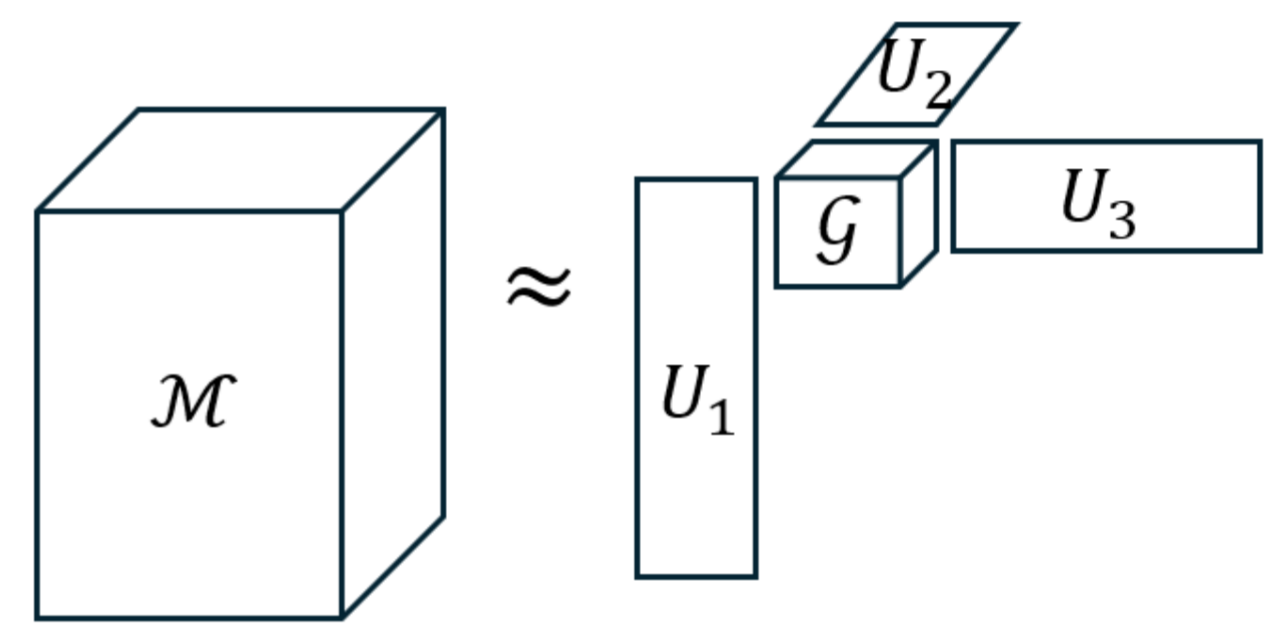


北海道, 20-24歳, 男性

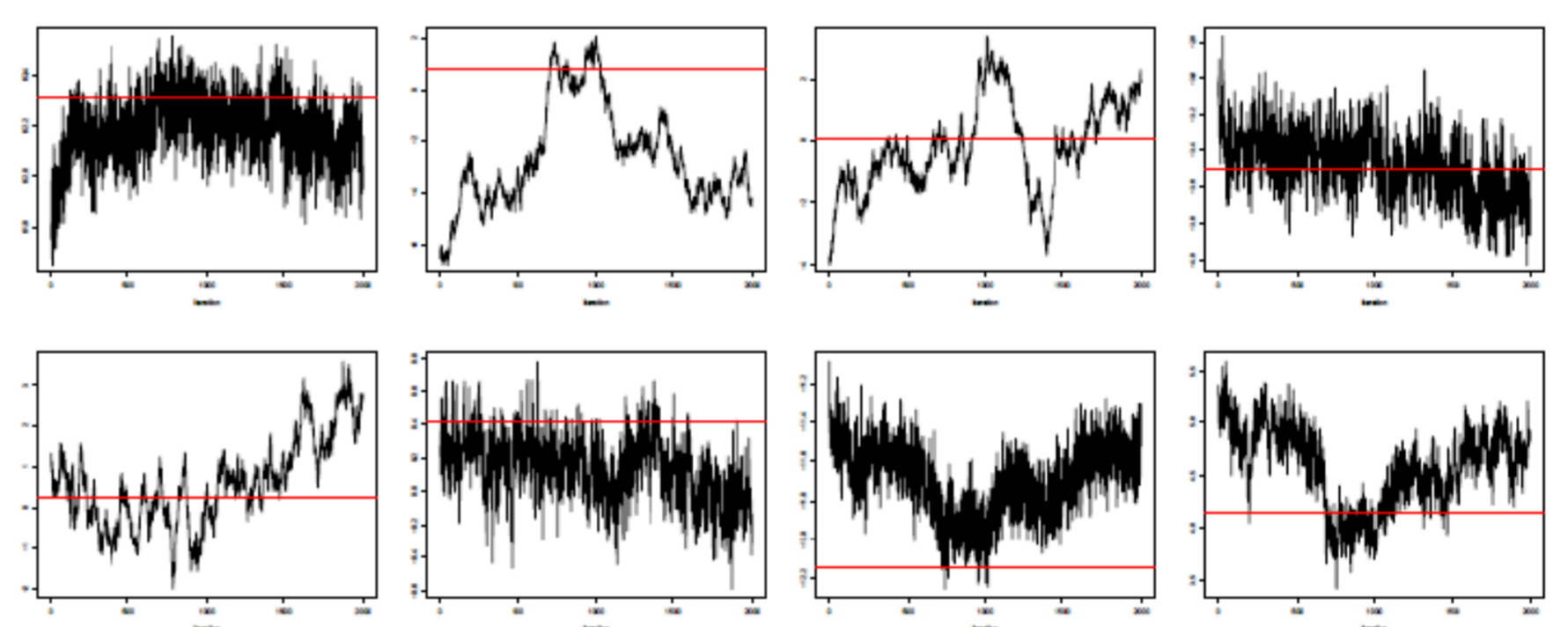
東京, 65-69歳, 女性



Tucker分解



コアテンソル $\mathcal{G}$ の推定結果, 制約なし事前分布



コアテンソル $\mathcal{G}$ の推定結果, 制約あり事前分布

