

## 機械学習の幾何的解釈

## どんな研究？

様々なアルゴリズムを幾何的に捉えなおすことで、  
今まで気が付かなかった知見を得る。

## 研究内容

## 行列の世界

$$A \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

各成分 $a_{ij}$ が行列を特徴づける

$$A_{ij} = \exp \left[ \sum_{\substack{i' \leq i \\ j' \leq j}} \theta_{i'j'} \right]$$

$$\begin{aligned} \text{変換} \quad \theta_{ij} &= \log a_{ij} - \log a_{i-1,j} \\ &\quad - \log a_{i,j-1} + \log a_{i-1,j-1} \end{aligned}$$

## 確率分布の世界

$$p_{\theta}$$

パラメータ $\theta_{ij}$ と  
期待値 $\eta_{ij}$ で分布が決まる

変換

Q.変換すると何が嬉しい？

A.行列に対する条件が $\theta$ と $\eta$ で簡単に記述できる！

例1 行列の列和と行和を1に揃える（バランシング）

## 行列

$$\begin{aligned} \text{Ask } \mathbf{u}, \mathbf{v}, \text{ for} \\ \text{diag}(\mathbf{u}) \text{Adiag}(\mathbf{v}) \mathbf{1} = \mathbf{1} \\ \mathbf{1}_{ij} = 1 \end{aligned}$$

## 確率

$$\eta_{1j} \leftarrow \frac{n-j}{n}$$

Sugiyama, M. et al  
Tensor Balancing on Statistical Manifold.

例2 任意の列を1列目の定数倍にする（1ランク近似）

## 行列

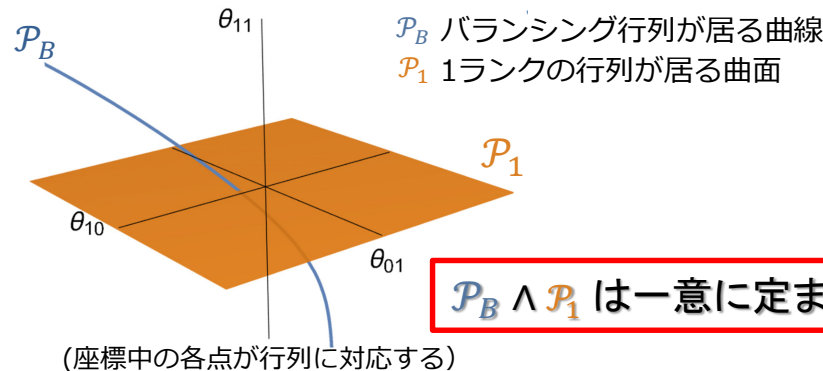
$$\begin{aligned} \text{Ask } A' \text{ for} \\ A' = \underset{\text{rank}(A')=1}{\text{argmin}} |A - A'| \end{aligned}$$

## 確率

$$\begin{aligned} \theta_{ij} &\leftarrow 0 \\ (i, j) &\in \{2, 3, \dots, n\}^2 \end{aligned}$$

## 分かったこと

$(\theta, \eta)$ の空間でアルゴリズムを議論して、  
無関係に見える行列操作間の新しい視点を与える



他にも...

$\mathcal{P}_1$ 上では行列が分解できることが分かり、  
物理学の平均場近似との類似性を指摘した。

## できるようになったこと

$\theta, \eta$ 座標系の凸な特徴を用いて  
低ランク近似アルゴリズムの精度向上

20次元の行列の低ランク近似

