

【目的】共同研究を通して、様々な数学理論を機械学習的課題に応用する

## PERRON-FROBENIUS作用素による時系列データの解析

本研究では、時系列データのモデルである非線形力学系に対して、対応するRKHS上の Perron-Frobenius作用素を用いて、力学系間の角度 (metric) を定義した。

$$f: \mathcal{M} \rightarrow \mathcal{M} \quad \phi: \mathcal{M} \rightarrow \mathcal{H}_k \quad K_f: \mathcal{H}_k \rightarrow \mathcal{H}_k$$

力学系                    RKHSで捉える                    Perron-Frobenius作用素

$$D = (f, h, x)$$

$f$  : 力学系     $x$  : 初期値

$h$  : observable

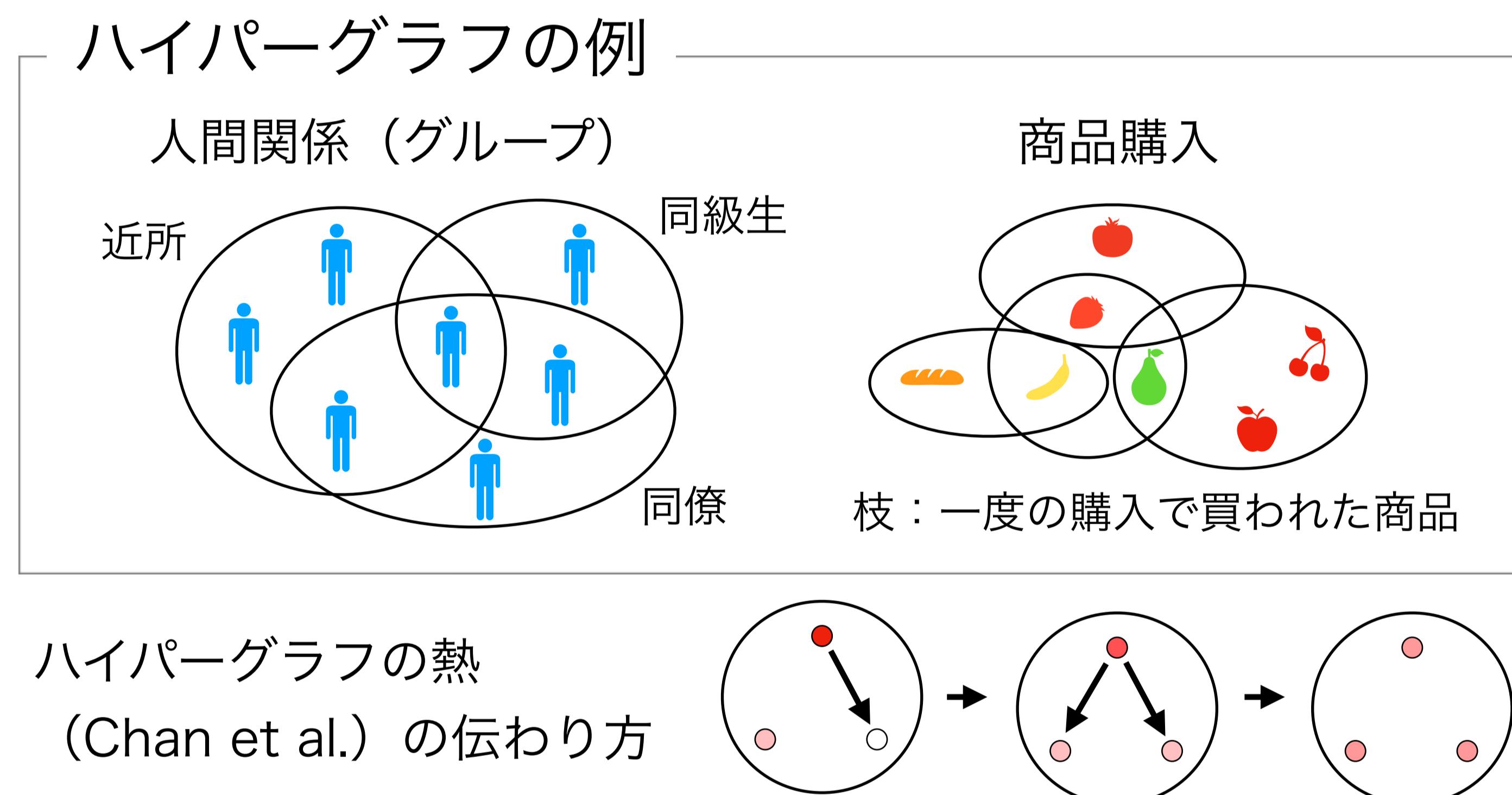
間の角度 (metric) を定義

Ishikawa, K. Fujii, M. Ikeda, Y. Hashimoto, Y. Kawahara, Metric on nonlinear dynamical systems with Perron-Frobenius operators Proc. of NeurIPS 2018

理研研究奨励賞受賞

AIP河原チーム、NTT研究所との共同研究。石川、池田が担当

## 熱を使ったハイパーグラフの解析



本研究では、F. Chungにより定義されたハイパーグラフの熱の概念を、ハイパーグラフのコミュニティ検索に応用した。

M. Ikeda, A. Miyauchi, Y. Takai, and Y. Yoshida. Finding Cheeger Cuts in Hypergraphs via Heat Equation, arXiv:1809.04396

NII吉田悠一氏、AIP宮内氏と共同研究。池田、高井が担当

## 浅いNNの積分表示

本研究では、浅いNeural Networkの backpropagationによる学習を、リジレット変換で解釈した。

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^p c_j \sigma(a_j \cdot \mathbf{x} - b_j)$$

連続化 ↓ ↑ 離散化

$$S[\gamma](\mathbf{x}) = \int_{\mathbb{R}^m \times \mathbb{R}} \gamma(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \sigma(\mathbf{a} \cdot \mathbf{x} - \mathbf{b}) \mu(\mathbf{a}) d\mathbf{a} d\mathbf{b}$$

$f$  のリジレット変換  $R[f]$  は、 $S[R[f]] = f$  をみたす関数

S.Sonoda, I.Ishikawa, M.Ikeda, K.Hagihara, Y.Sawano, T.Matsubara, N.Murata, Integral representation of shallow neural network that attains the global minimum, arXiv:1805.07517, 2018

AIP園田氏などとの共同研究。石川、池田、萩原が担当

## 多目的最適化問題のパレートフロントの、ベジエ単体による推定

多目的最適化問題： $f: X \rightarrow \mathbb{R}^m$  の最小値を調べる

パレート解集合

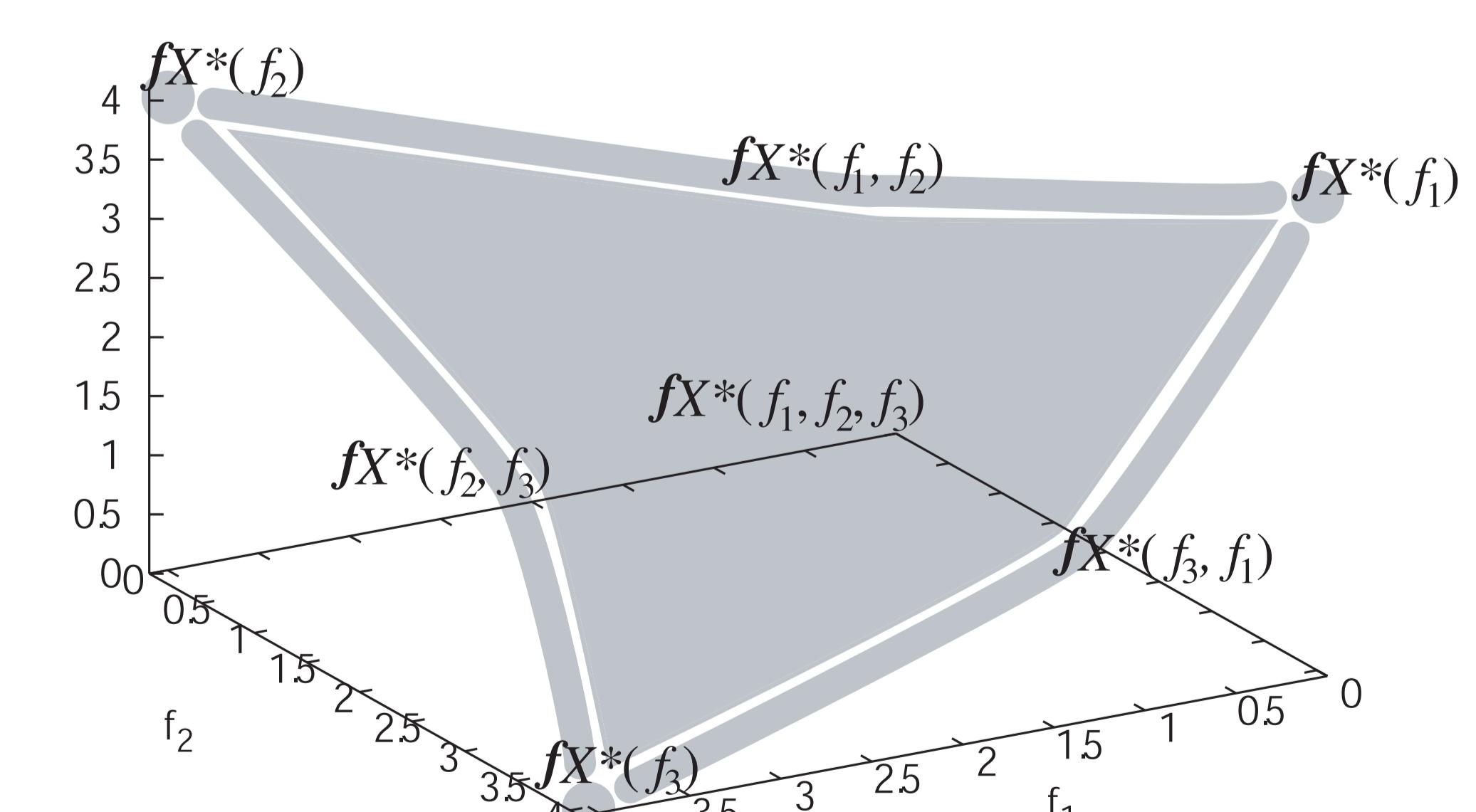
$$X^*(f) = \{x^* \in X \mid \forall x \in X \ f(x) < f(x^*)\}$$

Smale73などにより、 $f$  が凸連続な場合などには、位相幾何的な「単体」の構造が入ることが期待されている。

パレートフロント（パレート解集合の像）

$$fX^*(f) := f(X^*(f)) \subset \mathbb{R}^m$$

本研究では、CGなどに用いられるベジエ曲線の高次元版である「ベジエ単体」を用いて、パレートフロントに誘導される単体の構造を低次元から高速・帰納的に近似する「骨格近似法」を提案した。



ベジエ単体

$P_d$  : 制御点

$$\mathbf{d} = (d_i) \in \mathbb{N}^m$$

$$B(\mathbf{t}) := \sum_{|\mathbf{d}|=D} \binom{N}{\mathbf{d}} \mathbf{t}^\mathbf{d} P_d \quad |\mathbf{d}| = \sum d_i = D \quad \mathbf{t} \in \Delta^m \subset \mathbb{R}^m$$

Kobayashi, et. al, Bezier Simplex Fitting: Describing Pareto Fronts of Simplicial Problems with Small Samples in Multi-objective Optimization, AAAI-19

富士通、AIP杉山氏との共同研究  
三内、田中、坂内が担当