

半導体露光装置における構造変化検知

Structural Change Detection in Lithography Systems

大坪 洋介(株式会社ニコン)

杉山 将(理化学研究所、東京大学)

半導体露光装置:数nmオーダー線幅を持つ半導体回路を作成する、史上最も精密な機器

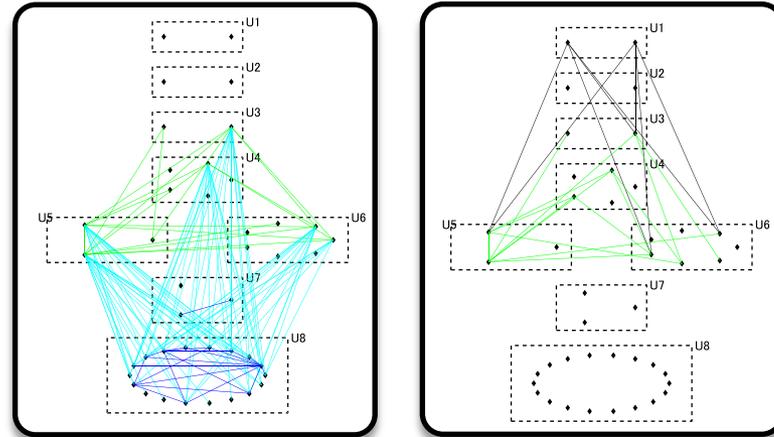
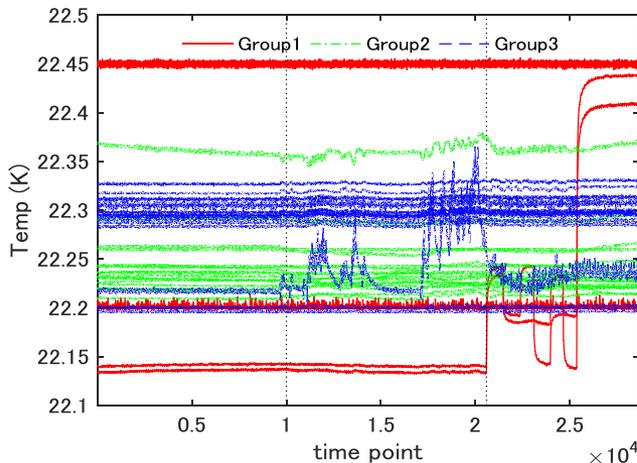
高スループット、安定稼働に向けて...

センサ変数間の関係の変化はどうか?

解析のコンセプト

1. 装置内変数の依存関係変化は疎である。
⇒変化分に対するスパース⇒密度比推定
2. 装置の機構上、モジュール内の変数は依存関係が強く、構造変化成分も密であると考えられる。
⇒グループ正則化

センサログ



露光装置の機械的な構造と合致する自然な変化検知結果

T1-3:

[学生優秀プレゼンテーション賞対象]

混合ガウス分布を用いたサンプルクラスタリングに基づく方策探索

矢野泰樹, 前田新一 (京大)

背景 EPHE (Wang et al., 2016): 決定論的方策とEMアルゴリズムを
組み合わせた方策型強化学習手法

- 恣意的なサンプル集団選択 (エリート選択) に学習性能が依存

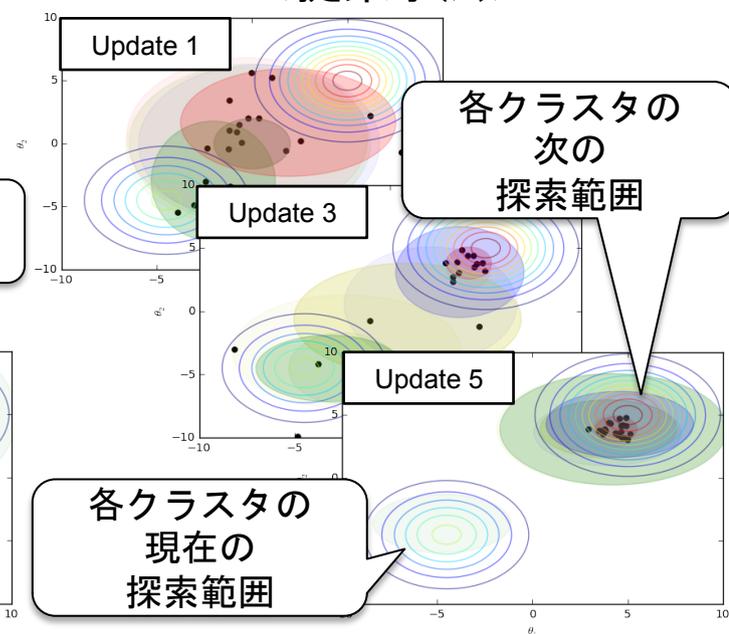
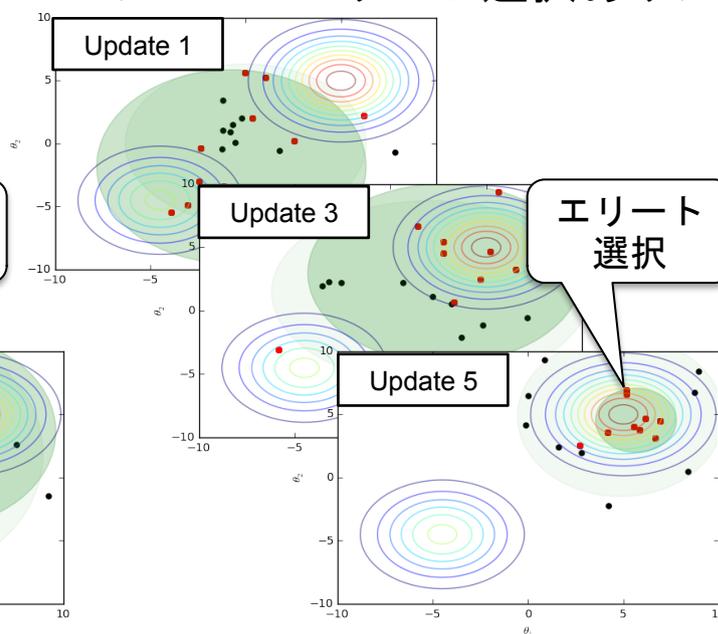
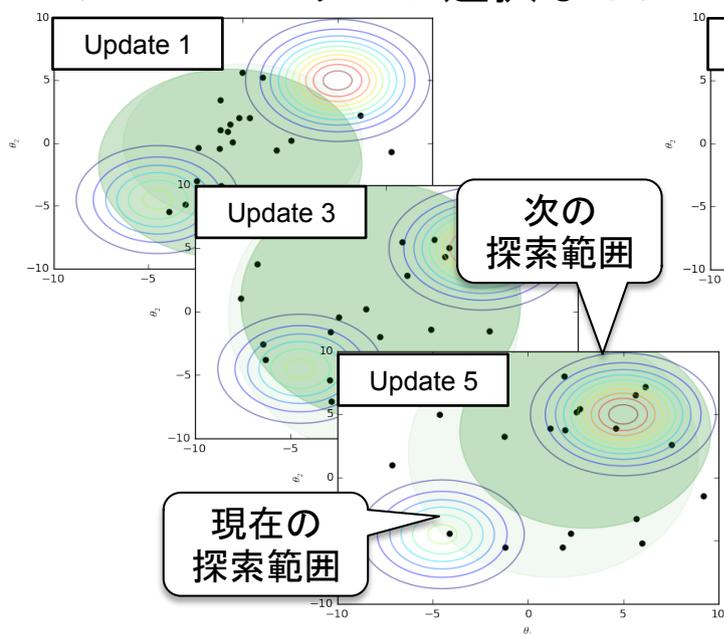
目的 エリート選択の正当化とその自動化を行いたい

提案 混合ガウス分布を用いたサンプルクラスタリングにより,
自動的サンプル集団選択を行う

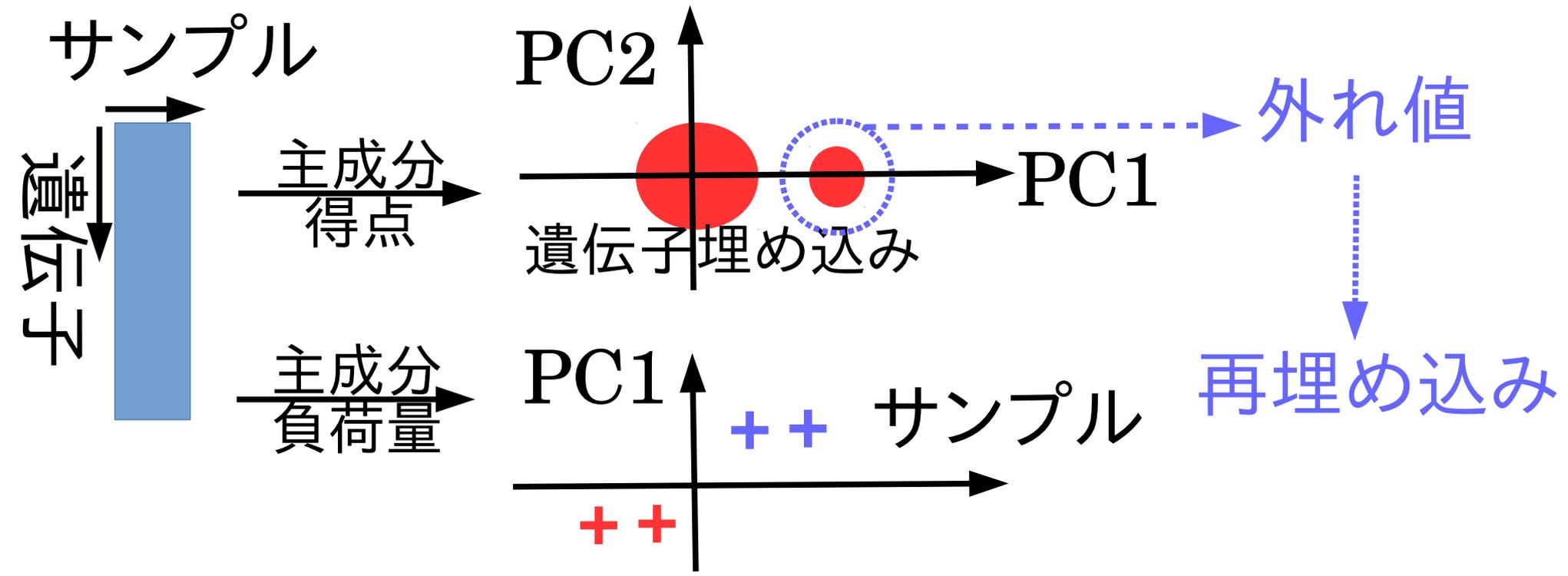
<EPHE: エリート選択なし>

<EPHE: エリート選択あり>

<提案手法>



T1-4. 主成分分析を用いた教師なし学習による変数選択法のバイオインフォマティクスへの応用. 中央大学 田口善弘



フューチャー: miRNA/mRNAプロファイル, プロモータメチル化, メタボローム; **標的:** バイオマーカー, がん, 自己免疫疾患, PTSD由来心臓病, 世代間転移エピジェネティクス, 酵母細胞分裂周期, マルチオミックスデータ統合解析

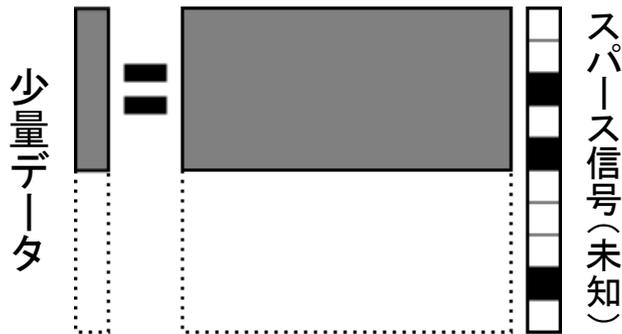
PCA → テンソル分解へ拡張

T1-5 交差検証法による圧縮センシングの成否判定

中西(大野)義典 福島孝治

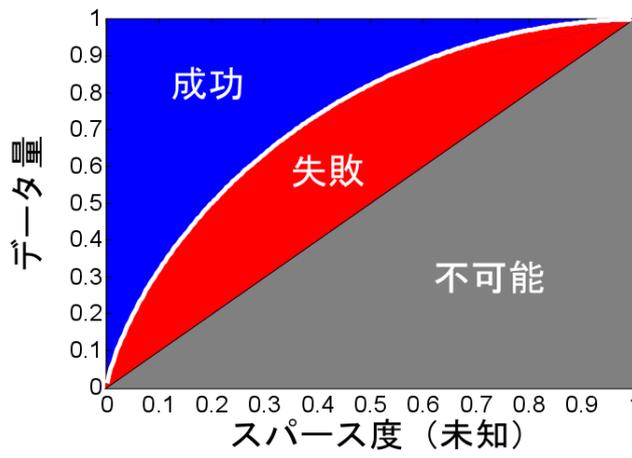
東京大学大学院総合文化研究科

【圧縮センシング】

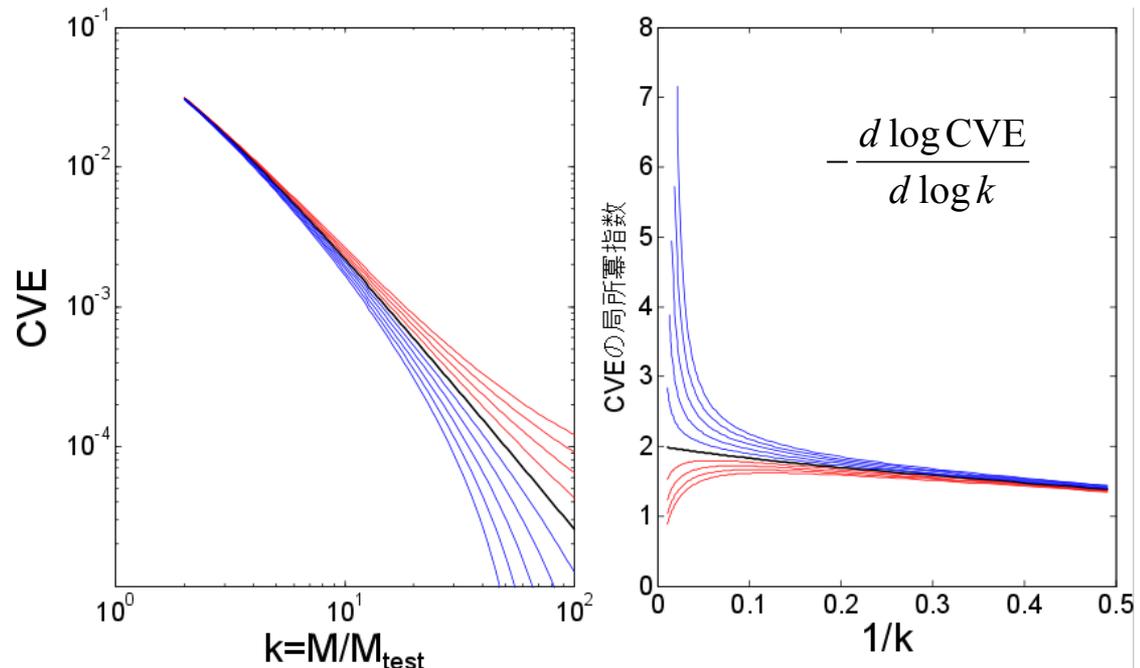


【先行研究: Basis Pursuitの相図】

[Donoho and Tanner PNAS 2005, Kabashima et al. J. Stat. Mech. 2009]



【結果: 交差検証誤差 (CVE) の典型値評価】



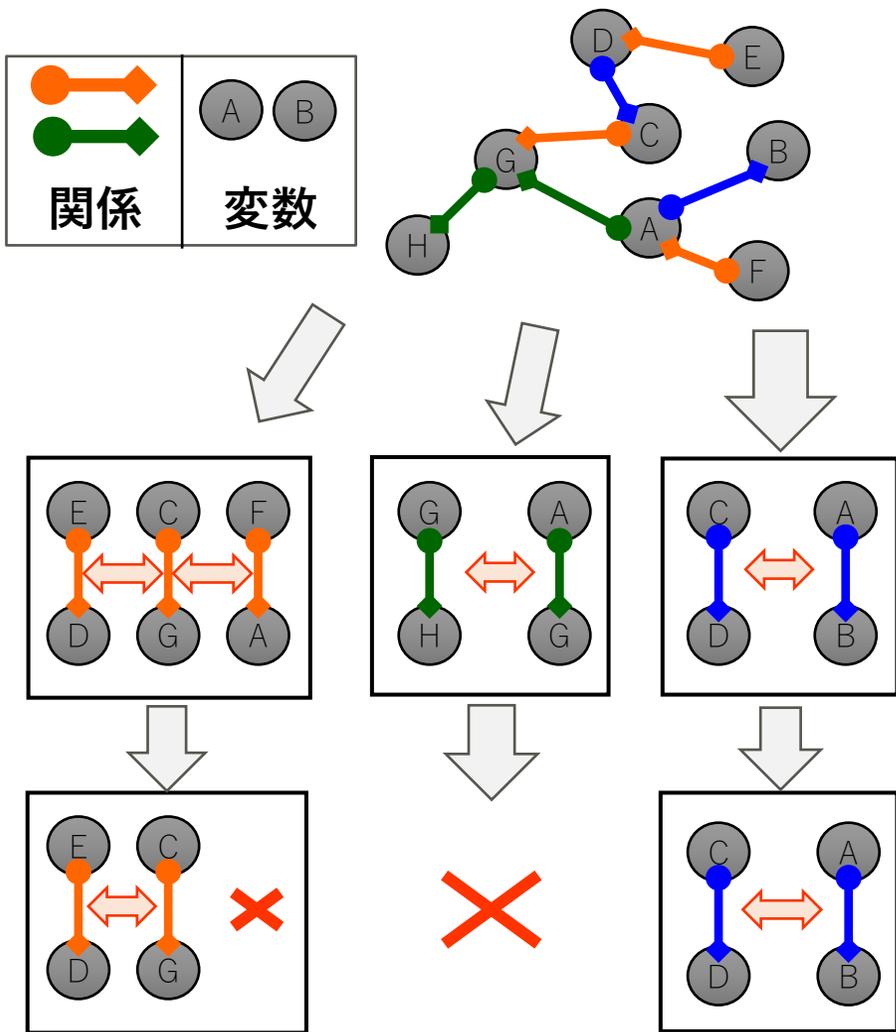
- 成功相と失敗相とでCVEの挙動が異なる
- CVEは、スパース度が未知でも計算できるので成否判定に用いることができる
- 数値実験を行うと、貪欲法 (OMP, OLS) にも同様の傾向が見られる

T1-6: 等価性構造探索を効率化するための 局所生起分布の性質調査

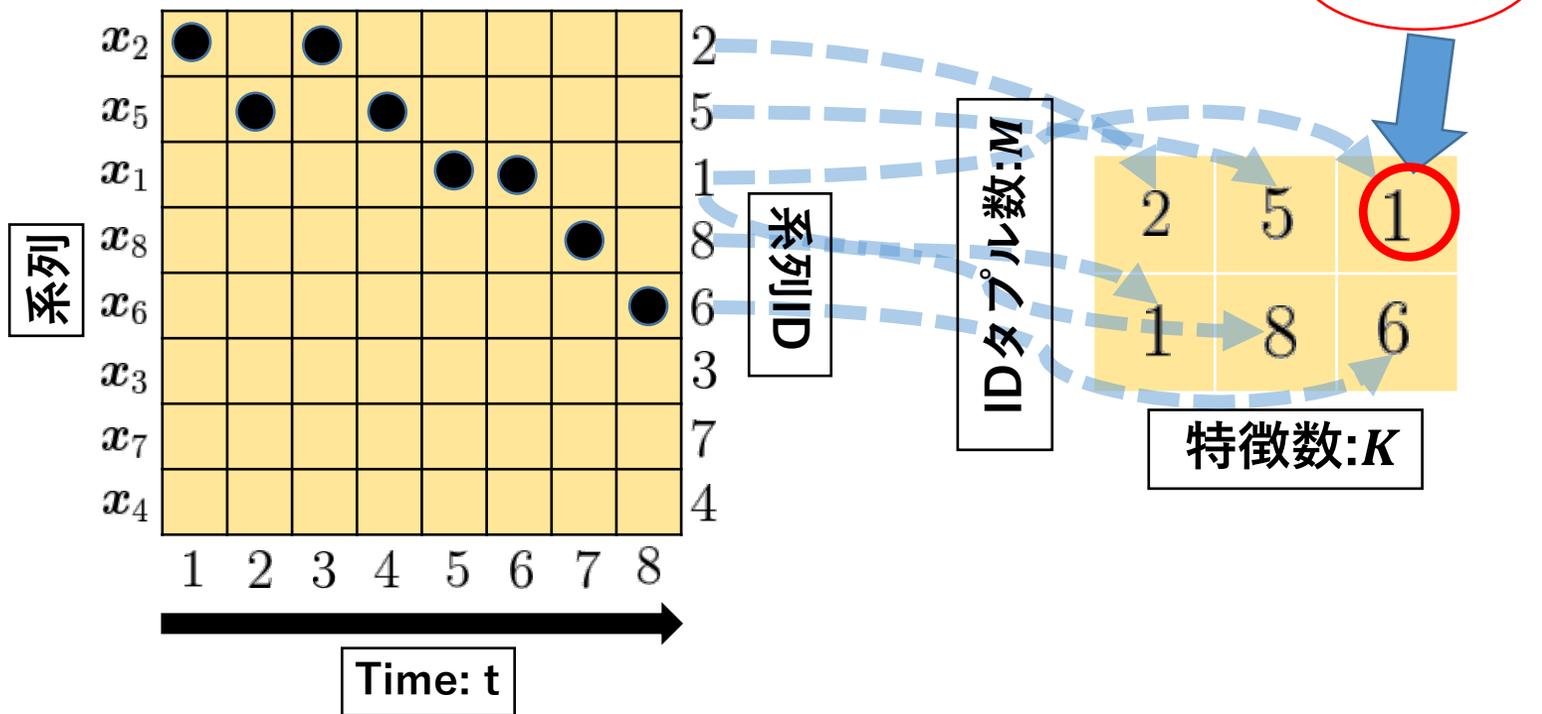
潮 旭¹, ○高橋良暢², 佐藤聖也³, 山川宏⁴

- 1 慶應義塾大学 理工学研究科
- 2 電気通信大学 情報理工学研究科
- 3 産総研 人工知能研究センター
- 4 ドワンゴ人工知能研究所

関係の評価とフレームの選択・整形



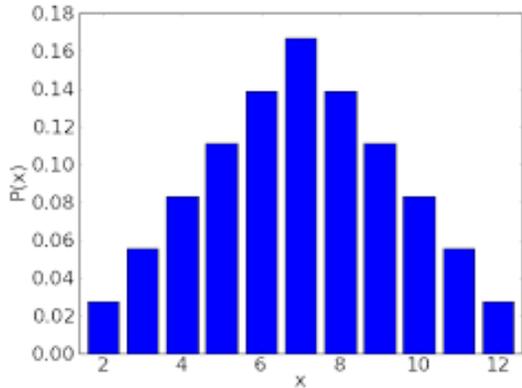
等価性構造の抽出



分布シフトに対してロバストな教師あり学習

胡緯華, 佐藤一誠 (東大), 杉山将 (理研/東大)

現実問題では, **テスト分布は訓練分布からシフトする.**
 → 分布シフトに対して**ロバストに学習したい.**



訓練分布

学習



pixta.jp - 7793197

不確実な
テスト分布

ロバスト化のためのラッパーを提案

- ✓ 低計算コスト
- ✓ 柔軟なモデル化

T1-8 : 深層学習による Wavelet解析画像を用いた楽器音の識別

(Musical Instrument Sound Classification through CNN with Wavelet Analysis)

○Shu Eguchi, Masaru Tanaka, Jun Fujiki(Fukuoka Univ.), Takio Kurita(Hiroshima Univ.)

Sound Data

Single tones, Two chords

Wavelet Analysis

Visualization

Image Data

Feature

「学生優秀プレゼンテーション賞対象」

Imagenet with Chainer

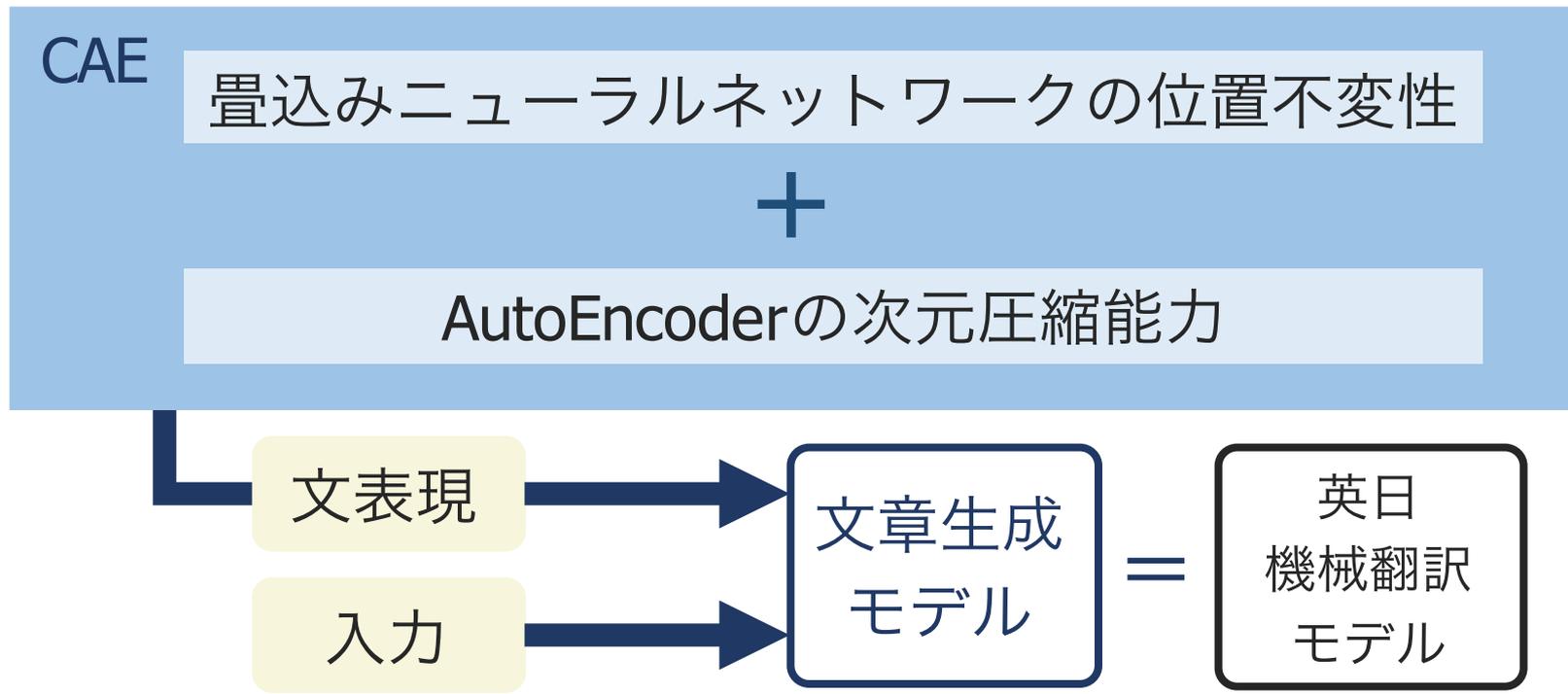
Imagenet Classification

Musical Instrument
Sound Classification

英日機械翻訳のための 畳込みニューラルネットワークによる文表現生成モデル

目的 | 異なる語順を持つ言語間の機械翻訳の精度向上

NNの一種であるConvolutional AutoEncoder(CAE)を用いた語順をある程度無視できる文表現生成モデルを提案

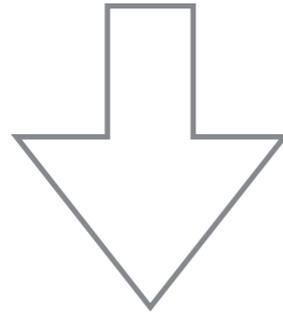


T1-11 正規分布とハイゼンベルグ群 ～情報幾何的視点から～

福岡大学理学部応用数学科 時松 照・田中 勝

有限離散標本空間上でさえ、規格化因子を評価する場合
計算量的な困難が生じることがある

規格化因子を考慮しない場合はどのようなことが起こるのか？



正規分布を例に、情報幾何的視点から
規格化因子を外しスケール変換を導入

ハイゼンベルグ群と対応づけることによりエントロピー
の評価ができれば規格化因子を求めることができる

- ・ランベルトのW関数
- ・ルジャンドル変換とハイゼンベルグ群の構造との関係

学生優秀プレゼンテーション賞対象

オンライン学習手法による異種混合機械学習

池原 徹也・山根 智（金沢大学）

◆ 研究目的

複数の規則性が存在する異種混合性をもつ混合型データのリアルタイム分析

◆ 研究概要

- EMアルゴリズムにおいて負担率 γ の差分 s を利用した逐次的な計算の提案

Eステップ

$$\gamma(z_{mk})^{(t)} = \gamma(z_{mk})^{(t-1)} + \frac{s_{nk}^{(t-1)}}{n}, m \neq n$$

$$\gamma(z_{nk})^{(t)} = \frac{\pi_k^{(t-1)} N(x_n | \boldsymbol{\mu}_k^{(t-1)}, \boldsymbol{\Sigma}_k^{(t-1)})}{\sum_{j=1}^K \pi_j^{(t-1)} N(x_n | \boldsymbol{\mu}_j^{(t-1)}, \boldsymbol{\Sigma}_j^{(t-1)})}$$

$$s_{nk}^{(t)} = \gamma(z_{nk})^{(t)} - \gamma(z_{nk})^{(t-1)}, (k = 1, \dots, K)$$

$$N_k^{(t)} = \sum_{n=1}^N \gamma(z_{nk})^{(t-1)} + s_{nk}^{(t)} = N_k^{(t-1)} + s_{nk}^{(t)}$$

Mステップ

$$\pi_k^{(t)} = \pi_k^{(t-1)} + \frac{1}{N} s_{nk}^{(t)}$$

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(t)} = \boldsymbol{\mu}_k^{(t-1)} + \frac{s_{nk}^{(t)}}{N_k^{(t)}} x_n$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_k^{(t)} = \boldsymbol{\Sigma}_k^{(t-1)} + \frac{s_{nk}^{(t)}}{N_k^{(t)}} (x_n - \boldsymbol{\mu}_k)(x_n - \boldsymbol{\mu}_k)^\top$$

- これに基づいたオンライン学習の異種混合学習手法の提案

T1-14 近接平均を用いた加速近接勾配法の適応的リスタート

中里佳央 †1, 福地一斗 †1, 佐久間淳 †1,2

†1 筑波大学大学院システム情報工学研究科, †2JST CREST

複数のスパース正則化項を用いた目的関数を最適化する近似手法に Proximal Average がある

Proximal Average(PA)

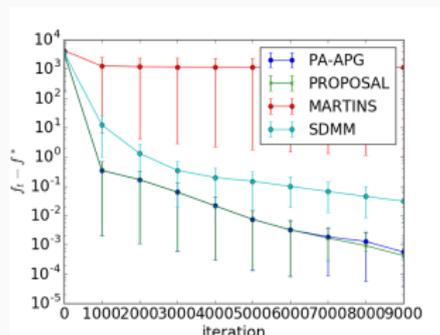
$$\text{prox}_{\alpha_1 r_1(\cdot) + \dots + \alpha_n r_n(\cdot)} = \alpha_1 \text{prox}_{r_1(\cdot)} + \dots + \alpha_n \text{prox}_{r_n(\cdot)}$$

既存手法

Yu は PA を用いた加速勾配法により, FISTA と同様の収束率を達成できるアルゴリズムを提案

貢献

- PA を用いた Yu の手法で示された収束率を達成できない場合を示す
- PA を用いた既存の手法より早く収束するアルゴリズムを提案



マルチタスクグレンジャー因果推定のための 大域的疎構造を維持する加法的モデル分解

学生優秀

プレゼンテーション対象

安部齊志(筑波大学), 佐久間淳(筑波大学/JST CREST),

時系列データの因果推定

[Arnold07, Cheng14]

➡ 自己回帰+スパース正則化

$$y^t = \sum_{\ell=1}^L \left\{ \beta^\ell y^{t-\ell} + \sum_{d=1}^D w_d^\ell x_d^{t-\ell} \right\} + \epsilon^t$$

- 予測に役立つ特徴が
グレンジャー原因



マルチタスク学習

[Obozinski06, Zhang06]

$$\min_{\mathbf{W}} \sum_{k=1}^K \ell(\mathbf{w}^{(k)}) + \lambda \|\mathbf{W}\|_{1,q}$$

共通構造を促す。

貢献: モデリングと最適化

- 加法的モデル分解

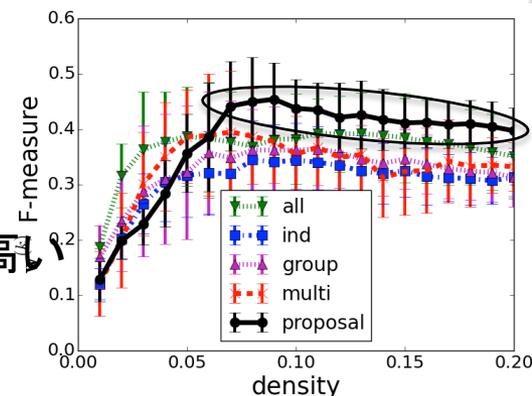
$$\mathbf{w}^{(k)} = \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\delta}^{(k)}$$

- 大域的スパース正則化

$$r(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Delta}) = \lambda \sum_{k=1}^K \|\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\delta}^{(k)}\|_1$$

- SDMMによる最適化

人工データにおいて
提案法が最もF値が高い



メッセージ伝播型アルゴリズムによる

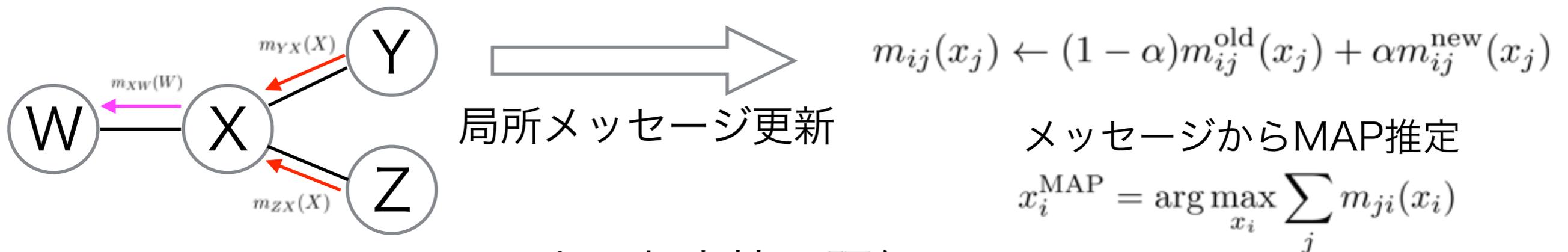
近似MAP推定の大規模化の検討

佐野 崇、一杉 裕志 (産総研 人工知能研究センター)

確率的グラフィカルモデル: 強力な表現力、設計の容易さ

MAP推論の困難 -> 大規模化の障壁

Belief propagation(BP)に代表されるメッセージ伝播型
近似MAP推定アルゴリズム3種を比較



Boltzmann machine による収束性の評価

普通のBP -> 振動の問題

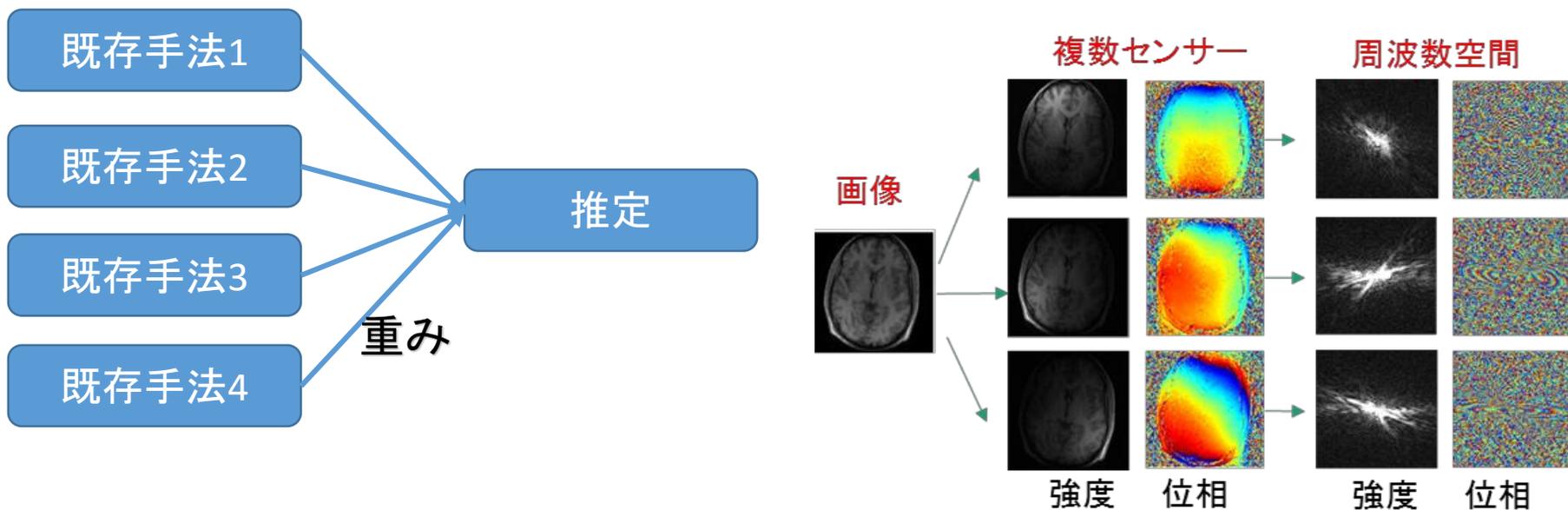
凸BP -> 発散の問題

線形計画法 -> 収束するが重い

減衰係数の調整で改善

今後->解の精度調査

- MR画像再構成手法の優劣がデータにより変化
- 複数の異なる既存手法のアンサンブルで解決

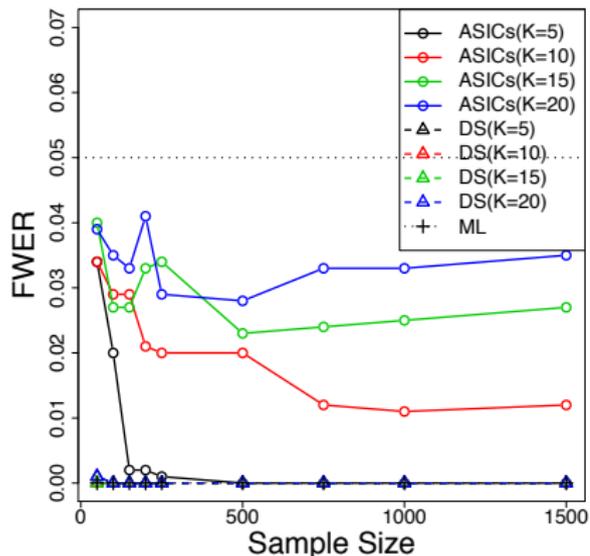


- 画質の向上と安定を達成

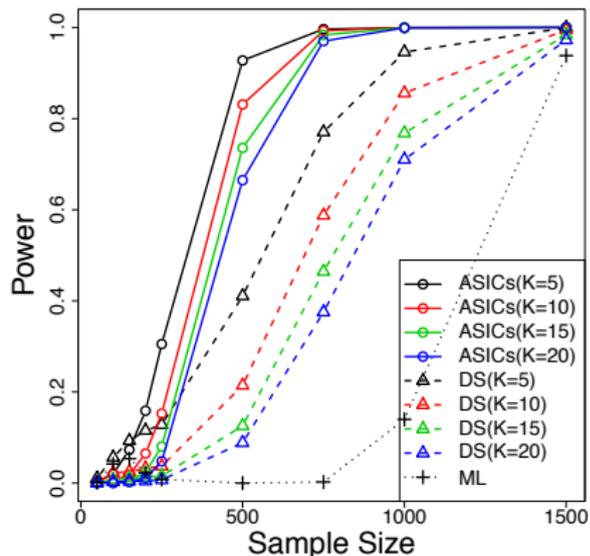
[T1-18] 高次元分類問題のための Selective Inference

梅津佑太 (名工大) · 中川和也 (名工大) · 津田宏治 (東京大) · 竹内一郎 (名工大)

- 高次元漸近理論に基づく **正規性の緩和**
- Bonferroni 補正による **FWER の制御** と **高い検出力**



実線: 提案手法



その他: 既存手法

Weight Normalizationによる高速な オンライン学習の統計力学的解析

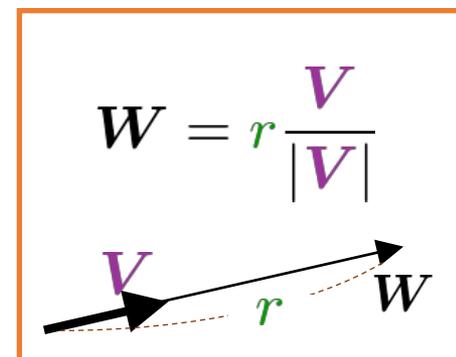
吉田雄紀^{1*}, 唐木田亮¹, 岡田真人^{1,2}, 甘利俊一² (1東大, 2理研)

Weight Normalization

[Salimans & Kingma (NIPS2016)]

ニューラルネットワークの
勾配法を高速化する新手法

$$\Delta r = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial r}, \quad \Delta \mathbf{V} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial \mathbf{V}}$$



の 統計力学的解析

[Biehl & Schwarze(1995), Saad & Solla (1995)]

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta'_1 = \dots\dots\dots \\ \theta'_2 = \dots\dots\dots \\ \theta'_3 = \dots\dots\dots \\ \theta'_4 = \dots\dots\dots \\ \vdots \\ \theta'_N = \dots\dots\dots \end{array} \right.$$

縮約



$$\left\{ \begin{array}{l} N(l^2)' = 2\eta A_1, \\ N(Rz)' = \eta \left(\frac{l}{z} A_3 - \frac{R}{z} A_1 \right), \\ N(z^2)' = \eta^2 \frac{2l^2}{z^2} A_2. \end{array} \right.$$

N本の方程式

3本の方程式

なぜ高速化?
→ 学習係数の
自動調整

T1-20 多次元マルチヒストグラム法による古典スピンモデル推定

竹中光(東大)・永田賢二(東大/産総研/JST)・溝川貴司(早大)・岡田真人(東大/理研)

学生優秀プレゼンテーション賞対象

目的

全状態を用いて計算した古典スピンモデルの推定結果を少ないサンプリング数から再現したい

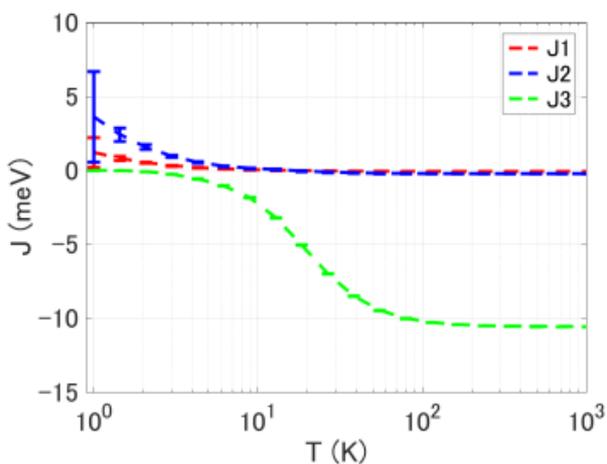
方法

交換モンテカルロ法と多次元マルチヒストグラム法によりベイズ推論に基づくモデル推定を効率的に行う枠組みを提案する

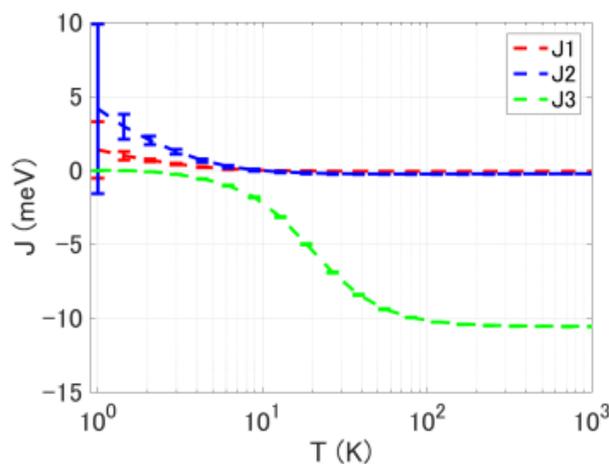
結果

全状態探索の1/10以下のサンプル数でモデル選択結果を再現した

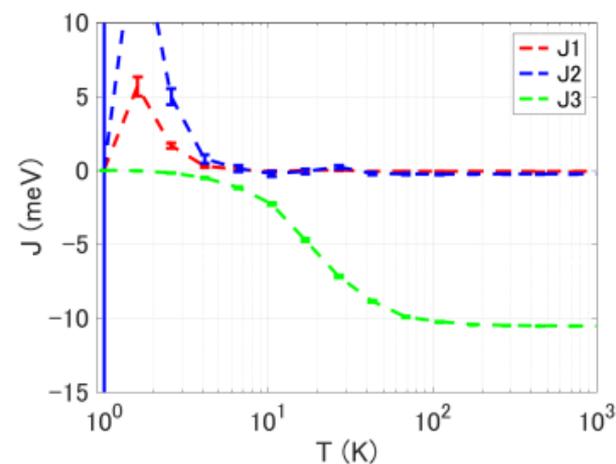
(A) 全状態探索(厳密解)



(B) 提案手法

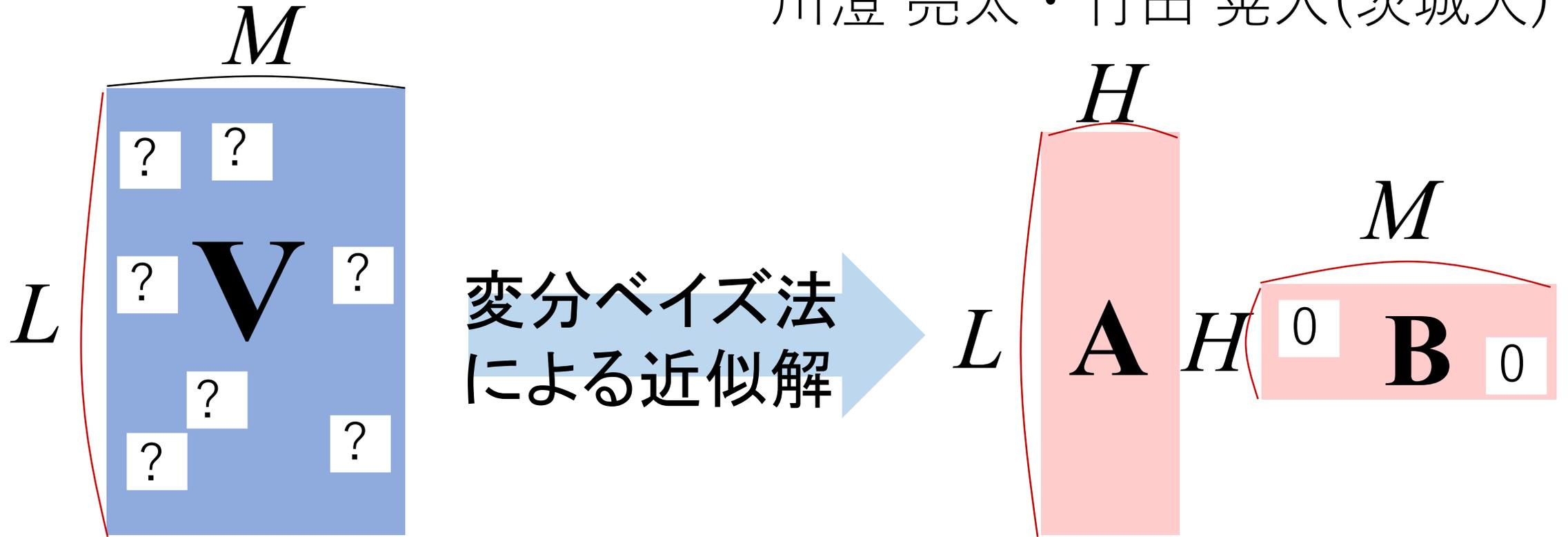


(C) 既存手法



T1-21 疎な事前分布での変分ベイズ法を用いた行列補完問題の近似的解法

川澄 亮太・竹田 晃人(茨城大)



ノイズの入った
観測行列

推定行列

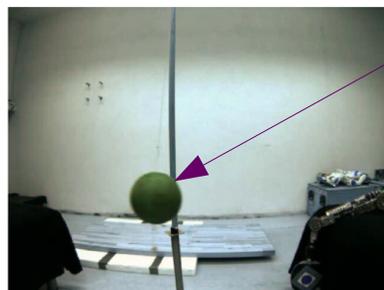
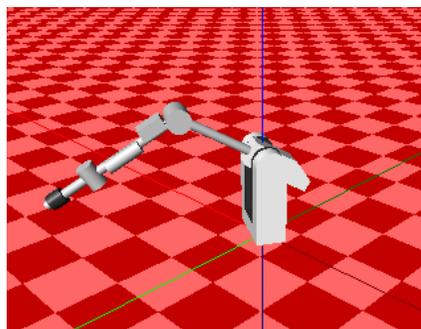
Policy Search with High-dimensional Context Variables

Voot Tangkaratt¹, Herke van Hoof², Simone Parisi², Gerhard Neumann², Jan Peters², and Masashi Sugiyama^{3,1}

¹UTokyo (東京大学), Japan ²TU Darmstadt, Germany ³RIKEN (理化学研究所), Japan

Motivation:

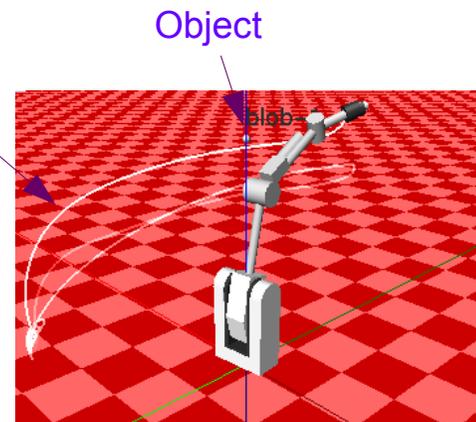
- **High-dimensional** contextual reinforcement learning



Object



Contextual
reinforcement
learning

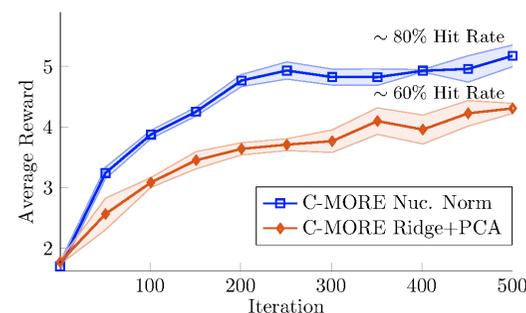


Hit object based on image

Contexts =
2034 dimension camera
images containing object

Our approach:

- New contextual policy search method
- Simple “shallow learning”



80% hit rate



概要

- 置換群上の指数分布型モデルの学習を確率伝搬法を用いて高速化
- ランキング予想の問題に適用して実験

キーワード

- Belief Propagation
- Permanent
- Learning to Rank

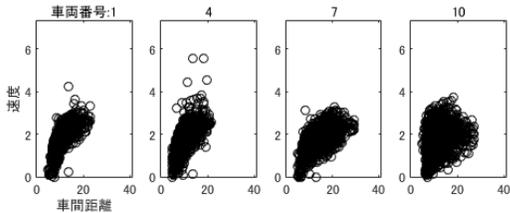
研究目的と方法

目的

セルオートマトンによる車間—速度特性の推定を行ったが、**連続的なデータ**の特性も知りたい

データ

円周上を走行する車両の位置データを加工



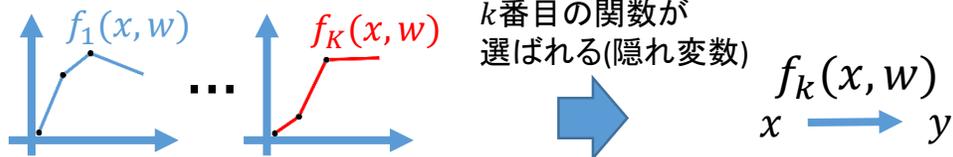
入力 x : 車間

出力 y : 速度

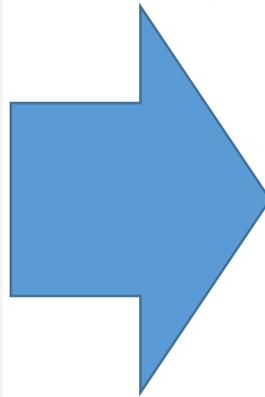
入出力の回帰を行う

モデル

区分線形関数が混合したモデル



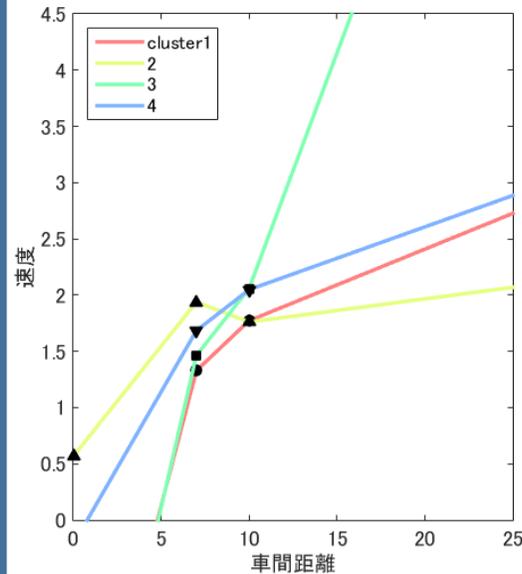
変分ベイズで
パラメータ推定



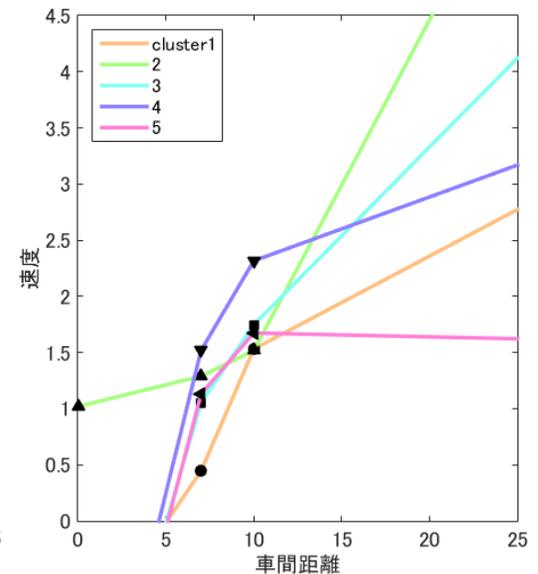
結果

1. 連続的なモデルである区分線形モデルで複数の車間—速度特性の推定ができた!

非渋滞時の回帰関数



渋滞時の回帰関数



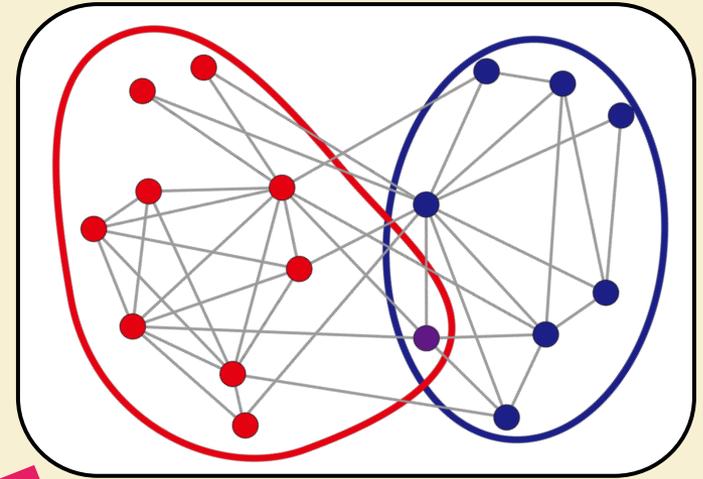
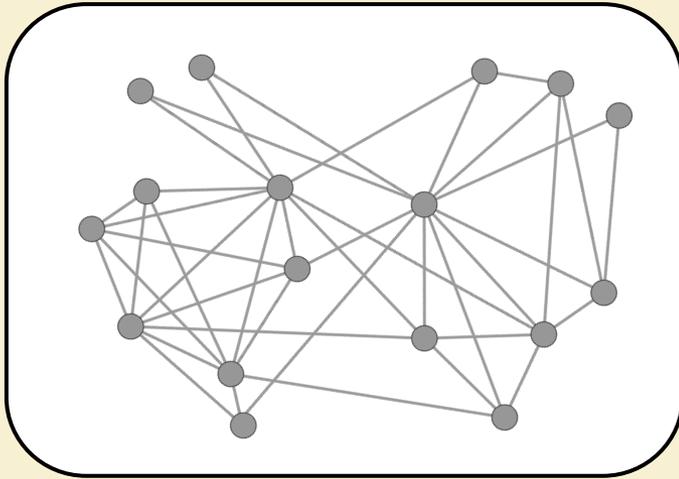
2. セルオートマトンの推定と比較もした!

ネットワークにおける重複を許す コミュニティ抽出アルゴリズムの提案

森 清貴・西野 兼治・手塚 宏史・稲葉 真理
(東京大学大学院 情報理工学系研究科)

T1-26

学生優秀プレゼンテーション賞対象



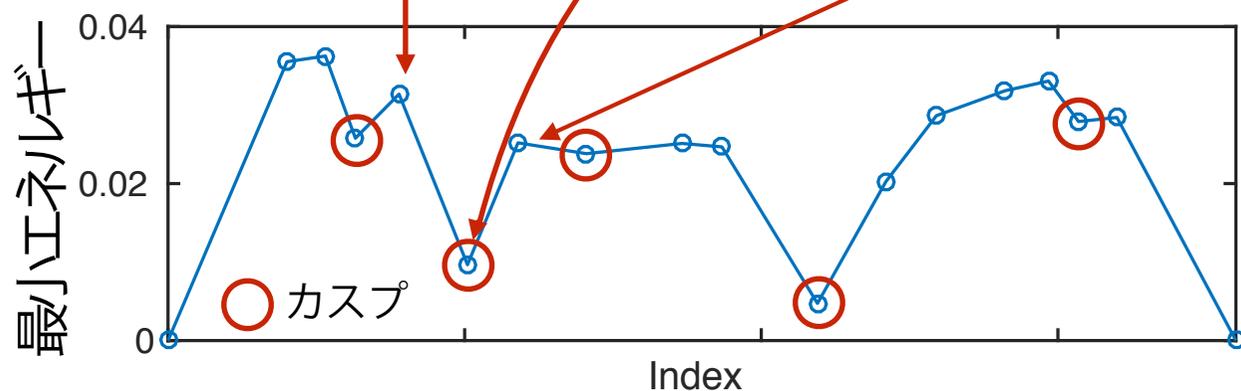
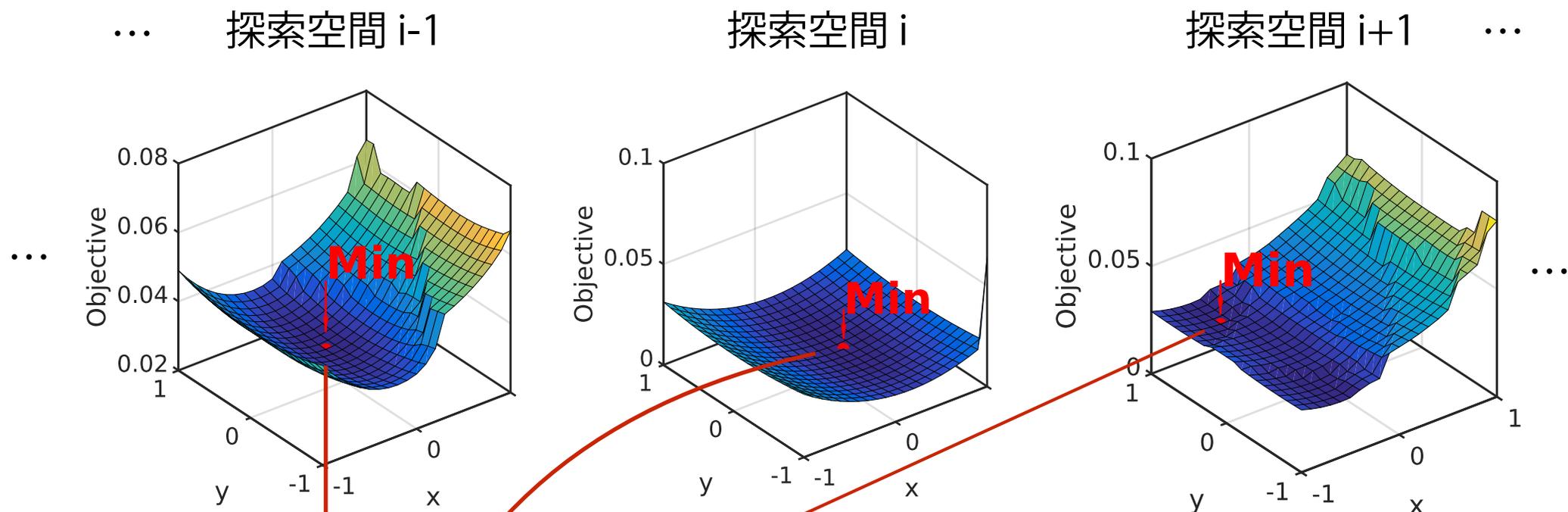
- 高速
- 巨大グラフで可能
(>160 万ノード)

アンバランスなサイズの
コミュニティに対応

- CEPTOR
- NIEE-Modularity

鳥山昌幸 (名工大, NIMS, JSTさきがけ),

田村友幸 (名工大, NIMS), 小林亮 (名工大, NIMS), 竹内一郎 (名工大, NIMS), 中山将伸 (名工大, NIMS)



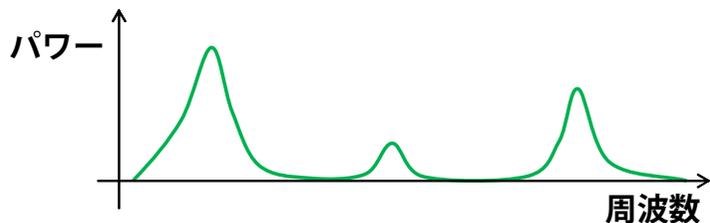
“粒界”の結晶構造探索：

- 複数の探索空間を持つblack-box最適化
- 両隣のエネルギーと比べて局所的に小さい箇所（カスプ）を効率よく同定したい
- ガウス過程回帰モデルによる確率的な探索アルゴリズムを検討

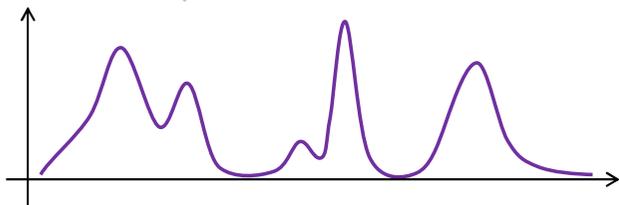
音楽音響信号解析のための ディリクレ過程に基づくベイズ潜在成分分析

吉井 和佳 中村 栄太 糸山 克寿 (京大) 後藤 真孝 (産総研)

非負値行列因子分解 (NMF) の生成モデル



↓ パワースペクトルの加算

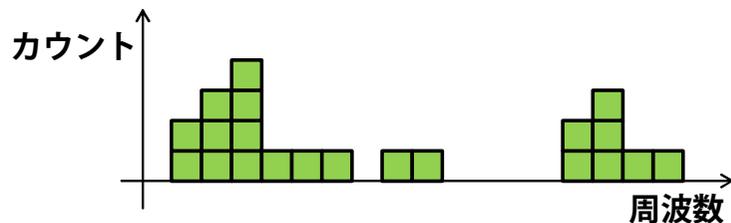


因子モデル：確率変数の足し合わせ

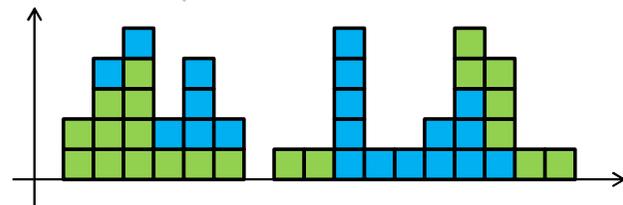
↓ 音源数 (因子数) の無限化

ガンマ過程NMF / ベータ過程NMF

確率的潜在成分分析 (PLCA) の生成モデル



↓ 音量子のヒストグラムの加算



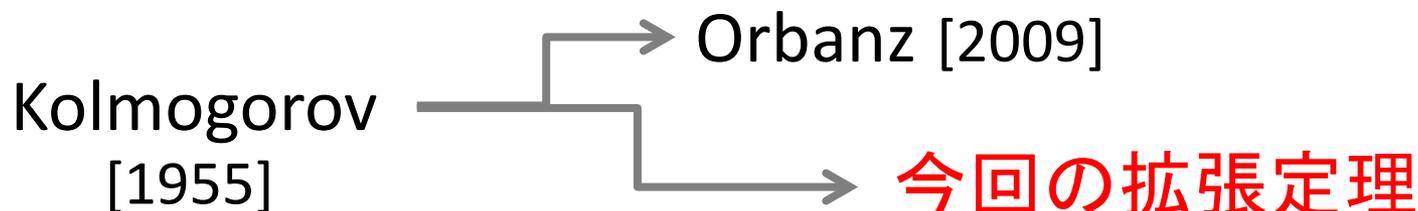
混合モデル：確率分布の足し合わせ

↓ 音源数 (混合数) の無限化

ディリクレ過程PLCA

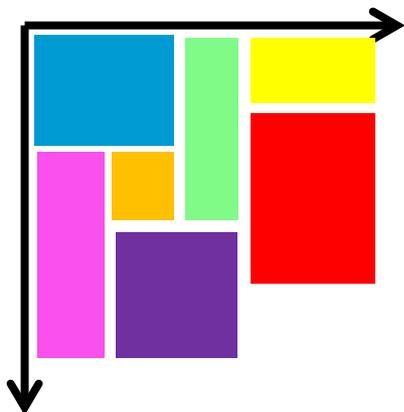
概要

ノンパラメトリックベイズモデル(無限モデル・確率過程)構成のための**第3?の無限拡張定理**を発見



使い方

無限拡張したい対象が組み合わせ論的拘束を持つときに活躍



(例) 無限サイズの行列のクラスタリングで

- ・長方形分割(全てのブロックが長方形)
- ・各クラスタの要素数は50以上