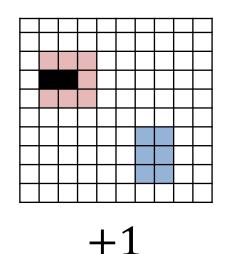
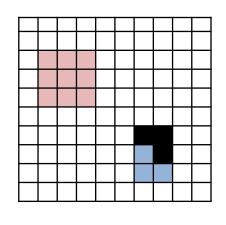
# [D2-31] 特徴間のOR組み合わせに対する単調性と セーフプルーニングによるスパースモデルの学習

中川和也(名工大), 鈴村真矢(名工大), 烏山昌幸(名工大), 津田宏治(東大), 竹内一郎(名工大)





-1

2値特徴のすべてのORを項に もつスパースモデルを考える

$$w_1^* = 0$$
  
 $Score(x_1) < 1 \implies w_{\{1,2\}}^* = 0$   
 $w_{\{1,2,3\}}^* = 0$ 

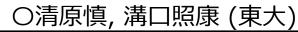
$$f = w_{1} x_{1} + w_{2} x_{2} + w_{3} x_{3}$$

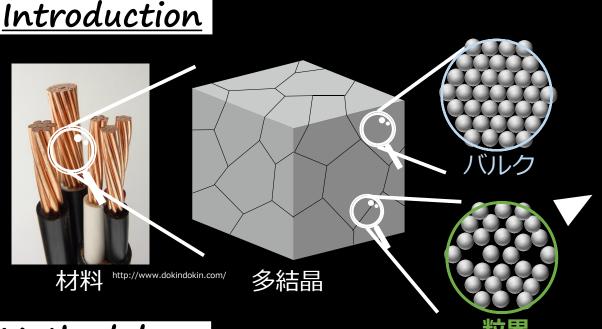
$$+ w_{\{1,2\}} x_{1} \lor x_{2} + w_{\{1,3\}} x_{1} \lor x_{3} + w_{\{2,3\}} x_{2} \lor x_{3}$$

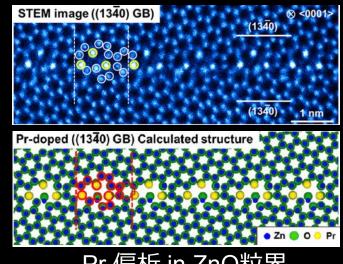
$$+ w_{\{1,2,3\}} x_{1} \lor x_{2} \lor x_{3}$$

学生優秀プレゼンテーション賞対象

## 複数の統計手法を用いた不純物の粒界偏析サイトと濃度の最適化







Pr 偏析 in ZnO粒界

### \*J. Roh et al., J. Am. Ceram. Soc (2015)

# Methodology

バルク

データ構造|

0: Cu 原子, 1: Ag 原子

{  $E_1$ ,  $x_1$ =(0,0,1,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0) }

:× 167,979 データ

粒界

バルク

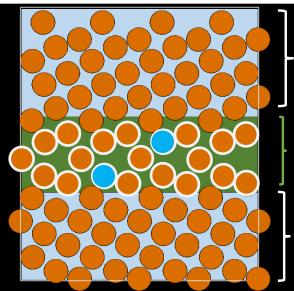
手法

✓ 遺伝的アルゴリズム ✓ ランダムフォレスト

✓ モンテカルロ木探索

/ 勾配ブースティング木

ポスター番号 D2-32



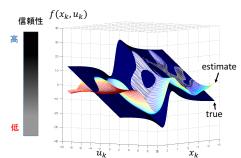
### (D2-33: 学生優秀プレゼンテーション賞対象) 高木友士(京都大学) ガウス過程状態空間モデルに対する最適制御

- 実験データから推定したモデルには信頼性の低い領域が存在する
- 不確かな領域を回避 しつつ 制御目的を達成 したい

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k)$$

 $x_k$ : 状態

 $u_k$ :制御入力



⇒ この トレードオフ を考慮した評価関数を導入し、多段先予測分布を使って将来のコストを予測・改善することで最適な制御入力と状態軌道を設計!

# D2-34:ユーザの知識を深めるための 不動産事情紹介記事のレコメンデーション (株)ネクスト 三條 知美



Lifull まとめ



### 『騒音』に関する情報

『騒音』について、暮らしや生活の中での悩みや疑問を解決するための役立つノウハウやヒントをまとめました。 オススメ記事や体験談から最適な情報をご紹介します。



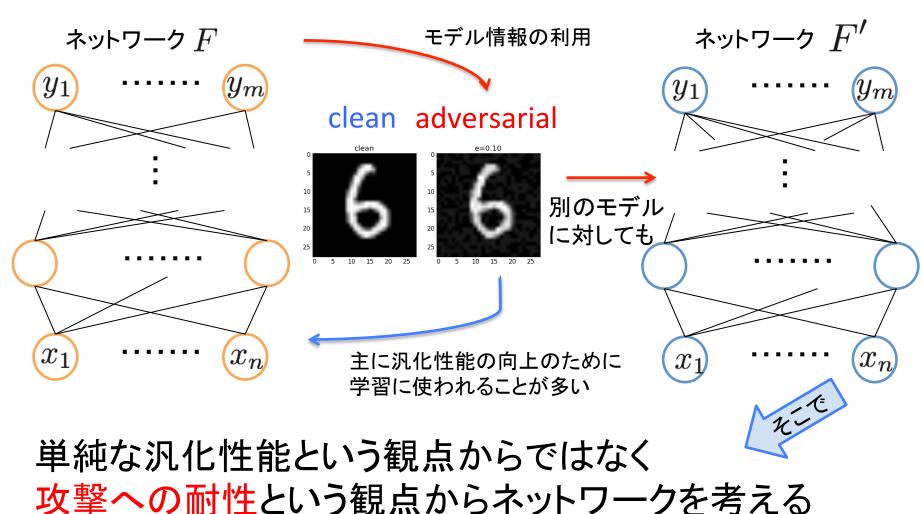




約2万記事の中から、キーワードに最適なコンテンツをレコメンド

# CNNにおけるadversarial examplesが モデルに与える予測精度への影響の実験的考察

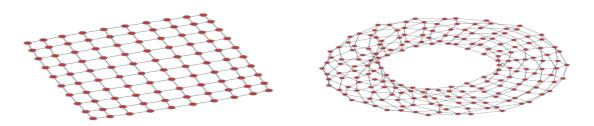
南波涼太(筑波大学),佐久間淳(筑波大学/JST CREST)



### グラフ上の局所ブレグマンダイバージェンスによる統計的推論

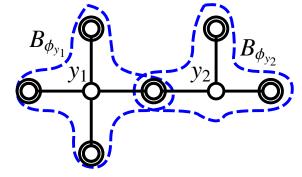
金森 敬文(名大), 竹之内高志(はこだて未来大)

• 離散サンプル空間  $\mathcal{Y}$ : 近傍構造  $\iff$  無向グラフ  $G = (\mathcal{Y}, E)$ 



例:画像など、統計モデル: $q(x) = \widetilde{q}(x)/Z$ 、Z の計算が大変、

- 局所 Bregman-div による推定: Zを計算しない推定法
  - \* 近傍上の **Bregman-div**: 条件付き分布  $p(y|_{\text{近傍}})$ ,  $q(y|_{\text{近傍}})$  の違い.
  - \* 大域的な違い:局所情報の総和→ 局所 Bregman-div



理論的性質(グラフ理論による一致性条件:グラフの平方根)ロバスト局所推定法,・・・。

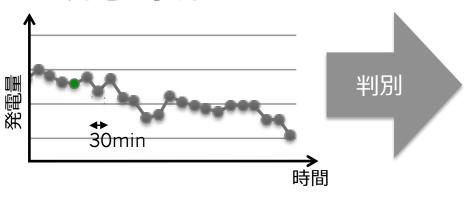
D2-37

# 不均衡データに基づく風力発電ランプ予測における オーバーサンプリング法の検討

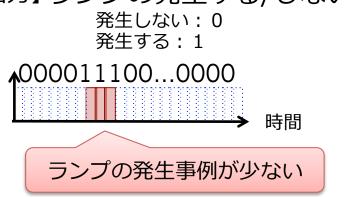
高橋 由佳,藤本 悠,林 泰弘(早大) (※学生優秀プレゼンテーション賞対象)

# 風力発電の急変(ランプ)予測

【入力】発電量予測



【出力】 ランプの発生する/しない

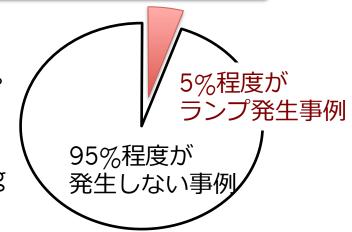


### 問題点

不均衡データに基づく判別器の精度が低い。

### 提案手法

入力に対する誤差を利用したOversampling



提案手法と既存手法(Undersampling・Oversampling)の比較により、 class imbalance problemの緩和への妥当性を検討する。

### 加速近接勾配法の改善と2値判別モデルの統一的解法への応用

伊藤直紀(東大) ・ 武田朗子 (統数研) ・ TOH Kim-Chuan (NUS)

● 汎用的な最適化手法である加速近接勾配法 + 高速化の工夫

	収束レート
Backtracking (Beck & Teboulle, '09)	$O(1/k^2)$
Modified Backtracking (Scheinberg et al., '14)	$O(1/k^2)$
Restarting (O'Donoghue & Candes, '13)	unknown
Maintaining top-speed (Monteiro et al., '15)	unknown

### 本研究

組み合わせ + 安定化  $O\left((\log k/k)^2\right)$ 

- 統一的2値判別モデル(Takeda, Mitsugi, & Kanamori, '13)に適用
  - SVM・ロジスティック回帰・フィッシャーの線形判別器 などを含むモデル
  - 様々なモデルを既存手法より高速に解くことができた
  - モデル選択をする上で有用

### 学生優秀プレゼンテーション賞対象

# 深層学習を用いたペアワイズ分類 -結合素性の利用と対称性について―

新 恭兵¹・小山 聡¹・栗原 正仁¹・古堂 和音²¹北海道大学 ²NECソリューションイノベータ

### ペアワイズ分類

二例がある関係を満たしているか否かを判定する問題



二例間の素性の組み合わせ (結合素性)

対称性:  $f(x^{\alpha}, x^{\beta}) = f(x^{\beta}, x^{\alpha})$ 

多くの応用で 重要な性質

深層学習を用いた研究は少ない

→素性の組合せを内部で自動的に獲得できないだろうか?

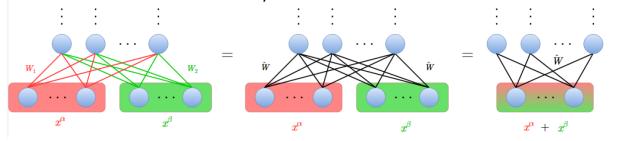
### ペアワイズ分類における深層学習の問題点

単純な方法: $x^{\alpha}$ , $x^{\beta}$ を**連結したベクトル**を入力

→対称性を満たさない

対称性を満たそうとすると, **二例の和を入力**していることと等価

→**個々の例の情報が損失**し、判定を行うことが困難



### 提案手法

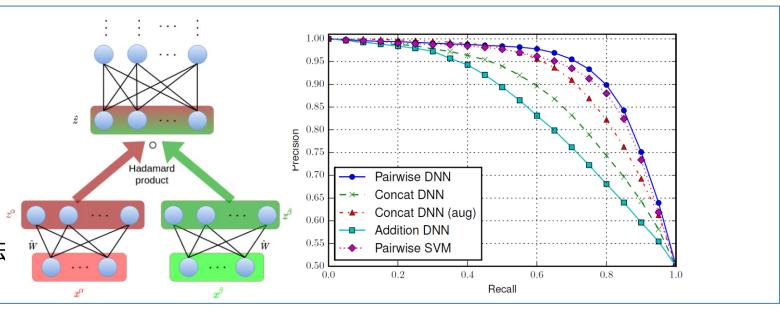
単純な方法の問題点を解決

対称性を満たしながらも 個々の例の情報を損失しない

### 結合素性を扱うことが可能

- 結合素性を入力していることと等価
- 直接計算はしないので低コスト
- 重みはやや複雑に

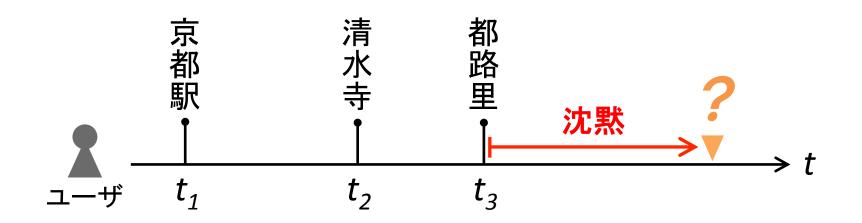
著者のマッチングに関する実験では、他手法より優れた分類精度・再現率・AUC



# 混合メンバシップ・マーク付き点過程に基づく タイミングを考慮した訪問地推薦

D2-40

金 秀明\*, 岩田 具治, 藤原 靖宏, 上田 修功 NTTコミュニケーション科学基礎研究所



訪問が観測されない期間 = 沈黙 から情報を読み取る!

- ◆ マーク付き点過程
- ◆ 混合メンバシップ(トピック)モデル
- ◆ タイムリーな推薦

ご興味のある方、 ぜひ D2-40 まで!

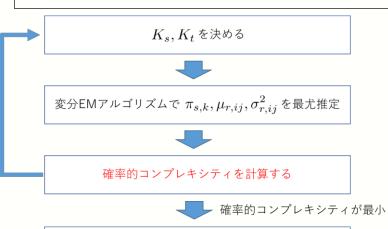
# MDL原理に基づく連続値共クラスタリングによる野球データ分析

**〇伴 拓也(東大)**, 菅原 慎矢(東大), 山西 健司(東大)

理論

### **連続値**共クラスタリング

提案 手法 **MDL原理**に基づくクラスタ数推定 +EMアルゴリズム



確率的コンプレキシティを最小にする $K_s, K_t$ を解とする

確率的コンプレキシティ:

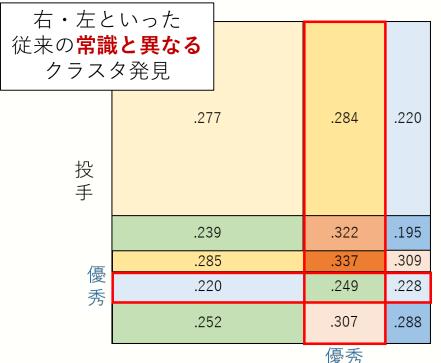
$$SC(x) = \frac{-\log P(x; \hat{\theta}(x))}{\vec{\tau} - so$$
記述長 モデルの複雑さ

容易に計算できる

パラメトリック : 漸近展開近似で計算

応用 メジャーリーグ・野球データ分析

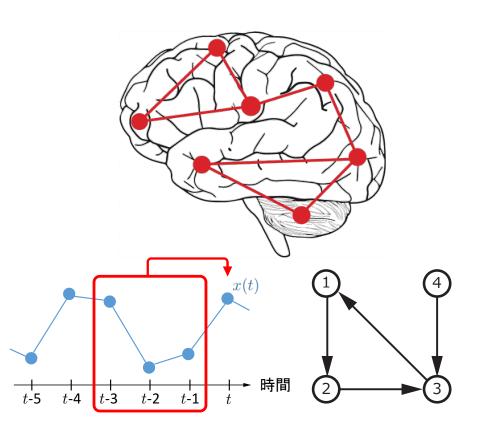
問題 野手・投手間の**打率という関係性** 設定 → クラスタ・相性発見



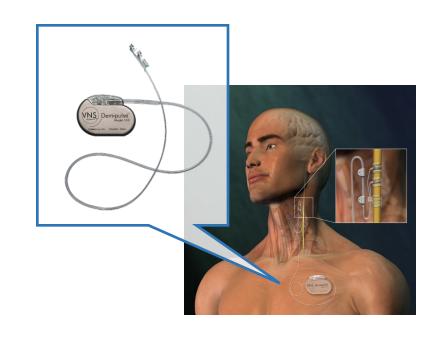
野手

· 躛· 壬 D2-42

# グレンジャー因果性とグラフ理論に基づいた 迷走神経刺激療法による脳波コネクティビティ変化解析 内田剛志 京都大学



神経ネットワーク解析



てんかん治療法の 作用機序を考察

# D2-43 大規模データに対する非線形カーネル関数を用いた SVMの最適化手法の提案 ○<u>江田 哲平(東大)</u>, 松島 慎(東大)

学生優秀プレゼンテーション賞対象

### SVMの目的関数(双対問題)

$$\max_{0 \le \alpha_i \le C} \frac{1}{2} \boldsymbol{\alpha}^T Q \boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{e}^T \boldsymbol{\alpha}$$

### 先行研究[1]

○: ブロック化した問題の最適化により,大規模データも学習可能

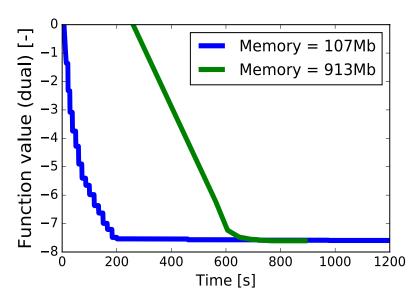
×: 非線形カーネルの適用不可

### <u>本研究</u>

- 非線形カーネルの適用可能
- 最適性も保証

### 結果

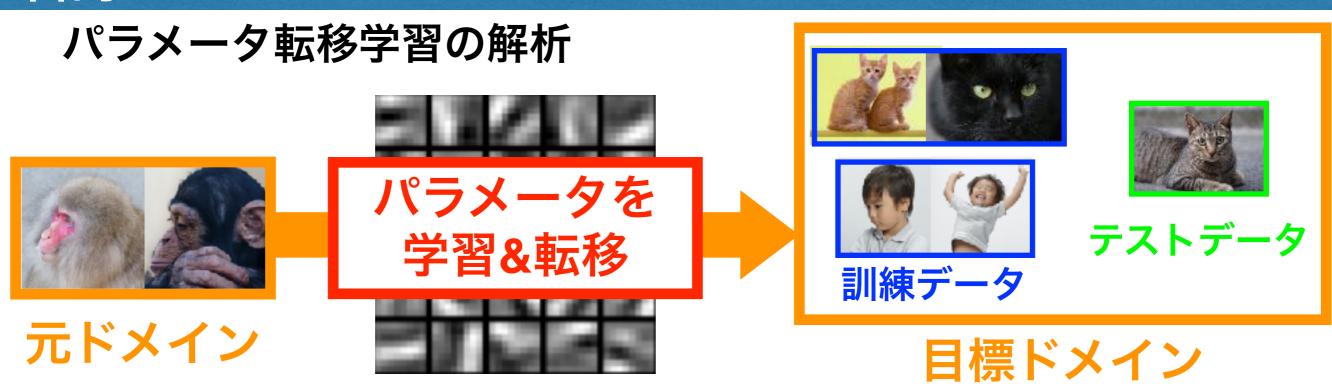
10%程度のメモリでも,同程度の性能を示した





# Theoretical Analysis for Parameter Transfer Learning 熊谷 亘 (神奈川大学)

# 目的



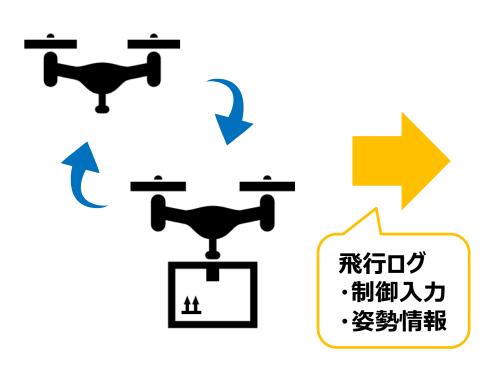
# 結果

- パラメータ転移学習可能性という概念を導入
- ・パラメータ転移アルゴリズムに対して汎化誤差の上界を導出
- 応用: スパース符号化を用いた自己教示学習の理論的解析

D2-45

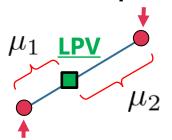
# 質量変動を有するクアッドコプタの スケジュール推定型LPVシステム同定

江藤 力(NEC)、藤巻 遼平(NEC)、亀田 義男(NEC)



状態空間モデルの凸結合 (LPVモデル) として姿勢運動のダイナミクスを学習!

"With Luggage"
State-Space model



"Without Luggage"
State-Space model

既存手法: 凸結合係数は既知

提案手法:凸結合係数も推定

# 車載センサーデータを用いた 運転タスクラベリング

須貝将士(産総研,東工大),山崎啓介(産総研),本村陽一(産総研)

### 概要

背景: 運転支援システムのための運転行動分析が

注目されており、ドライバモデルの構築が

盛んに行われている。

問題: モデルの表現は用途ごとに多岐にわたり

標準的な構築法が存在しない。

方法: タスクモデルによる汎用的な運転タスク

ラベリング手法の提案する。

結果: タスクラベリング及びタスク危険度により

運転状況を抽出して可視化できた。

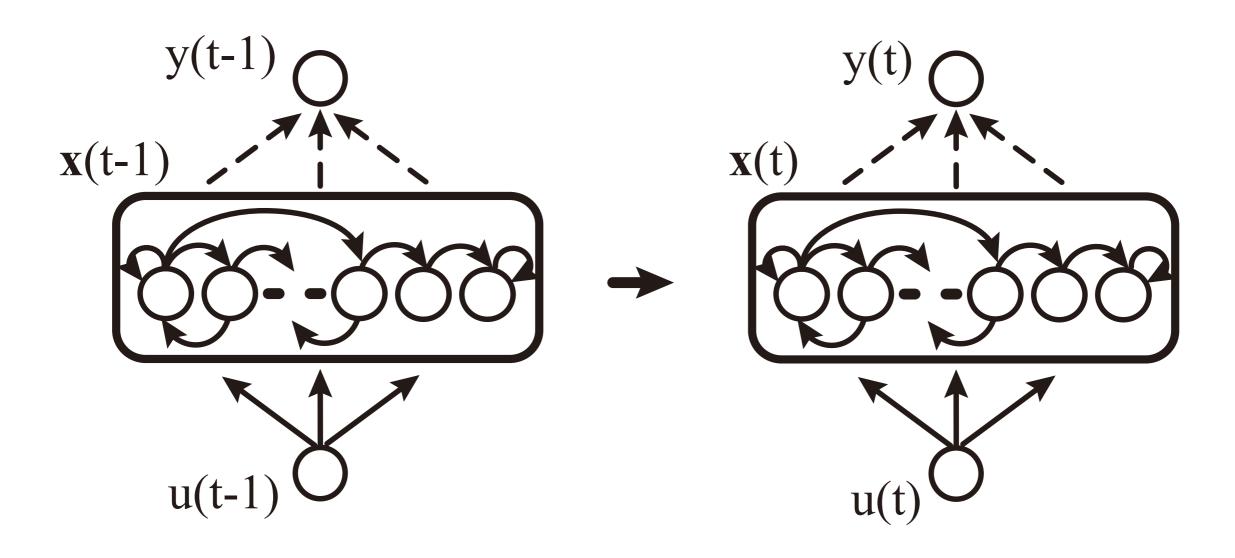
### タスクモデル ユーザーモデル ルート設定 車線変更 状況理解 分離 右折待ち 判断 前方車追従 行動選択 信号停止 など など 環境 道路混雑具合 信号機の色 道路形状 先行車の挙動 など

学生優秀プレゼンテーション賞対象

D2-47 (学生優秀プレゼンテーション賞対象)

Recurrent infomax が input-driven recurrent neural network の計算能力へ及ぼす影響

岩出 尚(京都大学情報学研究科)



ネットワークの相互情報量  $I(\mathbf{x}(t-1); \mathbf{x}(t))$  が最大となるように学習させる.

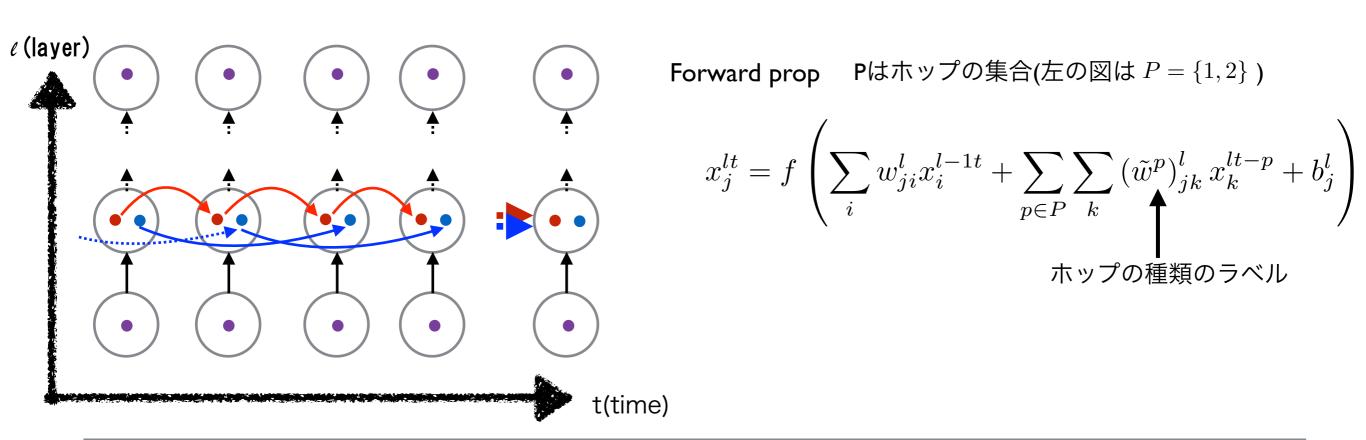
# D2-48: 長期記憶のためのRecurrent Neural Network

NTT セキュアプラットフォーム研究所 山田真徳, 山中友貴

提案:長期時間記憶を保存できるRNN

(back propの距離が長くても勾配消失・勾配発散を起こしにくい)

提案手法:ノードごとに異なるスケールを学習させる



- ・既存手法(LSTM, Memory NN)と比較実験
- ・提案手法のホップのパターンを変えた実験(1+10, 1+5+10, 10)
- · 結果: 既存手法と比較して長期時系列データを扱うことができた

# gamreg: ロバストかつスパースな線形回帰

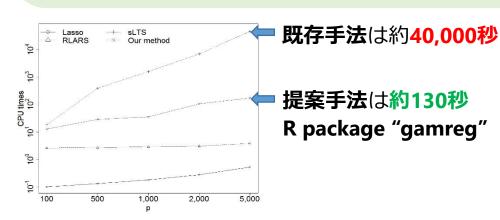
川島 孝行 (総研大) 藤澤 洋徳 (統数研)

### **IBIS2015**

- ・γ**ダイバージェンス**に基づく回帰を達成
- ・スパース正則化を加えても,**単調に減少する推定アルゴリズム**を導出
- 簡単な数値実験で有効性を確認

### **IBIS2016**

- ・どのような**ロバスト性**を持つか,**理論的**に証明
- ・tuning parameter選択のためのロバストなCross-Validationの提案
- 既存の手法との計算時間の比較
- ・多様な設定でのシミュレーションおよび実データ(n=59,p=22,283)において有効性を確認



Methods	RMSPE	MSE	TPR	TNR
Lasso	8.1	$3.32 \times 10^{-1}$	0.8	0.952
RLARS	2.09	$1.17 \times 10^{-1}$	0.812	0.966
$sLTS(\alpha = 0.75,80grids)$	11.7	2.36	0.854	0.67
$sLTS(\alpha = 0.65,80grids)$	2.89	$5.13 \times 10^{-1}$	0.966	0.887
$sLTS(\alpha = 0.5,80grids)$	1.53	$1.97 \times 10^{-1}$	0.976	0.909
sparse $\gamma$ -linear reg( $\gamma = 0.1$ )	0.961	$5.38 \times 10^{-2}$	0.982	0.977
sparse $\gamma$ -linear reg( $\gamma = 0.5$ )	1.00	$8.48 \times 10^{-2}$	0.988	0.958

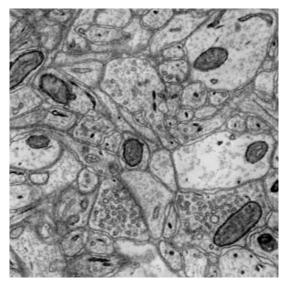
**外れ値**の割合が多くても(30%)

有効性を確認

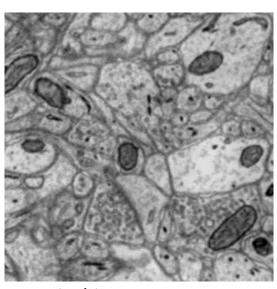
# D2-50: 深層畳み込みニューラルネットワーク法による X線コネクトーム画像のシングルフレーム超解像

水谷治央(ドワンゴ人工知能研究所)

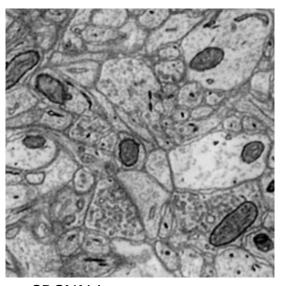
### 9-1-5 3-layer Super Resolution Convolutional Neural Networks (CRCNN)



**Original Image** 



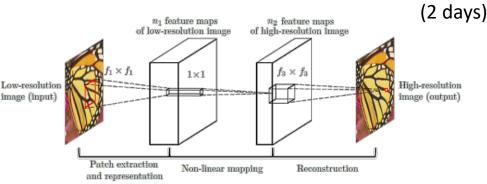
Bicubic Image 27.36 dB



SRCNN Image 29.55 dB, 500M iterations

### Computer simulation study

- 8000 x 8000 pixel original image
- 9000 projections
- Binning: 3 in sinogram
- FBP reconstruction
- No noise added



cf) Dong et. al., ECCV, 2014

# D2-51 角転送行列繰り込み群法の格子状マルコフ確率場への適用

発表者:吉田 智晴(豊橋技科大), 渡辺一帆(豊橋技科大), 梅村恭司(豊橋技科大) 学生優秀プレゼンテーション賞対象

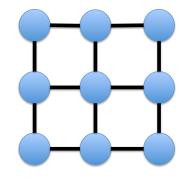
問題設定:格子状マルコフ確率場を用いた確率推論

# 角転送行列繰り込み群法(CTMRG)とは

物性研究で用いられる2次元古典系の分配関数を 多項式時間で高精度に求める近似手法



・ 組み合わせ爆発に特異値分解による低ランク近似で対処 CTMRGとLoopy Belief Propagationの比較



	Loopy Belief Propagation	CTMRG
利点	• 任意のグラフに適用可能 (木構造では厳密解)	<ul><li>・ 収束性の問題を持たない</li><li>・ 特異値の数により近似精度を 調整可能</li></ul>
欠点	• 収束しない場合がある	• 格子状グラフ以外に適用不可

# 二段階完全変数化NML符号長に基づく

# LDAのトピック数推定とトピック変化検知

〇<u>呉天逸(東大 修士2年)</u>, 菅原慎矢(東大), 山西健司(東大)

**D2-52** 

問題と目的

LDAのトピック数推定における新MDL情報量規準の提案

提案手法

計算効率の良いMDL規準: 二段階完全変数化NML符号長

成果

混合モデルに対し、計算しやすい情報量規準を提案 LDAにおいて実用の有用性を確認

- 今までのMDL規準[Rissanen 1978]
  - NML符号長:様々な良い性質
  - 計算が困難

$$\mathcal{L}_{NML}(x^n, z^n) = -\log P(x^n, z^n | \hat{\theta}, M) + \log \sum_{x} (x^n, z^n | \hat{\theta}, M)$$



- データ $x^n$ と潜在変数 $z^n$ を分けて記述
- 混合モデルで計算効率が良い
- 実験的にLDAにおける性能が良い

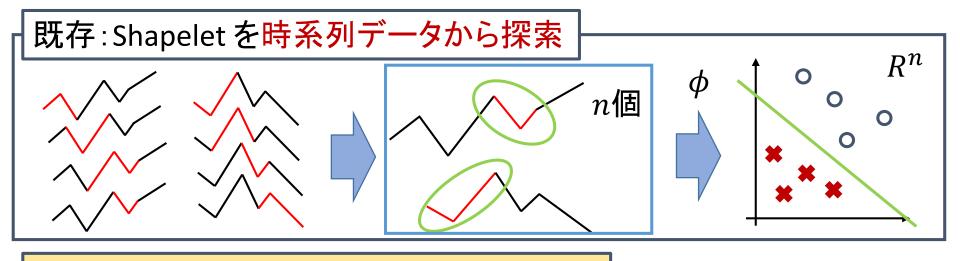
$$\mathcal{L}_{NML}(x^n|z^n) + \mathcal{L}_{NML}(z^n)$$

学生優秀プレゼンテーション賞対象本研究はJST-CRESTの一部として行われた

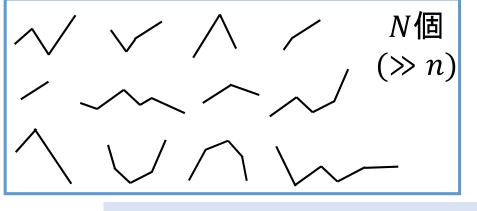
学生優秀 プレゼンテーション賞対象

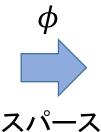
 $R^N$ 

桑原健吾・末廣大貴・畑埜晃平・瀧本英二(九州大学)









モデリング



- •Shapelet の探索にかかる時間の削減
- ■Shapelet に汎化性能を保証できる可能性がある

# D2-54: なぜnormalized cutを用いないのか? 寺田 吉壱 / 🔷 大阪大学

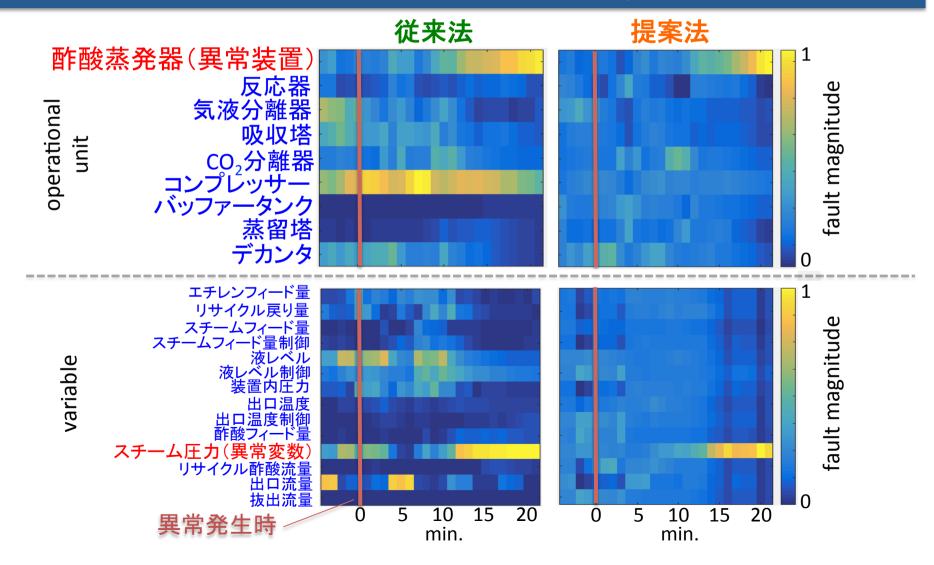
- 山本倫生/家都大学 KYOTO UNIVERSITY ~ Ncutの漸近的性質とSpectral Clusteringとの関係 ~
- 多変量データに対するクラスタリングを扱う (von Luxburg et al. 2008, AoS)
- Normalized cut (Ncut) の"ある種の"近似 → Spectral clustering (SC)
- SCによる分割の収束先 = 背後の分布に対する最適性なし
- **Q: Ncutは収束する? → 一致性を証明** (漸近的に対応するRKHSが存在)
- Q: Ncutの導く分割の意味は? → 分布に対するある種の最適性あり!



# 大規模プラントにて異常に関連する変数を特定する方法\*

京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻 里山 雄亮 藤原 幸一 加納 学

異常発生時に操業データを駆使して異常に寄与する製造装置 or 変数を特定する.



# 大規模プラントにて異常に関連する変数を特定する方法\*

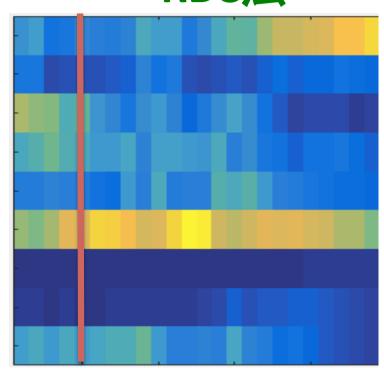
京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻 里山 雄亮 藤原幸一 加納学

# RBC法

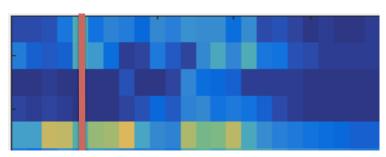
酢酸蒸発器

反応器 気液分離器 吸収塔 コンプレッサー

コンプレッサー バッファータンク 蒸留塔 デカンタ



エチレンフィード量 リサイクル戻り量 スチームフィード量 スチームフィード量制御 液レベル

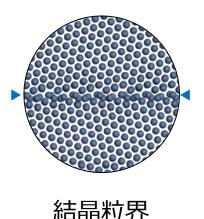


D2-56

# 酸化物粒界構造の構造決定および その構造機能相関に対する情報科学手法の応用

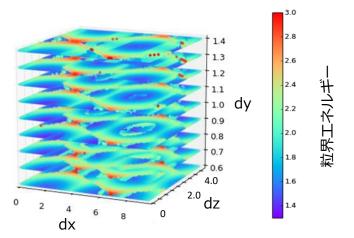
○<sup>1</sup>菊地駿, <sup>1</sup>小田尋美, <sup>1</sup>清原慎, <sup>2</sup>松永克志, <sup>1</sup>溝口照康 (<sup>1</sup>東大・生研, <sup>2</sup>名大・エ) <sub>学生優秀プレゼンテーション賞対象</sub>

### Introduction



粒界原子構造の特定

計算コスト膨大



三次元エネルギーマップから最小エネルギー点を探索

Kriging(ベイズ最適化+ガウス過程回帰)を用いて 高速かつ高精度に最小エネルギー構造を探索

### Results

 $Al_2O_3$ 粒界において,最小エネルギー構造の決定を約10,000倍高速化

●構造と機能の相関性についてはポスターにて発表する

D2-57

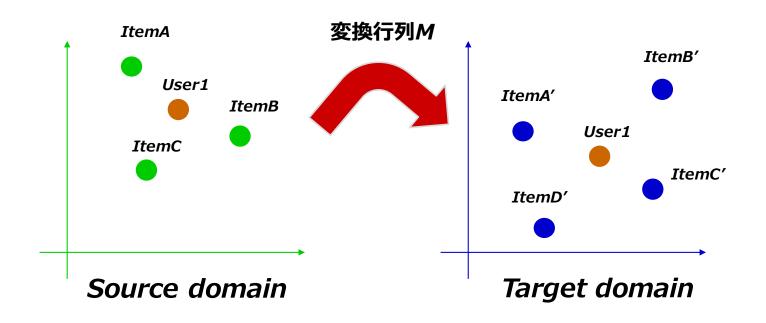
# 転移学習を利用した クロスドメインレコメンデーション

風間正弘, Varga Istvan(リクルートテクノロジーズ)

2つの異なるドメイン間でのレコメンド(例、音楽から映画)

簡易で計算の速い手法を提案 Yelpのデータセットを使って検証  $M = \arg\min_{M} \sum \lVert Mu_i^s - u_i^t 
Vert$ 

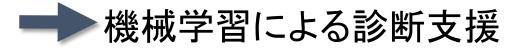
$$M = \arg\min_{M} \sum_{i=1}^{N} ||Mu_{i}^{s} - u_{i}^{t}||$$



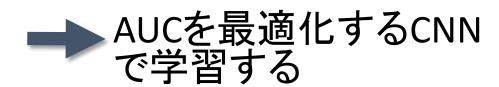
AUC最適化畳込みニューラルネットワークによる血液細胞分類 唐澤弘明,山田万太郎,<u>亀澤諒亮(東大)</u>,佐藤一誠(東大/JSTさきがけ) 太田禎生(東大/JSTさきがけ/ThinkCyte),勝田和一郎(ThinkCyte) 松井啓隆(熊大病院)

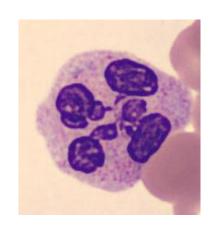
血液がん:骨髄異形成症候群(MDS)

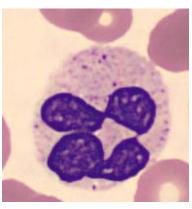
- 予後不良の病気⇒早期発見が重要
- MDS検査:目視による判別(熟練したスキルが必要)



データ:約98%が正常細胞 評価:症例単位平均AUC







異常細胞 正常細胞

# D2 - 59

# 共通乱数法を用いた 再パラメータ化局所期待勾配による 深層離散変数モデルの学習

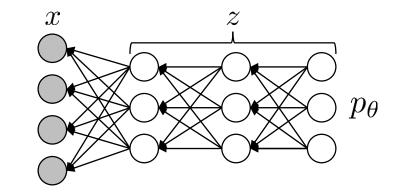
得居 誠也<sup>†‡</sup>, 佐藤 一誠<sup>†</sup> (<sup>†</sup>東京大学, <sup>‡</sup>株式会社Preferred Networks)

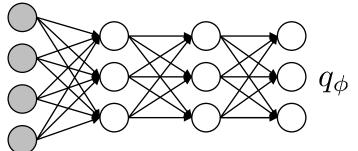
- , 離散変数を含む有向確率モデル
- (例:離散変数の変分オートエンコーダ)
- › 最適化の際に**どうやって勾配を推定するか**

連続変数にしか使えなかった

再パラメータ化トリック (reparameterization trick) を離散変数に拡張する方法を提案

推定の分散を大幅に低減! (x1e-5 ~ x1e-8) 理論保証つき!!





学生優秀プレゼンテーション賞対象

D2-60

# 分布の逐次推定に基づくオンライン決定木学習

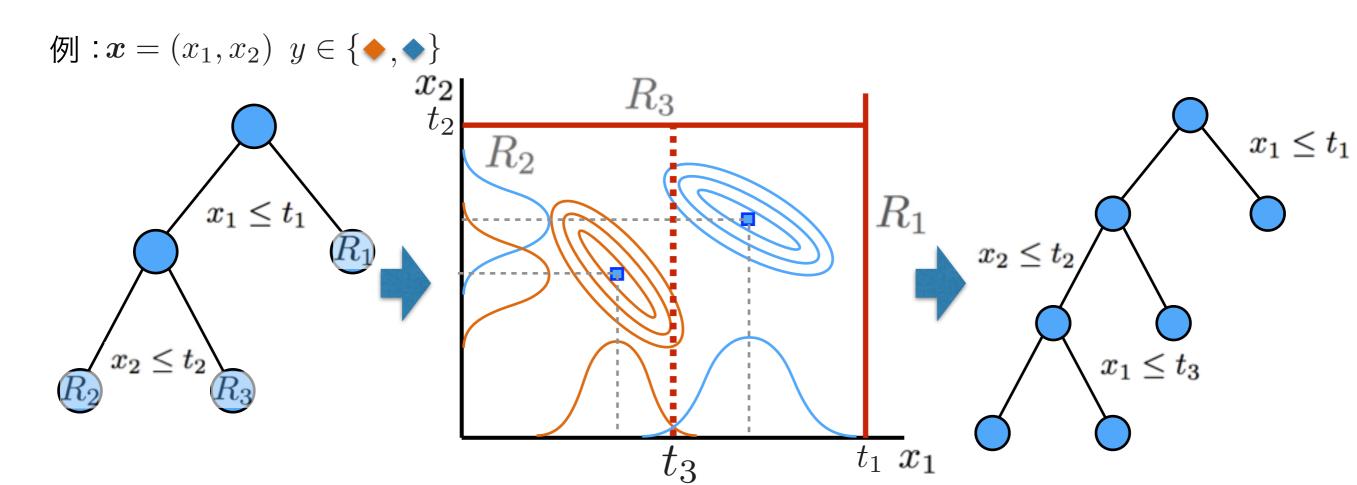
木村拓海, 川野秀一(電気通信大学)

# 目的

決定木・ランダムフォレストのオンライン学習手法を提案

# 提案

- -データが正規分布に従う事を仮定し、分布を逐次推定
- -推定された分布に対して, Kullback-Leibler情報量を用いて葉ノードを分割



### D2-61 正則化項付き期待誤差最小化問題に対する加速 AdaGrad の提案

### 村田 智也,鈴木 大慈 (東京工業大学) (学生優秀プレゼンテーション賞対象)

正則項付き期待誤差最小化問題

$$\min_{x \in \mathbb{R}^d} \left\{ \mathbb{E}_{(a,b)}[\ell(a^ op x,b)] + R(x) 
ight\}$$

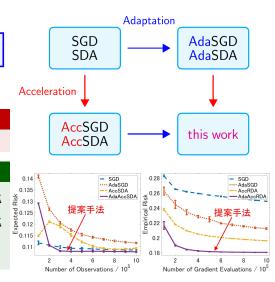
を解くための新しい確率的最適化 アルゴリズムを提案.

### 概要

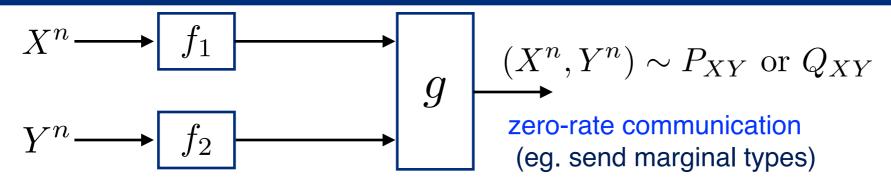
確率的加速法と AdaGrad を統合

### 利点

- ミニバッチによる並列化で加速化
- 出現頻度の偏る疎データで高速化
- Lazy Update が可能

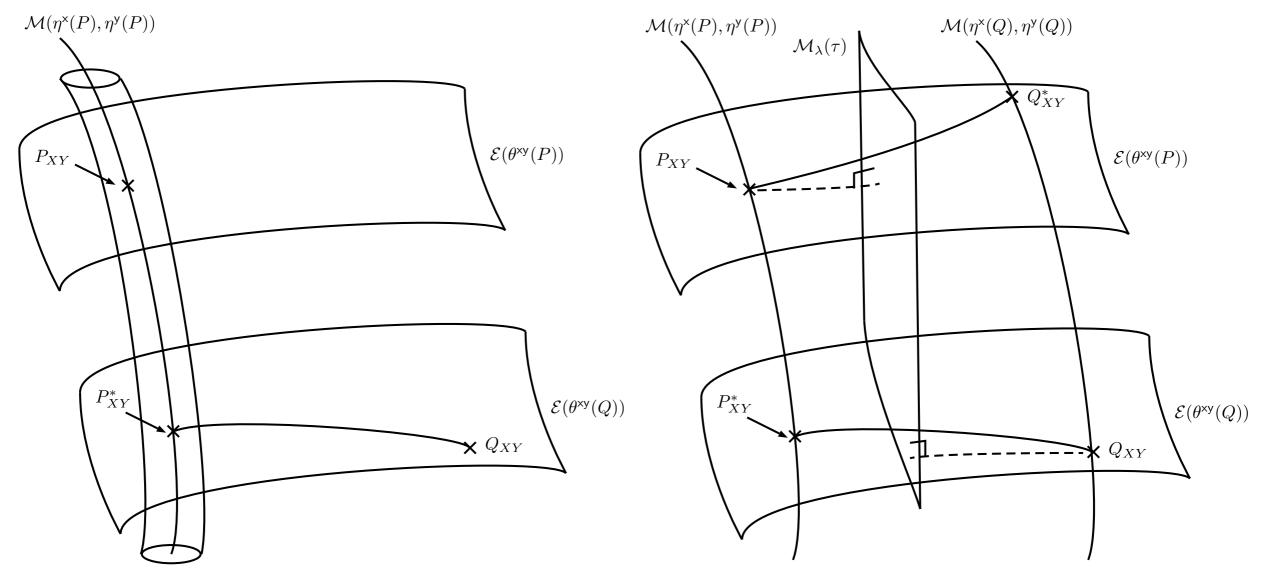


# D2-62: Shun Watanabe (Tokyo Univ. Agriculture and Technology) "A Neyman-Pearson-like Test for Multi-terminal Hypothesis Testing"



Hoeffding-like test [Han-Kobayashi 89]

Neyman-Pearson-like test



- Neyman-Pearson-like test has better error trade-off than Hoeffding-like test for finite block length;
- Neyman-Pearson-like test has the same (optimal) large deviation performance as Hoeffding-like test;
- Information geometric observation [Amari-Han 89] plays an important role.

# Wildcard許容特徴量のグラフ分類における効果の分析

D2-63

岡崎 文哉 ・ 瀧川 一学 (北海道大学)

### グラフデータに対する分類問題

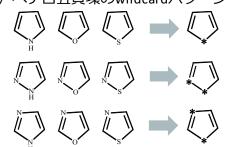
- ◆ 特徴ベクトルとして部分グラフ の有無がよく使われる
- ◆ グラフデータの構造をよく説明 する特徴量を導入することで分 類精度の向上に期待

### Wildcard許容特徵量



◆ wildcardラベル(全てのラベルに マッチするラベル)によりグラフの 特徴を表す構造を持つ グラフパターンを導入

例) ヘテロ五員環のwildcardパターン

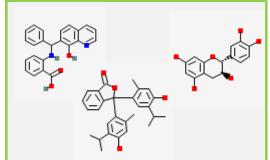




### Active(+1)



### Inactive(-1)



### 発表概要

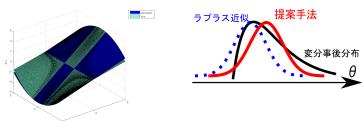
- ◆ Wildcard許容特徴量に導入により増加する 特徴量の候補
  - →モデルの構築法が重要
- ◆ ブースティングによる手法を用いて wildcard許容特徴量の効果を分析する

### D2-64 (学生優秀プレゼンテーション賞対象)

変分ベイズ法に基づいた非線形状態空間モデルのパラメータ推定: モデルがパラメータについてアファインな場合

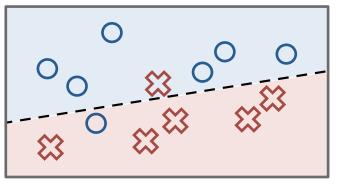
谷口 明宏 (京都大学), 藤本 健治 (京都大学), 西田 吉晴 (神戸製鋼所)

- 先行研究のラプラス近似を用いることなく変分ベイズ法をより忠実に実行することが可能に!
- ・ 状態変数の変分事後分布の計算はある拡大系のスムージング 問題に対応することを証明→既存の様々なスムーザを用いて 変分事後分布を導出することができる!

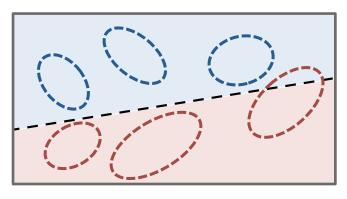


# D2-65:統計化データからの学習可能性

熊谷雄介, 坂井良樹, 道本龍 (株式会社博報堂)



raw data



k-anonymized data

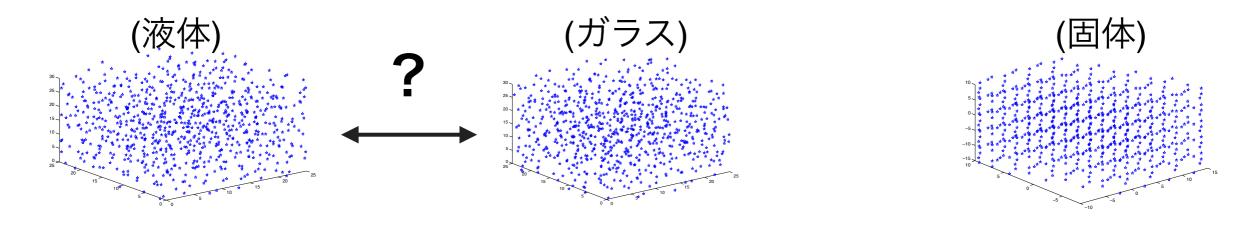
Q: クラスタリングによって匿名化したデータの方が 効率的に学習できるケースがあるのでは?

# 位相的データ解析のためのカーネル法

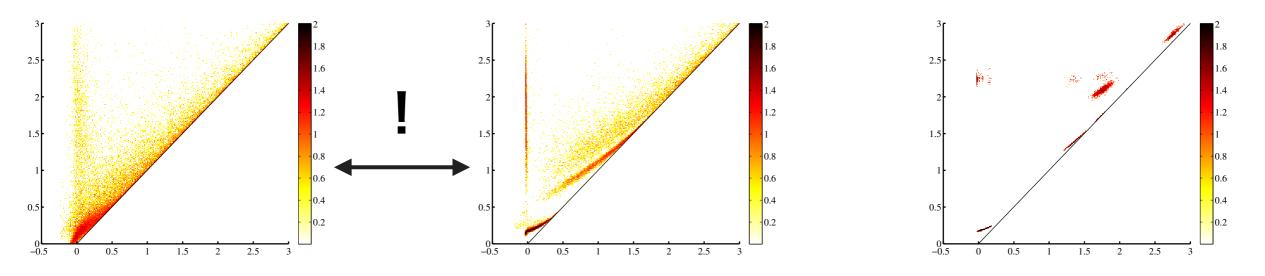
草野元紀(東北大), 福水健次(統数研), 平岡裕章(東北大)

D2-66:【学生優秀プレゼンテーション賞対象】

位相的データ解析:データの幾何構造を有効活用する研究



パーシステントホモロジー:データの幾何構造を表現する特徴量



研究の概要:カーネル法による統計的枠組みの整備、さらなる特徴付け