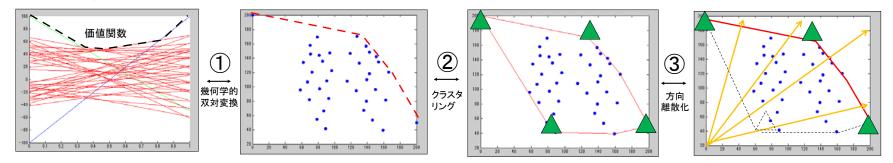
T2-1 幾何学的双対表現を用いた部分観測 マルコフ過程の近似的価値反復アルゴリズム

塚原裕史、安倍満、大林真人((株)デンソーアイティーラボラトリ)

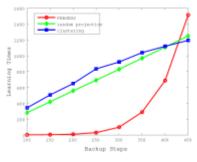
アルゴリズム

- 幾何学的双対変換により、価値関数を双対空間における点群の凸包上辺へ写像
- ② 双対空間における点群をクラスタリングし、近似凸包を高速計算
- ③ 双対空間における方向余弦を離散化し、近似凸包の上辺を抽出

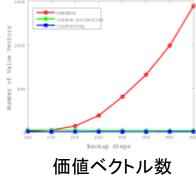


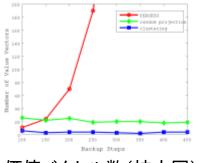
実験結果

状態数:8、観測数:6、アクション数:5

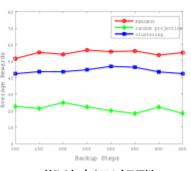


価値反復実行時間





価値ベクトル数(拡大図)

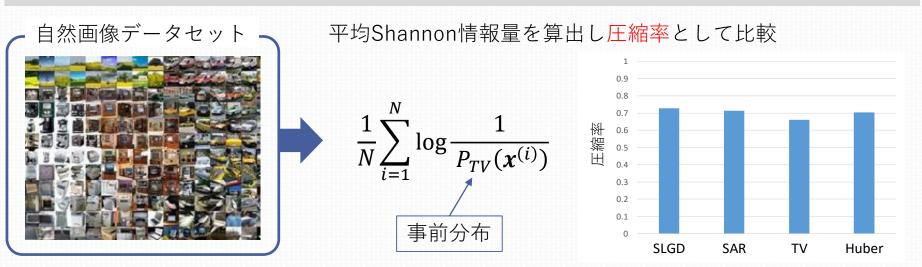


期待割引報酬

交換Monte Carlo法を用いた規格化定数近似による 自然画像事前分布の性能比較

松尾篤樹,大田垣徹 井上真郷 (早稲田大学)

画像に対する<mark>事前分布</mark>を比較し 自然画像全般に最も当てはまりの良い分布を見つける



$$Z(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{x} \exp\{-\beta H(x)\}$$
 規格化定数 $Z(\boldsymbol{\theta})$ は計算困難

▲ 熱力学的積分法

$$\ln Z(\beta=1, \boldsymbol{\theta}) = \ln Z(\beta=0, \boldsymbol{\theta}) - \int_0^1 \langle H(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{\theta}) \rangle_{P(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{\theta}, \beta)} d\beta$$
 積分項を Monte Carlo積分で近似

比較に用いた4つの事前分布の中ではTotal Variationが最も性能が良く、一様分布に対して約66%に圧縮できることが分かった

※学生優秀プレゼンテーション賞対象

T2-3 ガウス過程と動的計画法を用いたプロトン伝導度推定

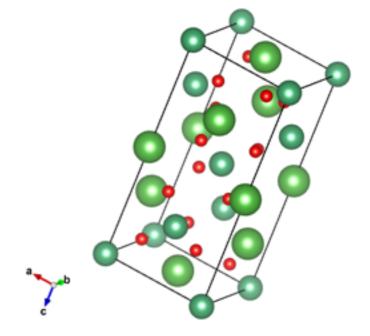
金森 研太(名工大), 豊浦 和明(京大), 中島 伸一(ベルリン工科大), 世古 敦人(京大), 烏山 昌幸(名工大), 桑原 彰秀(JFCC), 本多 淳也(東大), 設楽 和希(JFCC), 志賀 元紀(岐阜大), 竹内 一郎(名工大)

問題設定

プロトン伝導度はエネルギー曲面(PES)上のプロトン伝導経路 から求めることができるが、PESの評価は高コスト

提案法

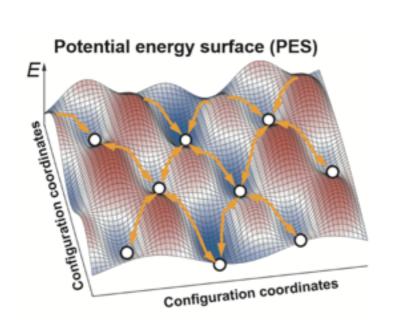
- ガウス過程と動的計画法を組み合わせることで、一部のPES の情報からプロトン伝導度を推定
- 選択的サンプリングによって推定精度を効率よく向上

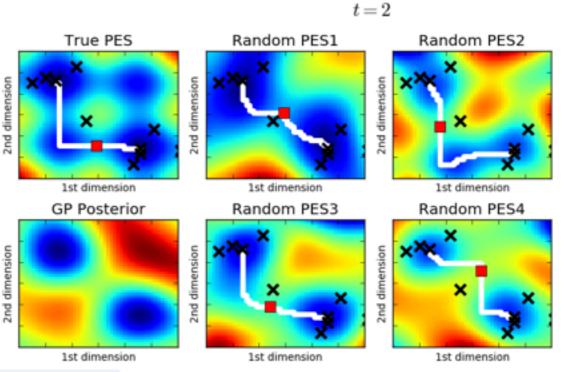


1st dimension

1st dimension

Acquisition

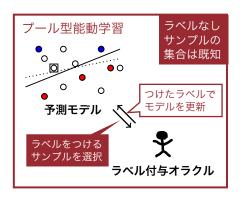


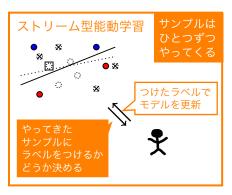


学生優秀プレゼンテーション賞対象

藤井海斗(京大M2)、鹿島久嗣

■ ストリーム型能動学習をオンライン最適化問題としてとらえる





適応的劣モジュラ最大化 フレームワーク

新たなフレームワーク (本研究)

学生優秀プレゼンテーション賞対象、NIPS2016で発表予定

K-Means法による攻撃検知

- 教師あり学習手法との比較 -

新潟県立大学 高原尚志

攻撃検知に機械学習が利用される場合が多い。 本研究では、より効率的な攻撃検知を目指して、それぞれの特色を 分析し比較する

教師あり学習

学習データにない攻撃の検知率は低い

教師なし学習 (K-Means) 学習データにない攻撃を検知できる可能性

(長所) 学習データにあるなしに関係なく攻撃を検知できる

(短所)攻撃通信と正常通信の割合が影響する

教師なし学習(K-Means法)に着目して、攻撃検知に関しての特徴を分析 データセット KDD Cup 99 Dataset

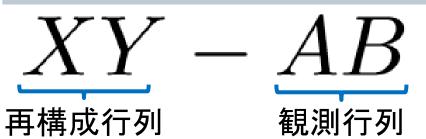
攻撃・正常の割合別分析 → 正常が多くなると検知率が向上

クラスタ数別分析 → クラスタ数5以上で高い検知率

その他、X-Means、K-Means++との比較

非負値行列分解の実対数閾値 とBayes学習への応用

T2-6 林 直輝·渡辺 澄夫(東京工業大学)



非負値行列分解における観測行列と再構成行列の内部次元 H_0 ,Hを与えたとき,

このモデルの<u>実対数閾値</u>の上界を導出した



観測行列と再構成行列間のBayes**汎化誤差** の平均値を理論的に評価した

主定理

K = [0, c](c > 0) とする. 一変数複素函数

$$\zeta(z) = \int_{\mathcal{M}(M,H,K)} dX \int_{\mathcal{M}(H,N,K)} dY \left(\|XY - AB\|^2 \right)^z$$

は複素数平面全体に有理型函数として解析接続できる。その極はすべて負の有理数であり最大極の絶対値λを非負値行列分解の実対数閾値という。このときλは次の不等式を満たす:

$$\lambda \le rac{1}{2}[(H - H_0)\min\{M, N\} + H_0(M + N - 1)]$$

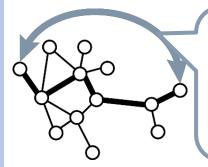
有限の直径を持つ無限グラフ



渡邊千紘 中野允裕 武小萌 川西隆仁 平松薫 柏野邦夫 (NTTコミュニケーション科学基礎研究所)

無限グラフ(頂点数N→ ∞)を表す確率モデルに 有限の直径を埋め込むこ とに成功!

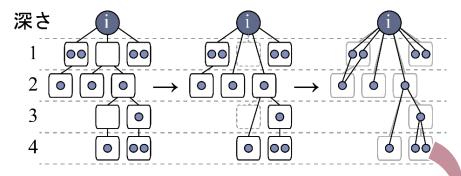
確率モデ 無限サイズ



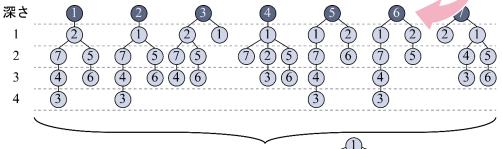
直径:グラフ 上で最も離れ た人同士の最 短パス長

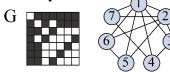
提案モデルの構成

①頂点集合の分割から木※を生成



②N個の木※の足し合わせ





※正確には、完全二部グラフを内部に含む、木と類似したグラフ

背黒

【発表者】梶 大介(デンソー) 渡辺一帆(豊橋技科大)

IoTによるビッグデータの解析へのニーズに伴い、オンラインのクラスタ構造解析へのニーズが高まっている.

目的

混合指数分布を例として変分ベイズ法のオンライン化を行い、相対エントロピーを用いた確率構造変化の抽出方法を提案する.

方法

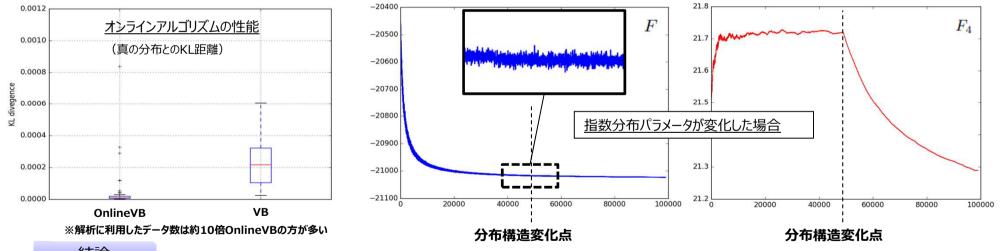
変分自由エネルギーを構成する以下の相対エントロピー項に注目し、オンライン化することでクラスタ構造の変化を抽出する。

$$F = -\underbrace{E_q[\log p(X|Z,\lambda)]}_{F_1} + \underbrace{E_q[\log q(X)] - E_q[\log p(Z|\pi)]}_{F_2} + \underbrace{E_q[\log q(\pi)] - E_q[\log p(\pi)]}_{F_3} + \underbrace{E_q[\log q(\lambda)] - E_q[\log p(\lambda)]}_{F_4} + \underbrace{E_q[\log q(\lambda)] - E_q[\log p(\lambda)]}_{F_4} + \underbrace{E_q[\log q(X)] - E_q[\log p(X)]}_{F_4} + \underbrace{E_q[\log q(X)]}_{F_4} + \underbrace{$$

結果

p:変分Bays事後分布

パラメータに関する相対エントロピーを観察することでクラスタ数の変化、配分率、指数分布のパラメータ変化の影響を検出可能



結論

オンラインアルゴリズムは予測アルゴリズムとしても優れ、パラメータの相対エントロピーを見ることで小さな構造変化も検出可能

T2-9 Stochastic Particle Gradient Descent for the Infinite Majority Vote Classifier

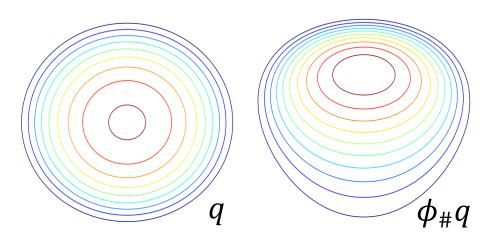
Atsushi Nitanda 1,2 Taiji Suzuki 1,3,4

1. Tokyo Institute of Technology, 2. NTT DATA MSI., 3. Presto, JST, 4. AIPC, RIKEN

1. The infinite majority vote for binary classification: 2. Stochastic Particle Gradient Descent

 $h_{\theta}(x)$: $X \to [-1,1]$: binary classifier, q: density function on Θ (set of θ). $h_{q}(x) = \int h_{\theta}(x)q(\theta)d\theta$: infinite majority vote.

$$\min_{q \in Q} \mathcal{L}_{\mu}(q) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N} \exp\left(-\frac{y_j h_q(x_j)}{\mu}\right)$$



 $q \rightarrow \phi_{\#}q$: update, ϕ : diffeo.

Contributions: - Analyses of the infinite majority vote classifier.

Convergence analysis of Stochastic Particle Gradient Descent.

正例とラベルなしデータからの分類に基づく T2-10

半教師付き分類

「東京大学 Marthinus C. du Plessis[†] Gang Niu[†] 杉山将^{††}

目的:正例,負例,ラベルなしデータから分類器を求める

本研究のアプローチ:

ラベル付けのお金がない そんなときに!

I have PN分類 Positive Negative 正例と負例 決定境界 教師付き分類

I have PU分類 Positive Unlabeled 正例とラベルなしデータ 正例とラベルなしデータからの分類

このあとPNNU分類をつくります

Uh! PNPU分類!





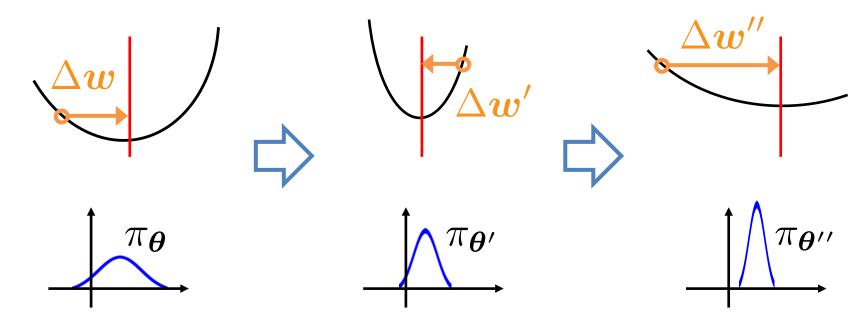
T2-11 Importance Weight Aware Update による 逐次的自然方策勾配推定



-Incremental Natural Actor Critic with Importance Weight Aware Update-岩城諒(大阪大学) 横山裕樹(玉川大学)浅田稔(大阪大学)

Reinforcement Learning :: Policy Search :: Natural Policy Gradient

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{w}} \mathbb{E} \left[\left(\delta^{\pi} - \boldsymbol{w}^{\top} \nabla_{\boldsymbol{\theta}} \ln \pi_{\boldsymbol{\theta}} \right)^{2} \right] = 0 \quad \Longrightarrow \quad \boldsymbol{w} = \boldsymbol{G}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \frac{\partial J(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}}$$



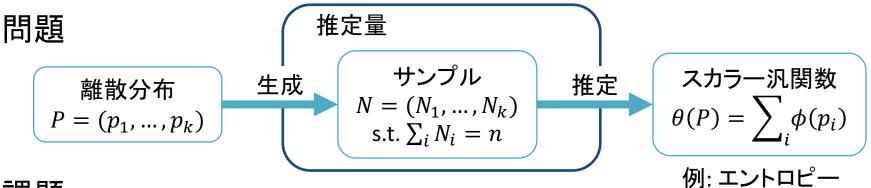
学生優秀プレゼンテーション賞対象

離散分布の加法分解可能なスカラー汎関数における

ミニマックス最適推定量

福地一斗•佐久間 淳(筑波大)

学生優秀プレゼン テーション賞対象



課題

T2-12

φの形により最適な推定量の推定誤差の収束速度が異なる

- 一致推定量を設計可能か?
- 可能ならば、ミニマックス最適な推定量とその収束レートは?

貢献

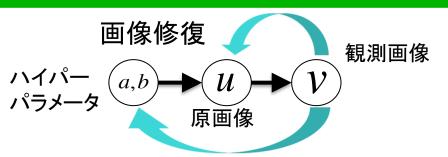
- 一致推定量を設計できないφのいくつかの十分条件を明らかにした
- ・ これまでの研究で一定条件下でミニマックス最適な推定量を提案 => その推定量の一致推定量が存在する ϕ の網羅範囲を明らかにした



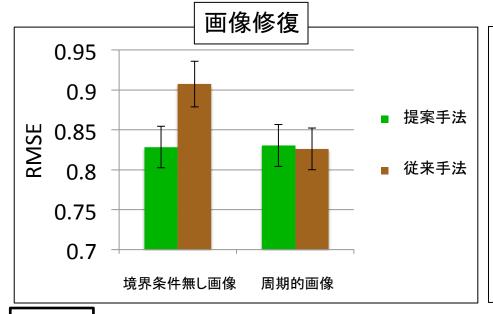
T2-14 周期的境界条件を持たないガウスマルコフ確率場モデル 片上 舜, 坂本 浩隆, 村田 伸, 岡田 真人(東大) 学生優秀プレゼンテーション賞対象

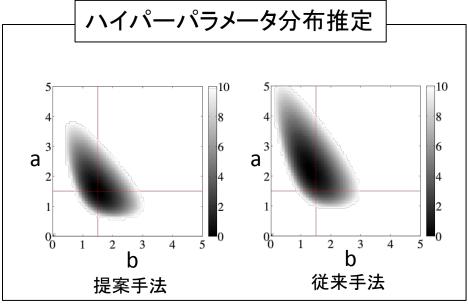
目的

境界条件を持たない画像のハイパーパラメータ分布推定,画像修復.



ハイパーパラメータ分布推定



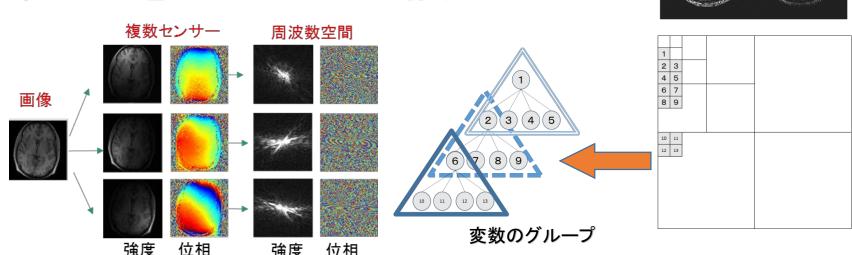


結果

┃提案手法による境界条件を持たない画像の解析を行い,既存手法と比較した.ハイ パーパラメータ推定ではより真値に近い分布が得られ,画像修復では性能が向上した.

Wavelet木構造を用いた複数コイルMR画像のMAP推定 笠原勇布・井上真郷(早大)・富樫かおり(京大)

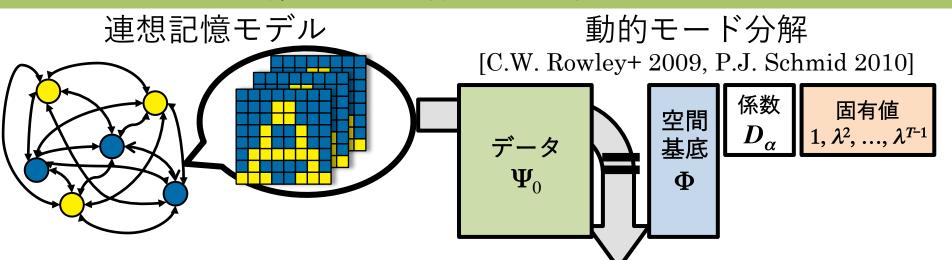
- MR画像再構成にはスパースモデリングを利用
- 既存:wavelet木構造正則化を近似的に適応
- 提案:近似を用いずにMAP推定

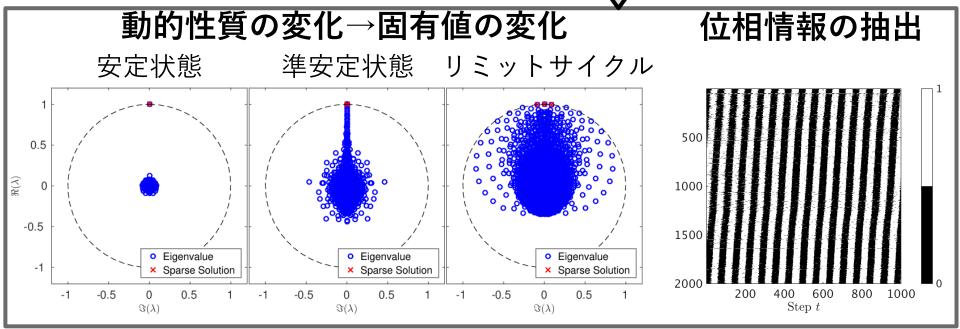


• 近似を用いたwavelet木構造の疎性よりも画質の改善

T2-16 リカレント型神経回路モデルに埋め込まれた 低次元アトラククターの動的モード分解による抽出

○村田伸、岡田真人 (東大・新領域) 学生優秀プレゼンテーション賞対象





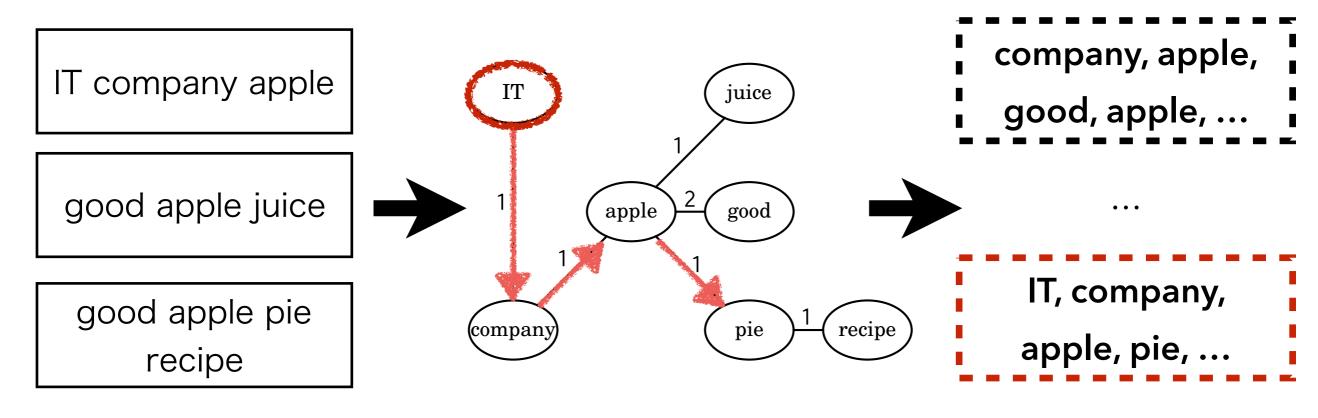
ランダムウォークによる擬似文書を用いたトピックモデルの学習

T2-17 野沢健人, 若林啓(筑波大) ※学生優秀プレゼンテーション賞対象

課題: 短文書に対するLDAのトピック推定は困難

手法

- 1.短文書から単語の共起グラフを構築
- 2.各ノードを開始ノードにしたランダムウォークを行う
- 3. ウォークを擬似的な文書としてLDAを学習



短文書集合 (ex. Twitter)

ランダムウォーク

擬似文書集合

バンディットアルゴリズムを用いた メンテナンスタイミング適正化

T2-18

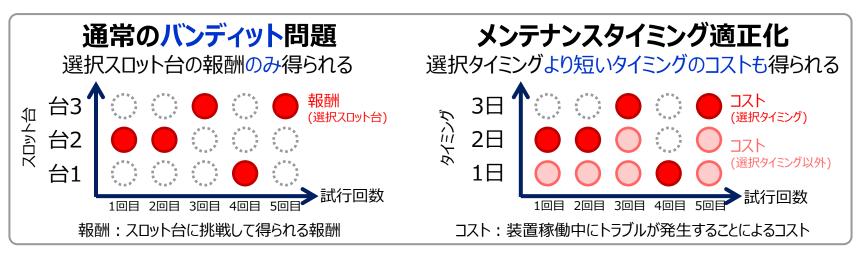
○桐淵大貴·西川武一郎(東芝)

問題設定

何日おきにメンテナンスするとコスト最小となるか?

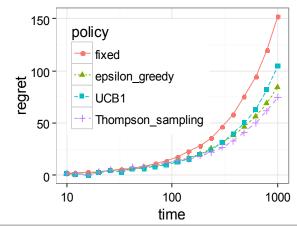
スロット台に対応

報酬最大化に対応



成果

- コスト情報を全て活用できるように バンディットアルゴリズムを応用
 - → 数値実験により装置の保守コストを 削減できることを示した



無限層デノイジング・オートエンコーダーの輸送理論解釈

DAEの輸送写像を陽に計算した

$$\min_{g} \mathbb{E}_{x,\widetilde{x}} |x - g(\widetilde{x})|^2$$

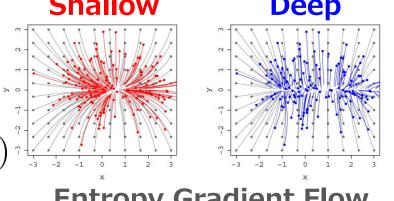
$$\Rightarrow g(x) = x + t\nabla \log(W_t * \pi_0)(x)$$

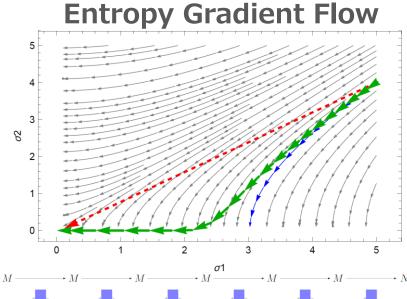
無限に合成すると逆拡散になる

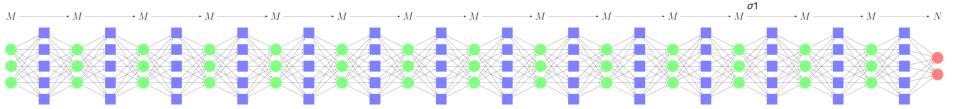
$$\partial_t \pi_t = -\triangle \pi_t$$

脱, ディープラーニングなるか?









[T2-20]区間データに対する経験損失最小化と そのプライバシー保護への応用

花田 博幸* 高田 敏行* 柴垣 篤志* 佐久間 淳** 竹内 一郎*

(*: 名古屋工業大学、**: 筑波大学)

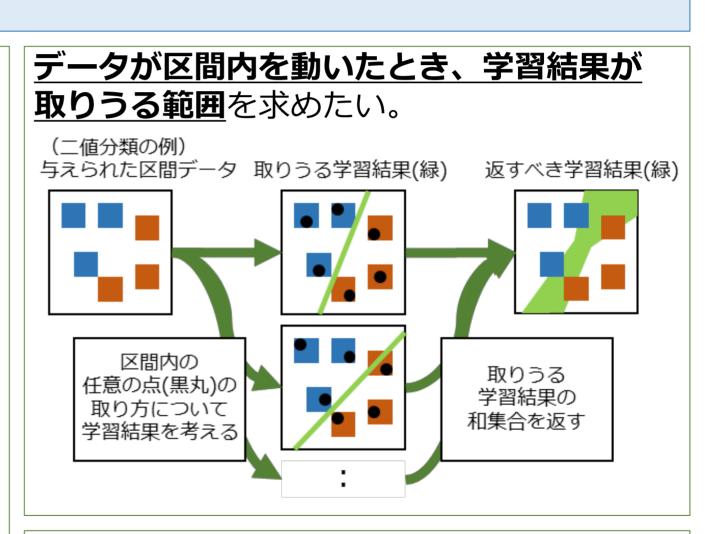
プライバシー保護などを理由に、 機械学習において、訓練データの 各値が**区間で与えられる**とする。



プライバシー情報が 漏洩しないよう 区間化

名前	年齢	性別	
Alice	30-49	女	
Bob	40-49	非公開	
Carol	30-39	非公開	
Daniel	30-49	男	





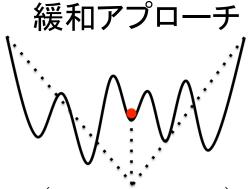
- 区間解析を用いる方法もあるものの低速。
- 高速に求めるため、<u>強凸関数</u>の性質を 用いる。

T2-21:全状態探索による線形回帰のスパース変数選択

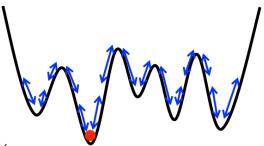
〇<u>五十嵐康彦</u>, 竹中 光, 中西 (大野)義典 (東大) 植村 誠(広島大)・池田思朗(統計数理研)・岡田真人(東大)

変数選択の問題の計算量は指数爆発(Cover & Van Campenhout, 1977)

<変数選択に対する従来の戦略>



Lasso(Tibshirani 1996), ARD(MacKay & Neal 1994) サンプリングアプローチ



MCMC(Shao et al. 1993, George et al. 1993), 交換モンテカルロ法(Kim et al. 2006), SA(Obuchi & Kabashima 2016)

K-スパース全状態探索法 を用いることで、 緩和アプローチとサンプリングアプローチを統合

* 識別問題については、T2-27 川端らが発表

T2-22

クラスタリングを活用した教師なし学習による 不完全なデータセットにおける転移学習の検討

HITACHI Inspire the Next

株式会社日立製作所 石川昌義

既存機種の稼働データと新機種の稼働データをマッチングする手法を開発 異常発生時などの収集困難な稼働データを新機種のデータ空間に射影することで クラス情報に欠損のある少量の稼働データで新機種の異常検知, 異常診断を行う

【目的】

目標ドメインの分類

【データ】

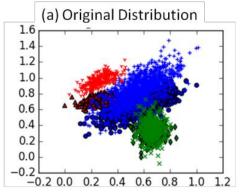
元ドメイン(全クラス) 目標ドメイン(1クラス)

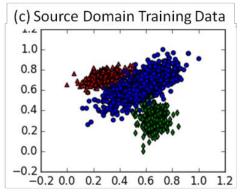
【提案手法】

教師なし学習(クラスタリング)と設計した指標により両ドメインで共通する特徴点を抽出する. 共通する特徴点の座標が一致するような変換を導出し元ドメインから目標ドメインにデータを転移させる

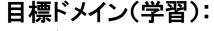
【実験結果】

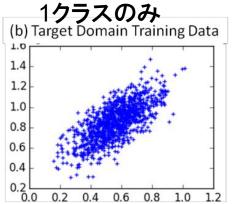
提案手法が比較手法より精度よく目標 ドメインのデータを分類できることを数 値実験で確認した

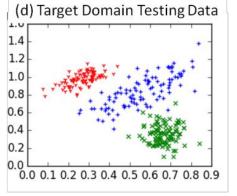




元ドメイン: 3クラス(全クラス)







目標ドメイン(診断): 3クラス

© Hitachi, Ltd. 2016. All rights reserved.

T2-23

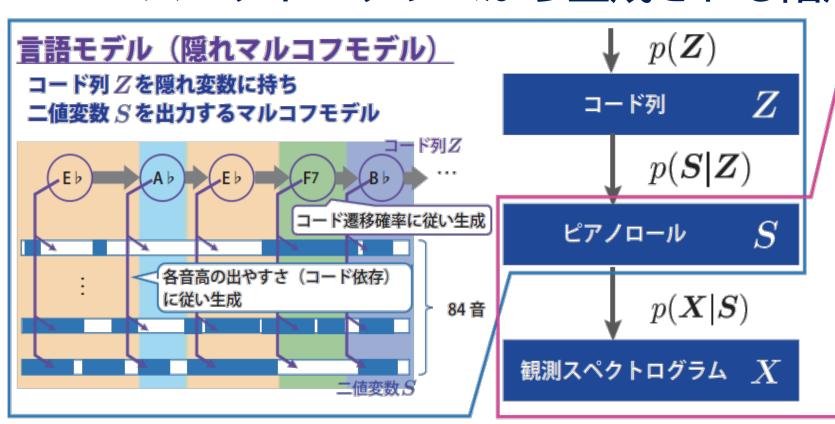
音楽音響信号に対する多重音高推定と和音構造学習のための 階層ベイズ音響・言語統合モデル

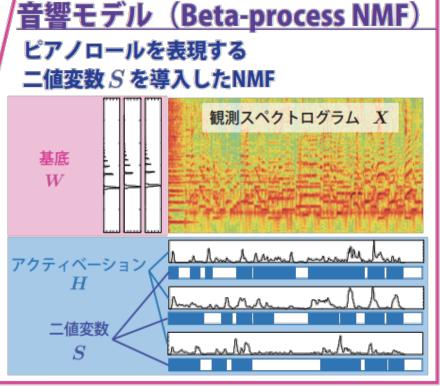
尾島優太・中村栄太・糸山克寿・吉井和佳(京都大学大学院情報学研究科)

学生優秀プレゼンテーション賞対象

教師無しで学習可能

演奏の背後に存在する<u>音符と和音構造</u>から スペクトログラムから生成される階層ベイズモデル





歌声FO軌跡に対する自動採譜のための 準ビート同期セグメンタルHMM

錦見 亮・中村栄太・糸山克寿・吉井和佳(京大)

歌声FO軌跡からメロディの音符系列を推定

歌声FO軌跡の確率的生成モデル

・隠れマルコフモデル(HMM)で定式化

楽譜成分

+

オンセット変動

ビート時刻と オンセット時刻のずれ

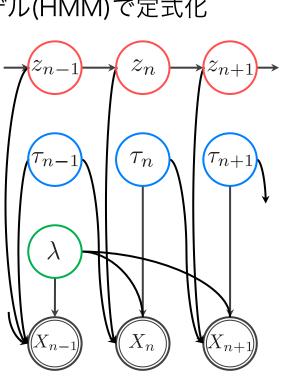
+

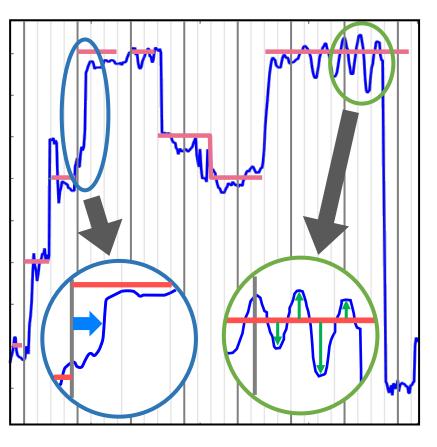
周波数変動

楽譜の音高と 歌声の音高のずれ



歌声FO軌跡



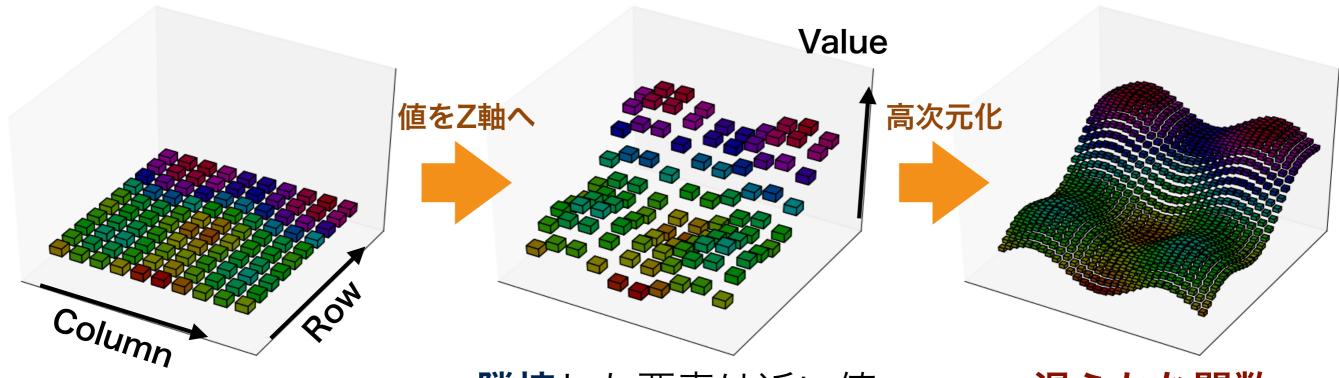


T2-25

滑らかなテンソル分解

今泉允聡(東大) 林浩平(産総研)

提案法



行列(2次テンソル)

隣接した要素は近い値

(例:時系列データ)

滑らかな関数 として**分解**

主張

上の隣接性が満たされるとき

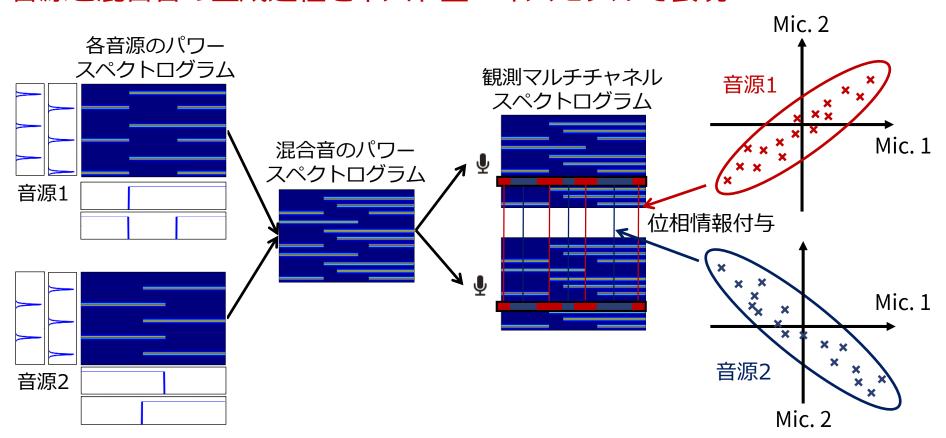
通常の分解の誤差 ≥ 滑らかな分解の誤差

T2-26: マルチチャネル音源分離のための 低ランク音源モデルとスパース重畳過程 に基づくネスト型ベイズ混合・因子モデル 学生優秀 プレゼンテーション 賞対象

板倉 光佑, 坂東 宜昭, 中村 栄太, 糸山 克寿, 吉井 和佳, 河原 達也 (京都大学)

目的:マイクロホンアレイで録音したマルチチャネル混合音の音源分離

音源と混合音の生成過程をネスト型ベイズモデルで表現



T2-27 SVM全状態探索(ES-SVM)によるスパース変数選択 〇川端大貴(東大)¹, 市川寛子, 五十嵐康彦¹, 永田賢二, 永福智志, 田村了以, 岡田真人¹

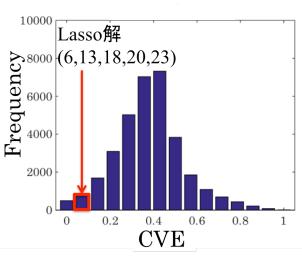
学生優秀プレゼンテーション賞対象

目的

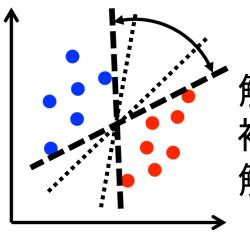
識別問題における変数選択

(A)Lassoが最適な解を 求めない例 (B) 識別問題は複雑

T2-21 五十嵐ら(回帰)の識別問題.Ver



変数5個での 全状態探索と 比較



解の候補が 複数, 解釈が困難

両者を解決した、変数選択手法を提案

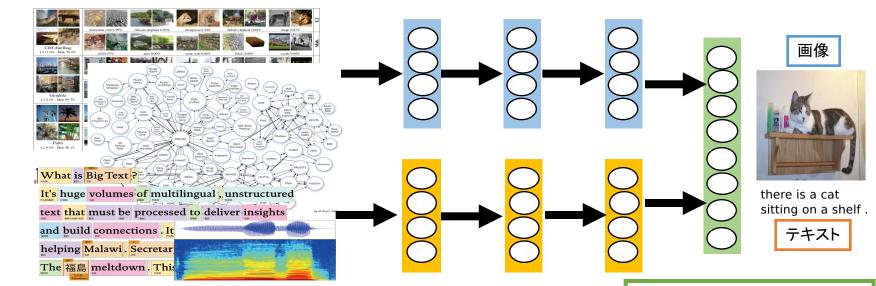
→ 高次元データでの効率的なアルゴリズムも

、性質の違うデ-

Multimodal DNN

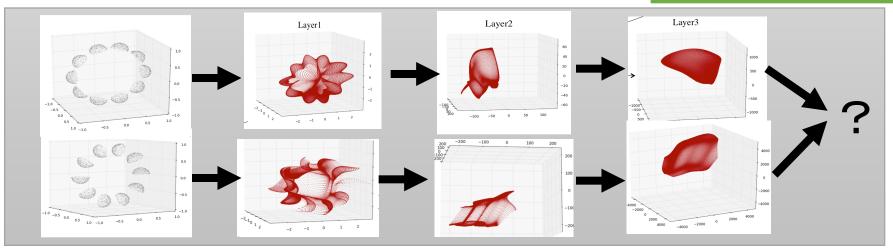
Multimodal Deep Neural Networks 分析の試み

モダリティ統合機構の解明に向けて 本武 陽一[†] 池上 高志[†] † 東京大学大学院総合文化研究科



マルチモーダルな入力データ

モダリティの統合



データの幾何構造 (DNNと多様体仮説)

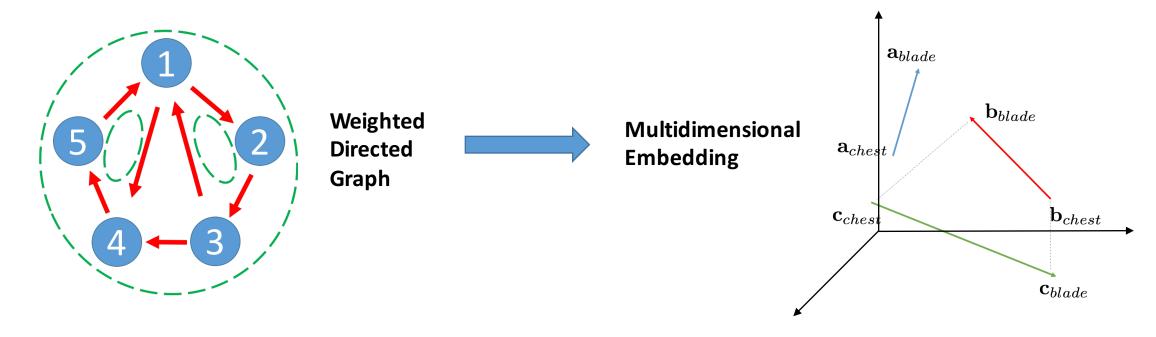


A Generalized Model for Multidimensional Intransitivity

Jiuding Duan*, Jiyi Li, Yukino Baba, Hisashi Kashima (Kyoto Univ.)

$$o_A \succ o_B \land o_B \succ o_C \quad \stackrel{?}{\Rightarrow} \quad o_C \succ o_A$$

How to learn intransitivity-compatible representations?



T2-30:ツァリスエントロピーと加法的エントロピー

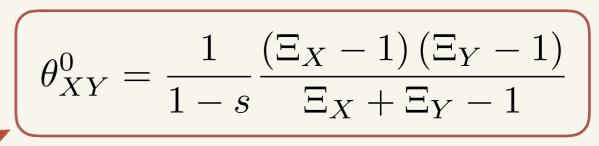
応用数学科 福岡大学 田中

事象 X と Y が独立のとき Tsallis エントロピー (非加法的エントロピー)

$$S_{Tsallis}(\check{p}_X\check{p}_Y) = S_{Tsallis}(\check{p}_X) + S_{Tsallis}(\check{p}_Y) + (1-s) S_{Tsallis}(\check{p}_X) S_{Tsallis}(\check{p}_Y)$$

$$\tau$$
-情報幾何学 $Sc(\check{p}_X\check{p}_Y) = Sc(\check{p}_X) + Sc(\check{p}_Y) - (1-s)Sc(\check{p}_X)Sc(\check{p}_Y)$

スケール変換を導入



加法的エントロピー

$$Sc_{\theta_{XY}^0}(\check{p}_X\check{p}_Y) = Sc_{\theta_{XY}^0}(\check{p}_X) + Sc_{\theta_{XY}^0}(\check{p}_Y)$$

ホログラフィー原理 | 等価?

エンタングルメント・エントロピー

劣モジュラー性