Analysis of Dropout in Online Learning

Kazuyuki Hara   Nihon Univ.

Dropout is effective in online learning?

Apply Dropout to the three layer network and watch effect of Dropout for redundant network

Dropout have some effect of reducing redundancy of the network
Error is not decreased by redundant network without Dropout

More about this, please visit my poster T2-01
正例は簡単に集められるが、負例は集められない！そんな時、どうする？

通常の分類
正例
負例

解きたい問題
正例

提案法
正例度！

正例度の付いた正例から分類器を学習しよう！
経験リスク最小化で実現、最適な$1/\sqrt{n}$収束を達成
正例は簡単に集められるが、負例は集められない！そんな時、どうする？

通常の分類

解きたい問題

提案法

正例度の付いた正例から分類器を学習しよう！
経験リスク最小化で実現、最適な$1/\sqrt{n}$収束を達成
CNNの特徴マップを用いた回転角推定の連続実行による回転画像認識（1/2）
片山 錦・山根 智（金沢大学）

研究目的
CNNを使った一般物体認識において2次元の回転多様性を吸収する

研究概要
元のCNNを変更しない角度推定ネットワークの追加したモデルの提案

手書き数字のデータセットMNISTでの一般的なCNNのクラス分類

画像の回転のない識別は高性能

画像の回転がある識別は低性能

Rotated MNIST

accuracy

-150 -100 -50 0 50 100 150
Angle of rotation (degree)
CNN の特徴マップを用いた
回転角推定の連続実行による回転画像認識（2/2）
片山 錦・山根 智（金沢大学）

◆ 提案モデル

元々のCNNは変更しない
画像の回転無し
→高精度な認識

回転角の推定・修正を
複数回実行することに
よる精度上昇

分類前の入力画像を修正
クラス分類前に特徴マップを
取り出す

クラス分類のためのCNN
マージン最大化距離学習におけるセーフスクリーニング

マージン最大化距離学習の概要と問題点

- 距離学習は、分類しやすくなるようなマハラノビス距離を学習する
- 最適化問題を解くには非常に多くのサンプルの3つ組（triplet）を考えなければならない
- 小さいデータセットでもtripletは膨大になり、学習に時間がかかる
- 実際に必要なtripletは極わずか

Figure: マージン最大化距離学習

| i | j | l |
|---|---|---|
| 0 | 1 | 50 |
| 0 | 2 | 50 |
| 99 | 98 | 49 |

#triplet = 122500

Figure: 膨大なtriplet
マージン最大化距離学習におけるセーフスクリーニング

提案法

- 距離学習の制約（半正定値制約）を考慮し、最適解を包含する超球を導出
- その超球を利用して、最適解に影響を与えない triplet を排除（Screening）して高速化を図る

Figure: 超球のイメージ図
Figure: 導出した 4 つの超球の実験結果

最適解の存在範囲を“超球”，“超球＋半正定値制約”，“超球＋線形制約”としたときのそれぞれの Screening Rule について実験・検証する
学生発表（Convolutional Neural Network with Entanglement Entropy）

Shu Eguchi, Masaru Tanaka (Fukuoka Univ.)

EECNN

Entanglement Entropy

\[ U S_n V = \]

\[ = U S V \]
学生発表
(Convolutional Neural Network with Entanglement Entropy)
Shu Eguchi, Masaru Tanaka (Fukuoka Univ.)
T2-06: Multi Task Learning with Positive and Unlabeled Data and Its Application to Mental State Prediction
Hirotaka Kaji, Hayato Yamaguchi (Toyota), and Masashi Sugiyama (RIKEN/UTokyo)

Motivation:
- Learning from a small number of labeled samples

Proposed Method (PU-MTL):
- Handling Positive-Negative tasks and Positive-Unlabeled tasks in multi-task learning framework

Application:
- Real-world drowsiness prediction with driving simulator
T2-06: Multi Task Learning with Positive and Unlabeled Data and Its Application to Mental State Prediction
Hirotaka Kaji, Hayato Yamaguchi (Toyota), and Masashi Sugiyama (RIKEN/UTokyo)

Motivation:
• Learning from a small number of labeled samples

Proposed Method (PU-MTL):
• Handling Positive-Negative tasks and Positive-Unlabeled tasks in multi-task learning framework

Application:
• Real-world drowsiness prediction with driving simulator

Heart beat information
PU-MTL
Drowsiness

Annotations -> High costs

PN tasks
Information Sharing
PU tasks

TOYOTA 
東京大学 
THE UNIVERSITY OF TOKYO
報酬重み付き密度推定に基づく階層強化学習

背景：現実世界では正しい方策が複数存在する中間をとるような方策はうまくいかない

複数の方策を学習し、状況に応じて適切な方策を使い分ける
→ 階層強化学習

提案手法：強化学習を報酬重み付き密度推定として捉え、最適な方策の構造を学習する
提案手法: 強化学習を報酬重み付き密度推定として捉え, 最適な方策の構造を学習する
PCD法に基づいた畳み込み制約付きボルツマンマシンの学習法の改良

石凉介1, 須田玲輝2, 竹田晃人3（茨城大院理工1,3, 茨城大工2）

目的：PCD法における学習パラメータの最適値の調査

畳み込み制約付きボルツマンマシン

入力層と出力層により構成される確率的生成モデル

\( V \) は入力層, \( H \) は出力層を表し, \( V \) と \( H \) の間に重み \( W \) が存在

学習則

PCD法における \( W \) の勾配 \( \Delta W \) は以下のように定義

\[
\Delta W = V \ast H - \hat{V} \ast \hat{H}
\]

\[
W^{(t+1)} \leftarrow W^{(t)} + \alpha(\Delta W^{(t)} + \beta \Delta W^{(t-1)} + \gamma |W^{(t)}|)
\]

数値実験により \( \alpha, \beta, \gamma \) の最適値を考察し, 一般的な学習法であるCD法との比較を行う

\( W \): 重み
\( \Delta W \): 勾配
\( V, H \): 畳み込み演算
\( \hat{V}, \hat{H} \): 復元した \( V, H \)
\( \alpha \): 学習率
\( \beta \): モーメント係数
\( \gamma \): 荷重減衰係数
PCD法に基づいた畳み込み制約付きボルツマンマシンの学習法の改良
石 涼介1, 須田 玲輝2, 竹田 晃人3(茨城大院理工1,3, 茨城大工2)

目的: PCD法における学習パラメータの最適値の調査

畳み込み制約付きボルツマンマシン
入力層と出力層により構成される確率的生成モデル
$V$は入力層, $H$は出力層を表し, $V$と$H$の間に重み$W$が存在

学習則
PCD法における$W$の勾配$\Delta W$は以下のように定義
$\Delta W = V \ast H - \hat{V} \ast \hat{H}$

$W^{(t+1)} \leftarrow W^{(t)} + \alpha(\Delta W^{(t)} + \beta \Delta W^{(t-1)} + \gamma |W^{(t)}|)$

数値実験により$\alpha, \beta, \gamma$の最適値を考察し, 一般的な学習法であるCD法との比較を行う

$\ast$: 畳み込み演算
$\hat{V}, \hat{H}$: 復元した$V, H$
$\alpha$: 学習率
$\beta$: モーメント係数
$\gamma$: 荷重減衰係数
背景
実験データの前処理として、スライスして切り出した低次元データに対し、研究者が経験的にビン幅を設定してヒストグラムの作成を行っている。

方法
多次元のカウントデータに対して、ビン幅最適化を自動化するアルゴリズムの開発を行った

結果
高次元データに対しては低次元のスライスではなく、高次元データ全体に対してビン幅最適化をすべきであることを示した。またデータ数の増加に伴い、小さなビン幅が選択されることが分かった。

(A) データ数と最適ビン幅

(B) 従来手法

(C) 提案手法
背景
実験データの前処理として、スライスして切り出した低次元データに対し、研究者が経験的にビン幅を設定してヒストグラムの作成を行っている。

方法
多次元のカウントデータに対して、ビン幅最適化を自動化するアルゴリズムの開発を行った

結果
高次元データに対しては低次元のスライスではなく、高次元データ全体に対してビン幅最適化すべきであることを示した。またデータ数の増加に伴い、小さなビン幅が選択されることが分かった。

(A) データ数と最適ビン幅
(B) 従来手法
(C) 提案手法
目的
海底水圧計で水圧変位として早期検知される津波高から，沿岸に到達する津波高を予測するモデルを構築。

方法
水圧計観測値と到達する津波高との間に，べき乗則による相関を見出し，それをもとにした非線形パラメトリックモデルを提案。

結果
提案手法はノンパラメトリックモデル（ガウス過程）と同等の予測精度を達成し，どの既存手法よりも外挿の精度が高くなった。
目的
海底水圧計で水圧変位として早期検知される津波高から，沿岸に到達する津波高を予測するモデルを構築.

方法
水圧計観測値と到達する津波高との間に，べき乗則による相関を見出し，それをもとにした非線形パラメトリックモデルを提案.

結果
提案手法はノンパラメトリックモデル（ガウス過程）と同等の予測精度を達成し，どの既存手法よりも外挿の精度が高くなった.
[T2-11] 多次元系列における変化点検出のための Selective Inference

梅津佑太 (名工大)・竹内一郎 (名工大, 理研, NIMS)

- 平均構造の変化を Selective Inference の枠組みで定式化
  - 検出した変化点に対して, 選択的な p-値を付与できる
- 変化点の検出と同時に, 変化が起きた系列も検出
- 適当な sliding window を考えることで, 多時点の変化点検出へ容易に拡張可能

提案手法の流れ

① 観測された系列の疑似対数尤度比を計算
② 疑似対数尤度比を統合 (aggregate) し, 1 次元の系列に変換
③ 変換した系列を走査 (scan) し, 最大化点として変化点を推定
④ 推定した変化点の前後で平均構造が変化したか否かを Selective Inference の枠組みで検定
実験結果

- 提案手法を Array CGH データの第 1 染色体に適用した結果
  ✓ 系列数 = 46, 時点数 = 177

左: 系列の一部と提案手法による変化点検出結果.
右: 検出した変化点に対応する系列と選択的な p-値.
少ない投影データからCT画像の再構成を目指す

推定量
\[ \hat{x} \equiv \arg \min_x \{ ||Ax - y||^2_2 + \lambda_1 ||\Psi x||_1 + \lambda_2 ||x||_{TV} \} \]

提案手法
\[ \lambda_1, \lambda_2 \text{の組み合わせにBayes最適化を用いる} \]

結果

- グリッドサーチに比べ、少ない試行回数で必要な部分を集中的に探索した。
- 得られたハイパーサーチは複数の肺画像に対して安定して画質を向上させた。

※学生発表
少ない投影データから CT画像の再構成を目指す

推定量
\[ \hat{x} \equiv \arg\min_x \{ ||A x - y||_2^2 + \lambda_1 ||\Psi x||_1 + \lambda_2 ||x||_{TV} \} \]

\( x \): CT画像
\( y \): 投影データ
\( A \): 変換行列
\( \Psi \): wavelet変換

推定量の説明

提案手法
\( \lambda_1, \lambda_2 \)の組み合わせにBayes最適化を用いる

結果

✓ グリッドサーチに比べ、少ない試行回数で必要な部分を集中的に探索した

✓ 得られたハイパーサイズは複数の肺画像に対して安定して画質を向上させた

※学生発表
Active learning

ガウス過程回帰やベイズ線形回帰等を用いた Active learning においては、候補点を選択的に取っている

問題点
選択的に取ってきたという事実を無視して推測を行うと、選択バイアスが生じる（e.g., 誤ったp値の評価）

解決法
- Selective inference という考え方を導入する
- 選択的に取ってきたという事象を条件付けた下での条件付き分布を用いて、選択バイアスを補正する

ペイズ線形回帰を用いて候補点探索を行った際の、最大値が0かどうかの検定結果（帰無仮説が真、有意水準0.05の場合）
Selective inferenceに基づく active learning の選択バイアス補正
稲津 佑（理研）、竹内一郎（名工大、理研、NIMS）

Active learning

ガウス過程回帰やベイズ線形回帰等を用いた Active learning においては、候補点を選択的に取っている問題点
選択的に取ってきたという事実を無視して推測を行うと、選択バイアスが生じる（e.g., 誤ったp値の評価）

解決法

・Selective inference という考え方を導入する
・選択的に取ってきたという事実を条件付けた下での条件付き分布を用いて、選択バイアスを補正する

ペイズ線形回帰を用いて候補点探索を行った際の、最大値が0かどうかの検定結果（帰無仮説が真、有意水準0.05の場合）
目的
- 観測行列：2つの疎な非負値行列の積
⇒ 行列分解問題の解析解を求める
- 解析解を数値実験で評価

モデル
観測行列 $V = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & A & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & B & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ E \end{bmatrix}$

- 事前分布：指数分布
  指数分布のパラメータはλ（疎性を表す）
- モデル尤度：ノイズ行列がガウス分布

⇒ 変分ベイズ法で解析解を求める

数値実験結果

アップλ = 1, 下がλ = 100 の結果

- 分解行列の疎性にλが影響を与えている
- 分解行列は非負值行列にならなかった
目的
- 観測行列：2つの疎な非負値行列の積
⇒ 行列分解問題の解析解を求める
- 解析解を数値実験で評価

モデル
観測行列
\[ V = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & A \\ 0 & B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & B \end{bmatrix} \]

- 事前分布：指数分布
  指数分布のパラメータは \( \lambda \) (疎性を表す)
- モデル尤度：ノイズ行列がガウス分布

⇒変分ベイズ法で解析解を求める

数値実験結果
上が \( \lambda = 1 \), 下が \( \lambda = 100 \) の結果

- 分解行列の疎性に \( \lambda \) が影響を与えている
- 分解行列は非負値行列にならなかった
Generative Adversarial Networksを用いた確率的識別モデルから訓練データ生成分布の推定

・ 訓練データとその生成分布が秘密情報である場合、学習により得られた識別モデルから、秘密情報である訓練データ生成分布を推定できるか？
・ Generative Adversarial Networksを利用した攻撃アルゴリズムPreImgGANを提案
・ 実験により、識別モデルから訓練データ生成分布を推定可能であることを示した。
Generative Adversarial Networksを用いた確率的識別モデルから訓練データ生成分布の推定

秘密情報

訓練データとその生成分布が秘密情報である場合、学習により得られた識別モデルから、秘密情報である訓練データ生成分布を推定できるか？

Generative Adversarial Networksを利用した攻撃アルゴリズムPreImgAGANを提案

実験により、識別モデルから訓練データ生成分布を推定可能であることを示した。
T2-17: Tree-reweighted近似によるIsing逆問題の解
佐野崇 産総研AI研究センター

背景
・Isingモデル: 2値変数マルコフ確率場
  ・シンプルだが推論(順問題)も学習(逆問題)も困難
  ・Bethe近似による逆問題の解析解が先行研究で求められている

\[
P(s) = \frac{1}{Z} \exp(-E(s)) \quad E(s) = - \sum_{<ij> \in E} J_{ij} s_i s_j - \sum_{i \in V} h_i s_i
\]

寄与した点
・Tree-ReWeighted(TRW)近似による逆問題の解を求めた
  ・TRW近似自由エネルギーを最小化するパラメータを、データの相関行列の関数として解析的に与えた
  反復計算をせずにパラメータが推定できる
・真の目的関数の下限を最大化(Bethe近似にはない利点)

C: 相関行列
数値評価

・パラメータを固定したIsing模型からGibbsサンプリングで相関行列を計算
・TRW近似、Bethe近似の逆問題の解に相関行列を代入して、真のパラメータとの誤差を評価

結果

・TRW近似はBethe近似より精度良くパラメータを推定できた
・TRW近似が真の目的関数の下限を最大化している効果
T2-18: EMDを用いたタイヤセンシングのための特徴抽出法

〇石井 啓太（ブリヂストン）, 後藤 崇人（ブリヂストン）, 松井 知子（統計数理研）, Gareth W. Peters（HWU）, Nourddine Azzaoui（UCA）
発表概要

◆ タイヤ内側に加速度センサーを貼付し、振動波形から路面状態を分類

◆ 特徴抽出にEmpirical Mode Decompositionを利用

◆ EMDが瞬時的な波形の周波数解析が可能であるため、タイヤ振動の解析に有用

◆ 従来法と比較して、判定精度を維持したまま計算コストを大幅に低減
敵対的生成モデルを用いた近傍法に基づく異常検知
但馬慶行（日立製作所）

背景

・教師なし異常検知において与えられる正常時データの詳細なラベル（運転モード等）は不明

・近傍法では正常時データの不均衡さが性能に悪影響を与えることがある

目的

正常時データの不均衡さの解消

手法

クラスタリング × Conditional GAN

によるオーバー＆アンダーサンプリング

性能（上位N件精度）の向上を確認
敵対的生成モデルを用いた近傍法に基づく異常検知
但馬慶行（日立製作所）

背景
- 教師なし異常検知において与えられる正常時データの詳細なラベル（運転モード等）は不明
- 近傍法では正常時データの不均衡さが性能に悪影響を与えることがある

目的
正常時データの不均衡さの解消

手法
クラスタリング × Conditional GAN

によるオーバー＆アンダーサンプリング

性能（上位N件精度）の向上を確認
スペクトル分解におけるλ-スキャン法の提案

本武陽一 (東大), 五十嵐康彦 (JSTさきがけ),
竹中 光 (東大), 永田賢二 (産総研), 岡田 真人 (東大)

◆スペクトル分解

▶ スペクトルデータからピーク数・位置・強度を抽出

◆提案手法: λ-scan法

▶ スペクトル分解 = 基底探索 + 回帰

▶ ベイズ的自由エネルギーが解析的に求まる

T2-20

目的: 高速・高性能なスペクトル分解を実現
スペクトル分解におけるλ-スキャン法の提案

本武陽一 (東大), 五十嵐康彦 (JSTさきがけ),
竹中 光 (東大), 永田賢二 (産総研), 岡田真人 (東大)

◆スペクトル分解結果

λ-scan法によるスペクトル分解

アルゴリズム | 計算時間:3peak | 計算時間:8peak
---|---|---
λ-scan 法によるスペクトル分解 | 12.03 [min.] | 10.8 [min.]
[既存手法] ベイズ的スペクトル分解 | 59.84 [min.] | 89.42 [min.]

結論: 高速・高性能なスペクトル分解を実現
目的

ガウス過程とベイズ最適化を用いた
画像のハイパーサラメータ高速分布推定

ハイパーサラメータ点推定

ハイパーサラメータ分布推定

結果

提案手法により、少数サンプリングからハイパーサラメータ分布推定および、ハイパーサラメータの点推定が可能であることが確認された。
目的

ガウス過程とベイズ最適化を用いた
画像のハイパーパラメータ高速分布推定

ハイパーパラメータ点推定

ハイパーパラメータ分布推定

結果

提案手法により，少数サンプリングからハイパーパラメータ分布推定および，ハイパーパラメータの点推定が可能であることが確認された。
オンライン広告や医薬品開発では、満足のいく効果が得られるものをできるだけ早く見つけることが重要です。

優良腕：期待値がしきい値以上の台

従来法：しきい値バンディット

しきい値未満 しきい値以上

全ての台を優良腕とそれ以外の台に分類

全ての台の探索回数がそれぞれ

既存法は悪い台も多く探索

提案法は当たりやすい台を優先的に探索

新たな枠組み：優良腕識別

実用の場面では、全ての台を分類する必要なく、優良腕を必要な精度（誤り確率δ）で必要な数だけ特定できれば十分なのでは？

優良腕λ台を見つけるときの探索回数を最小化する

上位λ個以外の台の探索回数はそれぞれ

提案法は当たりやすい台を優先的に探索

既存法は悪い台も多く探索
オンライン広告や医薬品開発では満足のいく効果が得られるものをできるだけ早く見つけることが重要

優良腕：期待値しきい値以上の台
従来法：しきい値バンディット

全ての台を優良腕とそれ以外の台に分類
全ての台の探索回数がそれぞれ

既存法は悪い台も多く探索
提案法は当たりやすい台を優先的に探索

新たな枠組み：優良腕識別

実用の場面では全ての台を分類する必要はなく優良腕を必要な精度(誤り確率δ)で必要な数だけ特定できれば十分なのではないか？

提案法
提出法は当たりやすい台を優先的に探索

従来法
従来法は悪い台も探索

$O\left( \log \frac{1}{\delta} \right)$
$O\left( \log \log \frac{1}{\delta} \right)$
複数の出力素子をもつ三層パーセプトロンの学習ダイナミクスの統計力学的解析
～プラトー現象の再検討～
吉田雄紀*, 唐木田亮, 岡田真人, 甘利俊一 (東大, 産総研, 理研)

プラトー：学習の停滞

90年代後半
「プラトーに阻まれ学習困難」

近年の深層学習では
プラトーを見ることは稀

→プラトー理論の再検討
複数の出力素子をもつ三層パーセプトロンの学習ダイナミクスの統計力学的解析～プラトー現象の再検討～
吉田雄紀1*, 唐木田亮2, 岡田真人1,2,3, 甘利俊一3(1東大, 2産総研, 3理研)

プラトー理論
特異領域がもたらすミルナーアトラクタにより学習が停滞

これまでのプラトー理論研究は出力が1次元
[Saad & Solla (1995), Riegler & Biehl (1995),
Fukumizu & Amari (2000), Wei et al.(2008),
Cousseau et al.(2008)]

→ 複数次元出力の場合にプラトー理論を再検討
ラベル拡張を考慮した劣モジュラ性に基づく能動学習

木村正成1), 若林啓2)

1筑波大学 情報学群 知識情報・図書館学類 2筑波大学 図書館情報メディア系

概要
・新規プロジェクトなどで教師データが極端に少ないケースで、少ないアノテーションで良い分類器を学習する研究。

貢献
・ラベル付きデータが希少な場合に有効なラベル拡張の手法と、それを能動学習と組み合わせた新しい手法を提案。
・ラベル拡張を考慮した能動学習の手法として、グラフ構造に基づいた手法を提案。
・実際のデータセットに対して実験を行い提案手法の有用性を示す。

Fig1. MNISTに対して1-shotでラベル拡張を行なった図。このようなラベルの拡張範囲を最大化する最大被覆問題として捉え、能動学習を行う。
実際のデータセットに対する実験結果

ラベル拡張及び能動学習の手法によって少ないデータ数からでも良い分類器を構築できていることがわかる

- 縦軸がAccuracy
- 横軸がラベル付きデータ数

◆, ▲が提案手法を用いた結果
Learning theory and algorithms for shapelets and other local features

末広 大貴，畑埜 晃平（九大 / AIP），澁本 英二（九大），
山本 修司，坂内 健一（慶大 / AIP），武田 朗子（統数研 / AIP）

局所特徴を使った分類手法は非常にポピュラー

Q. 「良い局所特徴」をどうやって学習するか？

実は統一的な枠組みがない（ドメイン依存）
理論的な汎化性能保証がない
主結果

■ 局所特徴学習に対する
  ◆ 統一的な枠組み
  ◆ アルゴリズム
  ◆ 汎化性能保証

■ 最新手法に匹敵する実験精度
T2-26 対数線形モデルの学習における
$L_1$ 正則化後の最尤推定の効果

通常の$L_1$正則化は構造学習) パラメータ削減によるモデル多様体の決定パラメータ学習) 削減後のパラメータの調節を同時に行います。
では「構造学習だけを$L_1$正則化で行いパラメータ学習は最尤推定で行う」というオプションはどうなるでしょうか？

元々の$L_1$正則化のみの場合に比べて性能は良くなるでしょうか？

比較結果はポスターで。
分類問題において様々なノイズ混入モデルを統一的に表現するモデルを提案
⇒EM法とVB法による分類アルゴリズムを構成し数値実験

推薦ノイズモデルで表現可能なデータの例

理想的なデータ
T2-27: 一般化ラベルノイズモデルにおける分類問題について
須子統太（早大）、堀井俊佑（早大）

真のラベル数=2の場合

EM法の分類精度が高い

真のラベル数=4の場合

VB法の分類精度が高い
Gauss Markov確率場の構造推定

・グラフ構造に対応する精度行列 $\Theta$ を MAP 推定。

$$\arg \max_{\Theta} \{ \ln \det \Theta - \text{tr}(S \Theta) - \rho \| \Theta \|_1 \}$$

本研究: 全体のグラフを階層ごとに分解

$$\Theta \approx \Theta_G \oplus \Theta_H = \Theta_G \otimes I_{DH} + I_G \otimes \Theta_H$$

グラフが階層構造を持つ場合に、各層のグラフ構造を効率的に推定。
実験：
Google検索における複数国での
複数単語の検索回数のデータから
典型的な各国の関係$\Theta_H$を推定。

Graph Product Multilayer Network型
Gauss Markov確率場の構造学習
高品佑也（早大）・井上真郷（早大）
Learning Algorithm in Molecular Adaptation

Nobuyuki TAKAHASHI†
†Hokkaido Univ. of Education,

Response time of molecular systems under external field pulse was examined for conformational defect relaxation based on molecular dynamics simulation of polarization switching in comparison with machine learning algorithms.
Learning Algorithm in Molecular Adaptation

Nobuyuki TAKAHASHI†
†Hokkaido Univ. of Education, Hakodate

“temporal tuning” Learning of short time response by rapid frequency switching.

Hokkaido Univ. of Education, Hakodate