

平成22年 6月 23日現在

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2007～2009

課題番号：19700219

研究課題名(和文) 制約つき最適化による高次元スパースコーディングの学習

研究課題名(英文) Learning of a sparse code by a constrained optimization

研究代表者

前田 新一 (SHIN-ICHI MAEDA)

京都大学・情報学研究科・助教

研究者番号：20379530

研究成果の概要(和文)：

Hinton ら(2006)が示したように学習アルゴリズムの工夫と大規模データの学習によって階層ニューラルネットワークの性能が大きく引き出せることがわかった。本研究では、そのような効率的な学習を可能とするメカニズムを調べた。これにより、EMアルゴリズムの学習の遅滞が起きる原因を明らかにし、階層ニューラルネットワークで用いられる Contrastive Divergence Learning の一般化とその学習則の収束条件を求めることができた。また、制約付きの最適化を行うことで自然画像の効率的な符号化に成功した。

研究成果の概要(英文)：

Hinton et al. (2006) showed that the performance of hierarchical neural networks could be greatly improved by an innovation of the learning algorithm and training with a large amount of data. In this research project, I aim to clear up the causes which enable an efficient learning. As the results, I've succeeded to clearly show the reason why the learning by EM algorithm freezes in some cases, generalize contrastive divergence learning which was used in the training of the hierarchical neural networks and newly derive the convergence condition of the algorithm. We also successfully demonstrated that an efficient coding of natural images can be obtained by the learning based on a constrained optimization.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2007年度	1,300,000	0	1,300,000
2008年度	500,000	150,000	650,000
2009年度	500,000	150,000	650,000
年度			
年度			
総計	2,300,000	300,000	2,600,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・ニューラルネットワーク

キーワード：階層ニューラルネットワーク, Contrastive Divergence Learning, 制約付き最適化, EM アルゴリズム

科学研究費補助金研究成果報告書

1. 研究開始当初の背景

本研究は、Hinton らは (Science, 2006) において高次元のパラメータをもつ階層ニューラルネットワークであっても、学習則の工夫と大規模データの学習によって優れた汎化性能をもつ学習器が得られることを文字分類、顔画像分類、文書トピック分類の問題に適用して示した。しかしながら、その技術の鍵となる理論的背景は不明であった。また、EM アルゴリズムにおいて学習の遅滞が生じることが知られていたが、その原因は明らかにされていなかった。

2. 研究の目的

どのような工夫を行うことで学習を早められるか、どのような原因で学習が遅くなるかを理論的に明らかにすることで、より良い学習アルゴリズムを開発し、その理論的スキームを実問題に応用することを目的とした。より具体的には、Hinton らは (Science, 2006) の研究において用いられている Contrastive Divergence Learning (CDL) や Petersen ら (2005) が報告している EM アルゴリズムの学習の遅滞に関しては、特定のモデルごとに学習の遅滞が生じることは明らかになっているが、その理論的背景は必ずしも明確ではないため、それらを制約付き最適化の観点から調べ、得られた知見を自然画像の学習や手書き文字認識に応用することを目的とした。

3. 研究の方法

Hinton らは (Science, 2006) の研究において CDL を階層ニューラルネットワークの Pretraining として用いることを提案し、その効果を手書き文字分類、顔画像分類、文書トピック分類の問題に適用し効果を実証している。その CDL の理論的背景を調べるにあたって CDL が階層ニューラルネットワークの学習則の一種であるヘルムホルツマシンの Wake-Sleep アルゴリズムに類似していることに着目した。ヘルムホルツマシンの Wake-Sleep アルゴリズムは、ボルツマンマシンが同時分布の評価が困難な分布であるのに対して条件付き分布の評価は容易であることを利用し、事後分布を隣接する層を条件とする条件付き分布で近似する学習則と考えることができる。この類似性を手がかりに、CDL をよりよく理解するために次の二通りのアプローチを試みた。

1 つは、CDL が Restricted ボルツマンマシンの事後分布を自由エネルギー最小化によっ

て近似した際に得られる学習則、つまり変分 EM アルゴリズム、として理解しようと試みるアプローチである。

もう 1 つは、CDL がギブスサンプリングを行う MCMC の一種として理解しようと試みるアプローチである。

これらのアプローチによって、CDL がどう特徴付けられるかをコスト関数の最適化の形で捉えることで理論的な見通しを良いものにすることを目指した。

さらにコスト関数のパラメータに関する最適化を行う際に、高すぎるパラメータ自由度に適切な制約を設けることが、汎化性能を保つのに重要な役割を果たすことが知られている。そこでコスト関数の最適化に制約をおいた制約付き最適化として学習則を導出し、画像符号化や画像拡大、囲碁の盤面評価問題などの実問題に応用することを目指した。

4. 研究成果

(1) CDL の学習の解析

CDL を変分 EM アルゴリズムの一種として解釈するアプローチでは、和と積を入れ替える近似を行うと得られる学習則が CDL と類似することがわかった (青木ら, 2009)。さらに、変分 EM アルゴリズムは、自由エネルギー最小化として定式化されるため、近似が導入されていることを除けばコスト関数が明確になり、収束判定や種々の最適化手法の適用を可能にするメリットを有する。ただし、和と積の入れ替えの近似が成り立つためには、下位層においてある一定の確率以上で生じるパターンを上位層のある特定のユニット 1 つのみの発火で完全に表現できるような理想的なスパースコーディングが成り立つことが要請され、このような制約が現実的に成り立つことを期待することは難しいことが推測された。

もう一方の CDL を MCMC の一種として捉えるアプローチでは、CDL を内包する、マルコフ確率場の平衡分布を学習するための学習則として一般化することに成功した (前田ら, 2009)。これにより、CDL の収束の条件やコスト関数を近似なしに求めることが可能になった。

(2) EM アルゴリズムの学習遅滞の原因究明
 EM アルゴリズムを自由エネルギーの最小化アルゴリズムとして捉えるとき、EM アルゴリズムは自由エネルギーの最小化に Coordinate-Descent を用いたアルゴリズムとして解釈できることがわかる。この Coordinate-Descent アルゴリズムの漸近的な収束レートを調べることによって、EM アルゴリズムが一次収束すること、その収束速度がこれまで EM アルゴリズムの遅滞が生じるとされてきた状況においてゼロに近づくことがわかった (Maeda et al., 2007)。さらに Coordinate-Descent アルゴリズムの収束の遅滞が生じる原因を図解してみせるとともに (図 1 参照)、このような遅滞が生じる場合に Coordinate-Descent に頼らない他の最適化手法を適用することで収束を大きく改善できることを示した。これは EM アルゴリズム全般に適用できる議論であり、応用上のインパクトは大きい。

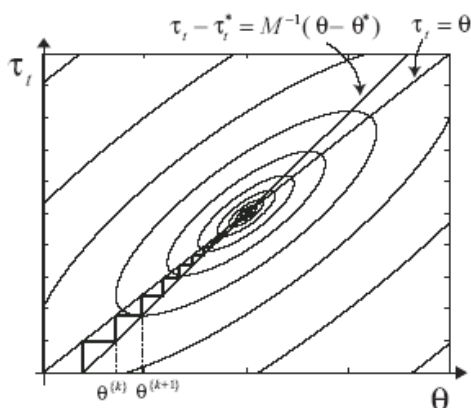


図 1 EM アルゴリズムの収束の様子
 Coordinate-Descent として EM アルゴリズムを捉えたとき、その漸近的な収束速度は自由エネルギーのヘシアンにあたる行列 M の最大固有値で定まる。

(3) 制約付き最適化の実問題への応用
 理論的な解析からは、どのようなモデル構造に対してどのような制約を加えることが最適であるかは必ずしも明確にはならなかった。しかし、スパース制約などの制約をおいた学習を行うことの重要性は示唆された。そこで、適用する対象や用いるモデルごとに制約の置き方を工夫し、その結果、得られた結果について議論を行った。

①歪みあり符号化

制約付き最適化による歪みあり符号の学習を行った。この際、モデル構造として下位総ニューラルネットワークに類する Companding Vector Quantization (CVQ) を課すことでテンプレートベクトルの生成に強い制約をおくことができる。これによって通常のベクトル量子化で生じてしまう符号

長に対するテンプレートベクトルの指数的な増大が抑えられる。この Product Code に学習の概念を初めて導入し、また漸的に符号ビットの最適な割り当てを与える公式の導出に成功した (Maeda et al., 2009)。以下の図 2 は、導出された学習則に基づいて手書き文字を符号化した結果である。

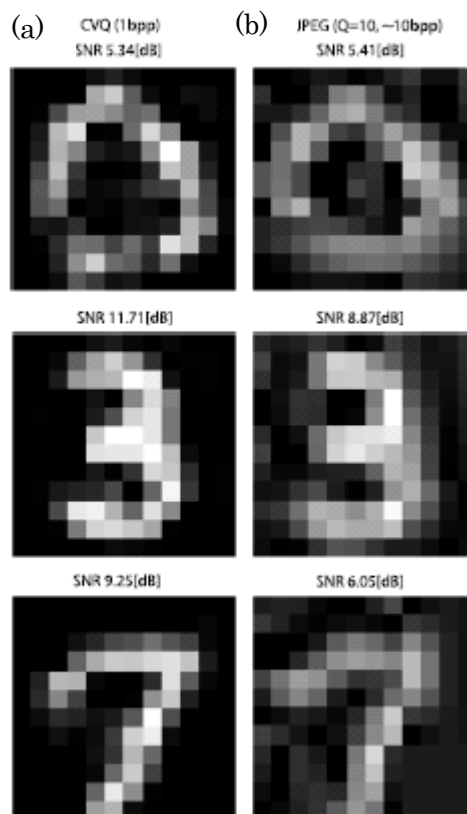


図 2 手書き文字の符号化結果
 (a) 学習後の CVQ の符号化結果。画素あたり 1 ビット程度の符号化
 (b) JPEG による符号化結果。画素あたり 10 ビット程度の符号化

②画素拡大フィルターの学習

画素拡大のための線形フィルターをスパース制約を課した状況で学習させることで優れたフィルターの獲得に成功した (Kanemura et al., 2010) (図 3)。また、スパース制約によってサポートサイズが自動決定されるようになるが、このサポートサイズを固定した状況と比較すると、従来の単なる L1 制約のもとで求めたフィルターや最尤推定によって求めたフィルターより性能が良いことがわかった (図 4)。いったん、学習を終了したフィルターを用いることで、従来法に比べても高速でかつ高精細な画像拡大を行えることがわかった。

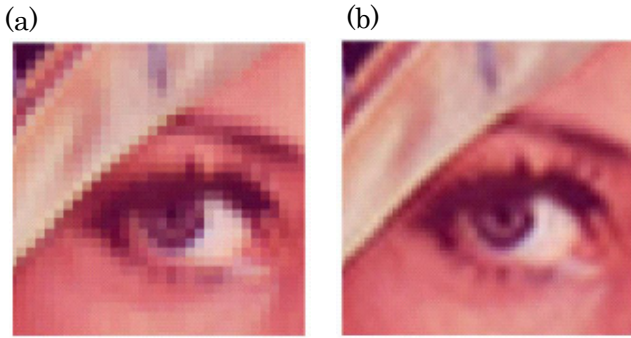


図3 (a)原画像 (b)学習後のフィルターによる画像拡大

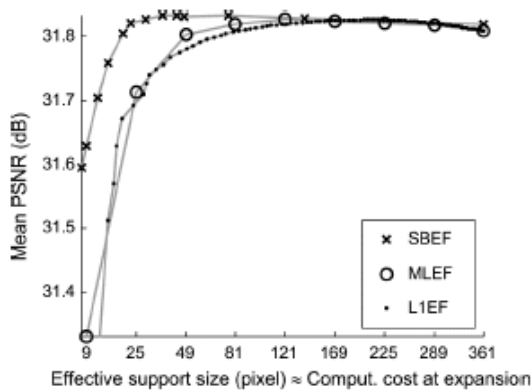


図4 有効なサポートサイズに対する復元誤差の評価

③ 囲碁の盤面評価の学習

囲碁の盤面は、碁石の取りうる膨大な数のパターンのため、その指し手の優勢・劣勢を判定する評価関数の設計が難しい。そこで、大量のエキスパート同士の対戦棋譜を用いて階層ニューラルネットワークを適切な盤面評価関数が得られるよう訓練を行った。この際、大量の棋譜の学習を可能にするためオンライン学習を利用したが、通常のオンライン学習では収束が遅すぎるということがわかった。その一方、自然勾配法は収束は早いもののヘシアンを保持する必要があるため、高次元パラメータの学習にはそぐわない。そこで、ヘシアンをブロック対角行列で制約した上で自然勾配法を導出することで、高速な学習を可能としつつメモリの問題を回避した。これにより、近年、注目されているモンテカルロ囲碁の一種であるUCT1 アルゴリズムよりも中盤では優れた判定結果を示す学習器の獲得に成功した(図5参照)(富澤ら, 2009) (Tomizawa et al, 2009)。将来的には、指し手の評価に応用できることが期待される。

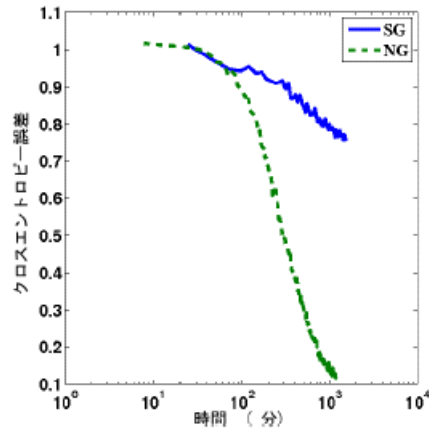


図5 計算時間(横軸)に対するクロスエントロピー誤差(縦軸)。確率勾配法(青線)と比較して提案法で実装した自然勾配法(赤点線)による学習が数倍、早いことがわかる。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計2件)

[1]A. Kanemura, S. Maeda, and S. Ishii. "Sparse Bayesian Learning of Filters for Efficient Image Expansion", IEEE Transactions on image processing, 査読有り, 19(6), 1480-1490, (2010).

[2]S. Maeda and S. Ishii. "Learning a multidimensional companding function for lossy source coding", Neural Networks, 査読有り, 22(7), 998-1010, (2009).

[学会発表] (計10件)

[1]富澤弘貴, 前田新一, 石井信 "オンライン適応自然勾配法による囲碁の盤面評価の学習", 電子情報通信学会 NC 研究会, 2010年3月11日, 玉川

[2]H. Tomizawa, S. Maeda, and S. Ishii. "Learning of Go board state evaluation function by artificial neural network", International Conference on Neural Information Processing, 2009年12月3日, バンコク.

[3]前田新一, 青木佑紀, 石井信. "Detailed Balance Learning によるマルコフ

連鎖の学習”,
日本神経回路学会 第 19 回全国大会, 40-41,
2009 年 9 月 25 日, 仙台.

[4]富澤弘貴, 前田新一, 石井信.
“ニューラルネットワークによる囲碁の盤面
評価の学習”,
日本神経回路学会第 19 回全国大会, 2009 年
9 月 24 日, 仙台.

[5]青木佑紀, 前田新一, 石井信.
“平均場近似を用いた Helmholtz Machine の
学習”, 電子情報通信学会 NC 研究会, 2009 年
3 月 11 日, 玉川

[6]兼村厚範, 前田新一, 石井信.
“スパースベイズ学習による画像拡大フィル
タの獲得”,
第 23 回信号処理シンポジウム, 2008 年 11 月
13 日, 金沢

[7]兼村厚範, 前田新一, 石井信.
“疎ベイズ解像度合成”,
日本神経回路学会第 18 回全国大会, 2008 年
9 月 25 日, つくば

[8]A. Kanemura, S. Maeda and S. Ishii.
“Subspace selection for resolution
synthesis”,
部分空間法研究会 2008, 2008 年 7 月 28 日,
軽井沢

[9]S. Maeda and S. Ishii.
“Optimization of parametric companding
function for an efficient coding”,
International Conference on Neural
Information Processing, 2007 年 11 月 14 日,
北九州.

[10]S. Maeda and S. Ishii.
“Convergence analysis of the EM algorithm
and Joint minimization of free energy”,
IEEE International Workshop on Machine
Learning for Signal Processing, 2007 年 8
月 28 日, テッサロニキ.

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 0 件)

名称 :
発明者 :
権利者 :
種類 :

番号 :
出願年月日 :
国内外の別 :

○取得状況 (計 0 件)

名称 :
発明者 :
権利者 :
種類 :
番号 :
取得年月日 :
国内外の別 :

[その他]

ホームページ等

<http://hawaii.sys.i.kyoto-u.ac.jp/~ichi/publication.htm>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

前田 新一 (Maeda Shin-ichi)
京都大学・情報学研究科・助教
研究者番号 : 20379530

(2) 研究分担者

なし

研究者番号 :

(3) 連携研究者

なし

研究者番号 :