

学位論文内容の要旨

学位論文題目	深層ニューラルネットワークを用いた時系列予測に関する研究
氏名	平田 貴臣

時系列とは、ある現象の時間的な変化を観測することで得られるデータ列である。時系列の例としては、降水量や大気中の二酸化炭素量などの自然現象や株価や電力消費量などの社会の需要の影響を受けるデータなどが存在する。これらの時系列を予測する手法として Box と Jenkins によって導出された自己回帰和分移動平均モデル(ARIMA モデル)をはじめとする線形予測モデルが用いられることが多いが、非線形な決定論に従うカオス時系列のようにほとんどの時系列は非線形な振る舞いを示すため、時系列を線形モデルで適切に表現することは困難である。

非線形予測モデルとしては階層構造を持つ多層パーセプトロン(MLP)や動径基底関数ネットワーク(RBFN)などの関数近似能力を有するニューラルネットワークが用いられている。ニューラルネットワークは人間の脳の高度な情報処理を数理モデルで表現した優れた関数近似器であり、パターン認識や制御工学などの幅広い分野で応用されている。しかし、ニューラルネットワークは一般的に 4 層以上に多層化すると関数の表現能力の向上が期待できる一方、学習が困難になることが長年の課題であった。ディープラーニングはこの問題を解決し、画像に映る物体の認識や会話の音声認識などの分野で実用的な手法として近年注目されているが時系列予測への応用はほとんど行われていない。これらの背景をもとに、本論文ではディープラーニングの一手法であるディープビリーフネット(DBN)を用いたより高性能な時系列予測システムの提案と性能評価を目的として行った研究について記した。

第 1 章では、研究の背景および既存の研究が有する問題点について記述し、それらの内容を踏まえて本研究の目的を設定した。ディープラーニングを用いた時系列予測は 2012 年に Kuremoto らによつて行われているが、ネットワークの全ての層で事前学習を行っていることや 3 層構造であることなどから深層ニューラルネットワークによる時系列予測について十分に研究が行われているとは言えない。そのため本研究では、まず時系列予測における深層学習の有効性について検証を行い、その後に深層ニューラルネットワークを用いた時系列予測手法の更なる性能改善を行った。

第 2 章では、本研究の基盤となる事前学習を行う制限付きボルツマンマシン(RBM)と従来の 3 層ニューラルネットワークである MLP によって構成した新たな DBN を用いた時系列予測手法を提案し、その性能評価を行った。従来の DBN を用いた時系列予測手法は、データの特徴抽出を行う事前学習を行った RBM を DBN の全ての層で使用して構成していた。しかし DBN の出力層に相当する RBM は特徴抽出と予測値の出力を同時に行う必要があるため過度な負担がかかる構造になっていた。この問題を解決するために本研究では、特徴抽出を行う RBM と抽出された特微量を利用して予測値を計算する MLP を併用した 新たな DBN(以降「提案 DBN」と呼ぶ)を提案し、その有効性を

カオス時系列データで確認した。

第3章では、提案DBNとは異なる性質の予測モデルを併用し、予測精度を向上させることを目的とした。時系列には線形な挙動と非線形な挙動の両方が存在するため、複数の性質の異なる予測モデルを組み合わせることで予測性能が向上することがZhangらの研究で示されていた。本章では2章でその有効性を示した提案DBNと線形モデルであるARIMAモデルで構成されるハイブリッドモデルを提案し、提案DBNとARIMAモデルをそれぞれ単独で用いた予測システムとの性能比較実験を行った。実験では、2章で用いたカオス時系列データによる評価に加え、時系列予測コンテスト(IJCNN2004)で用いられたCATSベンチマークデータで評価を行うことで他の様々な手法との比較を行った。実験の結果、ハイブリッド予測システムは従来の予測システムに比べ高精度の予測結果を示した。

第4章では、提案DBNを学習則の面から改良することを目的とした。まず、ニューラルネットワークの予測誤差についてバイアス・バリアンス分解の観点で考察し、提案DBNの学習を強化学習で行う新たな時系列予測システムを提案した。ニューラルネットワークの予測誤差は、学習が不十分なため発生するバイアスとネットワークのパラメータ数がデータのサンプル数に対して過剰であるため発生するバリアンス、そしてデータが含む予測不可能な性質であるノイズに分解できる。これまでのディープラーニングにおいては、教師なしの事前学習を行った後、教師あり学習である誤差逆伝播法(BP法)を用いたパラメータ調整が一般的に用いられていたが、BP法は過度に訓練サンプルに依存し本来予測不可能なノイズについても学習するという問題点がある。本章ではBP法の代わりに強化学習を用いることで、入力に対して確率分布を出力する時系列予測システムを提案した。具体的には、予測誤差が一定値を超過する場合は負の報酬を与え、逆に誤差が一定値に収まる場合には正の報酬を与えることで提案DBNの結合荷重を修正する。すなわち時系列データの各サンプルが平均 μ 、分散 σ^2 の正規分布に従うと仮定し、DBNでその平均と分散を確率的傾斜法と呼ばれる強化学習手法で適切な値を出力するよう学習した。これにより時系列が含むノイズの影響を軽減し、時系列の本質的な変化を捉えることが可能になる。性能評価では、カオス時系列データとCATSベンチマークデータ、さらに自然現象の実データを用いて時系列予測実験を行った。実験の結果、従来のBP法と比較して、ノイズの多いCATSデータと自然現象のデータで提案手法の有意性を確認し、提案法は時系列データに含まれるノイズが予測誤差へ与える影響を軽減可能であることを示した。この結果から提案法は実世界の様々なデータの高精度な予測が期待できる。

最後に第5章では、第1章から第4章までで得られた主要な知見をまとめて、本論文の総括とした。

学位論文審査の結果及び最終試験の結果報告書

(博士後期課程博士用)

山口大学大学院理工学研究科

報告番号	理工博甲 第 748 号	氏名	平田 貴臣
最終試験担当者	主 査 間普 真吾 審査委員 多田村 克己 審査委員 浜本 義彦 審査委員 松藤 信哉 審査委員 呉本 堯		

【論文題目】

深層ニューラルネットワークを用いた時系列予測に関する研究
(Study on Time Series Forecasting using Deep Neural Networks)

【論文審査の結果及び最終試験の結果】

複雑系における非線形現象は自然界、人間社会に多く存在する。例えば、太陽黒点数の変化、為替レートや株価の変動などが挙げられる。これらの時系列を解析、予測することは数理的魅力のみならず、経済的、社会的な利用価値も極めて高い。

時系列予測に関する研究には、「線形モデル」と「非線形モデル」の2種類のアプローチがある。代表的な線形モデルに、自己回帰和分移動平均(ARIMA)モデルや、分散不均一再帰過程(ARCH)モデルがあり、特にARCHモデルは金融市場のリスク分析などへ有効に応用できるため、提案者であるR. EngleとC. Grangerは2003年度のノーベル経済学賞を受賞した。一方、非線形モデルは、1980年代以降、人工ニューラルネットワーク(ANN)を用いた研究が数多く行われた。ANNは、脳の神経細胞を模した多数の計算ユニットを、階層構造状に連結させた人工知能モデルである。近年、この階層構造を深くした深層ニューラルネットワーク(深層NN)が機械学習の分野で最も注目されており、画像に写る物体の認識や、会話の音声認識で高い精度を示している。深層NNの一種であるDeep Belief Net(DBN)は時系列予測にも応用が行われている(Kuremoto et al., 2012, 2014)が、Hintonらが提案したDBNの原型(Hinton & Salakhutdinov 2006)から十分に拡張されているとは言えず、深層NNの時系列予測への応用研究は、ネットワークの構造及びパラメータの学習方法の点で改善の余地があった。

本論文では、以下の3つの手法を提案し、時系列予測精度に優れた深層NNを実現した。①確率的NNである制限付きボルツマンマシン(RBM)と3層NNである多層ペーセptron(MLP)を組合せたDBNを提案した。入力データの特徴抽出が可能なRBMと、抽出された特徴を利用して予測値を計算するMLPによる相乗効果を示した。②①と線形予測モデルであるARIMAを併用したハイブリッド型予測システムを構築した。線形関数と非線形関数の組合せによって対象時系列を高精度に表現可能となった。③①の学習に関して、従来の誤差逆伝搬法(BP法)の代わりに、確率的傾斜法と呼ばれる学習則を用いて予測精度向上させた。時系列を確率分布と考えて学習することで、訓練データへの過適合を防ぎ、汎化性能高めることが可能になった。時系列予測実験では、以下のように、決定論にしたがう時系列データから実データまで様々なものを用い、広く性能評価を行っている。

- (i) 微分方程式によって表現されるカオス時系列データ(ローレンツカオス及びエノン写像)
- (ii) 時系列予測コンペティション(IJCNN2004)で使用された人工ベンチマークデータ(CATSデータ)

- (iii) 実データ（日本円と米ドルの為替レート，ハワイの二酸化炭素量，ダーウィンの海面気圧，太陽黒点の月平均数

本論文の構成と内容は以下の通りである。

第1章では、研究の背景と目的、及び論文の構成について述べている。

第2章ではRBMとMLPを組み合わせたDBNについて述べている。上記(i)のデータを用いた予測実験により、MLPや従来のDBNと比較して、提案手法が優れていることを明らかにした。

第3章ではDBNとARIMAモデルのハイブリッドモデルによる時系列予測手法を提案している。時系列データは線形、非線形両方の性質を持つことが多く、線形モデルであるARIMAと非線形モデルであるDBNによって高精度な予測手法を実現した。上記(i), (ii)および(iii)の一部（為替データ）を用いた従来手法との比較実験により、提案手法の有効性を明らかにした。

第4章では確率的傾斜法で学習したDBNで時系列予測を行う手法を提案している。深層NNの学習にはBP法を用いるのが一般的であるが、BP法は訓練サンプルに過度に適合する傾向があり、未学習サンプルに対する学習モデルの汎化性、頑健性に問題がある。本問題の解決のため、予測誤差を一定の許容範囲に収めることができ、確率的傾斜法をDBNの学習に導入した。性能評価には上記(i)～(iii)のデータを用い、BP法で学習するDBNと比較して、確率的傾斜法で学習するDBNの予測精度が優れていることを明らかにした。

第5章では、本研究の成果をまとめ、結論を述べている。

公聴会には23名の参加があり、活発な質疑応答がなされた。その主な質疑内容として、

1. 予測実験において、なぜカオス時系列データを用いたか
2. テストデータに対する予測誤差が学習データに対する予測誤差より良かった理由
3. ハイブリッド予測モデルにおいて、線形モデルと非線形モデルの使用順序はどのように決定するのか
4. 提案法と従来法の計算時間の比較を行ったか、また実験においてどのような計算機（スペック）を使用したか
5. 確率的深層ニューラルネットワークでなく、多層のオートエンコーダを時系列データの特徴抽出に利用することは可能か
6. 提案法の実用化に向けてどんな課題があるか

等があり、いずれの質問に対しても申請者から適切な回答がなされた。

以上より、本研究は、新規性、信頼性、有効性、実用性ともに優れており、博士（工学）の論文に十分に値するものと判断した。

論文内容、審査会、公聴会での質問に対する応答などから総合的に判断して、最終試験は合格とした。

なお、主要な関連論文の発表状況は以下の通りである。（下記以外 国際会議会議録5編）

1. 平田貴臣、呉本堯、大林正直、間普真吾、小林邦和：深層学習と線形モデルを併用した時系列予測手法、電気学会論文誌C, Vol. 136, No. 3, pp. 348-356, 平成28年3月
2. Takaomi HIRATA, Takashi KUREMOTO, Masanao OBAYASHI, Shingo MABU, Kunikazu KOBAYASHI : Forecasting Real Time Series Data using Deep Belief Net and Reinforcement Learning, Journal of Robotics, Networking and Artificial Life, Vol.4, Issue 3 (印刷中)
3. Takaomi HIRATA, Takashi KUREMOTO, Masanao OBAYASHI, Shingo MABU, Kunikazu KOBAYASHI : Time Series Forecasting with Deep Learning, International Journal of Engineering Innovation and Management, Vol. 5 (印刷中)