

時系列データの未来値予測へのニューラルネットワークの適用方法の検討

小林 哲二

日本工業大学工学部情報工学科

1. はじめに

経済現象などの時系列データにおける未来値の予測は、意思決定等のために重要である。時系列データの予測には種々の方法があり、その 1 つにニューラルネットワーク (NN: Neural Network) を用いる方法がある。ニューラルネットワークでは、過去から現在までの時系列データを入力して未来値の予測を行えるが、その有効性は時系列特性に依存する。NN 予測の有効性を向上するために、例えば、複数の NN を用いてそれぞれに別の構造を持たせて別の変数を入力して予測すること [1]、及び NN と別の予測モデルを組合せて予測すること [2] などが研究されている。本稿では、複数の NN 結合係数集合を用いる時系列予測および NN 時系列予測と投資方策の関係などを考察する。

2. 従来の NN 時系列予測例と問題点

階層型 NN は、入力層、中間層、出力層のそれぞれについて、1 つ以上のニューロン (ユニット) とニューロン間の結合係数 (結合荷重) で構成する。従来に提案されている予測の基本的な方法では、例えば階層型 NN を用いて過去から現在までの確定した時系列データを NN 用に {入力データ, 出力データ} に分割して教師データとして NN の学習を行い、予測時には過去・現在の一定区間の時系列データを入力層への入力データとし、出力層の出力データを予測値とする。NN に入力する時系列データとしては、予測対象の時系列データの他に、その時系列に影響する種々の指標等のデータを用いることができる。

図 1 に、ニューラルネットワークによる時系列予測例を示す。既存の時系列データを $\{D(1), D(2), \dots, D(n), D(n+1)\}$ として、その内の時系列データ $\{D(1), D(2), \dots, D(n)\}$ を入力し、出力データの教師データ値を $D(n+1)$ とする。過去の時系列データの期間を順次にずらして NN に学習させてニューロン間の結合係数などのパラメータを定める。この後、新たな過去・現在の入力データを $\{F(1), F(2), \dots, F(n)\}$ 、未来の予測の出力データを $F(n+1)$ として予測を行う。この場合、NN は、学習に用いた過去・現在の時系列データと、新規に入力された時系列データの類似性が大きくなるように予測値を出力する動作を行うと考えられる。

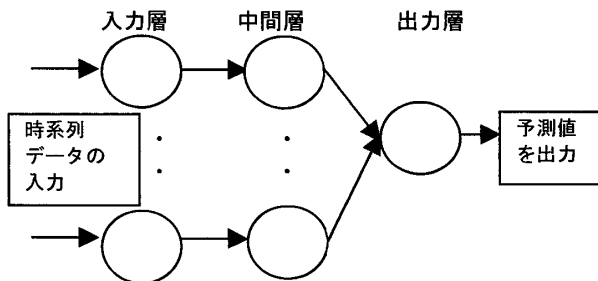


図1 ニューラルネットワークによる時系列予測例

【前記の NN 時系列予測の問題点】

前記の NN 時系列予測では、時間で変化する時系列データを各時点で学習し直して予測値を求める場合、過去の多数の NN 学習結果が現在の予測値に反映されないで、望ましくない。対策として、「複数の NN 結合係数集合による予測方法」を考察する。

3. 複数の NN 結合係数集合による予測

複数の NN 結合係数集合による予測方法では、次の学習・仮予測・実予測の手順を実行する (図 2 参照)。
① 時系列データによる NN の新規学習時に、過去の学習結果の結合係数集合も保存しておくことによって、複数の NN 結合係数集合を得る。
② 仮予測として、過去・現在の時系列データを用い、現在値が予測値となるようにして、全部の NN を用いて仮予測を行い、その予測結果の精度を評価して実予測のための複数 NN 総合化の手段を定める。(例えば、単純な手段では誤差が最小の NN を用いる)。
③ 実予測時には NN 群に実予測対象の新規の時系列データを入力して 1 つ以上の出力データ (予測値) を得て、それらを総合的に判定して実予測値とする。

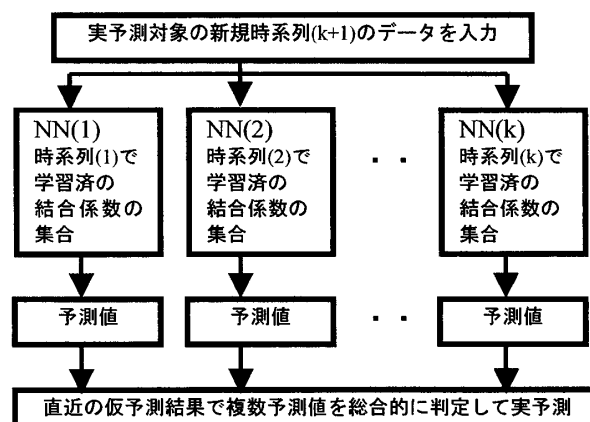


図2 複数の NN 結合係数集合による時系列予測の概念

Prediction of Future Values for Time-Series Data by Using a Neural Network System

Tetsuji KOBAYASHI

Nippon Institute of Technology, Department of Computer & Information Engineering, Joho-Building, 4-1-1 Gakuendai, Miyashiro-machi, Saitama-ken, 345-8501 Japan

「複数の NN 結合係数集合による予測方法」では、過去の時系列データによる NN 学習も有効利用して、現時点の予測に使用できるので、予測精度の向上を期待できる。学習用の過去時系列(1)~(k)の時間区間の選定は自由である。

4. 時系列予測と投資方策

(1) 概要

時系列予測を利用時の要求条件を調べるために、NN によって経済時系列の予測を用いて、投資を実行して投資利得を得るモデルを考える。図 3 に、時系列予測を用いる投資方策の概念を示す。

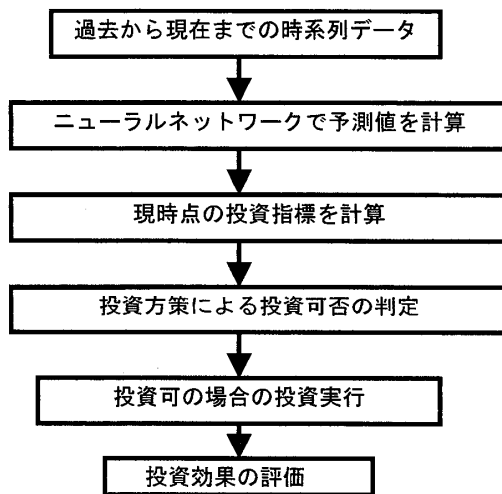


図 3 時系列予測を用いる投資方策の概念

(2) 投資方策例

投資方策例として単純化したモデルを以下に示す。投資利得が負になる場合は損失を表す。

① 投資方策 A

翌日の価格を予測し、式(1)が成立する場合に現在価格を買値(購入価格)として、買い取引を行う(又は投資指標と併用して判定)。

$$\text{翌日の予測価格} > \text{現在価格} \quad (1)$$

その後、翌日の確定価格で売り取引を行う。

この結果、投資利得は式(2)のようになる。

$$\text{投資利得} = \text{翌日の確定価格} - \text{購入価格} \quad (2)$$

② 投資方策 B

投資方策 A を一般化して、離散時間の単位を例えば、分、時間、営業日、月、又は年などとする。現在から α 離散時間後 ($\alpha = 1, 2, \dots$) の価格を予測し、式(3)が成立する場合に現在価格を買値として買い取引を行う。

$$\alpha \text{ 離散時間後の予測価格} > \text{現在価格} \quad (3)$$

その後、 α 離散時間後に確定価格で売り操作を行う。この結果、投資利得は式(4)のようになる。

$$\text{投資利得} = \alpha \text{ 離散時間後の確定価格} - \text{購入価格} \quad (4)$$

(3) 投資効果の評価

投資効果は、観測期間を定めて、観測期間中の投資利得の合計で評価する。

(4) 投資方策の NN 学習への影響

通常、階層型 NN は誤差 (= 出力値 - 教師データ値) の 2 乗誤差関数を最小化する学習を行う。しかし、
 $\text{投資利得} = \text{未来の確定価格} - \text{購入価格} \quad (5)$
であるので、前述の投資方策 A, B では式(6)の条件が成立すると過大予測になるので、投資利得が投資損失になる可能性が増加する。

$$\text{予測誤差} = \text{予測価格} - \text{未来確定価格} > 0 \quad (6)$$

従って、前記の投資方策を用いる場合、NN では通常の 2 乗誤差関数の最小化と共に、不等式拘束条件の式(7)も満たすように NN の構造設定と学習(結合係数の最適化)を行うことが望ましい。

$$\text{NN の予測誤差} = \text{予測値} - \text{正解値}$$

$$= \text{出力層の出力値} - \text{教師データ値} \leq 0 \quad (7)$$

このことを近似的に実現する方法例を以下に示す。

① NN 学習時には、2 乗誤差関数の最小化と共に、不等式拘束条件(式(7))も満たすように結合係数を最適化する。又は、

② NN の予測値から式(8)の余裕値を減じる。

$$\text{余裕値} = (\text{過去の予測誤差の平均値}) \cdot (\text{安全係数}) \quad (8)$$

(5) テクニカル分析指標の利用

経済時系列における投資方策の実行時には、種々のテクニカル分析指標も利用可能である。NN とテクニカル分析指標の併用例を以下に示す。

① 対象時系列の NN による予測値と、現在のテクニカル分析指標値を個別に求め、これらを併用して判定する。又は、

② 対象時系列の NN による予測値と、NN によるテクニカル分析指標の予測値を個別に求め、これらを併用して判定する。

5. 数値実験による評価

数値実験の結果を発表時に示す予定である。

6. むすび

ニューラルネットワークによる時系列予測について、複数の結合係数集合による時系列予測、及び時系列予測と投資方策の関係などを考察した。

参考文献

- [1] 馬場則夫, 西田将人, 甲斐良隆: “ニューラルネットワークを活用した従来型テクニカル分析手法改善の試み”, 電気学会論文誌 C, 126 巻, 11 号, pp.1324-1331, 2006.
- [2] 福永好伸, 井上浩孝, 成久洋之: “複合ニューラルネットワークによる効率的なカオス時系列予測”, 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol. J85-D-II, No.4, pp.689-694, 2002.