ニューラルネットワークを用いた時系列の上下変動予測手法の提案

4Q－5

牧　秀行　　吉原郁夫

（株）日立製作所システム開発研究所

1　はじめに

従来の時系列予測手法として、ARIMA モデルに代表される線形の回帰モデルが知られている [1]。これに対し、ニューラルネットワークは非線形性を記述できることから、線形モデルより高精度の予測ができると期待される。しかし、実世界のデータに対しては期待通りの精度が得られないことも多い。本稿では時系列の上下変動を予測する場合の従来の予測手法の問題点を考察し、その改善策を提案する。

2　従来法の問題点についての考察

従来の予測手法は時系列の将来の値を予測することを目的としており、その評価尺度として予測誤差の二乗平均が用いられることが多い。しかし、時には値そのものよりも、値の上昇／下降の方が重要である場合もある。そこで、従来の予測手法を予測誤差の二乗平均 E と上下変動適中率 R の２種類の尺度で評価してみる。

$$E = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(\hat{x}_t - x_t)^2} \qquad (1)$$

$$R = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} u((x_t - x_{t-1})(\hat{x}_t - x_{t-1})) \qquad (2)$$

ここで、n は予測の数、x_t、$\hat{x}_t$ はそれぞれ時刻 t における実現値とその予測値、$u(x)$ は $x > 0$ のときに 1、$x \leq 0$ のときに 0 となる単位ステップ関数である。実験では予測対象として経済事象の時系列 100 点分を用い、予測モデルに AR モデルと多層型ニューラルネットワークを用いた。実験結果を表 1に示す。表中、推定誤差とはモデル推定に用いた期間についての誤差の二乗平均であり、フィッティングの能力を表している。また、ランダムウォークモデルは式 (3) で与えられる。

$$\hat{x}_{t+1} = x_t \qquad (3)$$

表 1から AR モデルの予測誤差はランダムウォークモデルと同程度であることがわかる。また、ニューラルネットワークは AR モデルに比べてフィッティングの能力は高いが、予測精度はかえって低く、２層ネットワークより、中間層を持つ３層ネットワークの方がこの傾向は強い。これはいわゆる過学習として知られる現象である。過学習を防ぐには中間ユニット数を少なくする方が良いとされているが、ここでは中間ユニット数が１～３個と少ないネットワークでも過学習となっている。ニューラルネットワークに期待することは、線形モデルでは記述できない非線形の回帰モデルを実現する能力を持つことだが、単にニューラルネットワークを使って非線形性を導入し、フィッティングの能力を高めても、時系列予測の精度は必ずしも向上しない。上下変動適中率はいずれの場合も 50 %程度 (最高で 57 %) で、ほとんど意味がない。このように、将来の値そのものを予測した時の予測誤差を十分に小さくすることは容易ではなく、したがって、その予測値を用いた上下変動予測の適中率についても良い結果は得られない。

3　上下変動予測手法の提案

前節の実験結果をふまえ、将来の値そのものの予測を目的とはせず、時系列の上下変動の予測を目的とした予測手法を提案する。

上下変動予測手法の流れを図 1に示す。時刻 T までの $\{x_t\}$ の実現値が得られており、時刻 $T+1$ における値の上下変動を予測するものとする。まず、元の予測

表 1: 従来の予測手法の評価

予測手法	推定誤差	予測誤差	適中率
RW	—	0.464	—
AR(2)	0.475	0.449	56.0
AR(3)	0.473	0.456	57.0
NN1	0.472	0.480	47.0
NN2	0.438	0.522	50.0
NN3	0.319	0.652	56.0

RW：ランダムウォークモデル
AR(2)：項数２の自己回帰モデル
AR(3)：項数３の自己回帰モデル
NN1　：入力 5、出力 1 の２層ネットワーク
NN2　：入力 10、出力 1、中間 1 の３層ネットワーク
NN3　：入力 10、出力 1、中間 3 の３層ネットワーク

A Proposal of Predicting Time Series Up and Down by Neural Network

Hideyuki MAKI, Ikuo YOSHIHARA

Systems Development Laboratory, Hitachi, Ltd.

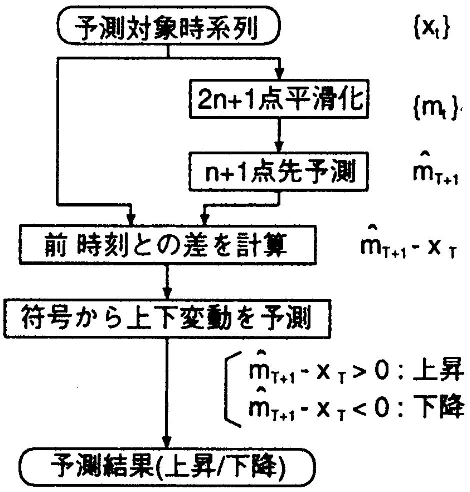

図 1: 上下変動予測の流れ

対象時系列 $\{x_t\}$ に平滑化を施し、不規則変動成分や短期変動成分を取り除いた時系列 $\{m_t\}$ を得る。平滑化には種々の方法があるが、ここでは以下に示す移動平均一致系列を用いる。

$$m_t = \frac{1}{2n+1} \sum_{i=-n}^{n} x_{t+i} \tag{4}$$

次に、この移動平均一致系列の将来の値 m_{T+1} を予測する。式 (4) によれば、時刻 T においては m_{T-n} までの実現値しか得られないので、予測モデルとしては $n+1$ 時点先の予測をすることになる。そして、得られた予測値 $\hat{m}_{T+1}$ を元の時系列の予測値と見なし、前時刻の実現値 x_T との差 $(\hat{m}_{T+1} - x_T)$ を求める。その符号が正ならば値は上昇、負ならば下降という予測を得る。仮に時刻 T において、時刻 $T+1$ の移動平均一致系列の値 m_{T+1} が正確に得られたとして、それを元の時系列の時刻 $T+1$ の予測値と見なした場合の上下変動の適中は $(x_{T+1} - x_T)$ と $(m_{T+1} - x_T)$ の符号の一致を調べればわかる。100時点の系列について調べたところ、符号の一致率は 73 %であった。したがって、もし移動平均一致系列の予測がよい精度でできれば、元の時系列の値の上昇・下降をある程度予測できると思われる。

4 上下変動予測実験

図1の $n+1$ 点先予測モデルに AR モデル、および多層型ニューラルネットワークを用いて上下変動予測手法の評価実験を行った。ニューラルネットワークは入力ユニット数3、出力ユニット数1の3層ネットワークで、種々の中間ユニット数について実験した。予測対象は前節の評価実験と同じ時系列を用い、移動平均一致系列には式 (4) で $n = 2$ とした5点移動平均を用いた。予測結果を表2、表3に示す。表1に示した適中率（最高で 57 %）と比べると、AR モデルを用いたもの（表2）には適中率の向上は見られないが、ニューラルネットワークを用いたもの（表3）は適中率が最高で 66 %と高いことがわかる。そこで、ニューラルネットワークについては中間層のユニット数を適中率の高い7に固定してさらに1100点分の実験を行い、合わせて1200点分の予測を行った。その結果、1200点平均で 62.9 %、1200点中最も適中率の高い100点の平均では 73 %、最も適中率の低い100点の平均では 54 %であった。

表 2: AR モデルによる予測結果

AR 項数	推定誤差	予測誤差	適中率
1	0.521	0.669	47.0
2	0.376	0.523	50.0
3	0.374	0.531	48.0
4	0.367	0.535	47.0
5	0.351	0.517	44.0

表 3: ニューラルネットワークによる予測結果

中間ユニット	推定誤差	予測誤差	適中率
1	0.612	0.491	55.0
3	0.542	0.492	61.0
5	0.518	0.504	64.0
7	0.488	0.542	66.0
9	0.469	0.537	61.0
11	0.456	0.547	65.0
13	0.448	0.543	58.0
15	0.448	0.533	56.0

5 おわりに

時系列の値そのものを予測する従来の予測手法では線形モデル、ニューラルネットワークとも十分な予測精度は得られなかった。そこで、平滑化された時系列を用いた上下変動予測手法を考案した。この手法において予測モデルにニューラルネットワークを用いたところ、上下変動適中率の向上が見られた。

参考文献

[1] 山本：経済の時系列分析（創文社 1988.2）

[2] 船橋：ニューロコンピューティング入門（オーム社 1992.6）