A Trial for Improving the Traditional Technical Analysis Which Utilizes Neural Networks

Norio Baba Member (Osaka Kyoiku University)

Masato Nishida Non-member (Osaka Kyoiku University)

Yoshitaka Kai Non-member (Kwansei Gakuin University)

Keywords : Neural networks, Traditional technical analysis, Golden cross, Dead cross

One fundamental aspect of neural networks (NNs) is their capability to build complex nonlinear relationships between input variables and output variables directly from the training data⁽¹⁾. This characteristic feature of NNs is especially suited to various applications. In recent years, large numbers of researchers have had strong interest in the application of NNs to the financial market. There have so far been presented various interesting approaches to construct intelligent decision support systems for dealing stocks⁽²⁾⁻⁽⁵⁾.

In this paper, we shall try to predict golden cross and dead cross several weeks before they occur by utilizing several NNs whose input variables have been selected by using the sensitivity analysis⁽⁶⁾⁽⁷⁾. Table 1 and Table 2 present the computer simulation results (showing the changes of the initial amount of money (ten billion yen) during each year) concerning the dealings of TOPIX and Nikkei-225 for a rather long range of years, respectively. They demonstrate the effectiveness of the proposed decision support system which contains the mechanism utilizing the outputs from the several neural network models for making the smart prediction concerning golden cross and dead cross.

Table 1. Dealing Result by the three methods concerning TOPIX (Billion yen; Numbers below one million are rounded)

	Buy & Hold	After Crossing	PDSS
A1(Pre.:1994)	10.809	9.853	11.054
A2(Pre.:1995)	10.252	10.446	9.459
A3(Pre.:1996)	8.969	9.810	9.277
A4(Pre.:1997)	7.759	9.955	8.821
A5(Pre.:1998)	9.197	7.969	13.138
A6(Pre.:1999)	15.337	9.511	13.848
A7(Pre.:2000)	7.438	10.776	6.733
A8(Pre.:2001)	7.941	9.934	12.267
A9(Pre.:2002)	7.986	9.321	10.898
A10(Pre.:2003)	12.606	11.770	8.458
A11(Pre.:2004)	10.764	10.236	9.662
A12(Pre.:2005)	9.862	9.958	10.696
Total Return	- 1.072	- 0.454	+ 4.316

Table 2. Dealing Result by the three methods concerning Nikkei-225 (Billion yen; Numbers below one million are rounded)

	Buy & Hold	After Crossing	PDSS
A1(Pre.:1994)	11.292	10.261	8.620
A2(Pre.:1995)	10.157	10.039	12.042
A3(Pre.:1996)	9.356	10.194	9.469
A4(Pre.:1997)	7.657	9.543	11.226
A5(Pre.:1998)	9.031	8.291	13.904
A6(Pre.:1999)	13.390	9.337	16.685
A7(Pre.:2000)	7.305	11.435	8.164
B1(Pre.:03.4-04.3)	14.521	11.974	10.775
B2(Pre.:04.4-05.3)	9.933	8.939	10.000
Total Return	+ 2.645	+ 0.015	+ 10.888

References

- (1) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, and the PDP Research Group : "Parallel Distributed Processing", MIT Press (1986)
- (2) E. M. Azoff : Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets, John Wiley & Sons (1994)
- (3) N. Baba and M. Kozaki : "An intelligent forecasting system of stock price using neural network", Proceedings of IJCNN, Vol.1, pp.371-377 (1992)
- (4) N. Baba and H. Suto : "Utilization of artificial neural networks and TD-Learning method for constructing intelligent decision support systems", European Journal of Operational Research, Vol.122, pp.501-508 (2000)
- (5) N. Baba et al. : "Utilization of soft computing techniques for constructing reliable decision support systems for dealing stocks", Proceedings of IJCNN, pp.2150-2155 (2002)
- (6) J. M. Zurada, A. Malinowski, and I. Cloete : "Sensitivity analysis for minimization of input data dimension for feed forward neural network", Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp.447-450 (1994)
- (7) H. L. Viktor, A. P. Engelbrecht, and I. Cloete : "Reduction of symbolic rules from artificial neural networks using sensitivity analysis", Ibid, pp.1788-1793 (1995)

ニューラルネットを活用した従来型テクニカル分析手法改善の試み

正員 馬場 則夫* 非会員 西田 将人*
非会員 甲斐 良隆**

A Trial for Improving the Traditional Technical Analysis Which Utilizes Neural Networks

Norio Baba*, Member, Masato Nishida*, Non-member, Yoshitaka Kai**, Non-member

In this paper, we propose a new decision support system (DSS) for dealing stocks which improves the traditional technical analysis by using neural networks. In the proposed system, neural networks are utilized in order to predict the “Golden Cross” (“Dead Cross”) several weeks before it occurs. Computer simulation results concerning the dealings of the TOPIX and Nikkei-225 confirm the effectiveness of the proposed system.

キーワード：ニューラルネットワーク，従来型テクニカル分析手法，ゴールデンクロス，デッドクロス

Keywords : neural networks, traditional technical analysis, golden cross, dead cross

1. はじめに

人間の脳のメカニズムにヒントを得たニューラルネット (NNs)の研究^{(1)~(3)}は，前世紀後半より活発に展開され，理論体系がかなり整備されると共に，産業の各分野への興味深い応用がなされてきた。株価予測に関しても，20 数年前から我が国内外で精力的な研究が開始され，これまで数多くの注目すべき成果を生み出してきたのである^{(3)~(15)}。

本論文では，ニューラルネット (NNs)を活用することにより従来型テクニカル分析手法を改善することを試みる⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾。具体的には，ニューラルネット (NNs)を活用することにより，株価に関する長期移動平均線と短期移動平均線の2種類の交わり（ゴールデンクロス (GC) 並びにデッドクロス (DC)）を事前に予測することを試みる。そして，この予測に基づいて株式売買を行うことにより，収益向上に役立てることが可能となることを示唆する。

以下に，本論文の構成を示す。2. において株価に関する長期移動平均線と短期移動平均線を利用した従来型テクニカル分析法に触れ，GC や DC を事前に予測する利点についても言及する。3. では，GC や DC を事前に予測するために NNs を利用することを試み，幾つかの NNs を活用することにより，GC 並びに DC の事前予測が可能となることを示唆する。4. では，NNs による GC 並びに DC の予測に基づ

く幾つかの株式売買 Computer Simulation を行い，GC 並びに DC の事前予測の効果を検証する。5. では，全体のまとめと今後の課題について述べる。

2. 移動平均線を活用した株式市場の趨勢認識

〈2・1〉 長期移動平均線と短期移動平均線の活用による株式市場の趨勢認識 従来型のテクニカル分析手法[†]では，株価の近い将来における上昇あるいは下降を予測するために，長期移動平均線 (Long Term Moving Average; LTMA) と短期移動平均線 (Short Term Moving Average; STMA) の両方の動きを参考にするという方法がしばしば用いられてきた^{††}。図1と図2は，それぞれ，短期と長期の2つの移動平均線の様子を表したものである。（実線：短期移動平均線；点線：長期移動平均線）^{†††}一般に，短期移動平均線が長期移動平均線を下から上に突き抜けた時には，株価の上

[†] 株価予測手法としては，過去の株式市場の変動を重要視するテクニカル分析と景気や企業業績を重要視するファンダメンタルズ分析に大別される。両者の違いは，市場の効率性に対する見方の違いからくるものであり，市場の効率性をないとする見方がテクニカル分析であり，逆に，市場の効率性が存在するという見方がファンダメンタルズ分析である⁽¹⁸⁾。現在，株価予測手法としては，両者が並存している状況であり，本論文では前者の立場をとって考えることとする。

^{††} 相場の傾向を知るために用いられる長期移動平均と短期移動平均の組み合わせは相対的なものである。2つの移動平均の代表的な組み合わせとして，次に示す1)と2)がある。

1) 長期移動平均として13週移動平均(13MA)，短期移動平均として6週移動平均(6MA)を用いる。

2) 長期移動平均として26週移動平均(26MA)，短期移動平均として13週移動平均(13MA)を用いる。

^{†††} 本研究では，日経平均225並びにTOPIXの趨勢の予測のために1)を利用する。2)は，個別銘柄の趨勢の予測のために用いる。（上記組み合わせは，日本経済新聞の記事を参考とした。）図1と図2は，それぞれ，2001年～2002年前半における東証一部上場の日産自動車の株価の変化，並びに，2005年度前半の日経平均225の変化を示している。（日本経済新聞の記事を参考とした。）

* 大阪教育大学教養学科情報科学専攻
〒582-8582 大阪府柏原市旭丘 4-698-1
Information Science, Osaka Kyoiku University, Asahiga-Oka,
4-698-1, Kashiwara City, Osaka Prefecture, 582-8582

** 関西学院大学経営戦略研究科
〒662-8501 西宮市上ヶ原一番町 1-155
Graduate Course for Management Strategy, Kwanseigakuin
University, 1-155, Ichibannchou, Uegahara, Nishinomiya City,
662-8501

図1 ゴールデンクロスとデッドクロス (個別銘柄)

Fig. 1. Golden Cross & Dead Cross (Individual Stock)

図2 ゴールデンクロスとデッドクロス (日経225)

Fig. 2. Golden Cross & Dead Cross (Nikkei-225)

昇の勢いが非常に強いことを示唆し、“ゴールデンクロス” (GC; 図1のB点と図2のD点) と呼ばれている。逆に、短期移動平均線が長期移動平均線を上から下に切り下がった時には、株価の勢いは弱く“デッドクロス” (DC; 図1のA点と図2のC点) と呼ばれている。従って、ゴールデンクロスを確認した後に株を購入し、デッドクロスを確認した後に株を売却するという方法が従来のテクニカル分析で頻繁に用いられてきた。

〈2・2〉 “ゴールデンクロス並びにデッドクロスは果たして株価の趨勢予測に役立つものなのか?” 従来型テクニカル分析法では、長期移動平均線と短期移動平均線の2種類の交わり (すなわち、GC と DC) の生起により、株価の趨勢を知り、それを株式売買のタイミングを決定するための一つの有力な判断材料として活用するということがしばしばなされてきた。しかしながら、“GC 並びに DC は、果たして本当に株価の趨勢予測に役立つものなのだろうか?” という疑問が生じる。この疑問に答えるため、我々は、1990年～2005年5月までの実データを用いて日経平均225、TOPIX、並びにランダムに選択した10種類の個別銘柄[†]につき、GC 並びに DC 後の株価の変化を調べた。(表1^{††}に、GC 並びに DC^{††}後6ヶ月以内の株価の上昇率と下降率に関するデータを与えた。表1の結果は、GC のあとは株価が上昇し、DC のあとは株価が下降する傾向が強いことを示唆している。)

表1 ゴールデンクロス並びにデッドクロス後の株価の変化

Table 1. Changes of stock price after GC & DC

	TOPIX		Nikkei-225		Individual Stocks	
Rate of Change	GC	DC	GC	DC	GC	DC
3%	9/9	7/7	10/10	10/10	61/61	58/58
5%	9/9	6/7	8/10	7/10	55/61	48/58
7%	8/9	6/7	8/10	7/10	49/61	44/58
10%	6/9	6/7	8/10	5/10	40/61	39/58
20%	2/9	3/7	1/10	2/10	35/61	20/58
30%	1/9	0/7	1/10	0/10	11/61	5/58

〈2・3〉 ゴールデンクロス (GC) 並びにデッドクロス (DC) を事前に予測することの意義 以下では、GC 並びに DC を事前に予測することの意義について、図1並びに図2に示した具体例を用いながら説明することとする。説明が繰り返しになるが、図1の点線は26週移動平均線 (長期移動平均線; LTMA) を意味し、実線は13週移動平均線 (短期移動平均線; STMA) を示している。又、点Aと点Bは、それぞれ、DC 並びに GC を示している。ここで、もし、DC が実際に起こる2週間前～4週間前に DC を予測することが出来れば800円近辺で (うまく行くと800円よりかなり高い値段で) 売却することが可能となる。しかし、DC が生起してから売却しようと決意した場合には、800円以下、へたをすると750円程度で売却することになりかねない。次に、B点のGCについて考えてみよう。この場合にも、GC を事前に予測することができ、予測に従ってGCが起こるより前に株を購入するならば、GC後に株を購入するよりもかなり安い値段で購入できる可能性が高いことが分かる。

図2は、2005年度のGCとDC付近の日経平均225の変動の様子を示している。この例においても、DC後日経平均は下降し、GC後日経平均は上昇しているのが読み取れるであろう。そして、もし、数週間前にDCが起こることを予測できれば (信用売りにせよ、現物売りにせよ) 高く売り抜けることが可能となる。又、GCの数週間前にGCが起こることを予測できればかなり安い値段で買うことが可能となる。図1の日産自動車の場合と同様、売却と購入の両方のDealingを考慮に入れると、クロス後にDealingを行う従来型テクニカル分析法とクロスが生起に関する予測に基づいてDealingを行う方法との差異は非常に大きいものになる。

[†] 個別銘柄に関しては、1995年から2005年までのデータを用いた。

^{††} 表中の分母と分子は、それぞれ、調査期間中にゴールデンクロス (デッドクロス) が生起した総回数、並びに、クロス後6ヶ月以内に株価が表1の左端の列に書かれた上昇率 (下降) を超えて上昇した回数 (下降した回数) を示している。例えば、表1の第3行第1列の8/9 (7%並びに TOPIX, GC に対応する数値) は、調査期間中にゴールデンクロスがトータル9回起こり、GC後6ヶ月以内に7%以上株価が上昇したケースが8回あったことを意味している。

^{†††} なお、今回の調査対象としたGC並びにDCは、前回のクロスから今回のクロスまでの長期移動平均と短期移動平均の差の絶対値が年度初頭の株価の3%以上のものに限定した。

両クロスにおけるこうした売買時における差異は、GC や DC が生起して後に株式を売買するよりも、もし事前にこれらを高い確率で予測することが出来、そしてその予測に従って株式を売買するならば、株式の価格変動に対して適切に対処できることを示唆している。

3. ニューラルネットによるゴールデンクロス並びにデッドクロスの予測

本節では、ニューラルネット (NNs) を活用して GC 並びに DC を事前に予測することを試みる。以下では、TOPIX[†] の GC 並びに DC を予測するために用いた NNs の入力変数、NNs モデル、教師信号等について説明する。

〈3・1〉 ニューラルネットの入力変数 株価は様々な要因によって変化する。従って、NNs によって株価を予測するためには、これらの要因と考えられる出来るだけ多くを入力変数として採用し、NNs の学習を行うことが必要になってくる。ところで、我々のグループでは、1990 年代の初頭より今日に至るまで様々な企業と共同研究を行ってきた。その中で、2000 年から 2002 年にかけて共同研究を行った QUICK 社からは、1990 年から 2001 年までの膨大な株式に関するデータ（主に週次データ）を提供していただいた。本研究では、その際にいただいたデータを中心として NNs による予測を行うこととする^{††}。

表 2 は、入力変数を示す^{†††}。表 2 の入力変数の幾つかについて簡単な説明を以下に書く：

TOPIX の割合：現在の（長期移動平均—短期移動平均）の絶対値の最近のクロス後の（長期移動平均—短期移動平均）の絶対値の最大値に対する割合

TOPIX 変化率：TOPIX の金曜日の終わり値から先週の TOPIX の金曜日の終わり値を引き、それを先週の TOPIX の金曜日の終わり値で割ったもの。一週間でどれほど TOPIX が（割合として）変化したかを示す数値である。

TOPIX 変化：本研究では、階層構造ニューラルネットを用いている。（時系列的变化を考慮するために、リカレントネットを用いるというような試みを行っていない。）我々は、時系列的变化を NNs への入力として与えるため、最近 4 週間の値を次のような計算式で計算した値を入力変数とした。

$(n-1)$ 週前の TOPIX の金曜日の終わり値から n 週前の

[†] 紙面の都合により、日経平均の説明は省略する。

^{††} 2001 年以降のデータに関しては、主として、東洋経済新報社の会社四季報 CD-ROM 並びに株価チャート CD-ROM より得られたデータを利用した。

^{†††} 年度により、若干の入力変数の変動がある。表 2 における入力変数は、1996—2001 年までの期間の学習・予測に用いた入力変数である。

^{†4} 学習期間を 3 年間というかなり長期間にした理由は、GC や DC の例を出来るだけ多く学習期間に組み込むためである。1 年程度の学習期間では、（長期移動平均が 13 週であることを考慮に入れると）GC や DC の実例を幾つか組み入れることは難しくなる。

^{†5} 我々は、学習済みの $N \times N \times 1$ ニューラルネットモデルにおいて（他のユニットへの入力の値は固定したまま）ある特定の一つの入力ユニットへの入力値を 1% だけ変化させ、出力ユニットからの出力の変化を測定した。そして、学習期間全体において出力変化の総和の大きい順にランキングを行った。この方法の正当性については、2 つの論文⁽¹⁹⁾⁽²⁰⁾を熟読の上、吟味済みであるが、紙数の都合上、詳細については省略する。

表 2 TOPIX に関する NNs の入力変数

Table 2. Input Variables into NNs concerning TOPIX

TOPIX 変化率	TOPIX 4 週変化率
TOPIX 変化	売買代金変化
東証一部 PBR 変化率	売買代金変化率
NY ダウ変化率	NY ダウ変化
ナスダック変化率	信用買い越し変化
ナスダック変化	信用買い越し変化率
外人買い越し変化率	外人買い越し変化
ボンド 10 変化率	TOPIX の割合
ボンド 10 変化	ドバイ原油変化
TOPIX の 13MA—6MA の変化率	TOPIX の 13MA—6MA の変化
TOPIX の 13MA—6MA の正負	米ドル変化率
米ドル変化	

TOPIX の金曜日の終わり値を引いたものを y_n とし、 y_n が正なら $X_n=1$ 、 y_n が負なら $X_n=0$ とする ($n=1, 2, 3, 4$)。TOPIX 変化は次の式で与えられる。

$$(2 \cdot (2^3 \cdot X_1 + 2^2 \cdot X_2 + 2^1 \cdot X_3 + X_4)) / 15 - 1$$

例えば、TOPIX が 4 週間前から連続して増加している場合には、TOPIX 変化の値は、+1 となり、4 週間前から連続して減少している場合には、-1 となる。4 週間前から今まで、+、+、-、- と変化した場合には、-0.6 となり、4 週間前から今まで、-、-、+、+ と変化した場合には、+ 0.6 となる。

以上から、明らかなように、TOPIX 変化は、TOPIX の上昇と下降に関する最近の傾向を -1 から +1 の間の数値で表したものと見える。（正の値で +1 に近いほど上昇の傾向が強いことを示しており、負の値で -1 に近いほど下降の傾向が強いことを示している。）

TOPIX 4 週変化率：TOPIX の金曜日の終わり値から 4 週間前の TOPIX の金曜日の終わり値を引き、それを 4 週間前の TOPIX の金曜日の終わり値で割ったもの。4 週間でどれほど TOPIX が（割合として）変化したかを示す数値である。

TOPIX の 13MA—6MA の正負：TOPIX の長期移動平均—短期移動平均（13MA—6MA）が正の場合に +0.95、負の場合に -0.95 を取るものとする。

〈3・2〉 学習期間と予測期間 本研究では、学習期間を 3 年、予測期間を 1 年とした^{†4}。表 3 において、A1 は、1991 年～1993 年までを学習期間とし、1994 年度を予測期間としていることを示している。以下、A2～A12 まで 1 年ずつシフトしたものとなっている。月毎に期間をシフトする方法⁽¹⁴⁾も考えられるが、かなりのページ数を要するため、ここでは割愛する。

〈3・3〉 ニューラルネットモデル並びに出力関数 本研究では、ニューラルネットモデルとして、利用可能なすべての変数を N とした場合の $N \times N \times 1$ モデル（入力ユニットの数 N 個、中間層ユニットの数 N 個、出力ユニットの数 1 個のモデル）以外に、感度解析手法⁽¹⁹⁾⁽²⁰⁾を活用し^{†5}、感度の高い入力変数順に上から m 番目までの入力変数を用いた

表3 学習期間と予測期間

Table 3. Learning period and prediction period

	学習期間	予測期間
A1	1991年1月～1993年12月	1994年1月～同年12月
A2	1992年1月～1994年12月	1995年1月～同年12月
⋮	⋮	⋮
A8	1998年1月～2000年12月	2001年1月～同年12月
⋮	⋮	⋮
A12	2002年1月～2004年12月	2005年1月～同年5月

$m \times m \times 1$ モデルを採用した。参考までに、A7 期間並びに A8 期間における入力変数の感度解析によるランキングを表 4 に示す。A7, A8 両期間とも、(TOPIX の長期移動平均—短期移動平均) の正負、並びに、TOPIX 変化等の様々な変化がランキングの上位を占めている。

本論文では、紙面の都合により省略したが、こうした傾向は、A7, A8 両期間以外の期間に対しても見られた。なお、NNs モデルに含まれるユニットの出力関数としては、 -1 から $+1$ の出力値を出すバイポーラシグモイド関数を用いた。

〈3・4〉ニューラルネットの学習と教師信号 NNs を用いて予測をするためには、学習を行うことが必要となる。本研究では、教師付き学習アルゴリズムとして良く知られている BP 法を用いて学習を行うこととした。

そして、GC を予測するために図 3 で示されるような教師信号の与え方を採用した。図 3 について、簡単な説明を行っておこう。GC が起こる 4 週間前 (約 1 ヶ月前) の教師信号を $+1$ とし、それから 1 週間遠ざかる毎に 0.2 を引いた教師信号 (3 週間前と 5 週間前を 0.8 , 2 週間前と 6 週間前を 0.6 , 1 週間前と 7 週間前を 0.4) を与えた。そして、GC が起こる 8 週間前から DC までの教師信号として 0.15 を与えた。

一方、DC に関しては、DC が起こる 4 週間前 (約 1 ヶ月前) の教師信号を -1 とし、それから 1 週間遠ざかる毎に 0.2 をプラスした教師信号 (3 週間前と 5 週間前を -0.8 , 2 週間前と 6 週間前を -0.6 , 1 週間前と 7 週間前を -0.4) を与えた。そして、DC が起こる 8 週間前から GC までの教師信号として -0.15 を与えた。

ニューラルネットの学習には、大容量のデータを高速に計算する必要があるため、MATLAB の Toolbox を用いることとした。そして、学習の終了規範として、総誤差関数の値が初期誤差の 10^{-3} 以下になるか、もしくは計算回数が 3 万回を超えた時点で計算をストップすることとした。

〈3・5〉複数のニューラルネットモデルを用いたゴールデクロス並びにデッドクロス発見の試み 我々は、これまで、ニューラルネットによって GC 並びに DC を事前に予測するために様々な準備を行ってきた。

さて、以下では、学習したニューラルネットモデルから次々と得られる出力値に関する情報を用いて如何にして

表4 感度解析手法による入力変数のランキングの例

Table 4. Input Variables into NNs concerning TOPIX

	A7 学習期間: 1997～1999 予測期間: 2000	A8 学習期間: 1998～2000 予測期間: 2001
1 位	TOPIX13MA-6MA 正負	TOPIX13MA-6MA 正負
2 位	ナスダック変化	TOPIX13MA-6MA 変化
3 位	TOPIX13MA-6MA 変化	信用買い越し変化
4 位	ボンド 10 変化	TOPIX 割合
5 位	NY ダウ変化	米ドル変化
6 位	外人買い越し変化率	外人買い越し変化
7 位	信用買い越し変化	外人買い越し変化率
8 位	東証一部売買高変化	ドバイ原油変化
9 位	TOPIX 変化	ナスダック変化
10 位	米ドル変化	NY ダウ変化
11 位	TOPIX13MA-6MA 変化率	ボンド 10 変化
12 位	ドバイ原油変化	TOPIX 変化
13 位	外人買い越し変化	東証一部売買高変化
14 位	ナスダック変化率	TOPIX 変化率
15 位	TOPIX 割合	東証一部売買高変化率
16 位	TOPIX 変化率	NY ダウ変化率
17 位	TOPIX 4 週変化率	TOPIX13MA-6MA 変化率
18 位	NY ダウ変化率	TOPIX 4 週変化率
19 位	米ドル変化率	ナスダック変化率
20 位	東証一部単純平均 PBR 変化率	東証一部単純平均 PBR 変化率
21 位	東証一部売買高変化率	信用買い越し変化率
22 位	ボンド 10 変化率	米ドル変化率
23 位	信用買い越し変化率	ボンド 10 変化率

図3 ゴールデクロスに関する教師信号

Fig. 3. Teacher signals relating to Golden Cross

GC・DC が近い将来起きる (あるいは起きない) という判断をするかという点について考えてみよう。これは、極めて重大な問題であり、GC・DC が近い将来に起きるか起きないかという点に関して判断を誤り、その判断に従って株式の dealing を行った場合、とんでもない損失をかかえこむことになる。

ニューラルネットの学習を十分行った後、学習済みのニューラルネットを用いて予測するとはいっても、様々な種類のノイズが入力の中に含まれている可能性がおうおうにしてあり、望ましくない出力が出される可能性が全くないとは言い切れないのである。

本研究では、GC 並びに DC の出来るだけ正確な事前予測を行うため、たった一個のニューラルネットモデルではなく、複数個のモデルを用いることにより、予測精度を上げ

る試みを行った。

以下では、どのようなニューラルネットモデルを用いたか、より具体的に説明しよう。

利用しうるすべての入力変数 N 個を用いた $N \times N \times 1$ モデル、並びに、感度解析法により感度の高い入力変数順に上から m 番目まで選び^{†††††}、 $m \times m \times 1$ 型モデルを何個か用意し、これらの選ばれたニューラルネットモデルの出力すべてを検討することにより、GC 並びに DC の生起に関する予測を与えることとした。

以上述べたことをより分かりやすく説明するために、TOPIX の 2001 年度の予測の場合を例にとって説明しよう。予測のために用いたニューラルネットモデルは、 $23 \times 23 \times 1$, $20 \times 20 \times 1$, $18 \times 18 \times 1$, $15 \times 15 \times 1$, $12 \times 12 \times 1$, $10 \times 10 \times 1$, $8 \times 8 \times 1$ の合計 7 モデルである。そして、GC 並びに DC が生起するという予測を与えるための条件として、次の条件(1) 並びに条件(2)を用いた。

GC 並びに DC の予測条件 ((1)又は(2)が満たされる場合、GC, DC が起きると予測する。)

(1) すべてのニューラルネットからの出力が正(負)の値をとり、出力の絶対値の平均が 0.5 以上の場合、GC (DC) が、ごく近い将来、発生すると予測する。

(2) 過半数のニューラルネットからの出力が正(負)で、かつ、正(負)の出力の内、0.7 以上(−0.7 以下)の出力が過半数を占め、更に全体の出力の平均値が 0.5 以上(−0.5 以下)である場合、GC (DC) がごく近い将来発生すると予測する。

以上の準備の下、NNs によって、GC 並びに DC の適切な予測を行うことができるかどうか、計算機シミュレーションを行った。GC (DC) の生起以降、6 ヶ月以内に TOPIX が 10%以上上昇(下降)したケースの内、NNs によってこれらの GC (DC) をどの程度予測出来たかを表 5 に示す。

表 5 は、かなりの高い確率で NNs が GC 並びに DC を予測していることを示している。

ところで、表 1 では、TOPIX に関して、GC (DC) が生起した 9 例(7 例)の内、2 例(3 例)において、GC (DC) の生起以後 6 ヶ月以内に 20%以上の上昇(下降)が見られたことが示されている。提案した予測システムは、これらすべてを予測しえたであろうか。GC の 2 例の内、どちらかを予測できなかったとすると、絶好の好機を逃したことになる。我々は、この件について Simulation 結果を調べた所、2 例とも、7 個の NNs からなる予測システムが GC の生起の数週間前に GC が生じるという予報を与えることに成功していることを確認した。以下に、GC が生じた年月日と何週間前に GC の予報を出したかについて説明する。

(1) 1995 年 5 月 20 日、TOPIX に関して GC が確認されたが、その 3 週間前に GC の予報が出されている。

(2) 1998 年 11 月 21 日、TOPIX に関して GC が確認されたが、その 5, 4, 2 週間前に GC の予報が出されている。

一方、DC の生起以後 20 % 以上の下落が生じた 3 例については、表 5 より、3 例とも DC が生じる前に DC の予報が

表 5 GC 並びに DC の予測成功率

Table 5. Success rate of prediction regarding GC & DC

TOPIX			
GC	5 / 6 (83.3 %)	DC	6 / 6 (100 %)
Nikkei-225			
GC	7 / 8 (87.5 %)	DC	5 / 5 (100 %)

出されていることが分かる。

以下に、3 つの大幅な TOPIX の下降事例に対して、提案した予測システムが何週間前に DC が生じることの予報を与えたかについて述べる。

(1) 1997 年 8 月 23 日、TOPIX に関して DC が確認されたが、その 9, 8, 6, 5 週間前に DC の予報が出されている。

(2) 1998 年 4 月 11 日、TOPIX に関して DC が確認されたが、その 2 週間前と 1 週間前に DC の予報が出されている。

(3) 2001 年 6 月 23 日、TOPIX に関して DC が確認されたが、その 5 週間前と 4 週間前に DC の予報が出されている。

以上、TOPIX に関する GC 並びに DC の事前予測について述べたが、日経平均 225 の GC (DC) 後の 20 % 以上の上昇(下降)のケース 1 例(2 例)について、事前予測が出来たかどうかについて触れよう。

表 1 に示されているように、GC 後 6 ヶ月以内に 20 % 以上日経平均が上昇したケースは 1 回であり、2003 年 5 月 30 日に GC が起こっているが、その 2 週間前に GC が予測されている。又、DC 後 6 ヶ月以内に 20 % 以上日経平均が下降したケースは 2 回であり、1997 年 8 月 2 日と 1998 年 4 月 11 日に DC が起こっているが、それぞれ、3, 5, 6 週間前及び 3 週間前に DC が予測されている。

4. NNs による GC 並びに DC の予測に基づく株式売買に関するコンピュータシミュレーション

前節では、幾つかの NNs を活用することにより GC 並びに DC を事前に予測できるのではないかという示唆を行い、シミュレーションにより、その可能性を確認した。本節では、こうした準備をもととして、NNs による GC 並びに DC の事前予測の試みが株式売買の際に実際にどの程度役立つものかどうか、実データを用いたコンピュータシミュレーションにより検討することとする。

我々は、次のような点を考慮に入れて信用取引を可能とし、シミュレーションを行った。

(1) 株価が大幅に下落するという予測がなされた場合、現在手持ちの株を売却するだけでなく、ヘッジのために信用売りを可能とすることを考える必要がある。

(2) 株価が大幅に上昇すると予測される場合で、もし株式購入のための余裕資金がない場合には、信用買いも可能として Simulation を行ってみることも興味深い。

さて、NNs による GC 並びに DC の早期発見のメリットを主張するためには、一般の人々にも納得がいくような分かりやすいシミュレーションを行う必要がある。そこで、本論文では、6 ヶ月以内に反対売買を行わなければならないと

する制度信用取引⁽²¹⁾を用いた Simulation を行うこととした。

更に、株式の世界におけるベンチマークとして良く知られた Buy-and-Hold[†]との比較、並びに、従来型テクニカル分析法に基づいた“GC 後に株式を購入し、DC 後に株式を売却する”という方法との比較を行うこととした。又、Simulation の比較の際の公平性を期すため、各年度の初頭に与えられた初期資金 100 億円を使ってそれぞれの売買ルール^{††}に基づいた売買を行い、その年度の終わりに精算するものとした。(売買の際の手数料は、取引高の 0.1% プラス 25 万円とした。) 一般に、制度信用取引では、委託保証金の 3 倍まで取引を膨らませることができるが、以下の Simulation では、次に示すような信用取引のための売買ルールを設定した。

(1) 各売買の単位は、100 億円とする。

(2) 各年度の終わりには、その年度の途中で信用取引で売買を行った株式で、反対売買をまだ行っていない株式に対し、必ず手数料を支払って反対売買を行うものとする。

(3) 信用取引を行った時点から 6 ヶ月経過しても反対売買を行っていない場合には、たとえいかなる損失が生じていたとしても、6 ヶ月を経過した時点で反対売買を行うものとする。

(4) 信用取引開始以後、意に反した株価の動きが現実となった場合には、取引額に対して 10% の損失が生じた時点で反対売買を行うものとする。

(5) NNs からの出力が、前節の GC 並びに DC の予測条件(1)又は(2)を満たした場合には、その指示に従って、信用買い又は信用売りを必ず行うこととする。

(6) ここでの信用取引は、委託保証金の 2 倍まで取引額を膨らませることができるものとする。

以上のルールに従って Computer Simulation を実行した。以下の表 6 と表 7 は、それぞれ、TOPIX 並びに日経平均 225 の Simulation 結果を示している^{†††}。この 2 つの Simulation 結果は、NNs による GC 並びに DC の早期発見の有効性を強く示唆していると考えることが出来るのではないだろうか。表 6 は、Buy-and-Hold 法、クロス後に売買を行う従来型テクニカル法、並びに、NNs からの GC 並びに DC の予測に基づいて売買を行う方法 (PDSS (Proposed Decision Support System) の略) からなる 3 つの方法を TOPIX の Dealing に適用した Simulation 結果を示している。PDSS は、Buy-and-Hold 法と比較して、12 年間の内、8 年間に渡って良好な売買結果を修めているのがわかる。そして、12 年間の合計利益は、約 43.2 億円であり、一年間に直すと約 3.6 億円の利益を生み出している。これは、Simulation 開始時の TOPIX 値が 1439

表 6 TOPIX に関する 3 つの手法の Dealing 結果

Table 6. Dealing Result by the three methods concerning TOPIX

	Buy & Hold	After Crossing	PDSS
A1(Pre.:1994)	10.809	9.853	11.054
A2(Pre.:1995)	10.252	10.446	9.459
A3(Pre.:1996)	8.969	9.810	9.277
A4(Pre.:1997)	7.759	9.955	8.821
A5(Pre.:1998)	9.197	7.969	13.138
A6(Pre.:1999)	15.337	9.511	13.848
A7(Pre.:2000)	7.438	10.776	6.733
A8(Pre.:2001)	7.941	9.934	12.267
A9(Pre.:2002)	7.986	9.321	10.898
A10(Pre.:2003)	12.606	11.770	8.458
A11(Pre.:2004)	10.764	10.236	9.662
A12(Pre.:2005)	9.862	9.958	10.696
Total Return	-1.072	-0.454	+4.316

(Billion yen; Numbers below one million are rounded)

表 7 日経 225 に関する 3 つの手法の Dealing 結果

Table 7. Dealing Result by the three methods concerning Nikkei-225

	Buy & Hold	After Crossing	PDSS
A1(Pre.:1994)	11.292	10.261	8.620
A2(Pre.:1995)	10.157	10.039	12.042
A3(Pre.:1996)	9.356	10.194	9.469
A4(Pre.:1997)	7.657	9.543	11.226
A5(Pre.:1998)	9.031	8.291	13.904
A6(Pre.:1999)	13.390	9.337	16.685
A7(Pre.:2000)	7.305	11.435	8.164
B1(Pre.:03.4-04.3)	14.521	11.974	10.775
B2(Pre.:04.4-05.3)	9.933	8.939	10.000
Total Return	+2.645	+0.015	+10.888

(Billion yen; Numbers below one million are rounded)

円であり、Simulation 終了時の TOPIX 値が 1132 円であることを考慮に入れると、(たとえ、途中 TOPIX の上昇・下降があったにせよ、トータルとして 2 割以上下落している。)かなりの好成績を残していると言えるであろう。ところで、クロス後に売買を行う従来型テクニカル分析法は、12 年間のトータルが -4.5 億円となっている。先程言及した TOPIX のシミュレーション開始時から終了時に渡るトータルとしてのかなりの下落を考慮に入れると、たとえ総利益がマイナスになっているとはいっても、まずまずの結果と言えるであろう。

表 7 は、3 つの方法を日経平均 225 の dealing に適用した Simulation 結果を示している^{†††}。NNs による GC & DC の予測機能を組み込んだ提案手法 (PDSS) は、Buy & Hold と比較して 9 期間中 6 期間に渡ってより大きな利益をあげている。又、トータルとして考えると、総利益が約 109 億円となっている。これは、1 年に直すと 12 億円強となり (日経平均 225 が、シミュレーションの開始時に 17417 円で、終

[†] シミュレーションの開始時に所持金の全額を用いて株を購入し、終了時に保持している株をすべて売却する方法。

^{††} PDSS 並びにクロス後に売買を行う従来型テクニカル分析法では、委託保証金を 100 億円とした制度信用取引を利用した。

^{†††} 表 6 並びに表 7 の各期間に対応する数値は、各期間の終了時における初期資金 (100 億円) の変化を表している。

^{†††} 表 7 では、2001 年から 2003 年 3 月までの予測結果については、記載されていない。これは、2000 年 3 月末に日経平均 225 の構成銘柄の大幅な入れ替えが行われたことを考慮し、対応する期間を検討対象から除外したためである。

表 8 TOPIX の Dealing の一例

Table 8. An example of dealing TOPIX

2001 (m/d)	TOPIX	13MA -6MA	Neural Network Model							
			23-23-1	20-20-1	18-18-1	15-15-1	12-12-1	10-10-1	8-8-1	
0106	1297	44	0.27	0.23	0.68	0.20	0.22	0.37	0.45	
-0303	1200	23	-0.19	0.92	0.24	0.18	-0.29	-0.53	-0.18	
0310	1238	22	0.54	-0.46	0.28	0.08	0.04	-0.34	0.03	
0317	1197	26	0.79	0.72	0.42	0.40	0.66	0.27	0.32	
0324	1282	25	0.64	0.39	0.09	0.78	0.43	0.22	-0.04	
0331	1277	19	0.67	0.85	0.82	0.75	0.72	-0.03	-0.39	
0407	1314	11	-0.31	-0.13	0.26	0.57	0.68	0.31	0.53	
0414	1299	-1	-0.70	-0.17	-0.23	-0.36	-0.50	-0.48	-0.29	GC
0421	1330	-15	-0.53	-0.72	0.09	0.10	-0.75	-0.38	-0.18	
0428	1366	-37	0.02	-0.04	0.24	-0.15	0.03	-0.27	-0.04	
0505	1424	-51	-0.62	0.21	0.23	-0.05	-0.17	-0.34	-0.01	
0512	1377	-59	-0.63	-0.37	-0.36	-0.58	-0.78	-0.27	-0.33	
0519	1372	-59	-0.64	-0.63	-0.67	-0.77	-0.71	-0.51	-0.60	
0526	1360	-61	-0.69	-0.79	-0.76	-0.94	-0.88	-0.53	-0.13	
0602	1310	-49	-0.77	0.33	0.08	-0.84	-0.74	-0.59	0.10	
0609	1318	-35	-0.49	-0.28	-0.04	0.42	-0.14	-0.65	-0.24	
0616	1265	-3	-0.22	-0.39	-0.13	0.43	-0.10	-0.08	-0.32	
0623	1305	10	0.49	0.67	0.10	0.07	0.60	0.33	0.22	DC
0728	1184	54	0.44	0.80	0.42	0.61	0.10	0.29	0.24	
0804	1220	52	0.87	0.56	0.91	0.76	0.72	0.78	0.84	
0811	1182	57	0.43	0.30	0.19	0.48	-0.11	0.28	0.65	
0818	1170	55	0.64	-0.11	0.19	0.54	-0.04	0.64	0.48	
0825	1145	55	0.26	0.71	0.86	-0.53	0.83	0.83	0.38	
0901	1104	55	0.50	0.75	0.42	0.53	0.06	0.84	0.26	
0908	1081	54	0.79	0.87	0.60	0.83	0.29	0.84	0.62	
0915	1034	67	0.42	-0.05	0.22	0.64	-0.08	0.50	0.37	
0922	998	74	-0.00	-0.38	0.22	0.00	-0.21	0.26	0.56	

了時が 11761 円でトータルとして 3 割以上の下落となっていることを考慮にいれると), かなり高率の Return といえるであろう。GC 並びに DC が生じてから売買を行う従来型テクニカル分析法を用いた場合も (トータルとして大幅な日経平均の下落にもかかわらず) 非常に少ないとはいえ, わずかながらプラスの Return をだしている。表 6 及び表 7 のシミュレーション結果は, NNs による GC 並びに DC の予測機能を組み込んだ形で株式売買を行うことの有利さを示唆していると言えるであろう。

ところで, “ほんとうに NNs による GC & DC の予測機能を組み込むことによって, 急激な変動がしばしば起こる株式市場に適切に対応できるのであるだろうか?” という疑問が起こるのは自然なことであろう。そうした疑問に答えるため, 以下の表 8 において, PDSS による Dealing の様子の一部を紹介することとする。

表 8 は, 2001 年度の PDSS による TOPIX の Dealing の様子を示している。表 8 によると, 2001 年 4 月 14 日, GC が実際に確認されているが, PDSS は, 実線で囲んだ個所が示しているように, GC が起こる 4 週間前の 3 月 17 日に GC を予測している。又, 6 月 23 日に DC が確認されているが,

点線で囲んだ 2 つの個所が示しているように, DC が起こる 5 週間前と 4 週間前に DC を予測している。そして, DC 後, 8 月 4 日と 9 月 8 日の 2 回に渡って 7 つの NNs モデルからの出力結果を考慮に入れた PDSS の指示に従い, 2 回の購入を行っている。2001 年度の TOPIX に関する Dealing をまとめると, 次のようになる。

- (1) 3 月 17 日に 100 億円を用いて 1197 円で信用買いを実行
 - (2) 5 月 19 日に 1372 円で, (1) の反対売買 (売り) を行い, 3 月 17 日の信用取引の解消を行う
 - (3) 5 月 26 日に 1360 円で 100 億円分の信用売りを実行
 - (4) 8 月 4 日に 1220 円で (3) の反対売買 (買い) を行い, (3) の信用取引の解消を行う
 - (5) 9 月 8 日に, 1081 円で 100 億円分の信用買いを実行
- 以上のような Dealing が実行され, 2001 年度は手数料を引いて約 22.7 億円の利益を生み出すことに成功した

5. まとめ

本研究では, ニューラルネットを活用することにより, 株価の長期移動平均線と短期移動平均線の 2 種類の交わり (すなわち, ゴールデンクロスとデッドクロス) を予測することを試みた。そして, かなり長期に渡る TOPIX 並びに日経平均に関する実データ (週次データ) を用いてシミュレーションを行った結果, 非常に高い確率で実際にクロスが起こる数週間前に 2 種類のクロス (GC と DC) を予測することが可能であることを確認した。そして, NNs による GC 並びに DC の予測結果を活用し, TOPIX 並びに日経平均 225 の売買シミュレーションを長年に渡って行った所, かなりのパフォーマンスを上げることが示された。

しかしながら, 株式の世界に絶対というものはなく, たとえ GC が起こったとしても, その直後の何らかの事情 (例えば, 紛争の勃発, テロ, 大きな自然災害, 様々な経済関係の事件, 大変な世界的事件, 等々) により, 逆に株価が下降したりもするし, DC の後, さほど下降せず上昇することも時々起こる。(とはいっても, かなりの高い確率で GC の後は上昇, DC の後は下降という傾向が見られることが実データより確認された。) 従って, 本論文で提案した GC 並びに DC の NNs による予測のみに頼ることは, リスクを負うことになるであろう。それ故, 世界情勢や我が国の経済情勢, グローバルな経済の動き等々を考慮に入れ, ここで提案した考え方を将来の株価の動向の一つの判断材料として活用することも考えられるのではないだろうか。(工学的な言い方をすれば, 様々な将来観測や DSS のフュージョンを行う際の一つの Tool として利用できるのではないかと考えている。)

今後の課題として更に検討したいと考えているものを以下に列挙する。

- (1) 本研究では, NNs による GC や DC の予測に基づいた株式売買について考察したが, これまで, 線形回帰分析法, 非線形回帰分析法, ニューラルネット等を用いた色々

な株価予測手法が提案されてきている⁽⁴⁾⁽⁶⁾⁽¹³⁾⁽²²⁾⁽²³⁾。

本論文で提案した手法とこれらの方法との比較を、様々な実データを用いて行ってみたいと思っている。

(2) GC や DC を事前予測するものとして、NNs 以外に統計処理による方法も考えられる。(我々の知る限りにおいて、何らかの手法を用いて GC, DC を事前予測し、得られた事前予測を株式売買に生かすという研究は、これまで発表されてはいない。) NNs を使用する利点は、現在までに蓄積されたデータを用いて NNs モデルに含まれる重みベクトルの学習を行い、入出力に関する複雑な非線形関係をうまく近似することができることにある。提案手法と NNs 以外で GC, DC を事前予測する方法との比較を様々な実データを用いて行ってみたいと考えている。

(3) 様々なポストから選り出された数多くの個別銘柄に関するシミュレーションを行い、すでに得られている TOPIX 並びに日経平均 225 のシミュレーション結果と合わせ、本研究の総合的な評価を行いたいと思っている。

(4) 本論文で採用した GC 並びに DC の予測条件(1), (2)の変更(例えば, (1)における平均 0.5 という数値を若干変動させること等々)や表 8 における NNs モデルの組み合わせの変更等々によるシミュレーション結果への影響等についても、数多くのシミュレーションを行うことにより、注意深く検討したいと考えている。

謝 辞

本研究の一部は、科学研究費補助金(基盤研究(C))並びに科学技術融合振興財団(FOST)の援助を受けて行われた。深く感謝の意を表したい。又、コンピュータシミュレーション等々において、多大の尽力をしてくれた川地智子さん、野村俊智君、上松誠君、魏河君、長松孝幸君、松田篤志君、秋山正尊君、小濱健一君、中江航君らのお大阪教育大学卒業生・在学生の諸君に感謝の意を表したい。

(平成 18 年 2 月 22 日受付, 平成 18 年 7 月 31 日再受付)

文 献

- (1) D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, and the PDP Research Group : "Parallel Distributed Processing", MIT Press (1986)
- (2) S. Haykin : "Neural Networks", Prentice-Hall Inc. (1999)
- (3) 馬場則夫・小島史男・小澤誠一 : 「ニューラルネットの基礎と応用」, 共立出版 (1994)
- (4) A. P. Refenes : "Neural Networks in the Capital Market" Wiley (1995)
- (5) A. S. Weigend et al. : "Decision Technologies for Financial Engineering", World Scientific (1997)
- (6) E. M. Azoff : Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets, John Wiley & Sons (1994)
- (7) K. Kamijo and T. Tanigawa : "Stock price recognition - a recurrent neural network approach", Proceedings of IJCNN, Vol.1, pp.215-221 (1990)
- (8) 馬場則夫 : 「ニューラルネットの投資への応用」, シミュレーション, 10, pp.284-290 (1991)
- (9) N. Baba and M. Kozaki : "An intelligent forecasting system of stock price using neural network", Proceedings of IJCNN, Vol.1, pp.371-377 (1992-7)
- (10) N. Baba et al. : "A hybrid algorithm for finding the global minimum of error function of neural networks and its applications", Neural Networks, Vol.7, pp.1253-1265 (1994)
- (11) N. Baba et al. : "Utilization of neural networks and GAs for constructing an intelligent decision support system to deal stocks", Proceedings of the

SPIE conference, Vol.2760, pp.164-174 (1996-4)

- (12) 馬場則夫 : 「ニューラルネットを活用した株式売買意思決定支援システムの構築」, MTEC ジャーナル, Vol.11, pp.3-41 (1998)
- (13) 磯貝明文 : 「ニューラルネットワークによる株価予測 - 実務上の使いやすさの観点から」, システム制御情報学会誌, 44, pp.492-498 (2000)
- (14) N. Baba and H. Suto : "Utilization of artificial neural networks and TD-Learning method for constructing intelligent decision support systems", European Journal of Operational Research, Vol.122, pp.501-508 (2000)
- (15) N. Baba et al. : "Utilization of soft computing techniques for constructing reliable decision support systems for dealing stocks", Proceedings of IJCNN, pp.2150-2155 (2002-5)
- (16) 馬場則夫・上松 誠・長松孝幸 : 「ソフトコンピューティングを活用した従来型テクニカル分析手法の改善の試み」, 平 17 電関係学会関西支部連合大会講演論文集, S5-3 (2005-11)
- (17) 合宝郁太郎 : 「株式相場のテクニカル分析」, 日本経済新聞社 (1985)
- (18) E. F. Fama : Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work", The Journal of Finance, Vol.25, No.2, pp.383-417 (1969)
- (19) J. M. Zurada, A. Malinowski, and I. Cloete : "Sensitivity analysis for minimization of input data dimension for feedforward neural network", Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp.447-450 (1994-6)
- (20) H. L. Viktor, A. P. Engelbrecht, and I. Cloete : "Reduction of symbolic rules from artificial neural networks using sensitivity analysis", Ibid, pp.1788-1793 (1995)
- (21) 阿部智沙子 : 「信用取引 買い方・売り方・儲け方」, 日本実業出版社 (2004)
- (22) H. Tong : Non-Linear Time Series, Oxford University Press (1990)
- (23) M. Casdagli and S. Eubank : Editors, Nonlinear Modelling and Forecasting, Addison-Wesley (1992)

馬 場 則 夫

(正員) 1946 年 2 月 23 日生。1974 年 3 月京都大学大学院工学研究科数理工学専攻博士課程修了。同年 4 月徳島大学工学部情報工学科助手, 1988 年 6 月同大学教授。1990 年 4 月大阪教育大学教養学科学情報科学専攻教授, 現在に至る。学習オートマトン, ニューラルネット, ゲーム理論, 株価予測等の研究に従事。工学博士。2000 年日本シミュレーション&ゲーミング学会論文賞受賞。日本シミュレーション&ゲーミング学会, システム制御情報学会, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会, IEEE 会員。

西 田 将 人

(非会員) 1982 年 12 月 18 日生。現在, 大阪教育大学大学院総合基礎科学専攻数理情報コース修士課程在籍中, ニューラルネットを活用した株価予測の研究等に従事。

甲 斐 良 隆

(非会員) 1949 年 4 月 2 日生。1975 年 3 月京都大学大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了。同年 4 月(株) 帝人入社。1987 年 4 月(株)三菱信託銀行入社。1996 年 3 月同統括マネジャー。2003 年 4 月神戸大学経営学研究科教授。2005 年 4 月関西学院大学経営戦略研究科教授。ファイナンス理論と金融工学の研究に従事。不動産金融工学学会等の会員。