

日足データを考慮したニューラルネットワークによる 日経平均先物取引の売買予測

A study of the Prediction of trading the Nikkei 225 Stock Price Based on Neural Network using Daily Chart

柴田 慎一*

Shin-ichi Shibata*

Summary

The many researches have been conducted to predict the stock price and decide sales transaction in the past. The prediction of the trade signal which means the timing of selling and buying the stock has the advantage and could effectively reduce the number of the transaction rather than the stock price movement each transaction. The investor uses the investment indices as fundamental analysis and technical analysis. We focus on the candle chart which shows the flow transaction in the market technical analysis. There is Sakata ruled line method in the technical analysis and the method uses the combinations of the chart to predict the trade signal. In this study, we created the Neural Network based on these indices assigned to teacher signal and investigate the earning rate by transaction predictive simulation in the each signal.

キーワード : 株価予測, ニューラルネットワーク, ローソク足, 酒田罫線法

Keywords : Predict the Stock Price, Neural Network, Candle Chart, Sakata Ruled Line Method

1. はじめに

近年, 膨大な情報から将来の株価を予測する研究が活発である。しかし, ユージン・ファーマ氏が提唱した効率的市場仮説¹⁾によると株価を予測することは意味のないこととされている。

効率的市場仮説の反証の一つに工学的手法を用いた株価予測がある。従来の株価予測の手法として, ニューラルネットワーク (NN: Neural Network), 遺伝的アルゴリズム (GA: Genetic Algorithm), 遺伝的プログラミング (GP: Genetic Programming), サポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine), テキストマイニング (Text Mining) などが挙げられる²⁾⁴⁾。これらの研究報告では, 株価の方向一致率や収益率で評価を行っており, 1 年あたり約 12%の収益を出すなど高い成

果が得られたものもある²⁾。

以上の研究結果は効率的市場仮説の反証となっており, 膨大な情報をもとに株価予測を行う余地があることを示している。本研究においても株価予測の余地はあるという前提で研究をすすめる。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク (Neural Network) とは, 脳の神経回路を数理モデル化した教師あり学習の手法のことである⁶⁾。脳の神経回路はニューロンと呼ばれる神経細胞が複雑に結合されて構成されている。これらニューロンを数理モデル化し組合せたものがニューラルネットワークである。ニューラルネットワークはパターン認識問題, 識別問題などに用いられている。

* 大同大学情報学部情報システム学科

本研究では、階層型の3層ニューラルネットワークを用いる。階層型とは、ニューロンを数理モデル化したユニット（人工ニューロン）と呼ばれるものを階層型に複数個並べ、前の層から次の層へ出力を順番に伝播させていくネットワークのことである。

階層は、入力層・中間層・出力層の3層からなる。ニューラルネットワークに入力される信号（特徴量）は、正しい出力値である教師データに影響を与える変数である必要がある。ニューラルネットワークは正しい出力値に近づけるようにネットワークの学習を行う。

学習をする際、出力層から出力された信号と教師信号と呼ばれる正解データの比較を行う。出力信号と教師信号の誤差を学習信号として中間層・入力層へ伝播させていく。出力信号と教師信号の誤差が最小になるようにネットワークの重みを計算する方法を誤差逆伝播法（BP：Back Propagation）という。この学習を繰り返し行うことで、ニューラルネットワークは各層のネットワークの結合荷重を計算することができる。

3. 提案手法

本研究では、チャート分析で用いられるローソク足を使用する⁷⁾。ローソク足とは、始値と終値を実体、高値と安値をヒゲと呼び、一日の株価の値動きを表している。ローソク足の実体とヒゲの長さにより、その日の金融市場の買いや売りの強弱が判断することができる。投資家は株や為替の取引を行うときローソク足を見て過去の株価の値動きを把握している。

以上のことから、本研究ではローソク足が投資家の売買心理に与える影響や、ローソク足の実体とヒゲの長さが表している投資対象の売買の強弱に着目した。

ローソク足の種類による投資対象の売買の強弱を数値化し、ニューラルネットワークの教師信号として売買予測モデルを構築した。また、ローソク足の組合せからなる酒田罫線法の型⁸⁾も活用し、売買予測の向上に繋がるか試みた。

売買予測後、日経平均先物の取引を行った収益を算出して提案手法の有効性を確認する。収益結果から最も収益が高いパラメータの組合せを求める。売買対象となる日経平均先物の売買単位は1枚とした。日経平均が10,000円の場合、日経平均先物価格は、10,000,000円となる（1枚＝日経平均先物価格×1,000）。投資金額の1割から3割の金額を年間総合利回りとして設定し、100万円ごとにより高い収益が得られたパラメータの組合せによる評価を行う。

3.1 ニューラルネットワークの構築

本研究では、ニューラルネットワークを用いて日経

平均先物の売買予測を行う。ニューラルネットワークの出力値は-1～+1の実数値であり、その出力値から売買の強弱を判断することが可能と考えた。

以上のことからニューラルネットワークを用いて売買予測モデルを構築した。

3.1.1 入力変数

ニューラルネットワークの入力変数は、日経平均先物に影響を与える株価指数や為替などを選択した。本研究で使用した入力変数をTable1に示す。*印以外の入力変数は、2日前の値、3日前の値を入力変数としている。入力変数の数は、2日前までを入力変数の対象とした場合は43個、3日前までを入力変数の対象とした場合は56個の2パターンとなる。

Table 1. 入力変数

国内市場	日経平均株価終値 東証一部売買代金 日経平均先物終値 日経平均先物出来高 TOPIX 金利 日経平均先物変化* 日経平均先物変化率* 日経平均先物 25 日移動平均* 日経平均先物 75 日移動平均*
海外市場	ドル円 ユーロ円 香港ハンセン 上海総合 NASDAQ S&P500 NY ダウ

日経平均先物変化は先行研究²⁾を参考に算出した。日経平均先物変化とは、過去5日間の日経平均先物の終値が上昇した場合は1、下降した場合は0となり、+1から-1の実数値を取る。

3.1.2 教師信号

教師信号はローソク足を基本とし、酒田罫線法の型が出現した時にはローソク足に組み込むようにした。

ローソク足の売買の強弱を知るため、2008年～2012年の日経平均先物のデータを調べ、ローソク足のデータから実体とヒゲを大中小に分類した。実体・上ヒゲ・下ヒゲをそれぞれ大中小の組合せは48種類となる。ローソク足には始値から上がった場合は陽線、下がった場合は陰線となり、ローソク足の組み合わせは全部で96種類となり、どちらでもない場合（寄り引き同時）の1種類を足し計97種類とした。97種類に分けたローソク足に-0.95～+0.95の教師信号を割り振った。

酒田罫線法の型には代表的なものが5つの型があるが⁷⁾、本研究で用いたものは三空・三兵・三法の3種類

の型である。この3種類は型出現の判定が容易であったため採用した。各型に買いと売りの型があり、それぞれ+0.95と-0.95の教師信号を割り振った。

酒田罫線法の型が出現した時をn時刻とすると、n時刻に割り振る方法と、出現時からn-1時刻ずらして割り当てる方法の2パターンを試した。1時刻ずらして割り当てる場合には、酒田罫線法の影響力を高めるためn時刻とn-2時刻に±0.7の教師信号を割り振った。教師信号の種類をローソク足と酒田罫線法の組合せより、6種類に分けて行った。Table2に教師信号6種類について示す。表のローソク足変更とは1時刻先を予測するためにn+1日の教師信号をn日に持つてくることである。酒田罫線法ありとは、教師信号に酒田罫線法の型である三空・三兵・三法を用いており、ローソク足と酒田罫線法の型の両方を用いている。酒田罫線法なしは、酒田罫線法の型を用いず、教師信号はローソク足のみである。酒田罫線法変更とは、酒田罫線法の教師信号の割り当ては、酒田罫線法出現時と、出現時から1時刻前にずらし、酒田罫線法の影響を考慮して割り当てた2パターンのこと意味している。

Table 2. 教師信号の種類

ローソク足変更	なし			あり		
	なし	あり		なし	あり	
酒田罫線法あり		なし	あり		なし	なし
酒田罫線法変更	なし	なし	あり	なし	なし	あり
種類	A	B	C	D	E	F

3.2 ローソク足と翌日以降株価の推移

ローソク足と翌日以降の株価の関係を見て、株価予測に使えるか確認する。教師信号がプラスの場合には、翌日以降の株価が教師信号日の株価を上回るかを見る。マイナスの場合はその逆である (Table3 参照)。教師信号が±0.9のとき、翌日も株価が上がる確率は48%となっており、翌日の株価が上がるか下がるかはほぼランダムに近い。

次に、酒田罫線法の型が出現してから、株価が5日以内に上昇(下降)するか確認した (Table4 参照)。

酒田罫線法の出現回数ほどの年においても少ない。酒田罫線法の型が出現後の株価の方向一致率は三兵で33%~77%となっており、方向一致率の精度としてはあまり良くないが、ローソク足の翌日一致率と比較してもややよい程度である。

3.3 売買方法

本研究での売買取引として、買い・売りと買戻し・空売りをを行う。所持金は設定せず、日経平均先物を1枚売買または保持することにした。ニューラルネットワークから得られた出力値がプラスならば「買い・買

Table 3. ローソク足と株価

教師信号	翌日	2日以内	3日以内
±0.9以上	48% (13/27)	59% (16/27)	62% (17/27)
±0.8以上	45% (52/115)	59% (68/115)	64% (74/115)
±0.7以上	44% (100/226)	55% (126/226)	61% (138/226)
全て	45% (563/1226)	60% (741/1226)	68% (843/1226)

Table 4. 酒田出現回数

	三空	三兵	三法
2008年	なし	66% (8/12)	なし
2009年	なし	57% (8/14)	なし
2010年	なし	33% (1/3)	100% (1/1)
2011年	100% (3/3)	77% (7/9)	なし
合計	100% (3/3)	63% (24/38)	100% (1/1)

戻し」、マイナスならば「売り・空売り」の判断基準とした。売買日は、入力変数との関係を見るため1日後、2日後、3日後とした。日経平均先物には取引期日があるが、提案手法では売買回数が十分にあるため考慮していない。

3.4 売買種類

本研究では、2種類の売買方法を設定した。この2種類の売買方法をそれぞれ単純売買と即売買と呼ぶことにする。

3.4.1 単純売買

単純売買とは、売買判断が「買い」ならば、買または保持していなければ買戻しを行う。売買判断が「売り」ならば、空売りまたは保持していれば空売りをを行う。同じ売買判断が続いた場合は、もう1枚買い・空売りすることはせず、保持のままとする。1回の売買判断で取引回数は1回のみとする。1年の終わりには反対売買を行う。

3.4.2 即売買

即売買とは、売買判断は単純売買と同じだが、1回の売買判断で取引を2回行う場合がある。保持時、売却後売りまたは買戻し後買いを行う。1年の終わりには反対売買を行う。

3.5 評価方法

提案手法の評価は日経平均先物を売買した収益で評価する。提案手法の有効性を示すために関連研究で対照実験として採用されている Buy&Hold[®]との比較を行う。Buy&Holdの収益はその市場の上昇率を示しており、

株式売買のベンチマークとして用いられている。効率的市場仮説によると、市場平均 (Buy&Hold) より利益を得られる方法はないとされており¹⁾、本実験で市場平均以上の利益を得られるか確認する。

4. 実験概要

本研究の目的は、日経平均先物の売買機会を予測することである。ニューラルネットワークは学習の際に誤差が生じる。この誤差を 10^{-1} 程度とし、学習回数は3万回とした。学習期間は2年で、予測期間は1年とする (ただし、2008年は取得データの都合上2月からとなっている)。売買実験では、ニューラルネットワークからの出力値に閾値を設け、売買判断を行う。また、売買日を1日後、2日後、3日後とずらして、売買日の変更が収益にどのような影響を与えるか確認する。

ニューラルネットワークの出力は、 $-1 \sim +1$ の実数値である。本実験では、出力がプラスならば「買い」と判断し、マイナスならば「売り」と判断する。この判断基準の場合、出力が0.01でも「買い」となるため、出力値の強弱による売買の判断は困難である。

本研究では売買機会を予測するためにニューラルネットワークを用いているが、その理由は、ニューラルネットワークの出力値の実数値から投資対象の売買の強弱を閾値による売買判断ができると考えたからである。そこで、本実験では閾値による売買判断を行った。閾値の範囲は $\pm 0 \sim \pm 0.8$ とした。閾値による売買判断を行うことにより売買に適切な出力の強弱を探すためである。

5. 実験結果

ニューラルネットワークから得られた出力値に閾値を設け、買いか売りを判断し日経平均先物の売買シミュレーションを行った。各年で収益が高かった上位10位までの組合せをTable5~7に示す。表の収益はニューラルネットワークの出力から1年間売買した結果の利益・損失により求めた。各表の教師種類とは、3.1.2節で割り当てたTable2のことである。各表中の単/即は3.4節で述べた売買種類をそれぞれ表している。閾値は、売買判断に用いた値である。入力変数は2日前と3日前の2種類がある。売買日は、1日後、2日後、3日後の価格で取引することを意味している。

各年度における収益率は16%~48%となっており、中でも2011年が最も高い収益を上げられている。2010年、2011年の閾値は0.7が最も良いが、2012年の閾値においては0.2が多いことが確認できた。教師信号

Table 5. 2010年の収益上位

順位	収益 (万円)	収益率	教師種類	単/即	しきい値	入力変数	売買日
1	199	18.70%	E	即	0.4	2日前	3日後
2	179	16.82%	C	即	0.6	2日前	3日後
3	177	16.64%	C	即	0.7	2日前	2日後
4	177	16.64%	F	即	0.7	2日前	3日後
5	177	16.64%	C	即	0.7	2日前	3日後
6	174	16.35%	A	即	0.4	2日前	2日後
7	174	16.35%	B	即	0.4	2日前	2日後
8	174	16.35%	C	即	0.4	2日前	2日後
9	173	16.26%	A	即	0.7	2日前	2日後
10	173	16.26%	B	即	0.7	2日前	2日後

Table 6. 2011年の収益上位

順位	収益 (万円)	収益率	教師種類	単/即	しきい値	入力変数	売買日
1	504	48.55%	A	即	0.7	2日前	3日後
2	457	44.03%	A	単	0.7	2日前	3日後
3	376	36.22%	A	即	0.6	2日前	3日後
4	372	35.84%	A	単	0.6	2日前	3日後
5	367	35.36%	A	単	0.7	2日前	2日後
6	367	35.36%	D	単	0.7	2日前	3日後
7	367	35.36%	A	単	0.7	3日前	3日後
8	348	33.53%	A	単	0.7	2日前	1日後
9	348	33.53%	D	単	0.7	2日前	2日後
10	348	33.53%	A	単	0.7	3日前	2日後

Table 7. 2012年の収益上位

順位	収益 (万円)	収益率	教師種類	単/即	しきい値	入力変数	売買日
1	268	31.42%	F	即	0	2日前	2日後
2	246	28.84%	D	即	0	2日前	2日後
3	228	26.73%	C	単	0.2	2日前	2日後
4	228	26.73%	F	単	0.2	2日前	3日後
5	228	26.73%	C	単	0.2	3日前	3日後
6	225	26.38%	D	単	0.2	2日前	3日後
7	225	26.38%	A	単	0.2	3日前	3日後
8	224	26.26%	B	単	0.2	3日前	3日後
9	219	25.67%	E	単	0.2	2日前	3日後
10	206	24.15%	F	単	0.2	2日前	2日後

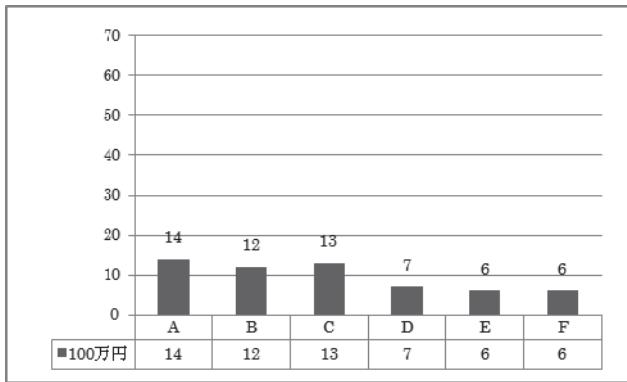
の種類は、2011年はAのタイプが多いが、他の年は特に教師信号の種類に似た傾向はなさそうである。単純売買・即売買を見ると2010年は即売買が極端に多い。他の年は、単純売買が多い。入力変数は3年とも2日前が多く、売買日は1日後が少ない。実験結果から閾値と売買種類の適切な組合せというのは判別できなかった。

次に、収益を数多く出した教師信号の種類と閾値の組合せを探す。収益が100万円、200万円、300万円を超えたものを1年毎に算出し、年度ごとの教師信号の種類と閾値から特徴を探る。100万円ごとの収益を設定

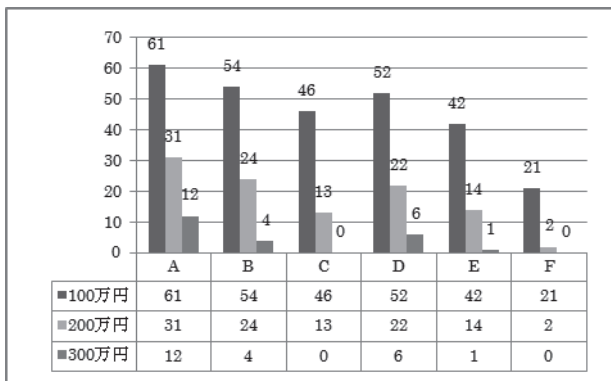
した理由は、収益率約 10% (100 万円), 約 20% (200 万円), 約 30% (300 万円) 毎に最も収益を上げているパラメータの組合せを判断するために行った。各年度の 100 万円ごとの収益を教師信号の種類については Fig.1 に、閾値の種類による結果については Fig.2 にそれぞれ示す。各年とも教師信号の種類は A が数多くの収益を上げられている。2010 年と 2011 年は、閾値 0.6 と 0.7 が数多く高い収益を上げており、2012 年は 0.2 の閾値が数多くの高い収益を上げている。

6. 考察

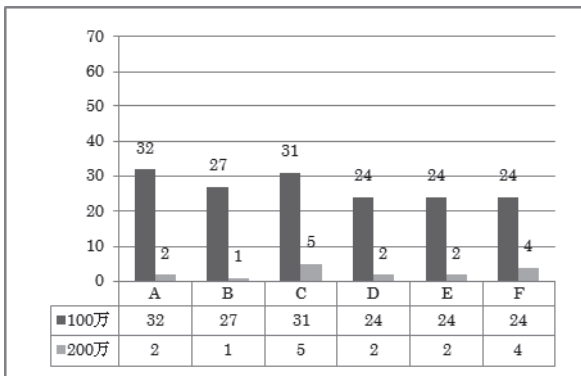
入力変数は 2 日前, 売買日は 3 日後が良い結果となったのは, ニューラルネットワークの構造によるものと考えられる。本実験で用いた階層型ニューラルネットワークは, 入力変数に数日前の値を入力することで数日後の売買予測を行っている。2 日後前の入力変数で 3 日後売買が適しているならば, 3 日前の入力変数は 4



(a) 2010 年 教師信号の種類

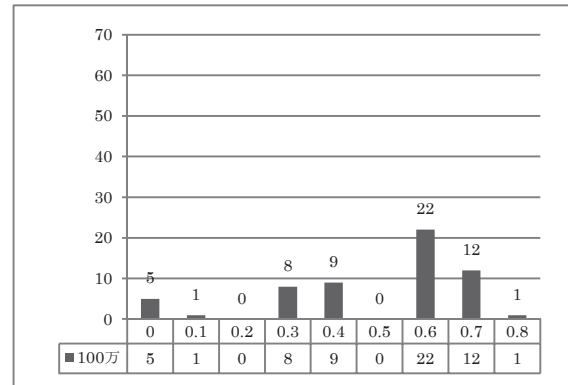


(b) 2011 年 教師信号の種類

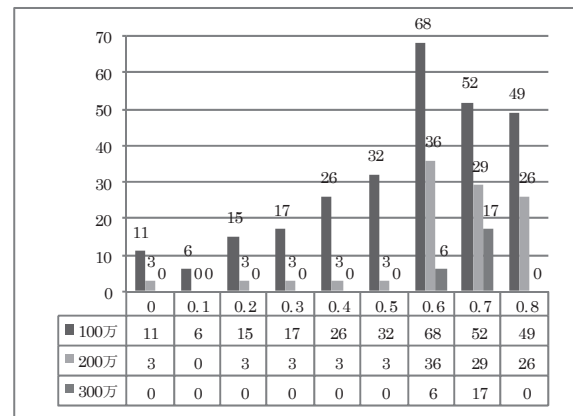


(c) 2012 年の収益

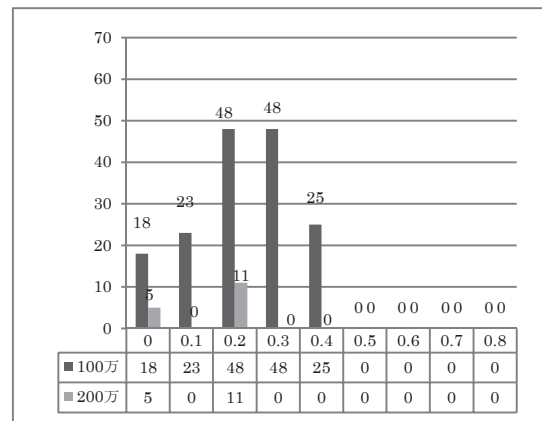
Fig. 1. 各教師信号を用いた場合の収益.



(a) 2010 年 閾値



(b) 2011 年 閾値



(c) 2012 年 閾値

Fig. 2. 各閾値における収益.

日後売買が適切となり本実験では 4 日後売買を行っていないため、3 日前の入力変数の収益は 2 日前の入力変数と比べて低くなったと考えられる。

酒田罫線法の型が出現した時点で適切に型が出力されているか確認したところ、はっきりとした出力はされていない。その原因として、酒田罫線法の型の出現回数が 1 年の取引営業日 245 日中 1 回～14 回と非常に少なく、酒田罫線法による学習の影響はあまりなかったのではないかと考えられる。

提案手法の有効性を示すために収益結果を Buy&Hold と比較を行った。その結果を Table 8 に示す。比較対象は、最高収益の他に、A0.6 と A0.7 とした。最高収益とは、最も高い収益で、教師信号や閾値は年によって違う。A0.6 と A0.7 は、高い収益を数多く得られた教師信号の種類 A と閾値 0.6 と 0.7 の場合の収益であり、それ以外は最高収益と同条件である。提案手法の方が Buy&Hold より良い収益を上げられている。最高収益は 3 年平均で 32% となり、非常に高い収益を上げられている。A0.6, A0.7 は最高収益と比べると収益は劣るが、それでも平均 14%～15% と高い収益を上げている。

Table 8. Buy&Hold と提案手法の比較

年	Buy&Hold	提案手法		
		A0.6	A0.7	最高収益
2010	-4.04%	14.19%	12.31%	18.70%
2011	-18.69%	36.22%	48.55%	48.55%
2012	22.27%	-5.39%	-17.58%	31.42%
平均	-0.15%	15.01%	14.43%	32.89%

しかし、最適な組合せを見つけたとしてもそれが将来も有効かということは現時点では不明である。ローソク足の翌日以降の株価では、大きな陽線が出現したとしても翌日の株価が上昇する確率は 48% であり、ランダムウォークに近い⁹⁾。今回多くの実験を行ったが、その中にたまたま収益が高かった組合せがあっただけかもしれないことは否定できない。

6. まとめ

売買機会を見つけるためローソク足と酒田罫線法の型を教師信号とするニューラルネットワークを構築し、日経平均先物売買のシミュレーションを行った。組合せによっては、最高で約 48%、3 年間の平均で約 32% の収益が得られた。閾値と教師信号の種類を A0.6 と A0.7 を固定したところ年 14% 程度となり、Buy&Hold を上回る結果となった。

今後の課題としては、

- リカレントネットワーク (RNN : Recurrent Neural Network) などの学習アルゴリズムの変更

- 入力変数 (特徴量) の選択など
- その他の学習手法と組み合わせること
- 売買方法の変更

などが挙げられる。今回の売買方法は非常に簡単な方法による評価であったため、実際のトレードと同様にどれくらいの売買期間ならびに投資金額を設定するのかについても評価方法を考えていく必要がある。本実験では、初期資金を設定しておらず、売買単位は 1 枚であったため、収益は限られた結果となっている。売買方法を変えることでさらに高い収益を上げられることが期待できる。

参考文献

- 1) Eugen F. Fama : “Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work”, The Journal of Finance, Vol.25, No.2, pp.383-417, 1970.
- 2) 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, Vol.126, No.11, pp.1324-1331, 2006.
- 3) 瀧井亮, 鍾寧 : “サポートベクターマシンを利用した株価の値動き予測”, 電子情報通信学会技術報告研究.KBSE, 知能ソフトウェア工学, Vol.110, No.386, pp.43-48, 2011.
- 4) 徳岡聖二, 田中美栄子 : “進化計算法による tick 価格変動のトレンド予測”, 情報処理学会論文誌 : 数理モデル化と応用, Vol.48, No.SIG19 (TOM19), pp.68-74, 2007.
- 5) 林輝太郎 : “定本酒田罫線法”, 同友館, 1991.
- 6) 馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一 : “ニューラルネットワークの基礎と応用”, 共立出版, 1994.
- 7) 臼田正彦 : “チャートでわかる上がる株下がる株”, 日経マネー, Vol.396, pp.93-102, 2015.
- 8) Chen Yan, Mabu Shingo, Kaoru Shimada, Kotaro Hirasawa : “Real Time Updating Genetic Network Programming for Adapting to the Change of Stock Prices”, IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems, Vol.129, No. 2 P 344-354, 2009.
- 9) 佐々木豊史, 宮崎浩一 : “共和分を利用した株式テクニカル投資戦略”, 情報処理学会論文誌 : 数理モデル化と応用, Vol.5, No.2, pp.56-63, 2012.