

進化計算による tick 価格変動のトレンド予測

徳岡 聖二[†] 田中 美栄子^{††}

株価の日中変動を記録した tick データが研究資料として手に入るようになってまだ日が浅いが、日次変動とは異なる様相を示すことが様々な分野の研究者の興味を惹きつけ、精力的な数値解析が行われてきた結果、株価は完全なランダムウォークではなく、数分以下の短期価格変動には強い相関が存在することが明らかになってきた。このことは数分先の株価が上昇するか下降するかを科学的手法に依拠して予言できることを示唆している、そこで本論文では、過去の価格情報から抽出した様々な知識を活用しながらそのときどきの価格パターンに即した戦略的意思決定を自動生成するシステムを設計することを試みた。価格情報としては、時系列そのもののほかに、過去の平均価格や長期・短期移動平均との比較等、テクニカル分析において用いられる複数の指標を同時に利用しつつ、進化計算により過去の価格変動のパターンを学習することによって 10-tick 先、すなわち数秒から数分後の価格の上昇/下降を予測するシステムを作成し、それを用いて過去の実データにより予測を行った結果、IBM 株で 80%以上、8 銘柄の平均で 65%という予測的中率を得た。これにより、tick 価格が少なくとも 10-tick 先までの記憶を有すること、および上記の方法により価格変動のトレンドを自動予測するシステムが機能することが実証された。

Trend Prediction of Tick-wise Price Fluctuation by Means of Evolutional Computation

SEIJI TOKUOKA[†] and MIEKO TANAKA-YAMAWAKI^{††}

While tick-wise price data have become available for computer-aided analysis only recently, novel patterns observed in those new data have attracted much attention of researchers in wide range of expertise. The results of extensive numerical work have shown that the stock price fluctuations are not strictly the random walk, but are strongly correlated to the prices at other times. This fact implies predictability of future trends of price movement in high precision. In order to see this, we have constructed a computer program utilizing multiple technical indices, including moving averages, etc., implemented in the framework of evolutional computation. As a result, we have obtained a positive result having 80% of correct hitting rate for IBM, and 65% for the average over 8 different stocks in New York Stock Exchange Market in the year of 1993. The result strongly supports the existence of long-term memory to extend at least for 10-ticks, and the effectiveness of our prediction generator system.

1. はじめに

価格変動は従来、ランダムウォークであると考えられてきた¹⁾。ときに暴落や暴騰等の極端な出来事が起きて価格が特定の 1 方向に動き続けることがあるとしても、このような「異常」は短い緩和時間の間に消失してしまい、そのあとは正常なランダムウォークに戻るという「効率的市場仮説」が信じられてきた。このことによって市場はどの投資家にとっても公平な機会

を与え、特定の知識を持ったものだけを優遇することがない、よって誰でも同等の勝率を持つことのできるじゃんけんのようなゲームであることが保障されると信じられてきたのである。しかし近年、秒単位での超短期価格変動を記録した tick データの研究がさかんに行われ、非常に近い時間間隔のデータ間にはなんらかの記憶が存在し、特有の性質を保持していることが様々な実証的研究から明らかとなってきた^{2)~4)}。特に tick 価格の上昇・下降の傾向に関する条件付き確率が長期間にわたって安定しており、たとえば 1-tick 先はほぼ 70%の確率で反発方向へ動くという事実が為替や株価の価格変動の実証的研究から明らかとなった⁵⁾。すなわち、価格変動はランダムウォークではなく、少なくとも数分以下の時間間隔の価格変動間には相関が

[†] リコーソフトウェア株式会社
Ricoh Software Inc.

^{††} 鳥取大学工学部知能情報工学科
Department of Information and Knowledge Engineering, Tottori University

存在することが明らかになってきた。このことは数分先の株価が上昇するか下降するかを予測できることを示唆している、そこで本論文では、過去の価格情報から抽出した様々な知識を活用しながらそのときどきの価格パターンに即した戦略的意思決定を自動生成するシステムを設計することを試みた。価格情報としては、時系列そのもののほかに、移動平均をはじめとするテクニカル指標を複数使用し、その最適な組合せを進化計算によって実データから学習することによって 10-tick 先の価格変動の方向を自動予測するようなプログラムの設計を目指した。類似の研究としては遺伝的アルゴリズムを使用するもの⁶⁾、ニューラルネットワークを使うもの^{7),8)}、ファジィ推論を応用したもの⁹⁾、エージェントモデルによるもの¹⁰⁾、フラクタル性を利用するもの¹¹⁾、等が存在するが、我々は先行研究において、条件付き確率の偏りが平均値として非常に安定であるという事実⁵⁾から出発し、深さ N の 3 分木の葉としての予測戦略を遺伝的アルゴリズムによって tick 価格変動の実データから学習することで、1-tick 先の価格変動の方向を予測するシステムを構築し、およそ 70% の予測的中率を得た^{12)~14)}。しかしながら、1-tick 先の価格を予測しても現実に応用するのは難しい。本研究ではこの方法を拡張し、移動平均等の大局的な情報を利用することでもう少し現実的な、10-tick 後の価格の方向を予測するシステムの構築を試みた。テクニカル分析は本来、株や為替の日次データに対して使用されることが多く^{8),14)}、tick データに対しての研究はほとんどなされていない。しかし、日次データと比較すると tick データのほうがデータ間に遥かに強い相関を持つので、テクニカル分析手法の有効性が予想される。テクニカル分析と呼ばれる分析手法には様々な指標が存在し¹⁵⁾、指標それぞれの特徴も様々である。なぜなら銘柄やデータの性質・癖の違いによって有効な指標がそれぞれ異なるからである。投資家は数多くある指標からデータにあった指標の組合せを用いて予測することになるが、その選択は投資家の経験・嗜好・勘等により異なるため、客観性にとぼしいという難点がある。そこで本論文では遺伝的アルゴリズムを用いて指標の組合せを最適化し、得られた指標の組合せを用いて未来の価格の上下を予測する手法を提案する。

2. Tick データ

Tick データとは時々刻々と変化する株価や為替の変動を記録したデータである。記録間隔はデータや銘柄ごとに異なるが、数秒から数分と非常に短い時間間隔で記録されているという特徴がある。日次データで

表 1 本研究に使用した 1993 年の株価 tick データ
Table 1 Tick-wise stock prices in 1993.

| 銘柄名 | 業種 | データ数 | Tick 間隔 (s) |
|------|------|---------|-------------|
| BBY | 小売 | 54,821 | 109 |
| SMRT | 小売 | 12,525 | 473 |
| APC | 石油 | 23,685 | 253 |
| BP | 石油 | 73,562 | 83 |
| CA | 計算機器 | 65,051 | 92 |
| IBM | 計算機器 | 455,233 | 14 |
| F | 車 | 194,561 | 32 |
| GM | 車 | 277,241 | 23 |

は 1 日に 1 つのデータしか得られないのに対して tick データは 1 日に数百から数千のデータが手に入り統計処理を用いて解析するのに適している。

本研究に使用したデータを表 1 に示す。ニューヨーク証券取引所の株価 tick データ (NYSE TAQ)¹⁶⁾ から 4 業種を選び、各々から 2 銘柄ずつ、合計 8 銘柄を選んで各 1 年分 (1993/1/1 ~ 1993/12/31) の trade (約定) 価格を用いる。ここで使ったデータには trade のほか、bid (買い気配値)、ask (売り気配値)、volume (出来高) と対応する時刻が記録されている。

3. テクニカル分析とテクニカル指標

3.1 テクニカル分析

株価や為替といった金融時系列データの分析の考え方は、テクニカル分析とファンダメンタル分析に大別される。テクニカル分析とは主にチャートを利用して将来の値動きの方向性を予測する。それに対して、ファンダメンタル分析とは企業の推進する事業、事業展開等から企業の本質的価値に対して株価の予測を行うという考え方である。本研究では、過去の価格データのみからどの程度の予測が可能であるかを検証するためテクニカル分析に注目し、金融時系列データの持つ特性を利用した株価予測について考える。テクニカル分析で用いられる指標には様々なものが存在し、有効な指標の選択はデータの性質や銘柄によって異なる。さらに、テクニカル分析では複数の指標を組み合わせる用いることが多いが、どの指標を組み合わせるかもまた様々である。さらに、投資家本人がチャートと指標を見て上がり(下がり)そうだという判断を下すので、体系的な予測方法が確立されていないという問題点がある。以上の問題点を改善するべく近過去のデータから算出した最適な組合せを用いることにより株価予測を行う。テクニカル指標は、数多くのものが存在するが、本研究では価格を使用して得られるテクニカル指標のみを考える。テクニカル指標は、トレンド系とオシレータ系へと分かれる。トレンド系とは相場の傾向

(上昇・下降・平坦)を知るのに利用され、オシレータ系は相場の強弱(強気・弱気)を知るのに利用される。本研究では代表的指標として、トレンド系から4指標(MA, SLMA, SLEMA, MAD), オシレータ系から6指標(MACD, RCI, RSI, MO1, MO2, PHL)の計10指標を選ぶこととする。

3.2 テクニカル指標の概要

以下に本研究で使用する10のテクニカル指標の概要を示す。最初の4指標(MA~MAD)はトレンド系であり、株価や相場の方向性の判断に用いる。後の6指標(MACD~PHL)はオシレータ系であり、相場の強弱を分析する指標で、逆張り、すなわち買い注文が多く価格が上昇しているときに売り、売り注文が多く価格が下降しているときに買い注文を出す、というタイミングを決めるために用いる。

3.2.1 単純移動平均(MA)

移動平均は、ある一定期間の価格の平均をとったもので、株価の方向性を知るのに用いられる。トレンド系の指標の多くの基本は移動平均であり、テクニカル分析の根底にある考え方といえる。時刻を t 、時刻 t における価格を $price(t)$ 、平均をとる期間を n とすると、単純移動平均 $MA(t)$ は次式で表される。

$$MA(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} price(t-i) \quad (1)$$

3.2.2 短・長期移動平均(SLMA)

この指標は、期間の異なる単純移動平均を2つ使い、2本の線の上下関係をもとに「買い」や「売り」を判断する指標である。一般に、短期平均(SMA)が長期平均(LMA)を下から上にクロスした場合はゴールデンクロスといい「買いシグナル」、長期平均が短期平均を下から上にクロスした場合はデッドクロスといい「売りシグナル」といわれている。本論文では、価格、短期平均、長期平均の3点の大小関係による6状態でラベル付けを行う。

3.2.3 短・長期指数移動平均(SLEMA)

単純移動平均では期間内のデータをまったく同じように扱うが、その点を改善したのが指数移動平均である。指数移動平均では新しいデータに、より大きな重みを掛け、新しいデータを重要視する。

$$EMA(t) = (1-\alpha)EMA(t-1) + \alpha \cdot price(t) \quad (2)$$

ここで $\alpha = 2/(n+1)$ は平滑定数と呼ばれる。短期指数移動平均(SEMA), 長期指数移動平均(LEMA), および価格(price)の大小関係による6状態でラベル付けを行う。

3.2.4 移動平均乖離率(MAD)

現在の価格と移動平均線を比較して、価格が移動平均線からどれだけ乖離しているかを表す指標で次のように定義される。

$$MAD(t) = (price(t) - MA(t))/MA(t) \quad (3)$$

3.2.5 移動平均収束拡散指標(MACD)

MACDはMoving Average Convergence/Divergence Trading Methodの略で、日本では「移動平均収束拡散法」と呼ばれる指標であり、短期指数移動平均(SEMA)と長期指数移動平均(LEMA)の差を利用して今後の株価の方向性を判断する。また、MACDシグナルと呼ばれる指標も同時に見ることで、売買サインを判断する。

$$MACD(t) = SEMA(t) - LEMA(t) \quad (4)$$

売買のタイミングを決めるには、このMACDと移動平均価格のゴールデンクロスとデッドクロス(SLMA等)が有効とされている。

3.2.6 順位相関係数(RCI)

RCI(Rank Correlation Index)は、日本語で「順位相関係数」と呼ばれる。日付(時間)と価格それぞれに順位をつけ、両者にどれだけの間隔があるのかを計算し、相場のトレンドや勢い、過熱感等を知る指標であり、次の式で表される。

$$RCI(t) = \left(1 - \frac{6d}{n(n^2-1)}\right) \times 100 \quad (5)$$

ここで n は期間、 d は日付の順位と価格の順位の差を二乗した合計である。RCIは $-100 \leq RCI \leq 100$ の範囲の値をとる。

3.2.7 相対強度指数(RSI)

RSI(Relative Strength Index)は、過去の値動き幅に対する上昇幅の相対強度を表す指標である。現在の株価が売られすぎか買われすぎかを判断するのに適しており、次のように表される。

$$RSI(t) = \left(\frac{A}{A+B}\right) \times 100 \quad (6)$$

ここで A は n 日間の値上がり幅の平均値、 B は n 日間の値下がり幅の平均値を示す。RCIは $0 \leq RSI \leq 100$ の範囲の値をとる。

3.2.8 モメンタム(MO1, MO2)

モメンタムは相場の強気・弱気傾向や、傾向の反転を予測するための指標で、次の式で表される。

$$MOn(t) = price(t) - price(t-n) \quad (7)$$

3.2.9 サイコロジカルライン(PHL)

この指標は、通称「サイコロ」と呼ばれており株価の上昇が続くとそろそろ反落するのではないかという投資家心理を表すことができないか、ということから

考え出された指標である。n 日間の上昇した日数の割合であり、次のように表される。

$$PHL(t) = \frac{\text{number of UP}}{n} \times 100 \quad (8)$$

PHL は、 $0 \leq PHL \leq 100$ の範囲の値をとる。

4. 予測手法

4.1 予測手法の流れ

本提案手法の流れは次の 3 ステップからなる。

- (1) 予測に用いるテクニカル指標の組合せを学習用データを用いて決定する。
- (2) 得られた指標の組合せごとに(同じ学習用データを用いて)予測戦略を生成する。
- (3) 予測戦略をテストデータに適用して予測を行い、的中率を求める。

4.2 指標の組合せ最適化

予測に用いる指標の組合せの総数は $1,023 (= \sum_r C(10, r))$ である。ここでは遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, 以下 GA と略す) に準じた進化計算手法を用いることで、より有効な指標の組合せを探し予測精度の向上を目指す。ここで用いる進化計算手法の詳細は以下のとおりである。

4.2.1 遺伝子表現

指標の組合せを遺伝子として表現することで、組合せを最適化する。予測に用いる指標の個数は 1~10 の値をとるので、遺伝子長も $1 \leq \text{length} \leq 10$ までと可変長であり図 1 のように表現できる。

遺伝子コードの初期値は長さ 10 の列の各遺伝子座に空白マーク(どの指標符号よりも大きな数で表現)を入れたものから出発し、突然変異によって一定の確率で指数符号のどれかに変異させ(たとえば、昇順にソートすることにより、可変長遺伝子を生成した)。

4.2.2 適応度の評価

適応度の評価について説明する。tick データを 10,000-tick ごとに区切り、最初のデータセットにおいて戦略を学習し次のデータセットにおいてテストを行う。テスト期間における予測的中率を評価値とし、世代交代を行う。これを一定回数繰り返して終了する。

Example1)

| | | | |
|---|---|---|---|
| 3 | 5 | 8 | 9 |
|---|---|---|---|

Example2)

| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 2 | 3 | 5 | 6 | 8 | 9 |
|---|---|---|---|---|---|---|

図 1 遺伝子表現の例

Fig. 1 Two examples of gene coding.

4.2.3 遺伝操作のオペレータ

エリート保存(上位 10%)とルーレット選択(残り 90%)による選択・淘汰、2 点交叉、1 個体中の 1 点をランダムに対立遺伝子へ置き換える突然変異とで行う。

4.2.4 パラメータ

使用するパラメータは次のとおりである。

- 初期個体：長さ 10 の各遺伝子座が空白のもの
- 学習回数：100 回
- 個体数：100
- 交叉率：0.9
- 突然変異率：0.01

4.2.5 進化計算により得られた指標の組合せ

進化計算の手法により得られた最適な指標の組合せを銘柄別に表 2 に示す。

4.3 予測戦略の生成

前節で得られた指標の組合せごとに異なった予測戦略を用いる。以下にその方法を説明する。

4.3.1 指標の量子化

予測に用いる情報は、指標の値や指標と現在の価格との比較から、各指標の値を量子化した値を用いる。量子化の方法は、指標の性質により次の 3 つのカテゴリに分かれる。

1. 現在価格との大小関係 (MA ~ SLEMA)
2. 指標の値を離散化 (MAD, RCI, RSI, PHL)
3. 価格の上下の履歴 (MO1, MO2)

まず、1. の例として MA を使う場合、過去 n-tick の移動平均の値 (MA) と現在の価格 (PRICE) との大小関係により $MA < PRICE$ と $PRICE < MA$ の 2 状態にラベル付けする。また、2. の例として RCI を使う場合、前述のように RCI は $-100 \leq RSI \leq 100$ の範囲をとるのでこの範囲を 5 等分して $[-100, -60]$, $[-60, -20]$, $[-20, 20]$, $[20, 60]$, $[60, 100]$ のように 5 状態でラベル付けする。3. に属する指標は MO のみであり、これは n-tick 前と現在の価格の差であるから、MO1 の場合は { 下降・不変・上昇 } の 3 種類、MO2 の場合は、2-tick さかのぼり 9 種類の履歴でラベル付

表 2 進化計算により得られた指標の組合せ
Table 2 Best combination of indices for eight stocks.

| 銘柄 | 指標の組合せ |
|------|--------------------|
| APC | MO1, MA, MACD, RCI |
| BBY | MO2, RSI |
| BP | MO2, SLMA, MAD |
| CA | MO1, SLMA |
| F | MO2, MA, SLMA |
| GM | MO2, MAD, PHL |
| IBM | MO2, RSI, MAD |
| SMRT | MO2, SLMA, MACD |

表 3 各指標の状態数

Table 3 Number of different sates for each index.

| 符号 | 指標 | 状態数 |
|----|--------------------|-----|
| 0 | 単純移動平均 (MA) | 2 |
| 1 | 短・長期移動平均 (SLMA) | 6 |
| 2 | 短・長期指数移動平均 (SLEMA) | 6 |
| 3 | 移動平均乖離率 (MAD) | 4 |
| 4 | 移動平均収束拡散 (MACD) | 2 |
| 5 | 順位相関係数 (RCI) | 5 |
| 6 | 相対強度指数 (RSI) | 6 |
| 7 | モメンタム 1 (MO1) | 3 |
| 8 | モメンタム 2 (MO2) | 9 |
| 9 | サイコジカルライン (PHL) | 6 |

表 4 戦略テーブル

Table 4 Strategy table.

| (MO1,MA,RCI) | 上昇回数 | 下降回数 | 戦略 |
|--------------|------|------|------|
| (0,0,0) | 55 | 120 | DOWN |
| (0,0,1) | 23 | 6 | UP |
| (0,0,2) | 123 | 100 | UP |
| . | . | . | . |
| . | . | . | . |
| (1,2,4) | 8 | 4 | UP |

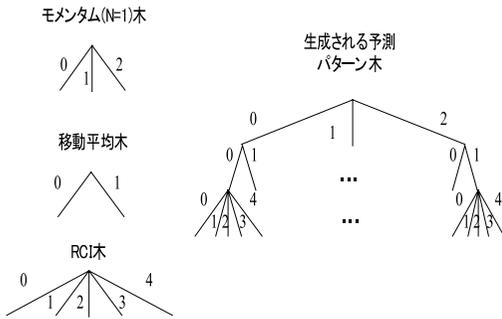


図 2 木構造を用いた予測パターン表現

Fig. 2 A pattern represented in the tree structure.

ける。これを他の指標すべてについて行う。表 3 に本論文で用いる各指標の状態数を示す。

4.3.2 状態の分類

各時刻における株価は、使用する指標の組合せ別に複数のパターンへと分類され、パターン分類数は使用する指標の状態分類数の積だけ存在しうる。

MO1 と RCI を用いて予測を行う場合は $3 \times 2 \times 5 = 30$ 通りのパターンでラベル付けを行う。これらのパターンは図 2 のように木構造を用いて表現できる。

4.3.3 予測戦略の学習

生成された予測パターン木の葉それぞれに上昇・下降の予測値を出す戦略を学習用データを用いて生成する。過去の株価情報から、あるパターンが出現した 10-tick 後の価格変動の上昇・下降回数をカウントし、そのパターンを条件としたときの上昇・下降する条件付き確率をそれぞれ求め、上昇と下降の条件付き確率の大きい方を予測戦略とする。表 4 に示す例ではたとえばパターン番号 (0, 0, 0) の場合は 175 回出現するが、10-tick 後の価格の上下は 55 回が上昇、120 回が下降であり、このときの予測戦略は下降 (DOWN) となる。このように、すべてのパターンについて予測戦略を学習により決める。なお、上昇と下降回数が同じ場合はランダムに予測戦略を決定する。

5. シミュレーション方法

5.1 設定

実験に使用した設定は次のとおりである。

- 予測期間：10-tick
 - 銘柄：NYSE の株価 8 銘柄 (APC, BBY, BP, CA, F, GM, IBM, SMRT)¹⁶⁾
 - 学習用データ：1993 年 1 月 ~ 1993 年 6 月末日
 - テスト用データ：1993 年 7 月 ~ 1993 年 12 月末日
- ここでは上昇と下降の予測のみを行い、予測結果が予測した時点と変動していない場合は予測回数から除外する。

5.2 実験に用いる指標

シミュレーション実験に用いる指標は次の 3 通り計 12 種類を用いる。

- (1) 10 指標をそれぞれ用いる (MA, SLMA, SLEMA, MAD, MACD, RCI, RSI, MO1, MO2, PHL)
- (2) 前章で得られた最適指標セット (GA's)
- (3) 10 指標すべて (ALL)

6. 結果

図 3 に IBM と SMRT 株について予測を行った結果を示す。GA によって選択された指標の組合せが最も中率が高いが、1 つの指標のみを用いた MA, SLEMA, MAD と比較して飛びぬけて的中率が高いわけではない。しかしながら、指標を組み合わせることでの中率は上昇するという結果がすべての銘柄に対して得られた。

予測に有効な指標としてはテクニカル分析で広く用いられている移動平均、指数移動平均、移動平均乖離率等の的中率が高く有効な指標であるといえる。MACD や RSI といった指標はそれ単体ではほとんど予測できないものの、移動平均等と組み合わせると的中率が向上するという結果が得られた。

指標すべての組合せを用いて予測した場合の予測的中率はデータ数の多い銘柄ではそれなりの結果を得たが、データの少ない APC, BBY, SMRT 株では良い

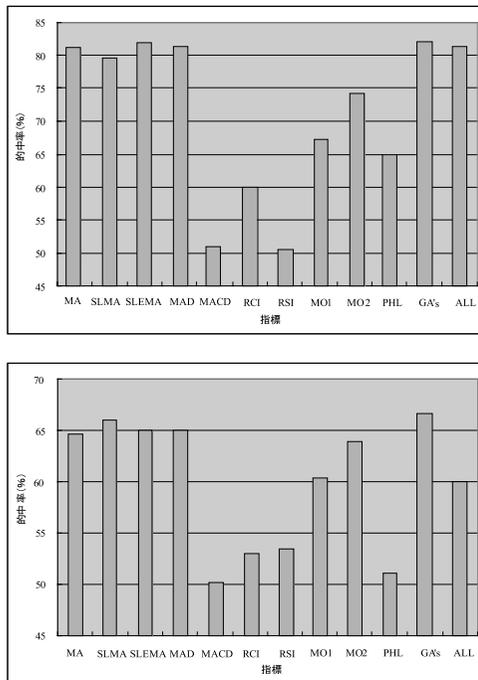


図 3 各指標の予測的中率 (上図: IBM, 下図: SMRT)

Fig. 3 Hitting rate for IBM (above) and SMRT (below) according to each index.

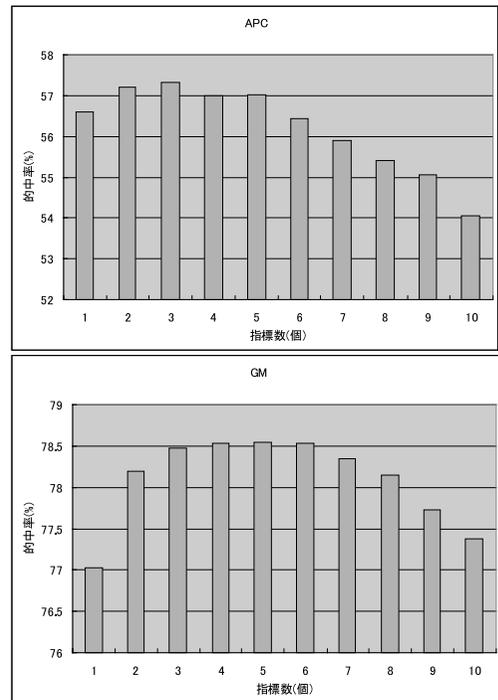


図 4 指標数別の的中率 (上図: APC, 下図: GM)

Fig. 4 Comparison of prediction rates according to number of indices for APC (above) and GM (below).

結果は得られなかった。すべての指標を組み合わせるとそれだけ多くの学習用データが必要であることが分かる。

また、指標数別の的中率を図 4 に示す。図 4 は指標数別に最も的中率の高い指標の結果を比較している。その結果、APC 株では指標数 3 の的中率が最も高く、指標数を増やすほどの中率が低下する。GM 株では指標数が 5 つまでは上昇しそれ以降は低下していく。複数の指標を組み合わせると的中率が向上するが、指標を多く使用しすぎると逆に低下してしまう。これは、データ数に対して戦略長が大きすぎ、学習が不十分であるためであると考えられる。

また、表 5 に銘柄別の的中率を示す。この結果を見ると、IBM、GM 株は的中率が 80%程度とかなり高いが、APC、BBY 株は 57%程度とかなり差が見られる。これは、IBM や GM といった人気株はデータ数が多く tick 間隔が短いことが原因であると考えられる。つまり、データ数の多い銘柄ほど近い未来を予測しておりの中率が高くなっていると考えられる。

7. ま と め

本研究では tick 価格変動のデータの持つ比較的長い記憶長とパターンの存在を利用した予測可能性につ

表 5 銘柄別の的中率

Table 5 Prediction rate according to stock symbols.

| 銘柄 | 的中率 (%) : 最良 | 的中率 (%) : 平均 |
|------|--------------|--------------|
| APC | 57 | 55 |
| BBY | 59 | 57 |
| BP | 65 | 63 |
| CA | 63 | 62 |
| F | 69 | 68 |
| GM | 79 | 77 |
| IBM | 82 | 81 |
| SMRT | 67 | 64 |

いての知見を深めることを主目的とし、テクニカル指標の組合せによって状態のラベル付けを行うことで、各状態ごとに過去のデータより学習を行って戦略を自動生成するシステムを提案し、それをを用いて実データ予測を行った。その結果として、最もの中率の高い銘柄では 80%、8 銘柄の平均では 65%程度とかなり高い予測的中率が得られた。これにより、tick 価格が少なくとも 10-tick 先までの記憶を有すること、および上記の方法により価格変動のトレンドを自動予測するシステムが機能することを実証できた。しかし 65%の確率で 10-tick 先の価格に対するトレンド予測が当たると、テクニカル指標について、指標 1 つのみで予測を行う場合には、移動平均が高い的中率を示すことが分

かった。これによりテクニカル分析で移動平均が広く用いられている理由が確認できる。さらに、これらの指標が tick データという非常に短い時間間隔のデータに対しても有効であること、および、複数のテクニカル指標を組み合わせて予測を行うという本提案手法の有効性も確認できた。今後の課題としては、各指標を求めるのに用いる期間 (ticks) は予測結果に大きく影響することから、最適な期間を選択する機能を予測システムに組み込むことが考えられる。

参 考 文 献

- 1) Bachelier, L.: *Theorie de la Speculation*, Doctor Thesis, Annales Scientifiques Ecole Normale Supérieure III -17:21-86; Translation (1964), *The Random Character of Stock Market Prices*, Cootner, P.H. (Ed.), pp.17-18, MIT Press (1900).
- 2) Mantegna, R.N. and Stanley, H.E.: *An Introduction to Econophysics: Correlations and Complexity in Finance*, Cambridge Univ. Press. 中嶋真澄 (訳): 経済物理学入門—ファイナンスにおける相関と複雑性, エコノミスト社 (2000).
- 3) Takayasu, H. (Ed.): *Empirical Science of Financial Fluctuations*, Springer (2001).
- 4) 尹 熙元, 斎藤英雄, 棚橋隆彦: 金融市場における日中変動シミュレーション, 日本計算工学会論文集, 論文番号 20010036 (2001).
- 5) Tanaka-Yamawaki, M.: Stability of Markovian Structure Observed in High Frequency Foreign Exchange Data, *Ann. Inst. Statist. Math.*, Vol.55, pp.437-446 (2003).
- 6) 森 茂男, 平澤宏太郎, 古月敬之: Genetic Network Programming による株価予測と売買モデル, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.4, pp.631-636 (2005).
- 7) Kimoto, T.: Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks, *IEEE Int'l. Joint Conf. on Neural Networks*, Vol.1, pp.1-6 (1990).
- 8) 馬場規夫: ニューラルネットワークを活用した株式売買支援システムの構築, *MTEC Journal*, Vol.11, pp.3-14 (1998).
- 9) 安信千津子, 丸岡哲也: ファジィ推論のチャートのテクニカル分析への応用の一工夫, 情報処理学会論文誌, Vol.33, No.2, pp.122-129 (1992).
- 10) 下川哲矢, 参沢匡将, 渡邊恭子: エージェントモデルを用いた情報伝達のモデル化と株価の予測可能性との関係, 人工知能学会論文誌, Vol.21, No.4, pp.340-349 (2006).
- 11) 池田欽一, 時永祥三: フラクタル時系列の予測手法を用いた株価予測とその応用, 日本オペレーションズリサーチ学会論文誌, Vol.42, No.1, pp.18-31 (1999).
- 12) 田中美栄子, 元山智弘: 価格時系列という環境における投資戦略の進化, 信学技報 Technical Report of IEICE, NC2003-110, pp.13-18 (2004).
- 13) Tanaka-Yamawaki, M. and Motoyama, T.: Predicting the Tick-wise Price Fluctuations by Means of Evolutionary Computation, *Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp.955-958 (2004).
- 14) 徳岡聖二, 田中美栄子: 高頻度価格時系列の進化計算による予測, FIT2006 (第5回情報科学技術フォーラム), F-003 (2006).
- 15) 日本テクニカル分析大全, 第5章, 日本経済新聞社 (2004).
- 16) ニューヨーク証券取引所 Trade and Quotes data. <http://www.nysedata.com/nysedata/InformationProducts>
(平成 18 年 12 月 15 日受付)
(平成 19 年 9 月 26 日再受付)
(平成 19 年 10 月 15 日採録)



徳岡 聖二

1983 年生。2005 年鳥取大学工学部知能情報工学科卒業。2007 年鳥取大学工学研究科知能情報工学専攻終了。工学修士。2007 年 4 月よりリコー・ソフトウェア (株) 勤務。



田中美栄子 (正会員)

1950 年生。1974 年京都大学理学部卒業。1976 年名古屋大学理学研究科修士 (理論物理学)。1979 年名古屋大学大学院満期退学。1983 年 Rochester 大学博士課程修了 (Ph.D. in Physics)。CCNY, SUNY, NASC, 椋山女学園大学, 宮崎大学工学部を経て, 現在, 鳥取大学工学部知能情報工学科知識工学講座教授。主たる研究テーマは経済物理学, 複雑系科学。『経済物理学: 暴落はなぜ起こるのか?』(Didier Sornette 原著, PHP 出版, 2004, 共訳), 『情報科学概論』(講談社, 1996) 等の著者。日本物理学会, IEEE, 応用数理学会各会員。