

# ニューラルネットと GA を用いた株式売買支援システム

山口 和孝, 坂井 修一, 田中 英彦

{yamaguchi,sakai,tanaka}@mtl.t.u-tokyo.ac.jp

東京大学大学院 情報理工学系研究科\*

## 1 はじめに

近年、様々な学習手法の進歩にともない、それらを用いた株価予測の研究も多く行われるようになった。計算機の性能向上は大規模データを扱うことを容易にし、これに拍車をかけている。株価予測の研究のいくつかは、これらの手法がある程度は役立つことを示している [2] が、これらは、個別銘柄の株価予測にあまりにも固執しており、「市場に上場している銘柄のうち、最も値上がり益が高いものを予測する」ことには全くと言ってよいほど焦点を当ててない。

本発表では、ニューラルネットワーク (NN)、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた「複数銘柄のうち高い値上がり益が期待される銘柄を予測する」ことに重点を置いた株式売買支援手法を提案する。提案手法では、まず NN で各銘柄の複数銘柄内における値上がり益順位を予想し、次に GA を用いて売買戦略を決めることで、ユーザの株式売買を支援する。

本研究では毎日新聞社開発の株価指数「J30」採用銘柄 30 種の 1989/12/29 ~ 1999/12/30 のデータ 2,466 日分を用いる。この 30 銘柄の内のいくつかの銘柄を投資対象にしてポートフォリオを組み、利益を獲得することを目指す株式売買支援システムの実現を目指す。

## 2 NN と GA を用いた売買支援システム

提案手法の概要を図 1 に示す。まずはじめにデータセットを 3 分割する。はじめのデータは NN の訓練用 (800 営業日分)、次のデータは GA の訓練用 (800 営業日分)、最後のデータはテストデータ (866 営業日分) である。

NN を訓練し、次に、NN の出力を用いて GA で最適な売買戦略を決める。最終世代における最優良個体の遺伝子を用いて、テストデータで株式売買をシミュレートし、どの程度の利益を上げられるかで手法の性能を評価する。

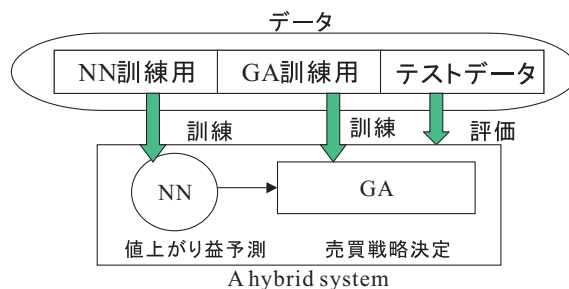


図 1: 提案手法の概要

### 2.1 NN による値上がり益順位予想

GA で具体的な売買戦略を決定する前に、各銘柄の値上がり益順位を予想する NN を用意する。入力データは、MVA ( $n$ ) (=  $n$  日移動平均株価からの乖離率)、PC ( $n$ ) (= 現在値 /  $n$  日前の株価)、HFR ( $n$ ) (= (過去  $n$  日の最高値 - 現在値) / 現在値)、LFR ( $n$ ) (= (現在値 - 過去  $n$  日の最安値) / 現在値)、株価収益率 (PER: Price to Earnings Ratio)、株価純資産倍率 (PBR: Price to Book Ratio)、株価売上高倍率 (PSR: Price to Sales Ratio)、株主資本利益率 (ROE: Return on Equity) の組み合わせからなる。

教師信号は、各銘柄の J30 銘柄内の「100 営業日後の株価 / 現在の株価」の数値の 30 銘柄内における順位  $n_i$  ( $i=1 \sim 30$ ) を NN が扱いやすい数値に変換したものである。教師信号と  $n_i$  の関係は次式のように定義する。

$$\text{教師信号} = \frac{(0.05 - 0.95) \cdot n_i + 0.95 \cdot 30 - 0.05 \cdot 1}{30 - 1} \quad (1)$$

この式で教師信号を定めると、教師信号は、値上がり益順位 1 位と予想される場合は 0.95、値上がり益順位 30 位と予想される場合は 0.05、それ以外のときについては、0.05 ~ 0.95 の間の数となる。

学習アルゴリズムは、バックプロパゲーション (BP) とランダム探索法のハイブリッドアルゴリズム [1] を用いた。中間層のニューロン数は 9、伝達関数は全てシグモイド関数とした。

\* "A Neural network - GA hybrid system for stock trading"  
Kazutaka Yamaguchi, Shuichi Sakai, Hidehiko Tanaka  
Graduate School of Information Science and Technology,  
The University of Tokyo  
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8656, Japan

## 2.2 GA による売買戦略の決定

各銘柄に関する入力データを NN に代入し、「100 営業日後の株価/現在の株価」の数値の 30 銘柄内における順位を予想する。この予想順位と 1 個体の遺伝子の並びを用いて株式の売買を行う。以上の一連の作業を個体毎に独立に毎営業日行う。そして全訓練データで各個体を用いた売買のシミュレートを終えたら、各個体の適合度を計算する。図 2 に 1 個体の遺伝子の詳細を示す。

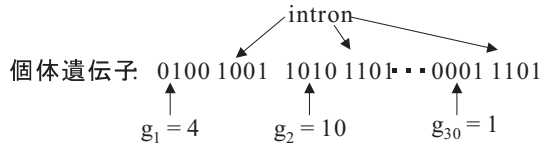


図 2: 1 個体の遺伝子

たとえば、銘柄  $S_i$  ( $i=1 \sim 30$ ) の順位が  $n$  位と予想されるとき、その  $n$  位に対応する遺伝子列上の  $g_n$  を  $r_i$  とし、 $r_i$  に基づき各銘柄への投資額  $M_i$  を計算し、ポートフォリオを組み直す。この作業を毎営業日繰り返す。 $M_i$  は次式のように定義する。

$$M_i = \frac{r_i}{\sum_{i=1}^{30} r_i} \cdot V_t \quad (2)$$

ここで  $V_t$  は、時点  $t$  において保有する株式の時価総額である。このとき、各個体の適合度を次式のように定義する。

$$\text{適合度} = \frac{(100 - 1) \cdot V - 1 \cdot V_{max} - 100 \cdot V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \quad (3)$$

ただし  $V$  は各個体を用いて売買したときの、 $V_{max}$  は最優良個体を用いて売買したときの、 $V_{min}$  は最劣個体を用いて売買したときの期末時点資産残高である。この式で適合度を定めると、最優良個体のそれは 100、最劣個体のそれは 1、それ以外の個体のそれは 1 ~ 100 の間の数となる。交叉確率 95 %、突然変異率 2 % で 100 個体を 1 万世代にわたって進化させ、最適な売買戦略を決定することを試みた。進化方式には、最優良個体を必ず次世代に残すエリート戦略を採用した。

## 3 評価実験

NN と GA のトレーニングで使用したのとは全く別期間のデータ (866 営業日分) を用い、いくつかの入力指標の組み合わせについてシステムの性能を評価する実験を行った。1 万円の資産をもとに売買をはじめ、期末までにいくらの利益を獲得できたかを調べた。表 1 に、組み合わせ毎の獲得利益の結果を示す。

表 1: システムの性能

NN の入力	獲得利益
MVA(5), MVA(10), MVA(30), PC(1), PC(5), PC(10), PC(30)	1495.2 円
MVA(5), MVA(10), MVA(30), PC(1), HFR(10), HFR(30), LFR(10), LFR(30)	8757.2 円
MVA(5), MVA(10), MVA(30), PC(1), PC(5), PC(10), PC(30), PER, PSR, PBR, ROE	3853.6 円
MVA(5), MVA(10), MVA(30), PC(1), HFR(10), HFR(30), LFR(10), LFR(30), PER, PSR, PBR, ROE	1064.7 円
MVA(5), MVA(10), MVA(30), PC(1), HFR(10), HFR(30), L- FR(10), LFR(30), PC(5), PC(10), PC(30), PER, PSR, PBR, ROE	2187.8 円

表 1 から明らかなように、株価・出来高と関連する情報だけでシステムを構成しても、入力値をうまく選べば、それなりの性能が出ることがわかる。業績に関する指標を入力に選んだ場合、性能が落ちるが、これは入力データが多過ぎて、NN がうまく訓練されていないためだと思われる。業績に関する指標が入力として意味を成していないかどうかは、ここで行った実験だけからでは判断できないため、今後その有効性を検証したい。投資対象銘柄を拡大し実験精度を高め、どの業績に関する指標が入力として適しているのかを見極めたい。

## 4 おわりに

本発表では、「複数銘柄内から値上がり益が高いと期待される銘柄を予測する」ことに焦点をあてた株式売買支援手法を提案した。入力データの工夫、AIC 等の指標を用いた NN の構造決定 [3]、GA の各パラメータの検討、投資可能性銘柄の拡大、などが今後の課題である。

## 参考文献

- [1] 馬場, “ニューラルネットを活用した株式売買支援システムの構築”, MTEC Journal, vol.11, pp.3-41, 1998.
- [2] M. A. H. Dempster, “Computational learning techniques for intraday FX trading using popular technical indicators”, IEEE Trans. Neural Networks, vol.12, no.4, pp.744-754, July, 2001
- [3] 栗田, “ニューラルネットにおけるモデル選択の試み”, 信学技報, PRU89-16, June, 1989.