

ローソク足チャートを利用した Genetic Network Programming による株式売買モデル

間 普 真 吾*・泉 良 裕*
平 澤 宏太郎*・古 月 敬 之*

Trading Rules on Stock Markets Using Genetic Network Programming with Candle Chart

Shingo MABU*, Yoshihiro IZUMI*,
Kotaro HIRASAWA* and Takayuki FURUZUKI*

A new evolutionary method named "Genetic Network Programming, GNP" has been proposed. GNP represents its solutions as directed graph structures which have some useful features inherently. For example, GNP has the implicit memory function which memorizes the past action sequences of agents, and GNP can re-use nodes repeatedly in the network flow, so very compact graph structures can be made. In this paper, the stock trading model using GNP with Candle Chart is proposed and its effectiveness is confirmed by trading simulations.

Key Words: stock trading model, Candle Chart, evolutionary computation, Genetic Network Programming

1. はじめに

進化論的計算手法は、生物の進化メカニズムを模倣してデータ構造の変形、合成、選択を行ない、最適化問題の解法や有益なデータ構造の生成を目指すものである。進化論的計算手法の代表的なものとして、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms, GA)¹⁾、遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP)²⁾がある。近年、われわれは GA や GP を拡張した遺伝的ネットワークプログラミング (Genetic Network Programming, GNP)^{3)~7)}を提案してきた。GNP は、解を有向グラフで表現することにより、他の進化論的計算手法と異なる機能、たとえば、ノードの重複活用、暗黙的な記憶の機能を本来的に備えており、より効率的な解の探索が可能である³⁾。本論文では、ローソク足を利用して株式の売買を行なう GNP のモデルを提案し、その有効性を検証している。

ところで、GA、GP、ニューラルネットワーク⁸⁾などのソフトコンピューティング技術を利用して、株価予測や売買モデルに関する研究^{9)~12)}が活発に行なわれている。また、株価の値動きについては、過去に多数の研究がなされている。それらの中には、効率的市場仮説を支持する研究論文が多数存在する。効率的市場仮説¹³⁾とは、「市場は公に開かれ、すべ

ての投資家に平等が与えられ、不特定多数の投資家が参加する市場では、あらゆる情報は迅速に株価に織り込まれる（織り込み済みとなる）という考え方」である。これに基づけば、特定の投資家が継続して市場の平均を上回る利益を得ることは不可能であるということになる。

効率的市場仮説を裏付けるような証拠は数多く示されているが、一方で、近年の行動ファイナンス¹⁴⁾や前述の GA、GP、ニューラルネットワークやデータマイニングを利用した株価予測に関する研究も多数あり、効率的市場仮説に否定的な立場の研究者もいる。

以上のような背景の下、本論文では、GNP を利用してローソク足の組み合わせの最適化を行なう新しい株式の売買ルールを提案し、その有効性を検証している。ローソク足とは、その起源を日本の江戸時代の米相場にみることができ、現在の株式市場では、日々の株価の変動を一本のローソク状の棒で表わす表示方法として用いられている。近年、海外でもローソク足を用いたローソク足チャートが非常に優れた株価変動の表記方法として認識され Candle Chart という呼び名で着目されている。一般に、ローソク足はそれを複数組み合わせて株式の売買の判断に使用する。従来、有効なローソク足の組み合わせについては、株式市場参加者の経験則によりさまざまな手法が提案してきた。しかし、株価の値動きは複雑であり、そのためローソク足の組み合わせも多数存在し、株式売買のためのローソク足の最適な組み合わせルールを求めるのは困難であった。そこで、本研究では GNP を利用してローソク足の組み合わせの最適化を行ない、これを用いた株式の売買モデルを提案している。

* 早稲田大学大学院情報生産システム研究科 北九州市若松区ひびきの 2-7

* Graduate School of Information, Production and Systems, Waseda University, 2-7 Hibikino, Wakamatsu-ku, Kitakyushu

(Received January 20, 2006)

(Revised January 4, 2007)

本論文の構成は次のとおりである。第2章で遺伝的ネットワークプログラミング (Genetic Network Programming, GNP) の概要を説明し、第3章で、GNP を応用した株式売買モデル、第4章では、株式売買モデルのシミュレーション結果とその考察について述べ、最後に第5章で結論を述べる。

2. Genetic Network Programming

2.1 GNP の構成要素

Fig. 1 は GNP の基本構造を表わしている。GNP のプログラムは複数の判定ノードと処理ノードから構成されている。判定ノードは環境から情報を受け取り、その情報を利用して *if-then* 型の条件判定を行ない、つぎに実行するノードへの接続ブランチを選択する機能をもつ。処理ノードは環境に対して処理を実行する機能をもっている。ただし、処理ノードは判定ノードと異なり、条件判定による分岐は行なわない。GNP ではノード数をあらかじめ設定しておくことが可能なため、GP でしばしば問題となるプロートを起こすことがない。また、GNP は有向グラフで表現されるため GA や GP と異なり、ノードを再利用する機能を基本的に保持しており、したがって、GNP に多数のノードを備える必要がなくコンパクトな構造を実現できる³⁾。

2.2 GNP のメモリ機能

GNP のノード遷移は初期ノードからブランチの矢印の方向に従って開始し、判定ノードでの条件分岐と処理ノードでの処理を行ない、タスクの終了まで遷移を継続する。したがって、実行されるノードの決定は過去のノード遷移に大きく影響を受けるため、これが暗黙的なメモリ機能として働く。したがって、GNP では、現在の情報に加え、過去の記憶に基いた処理が可能になっている³⁾。また、ノード遷移は終了条件（本論文では 500 世代）を満たしたときに終了する。

2.3 GNP の遺伝子構造

GNP を構成するノードの遺伝子構造を Fig. 1 に示す。ノード i の遺伝子構造は、遺伝子の種類および内容に関する部分とノード間の接続に関する部分に分けられる。遺伝子の種類・内容を表現するコードの NT_i はノード i のノードの種類（スタート、判定、処理）を示すコードである。 ID_i はノード i が保持するノード関数の内容を示している。また、遺伝子の接続を表現するコードの C_{ik} にはノード i の k 番目のブランチが接続している次ノードの番号が記されている。

2.4 GNP の進化方法

本論文では、GNP の進化はノード間の接続のみによって行なう。すなわちノード間の接続を最適化し、効率的なノード遷移を行なうプログラムを得る。本論文では以下のルールに基づき進化を行なうこととした。

- (1) 表現能力を高めることを目的に、適切な種類・数のノード関数を GNP 内に配置する（Table 1 参照）
- (2) 初期世代でノード間の接続をランダムに設定する。GNP の進化では、まず全個体中から最も高い適合度を示した個体を次世代へ残し、そのほかの個体は交叉、突然変異で

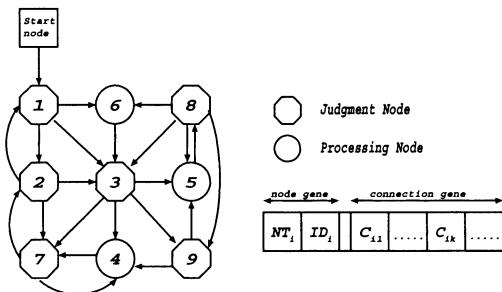


Fig. 1 Structure of GNP

Table 1 Conditions for evolution

generation = 500
population size = 600, (crossover size = 240, mutation size = 359, elite size = 1)
crossover rate $P_c = 0.5$,
mutation rate $P_m = 0.02$
tournament size = 5
start node = 1, judgment node = 10
processing node = 6

生成した新しい個体に入れ替える。

< 交叉 >

交叉は 2 個の親個体間で行なわれ、2 個の子個体を生成する。交叉の手順は以下のとおりである。

- (1) トーナメント選択を用いて 2 個の親個体を選択する。
- (2) 親個体間の対応するノード遺伝子を確率 P_c で交叉する。
- (3) 生成された 2 個の子個体を次世代の個体とする。
- (4) 必要な交叉個体を生成するまで上記を繰り返す。

< 突然変異 >

突然変異は 1 個体で行なわれ、新しい 1 個体が生成される。突然変異の手順は以下のとおりである。

- (1) トーナメント選択を用いて 1 個の個体を選択する。
- (2) 選ばれた個体のブランチを確率 P_m で選択し、その接続先をランダムに変更する。
- (3) 生成された 1 個体を次世代の個体とする。
- (4) 必要な突然変異個体を生成するまで上記を繰り返す。

3. ローソク足チャートを利用した GNP による株式売買モデル

3.1 ローソク足

ローソク足は、始値・高値・安値・終値の 4 つの価格から構成される。日足は 1 日の動きが読み取れるグラフのことを表わし、週間の動きが読み取れるグラフを週足、月間の動きが読み取れるグラフを月足とする。

本研究では日足を対象とし、ローソク 1 本が 1 日の値動きを示している。Fig. 2 で示すように、ローソク足の一一番上の個所が当該日の高値を示し、一番下の個所が当該日の安値を示している。

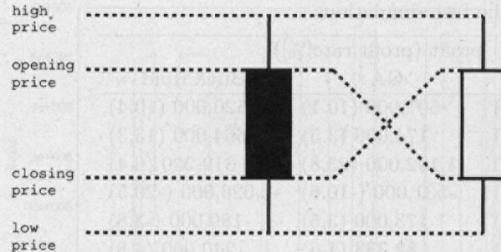


Fig. 2 Structure of Candle

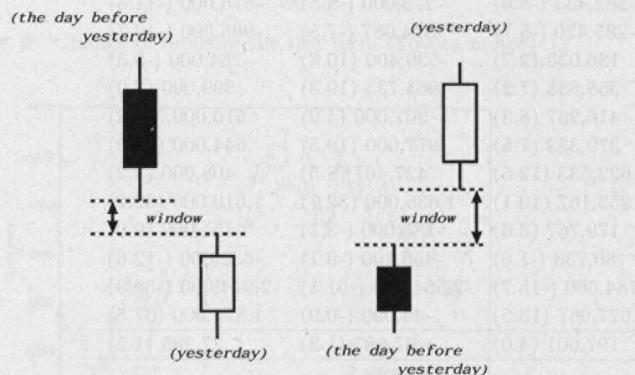


Fig. 3 Window of Candle

ローソク足の真中の太い部分は実体と呼ばれ、実体の両端が始値と終値を示している。実体が黒い場合（陰線）は実体の上側の端が始値、下側の端が終値で、白い場合（陽線）は、実体の下側の端が始値、上側の端が終値となる。

つまり、1本のローソク足からは始値・高値・安値・終値が読み取れることになる。

3.2 ローソク足の組み合わせ

前述した始値と終値の関係で当該日のローソク足が陰線もしくは陽線となる。しかし、当該日だけの陰線、陽線で株式の売買を決定するには情報が少なすぎるため、投資家は一般にローソク足を組み合わせることで、売買の判断を行なっている。

酒田五法¹⁵⁾はローソク足を組み合わせた代表的な売買判定法であり、有名なものとして三尊、三川、三空、三兵、三法がある。

ローソク足の組み合わせでは、陰線、陽線に加え、「窓(window, gap)」の有無が株式売買判断の重要なシグナルになる。窓とは、Fig. 3 で示すように当該日の高値に対して、前日の安値が上になる場合の高値と安値の区間、また、当該日の安値に対して、前日の高値が下になる場合の安値と高値の区間をいう。このような窓と前述した陰線、陽線によって、ローソク足には多数の組み合わせが存在する。

3.3 株式売買モデル

本研究では、GNP の判定ノードでローソク足の判定を行ない、処理ノードで株式の売買を行なう。したがって、判定ノードを複数個経由して処理ノードに接続することにより、ローソク足の組み合わせで株式の売買を行なうことになる。また、

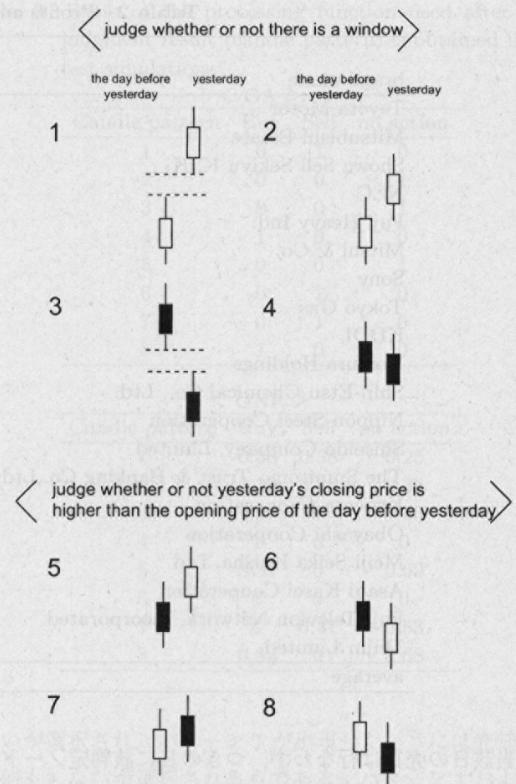


Fig. 4 Branch selection of judgment node

GNP の進化により、売買判断に最適なローソク足の組み合わせを得ることが可能になる。以下、ローソク足チャートを利用した GNP による株式売買モデルについて具体的に述べる。

判定ノードは 1 種類であり、前日と前々日のローソク足の位置関係（窓の有無）および陰線、陽線の組み合わせにより 8 分岐する。具体的には Fig. 4 のような 8 分岐を行なうものとする。ただし、始値と終値が同値の場合はこれを陰線として扱う。処理ノードは買う、売る、何もしないの 3 種類を用意する。なお、買うの処理では手持ち資金で購入できる最大の株式を購入し、売るの処理では全保有株を売却することにする。したがって、「売る→売る」あるいは「買う→買う」の処理は存在せず、「買う→売る→買う→売る…」の処理のみを行なうことになる。また、注文は当該日の寄付きで約定すると仮定する。GNP の接続はすべて進化によって決定されるので処理ノードへの接続も進化によって決定する。つまり、売買のタイミングは GNP の進化によって自動的に決定される。

プログラムは初期ノードから処理を開始するが、当該日の売買判断は以下のように行なわれる。

- 当該日のノード遷移が判定ノードから開始される場合ローソク足の判定を行ない、つぎの遷移先が処理ノードであればその処理ノードの内容を実行し当該日の売買は終了。
- 当該日のノード遷移が判定ノードから開始される場合ローソク足の判定を行ない、つぎの遷移先も判定ノードであれ

Table 2 Profits and profit rates in the test simulations

brand name	profit (profit rate[%])		
	GNP	GA	Buy&Hold
Toyota Motor	539,400 (10.8)	507,000 (10.1)	520,000 (10.4)
Mitsubishi Estate	655,767 (13.1)	174,000 (3.5)	664,000 (13.3)
Showa Sell Sekiyu K. K.	252,867 (5.1)	1,192,000 (23.8)	319,200 (6.4)
NEC	-397,100 (-7.9)	-531,000 (-10.6)	-1,026,000 (-20.5)
Fuji Heavy Ind.	-179,200 (-3.6)	173,000 (3.5)	-189,000 (-3.8)
Mitsui & Co.	474,500 (9.5)	82,333 (1.6)	240,000 (4.8)
Sony	57,667 (1.2)	112,000 (2.2)	150,000 (3.0)
Tokyo Gas	256,300 (5.1)	729,850 (14.6)	372,000 (7.4)
KDDI	-282,433 (-5.6)	-273,000 (-5.5)	-576,000 (-11.5)
Nomura Holdings	-285,420 (-5.7)	-374,087 (-7.5)	-985,500 (-19.7)
Shin-Etsu Chemical Co., Ltd.	136,033 (2.7)	-539,400 (10.8)	-264,000 (-5.3)
Nippon Steel Cooperation	358,833 (7.2)	963,733 (19.3)	399,000 (8.0)
Shiseido Company, Limited	416,267 (8.3)	201,000 (4.0)	510,000 (10.2)
The Sumitomo Trust & Banking Co.,Ltd.	379,333 (7.6)	977,000 (19.5)	644,000 (12.9)
Kyocera Cooperation	622,533 (12.5)	427,467 (8.5)	408,000 (8.2)
Obayashi Cooperation	955,167 (19.1)	1,635,000 (32.7)	1,610,000 (32.2)
Meiji Seika Kaisha, Ltd.	179,767 (3.6)	-185,000 (-3.7)	451,000 (9.0)
Asahi Kasei Cooperation	80,733 (-1.6)	-456,100 (-9.1)	-632,000 (-12.6)
Fuji Television Network, Incorporated	-784,600 (-15.7)	-2,554,000 (-51.1)	-2,944,000 (-58.9)
Teijin Limited	677,067 (13.5)	-44,000 (-0.9)	1,875,000 (37.5)
average	197,601 (4.0)	67,087 (1.3)	77,285 (1.5)

ば当該日の売買は行なわず、つぎの日に該判定ノードからノード遷移を再開する。

- 当該日のノード遷移が処理ノードから開始される場合、その処理ノードの内容を実行し当該日の売買は終了。

実際のシミュレーションでは、各銘柄の株価変動の特性を考慮するため、銘柄ごとの GNP を進化させた。シミュレーションでは初期手持ち資金を、一定期間運用し GNP の適合度の評価を下記の式で行なった。

$$\text{Fitness} = \sum (\text{selling price} - \text{purchase price}) \quad (1)$$

これは売買を行なって得たキャピタルゲインに対応する。

3.4 進化のパラメータ

GNP では初期世代に Fig. 1 で示した個体を、ランダムに接続を決定することで 600 個用意し、それぞれの個体がどれだけ環境に適合できるかをシミュレートする。高い適合度をもつより良い個体を次世代に残すために個体の選択を行ない、さらに個体の多様化のために遺伝的操作を行なう。以上の操作で用いられるパラメータは Table 1 に示したとおりである。

4. シミュレーション

本論文では、シミュレーションのために東証 1 部上場銘柄のうち時価総額が比較的高いものの中から 20 銘柄を選択した。初期資金は 500 万円に設定し、売買を行なっていく過程で獲得するキャピタルゲインも初期資金と同様に運用できるものとする。また、Fig. 4 に示した 8 個のローソク足のパターンについてそれぞれ行動ルールを決める GA、および株式売買モデルのベンチマーク指標である Buy&Hold との比較を行なう。

シミュレーションでは 2001 年から 2004 年までの株価データ

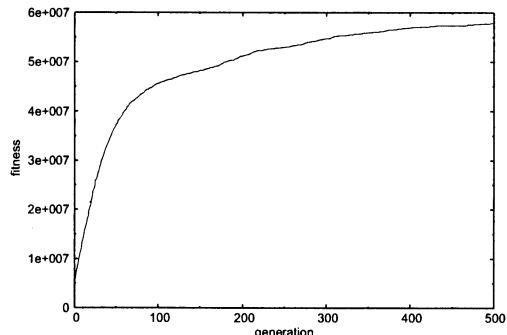


Fig. 5 Fitness curve in the training term

タを用いるが、以下のように訓練に用いるデータとテストに用いるデータに分ける。

- 訓練期間：2001 年 1 月 4 日～2003 年 12 月 30 日 (737 日)
- テスト期間：2004 年 1 月 5 日～2004 年 12 月 30 日 (246 日)

4.1 シミュレーション結果

まず、GNP の全個体を訓練データを用いて 500 世代進化させる。Fig. 5 は各世代の最良個体の適合度を示しているが、世代を経るにつれて適合度が向上していることがわかる。ただし、Fig. 5 は独立した 30 回のシミュレーションの平均である。また、最終世代の最良個体をテストデータを用いた汎化能力の検証に用いる。

Table 2 はテスト期間における利益および利益率を示しており、これは独立した 30 回の試行の平均である。ただし、本論文では売買手数料は考慮していない。まず、Buy&Hold は下降トレンドで必ず損失が出てしまうが、提案手法は Buy&Hold で損失を出した銘柄のうち 2 銘柄で利益を出せるほか、すべ

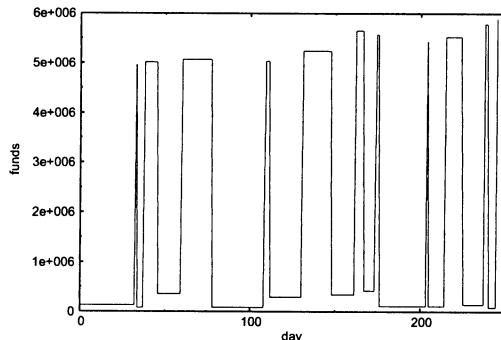


Fig. 6 Change of funds in the test term (Toyota motor)

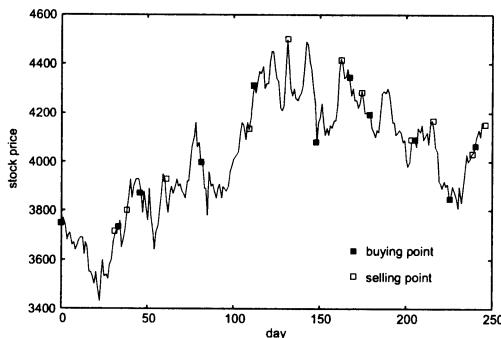


Fig. 7 Stock price and buying/selling points in 2004 (Toyota motor)

ての銘柄で損失を少なくできている。また、全銘柄の平均損益も Buy&Hold を上回っている。GA による方式は 3 手法の中で最も大きな利益を得ることもあるが、上昇トレンドで損失を出すことがあり 20 銘柄の平均は提案手法を大きく下回っている。GA は前日と前々日のローソク足のパターンのみに基づいて売買決定を行なうのに対し、GNP はノード遷移を統けながらローソク足のパターンの組み合わせにより売買決定を行なっている。つまり、GNP のノード遷移は過去の記憶機能をもっており、前日と前々日の単純なローソク足のパターンで売買決定をしているのではなく、過去のパターンおよび処理ノードにおける売買履歴も考慮している点が GA と異なる。

Fig. 6 はテスト期間での売買取引による手持ち資金の変化のようすを示しており、Fig. 7 は株価の変化および GNP による売買ポイントを示している。これらの結果より、GNP は下降トレンドで損失を出すこともあるが、株価の底で購入し、天井で売却するケースも見られ、最終的には利益を獲得できていることがわかる。Table 3 は、GA と GNP が各ローソク足のパターンが出現した後にどの行動を選択しているかの割合を示している。GA の場合、各パターンについて 1 つの行動が割り当てられているため表のような結果となった。一方、GNP は同じローソク足のパターンであってもノード遷移に基づいて行動が決定されるため 1 つの行動が常に選択されるとは限らない。ただし、特徴的な点はローソク足のパターンの 3, 4, 5, 6, 8 が出現したときには株式の購入または何も

Table 3 Ratio of the processing function used after each judgment result (candle pattern) is obtained in the test simulations

Candle pattern	< GA >		
	Buy	Sell	no action
1	0	1	0
2	0	0	1
3	0	0	1
4	1	0	0
5	0	0	1
6	0	1	0
7	0	1	0
8	1	0	0

Candle pattern	< GNP >		
	Buy	Sell	no action
1	0.38	0.38	0.25
2	0.39	0.28	0.33
3	0.57	0	0.43
4	1	0	0
5	0.31	0	0.69
6	1	0	0
7	0	0.47	0.53
8	0.32	0	0.68

しないが選択され、パターン 7 が出現したときには売却もしくは何もしないが選択される点である。パターン 1 およびパターン 2 については過去のノード遷移に依存して 3 つの行動のいずれかが適切に選択されることになる。

5. 結論

本論文では、Genetic Network Programming(GNP) の有向グラフ構造、判定ノードと処理ノードの特性を利用してローソク足の組み合わせから売買タイミングを決定するわかりやすいトレーダー支援型の売買モデルを提案した。さらに、20 銘柄の株式売買モデルを構築し、提案手法の性能評価を評価したところ、Buy&Hold および GA を用いてローソク足の各パターンについて売買ルールを決定する方式と比べて多くの利益が得られることを明らかにした。したがって、株式市場のような複雑な現実問題に対して、GNP は有効な手段になり得ることが明らかになった。また、GNP による売買ルールは前日と前々日のローソク足のパターンのみならず、過去のローソク足のパターンおよび売買履歴も考慮している点が特徴である。

今回は、ローソク足の種類を大きく陰線と陽線の 2 種類で区分した。しかし、実際には陰線、陽線にもさまざまな種類が存在し、売買タイミングの精度を向上するためには、陰線、陽線を細かく区分する必要の有無や判定ノードの分岐数や種類についても検討する必要がある。また、TOPIX および日経平均などの指標もローソク足による価格変動が表現可能であり、これらの価格変動予測システムについても検討を行なっていく予定である。

参考文献

- 1) John H. Holland: *Adaptation in Natural and Artificial*

- Systems*, University of Michigan Press, 1975, MIT Press (1992)
- 2) John R. Koza: *Genetic Programming, on the programming of computers by means of natural selection*, Cambridge, Mass., MIT Press (1992)
 - 3) S. Mabu, K. Hirasawa and Jinglu Hu: *A Graph-Based Evolutionary Algorithm: Genetic Network Programming and Its Extension Using Reinforcement Learning*, Evolutionary Computation, MIT Press (to appear).
 - 4) H. Katagiri, K. Hirasawa, J. Hu and J. Murata: *Genetic Network Programming and Its Application to the Multiagent System*, T, IEE Japan, **122-C-12** (2002) (in Japanese)
 - 5) T. Eguchi, K. Hirasawa, J. Hu and N. Ota: A study of Evolutionary Multiagent Models Based on Symbiosis, IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part B, **35-1** (2006)
 - 6) K. Hirasawa, M. Okubo, J. Hu and J. Murata: *Comparison between Genetic Network Programming (GNP) and Genetic Programming (GP)*, Proc. of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 1276/1282 (2001)
 - 7) 平澤, 大久保, 胡, 村田:蟻の行動進化における Genetic Network Programming と Genetic Programming の性能比較, Trans. IEE of Japan, **121-C-6**, 1001/1009 (2001)
 - 8) Christopher M. Bishop: *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press (1994)
 - 9) 森, 平澤, 古月:Genetic Network Programming による株価予測と売買モデル, 電気学会論文誌, **125-C-4**, 631/636 (2005)
 - 10) N. Baba and M. Kozaki: *An intelligence forecasting system of stock price using neural network*, Proc. of IJCNN, **1**, 371/377 (1992)
 - 11) A. Lendasse, E. De Bodt, V. Wertz and M. Verleysen: Non-linear financial time series forecasting application to the Bel 20 stock market index, *European Journal of Economics and Social Systems*, **14-1**, 81/91 (2000)
 - 12) N. Baba, N. Inoue and Y. Yanjun: Utilization of Soft Computing Techniques for Constructing Reliable Decision Support Systems for Dealing Stocks, Proc. of IJCNN, 2150/2155 (2002)
 - 13) E. F. Fama: The Behavior of Stock Market Prices, *Journal of Business*, **38**, 34/105 (1965)
 - 14) 真壁昭夫:最強ファイナンス理論, 講談社現代新書 (2003)
 - 15) 林康史:株価が読めるチャート分析入門, かんき出版 (2000)

泉 良 裕



2004 年北九州市立大学経済学部経営情報学科中途退学。同年早稲田大学大学院情報生産システム研究科修士課程入学。2006 年同大学院修士課程修了。

平澤 宏太郎 (正会員)



1964 年九州大学工学部電気工学科卒業。66 年同大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年(株)日立製作所入社、日立研究所勤務、89 年同研究所副所長、91 年日立製作所大みか工場主管技師長。92 年九州大学工学部教授。96 年同大学院システム情報科学研究科教授、2000 年同大学大学院システム情報科学研究院教授。2002 年早稲田大学大学院情報生産システム研究科教授、現在に至る。電気学会、情報処理学会、IEEE、ACM の各会員。工学博士。

古月 敬之 (正会員)



1986 年中国中山大学大学院修士修了。同年、同大学電子工学科助手、88 年同講師、93 年来日、97 年九州工業大学情報工学研究科博士後期課程修了。同年九州大学ベンチャービジネスラボラトリ非常勤研究員を経て、同大学システム情報科学研究科助手、2000 年同大学大学院システム情報科学研究院助手。2003 年早稲田大学大学院情報生産システム研究科助教授、現在に至る。電気学会会員。博士(情報工学)。

[著者紹介]

間普真吾 (正会員)



2001 年九州大学工学部電気情報工学科卒業。2003 年同大学大学院システム情報科学府電気電子システム工学専攻修士課程修了。2006 年早稲田大学大学院情報生産システム研究科博士後期課程修了。2006 年早稲田大学理工学術院総合研究所客員講師。2007 年早稲田大学大学院情報生産システム研究科助教、現在に至る。電気学会、IEEE の各会員。博士(工学)。