

はじめに
Genetic Network Programming
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
シミュレーション
結論

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

大谷 和樹

富山県立大学 情報基盤工学講座

1. はじめに
2. Genetic Network Programming
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
4. シミュレーション
5. 結論

August 12, 2020

背景

進化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), 遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) 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) を提案してきた。

目的

GNP を利用してローソク足の組み合わせの最適化を行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。

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

基本構造

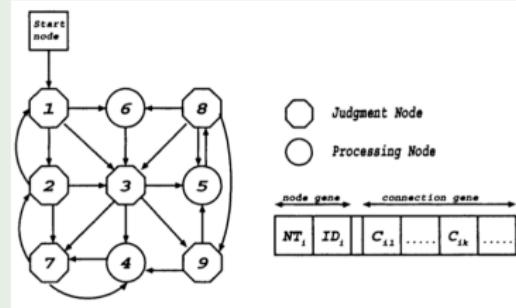


Figure: Structure of GNP

- ・判定ノード

環境から情報を受け取り、その情報をを利用して条件判定を行い次に実行するノードへの接続ブランチを選択する。

- ・処理ノード

環境に対して処理を実行する。ただし判定ノードと異なり条件判定による分岐は行わない。

メモリ機能

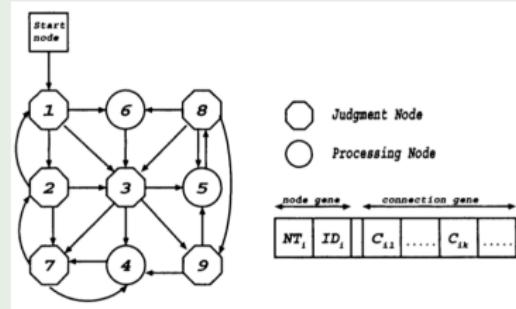


Figure: Structure of GNP

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、過去の記憶を基にした処理が可能になっていく。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。

GNP の遺伝子構造

5/21

遺伝子構造

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

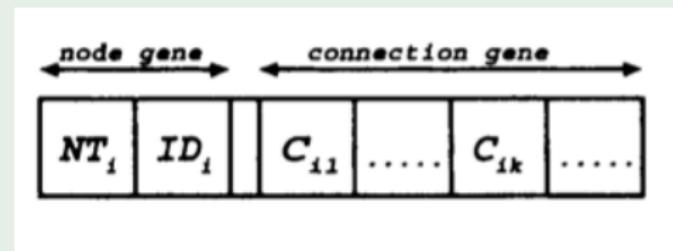


Figure: Structure of GNP

- ・遺伝子の種類および内容を表現するコード
 - NT_i : 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
 - ID_i : ノード i が保持するノード関数の内容
- ・遺伝子の接続を表現するコード
 - C_{ik} : 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

進化ルール

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

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

- 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 (Table1 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、突然変異で生成した新しい個体に入れ替える。

交叉

2 個の親個体間で行われ、2 個の子個体を生成する。

- 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

1 個体で行われ、新しい1 個体が生成される。

- 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。

ローソク足

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

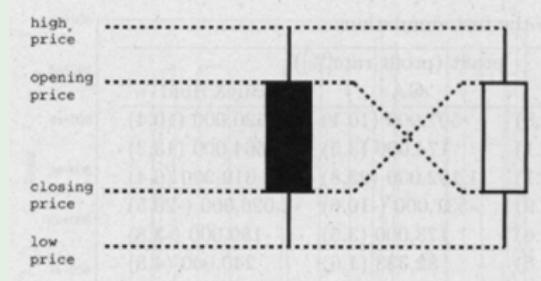


Figure: Structure of Candle

- ① 一番上の個所が当該日の高値を示し、一番下が安値を示す。
- ② 真中の太い部分は実体と呼ばれ、両端が始値と終値を示す。
- ③ 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。

ローソク足の組み合わせ

9/21

ローソク足

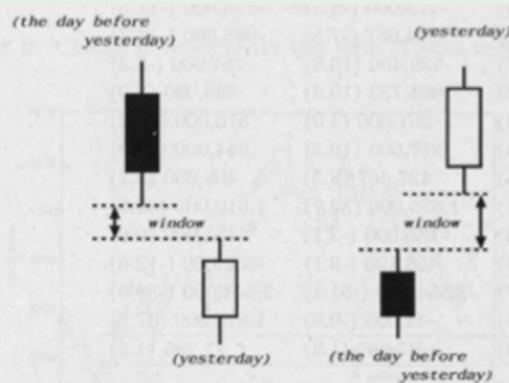


Figure: Window of Candle

- 窓 (window,gap) が重要なシグナル
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.

株式売買モデル

10/21

ローソク足

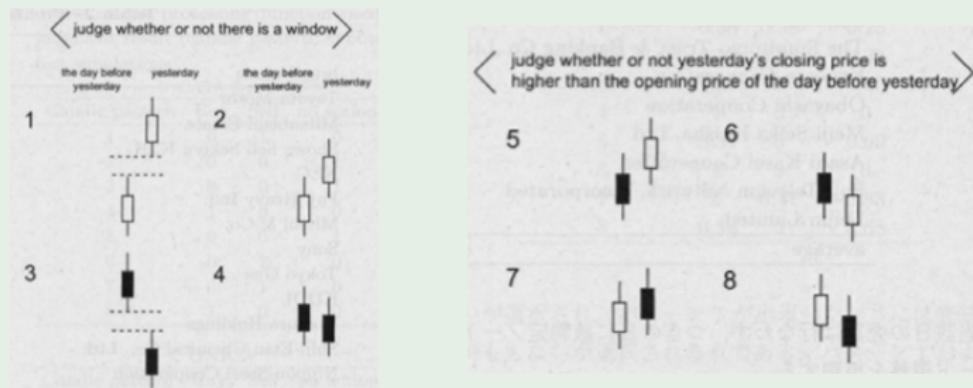
はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論



- 1 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。
- 2 処理ノードは買う、売る、何もしないの3種類を用意する。
- 3 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。

当該日の売買判断

- ① 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。
- ② 当該日のノード遷移が判定ノードから開始される場合倉ローソク足の判定を行い、つぎの遷移先も判定ノードであれば当該日の売買は行わず、つぎの日に該判定ノードからノード遷移を再開する。
- ③ 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。

GNP の適合度の評価式

$$Fitness = \sum (sellingprice - purchaseprice) \quad (1)$$

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

シミュレーション環境

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

- ① 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。
- ② 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。
- ③ 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。
- ④ 訓練期間：2001年1月4日～2003年12月30日(737日)
- ⑤ テスト期間：2004年1月5日～2004年12月30日(246日)

シミュレーション結果

13/21

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。

各世代の最良個体の適合度

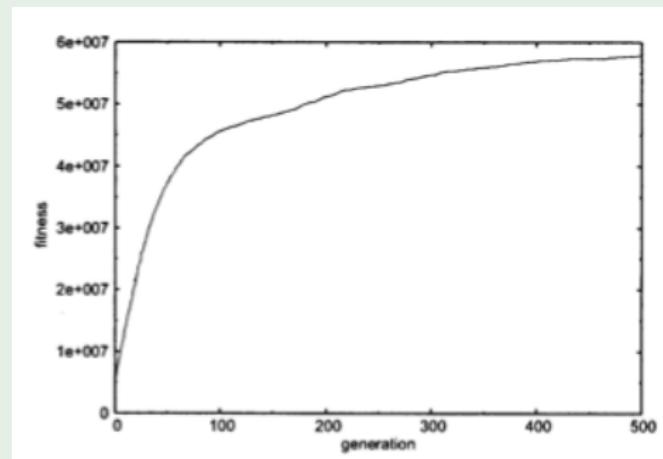


Figure: Fitness curve in the training term

この結果は独立した 30 回のシミュレーションの平均である。

はじめに

Genetic Network Programming

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

シミュレーション

結論

シミュレーション結果

14/21

テスト期間における利益及び利益率

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 Televion 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)

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

テスト期間における利益及び利益率

- ① 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、すべての銘柄で損失を少なくできている。
- ② 全銘柄の平均損益も Buy&Hold を上回っている。
- ③ 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。

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

シミュレーション結果

16/21

テスト期間での売買取引による手持ち資金の変化

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

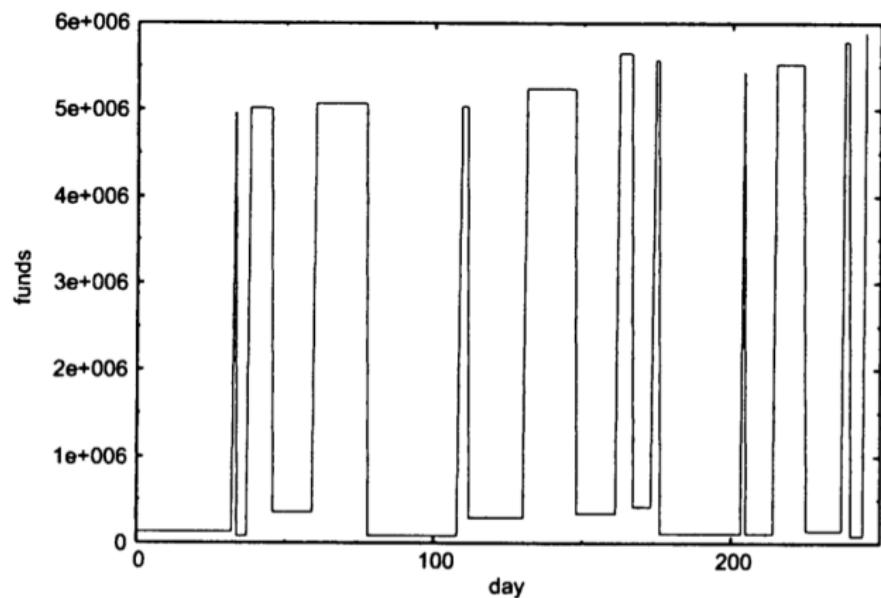


Figure: Change of funds in the test term(Toyota motor)

シミュレーション結果

17/21

株価の変化および GNP による売買ポイント

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

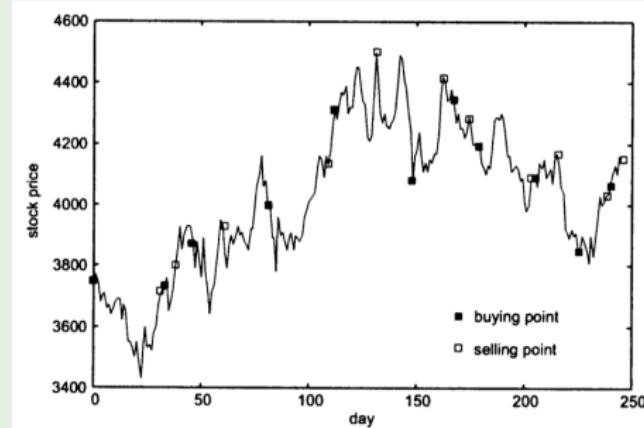


Figure: Stock price and buying/selling points in 2004(Toyota motor)

- 1 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。

シミュレーション結果

18/21

GA と GNP の行動選択の割合

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

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

GA と GNP の行動選択の割合

- ① 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。
- ② 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。
- ③ 特徴的なのはパターンの 3, 4, 5, 6, 8 が出現したときには株式の購入または何もしないが選択され、パターン 7 が出現したときには売却または何もしないが選択される点。
- ④ 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。

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

結論

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論

- ① 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二型の売買モデルを提案した。
- ② 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。
- ③ 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。
- ④ 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。

結論

今後の課題

- ① 今回は大きく陰線と陽線の2種類で区分したが、売買タイミングの精度向上のためには陰線・陽線をさらに細かく区分する必要性の有無や判定ノードの分岐数や種類についての検討が必要。
- ② TOPIX及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う予定。

はじめに

Genetic Network
Programming

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

シミュレーション

結論