

# 遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化(続報)

## Optimization of the Trading Method in Foreign Exchange using Genetic Algorithms (Continued Report)

平林 明憲<sup>1</sup> 伊庭 斉志<sup>2</sup>

Akinori Hirabayashi<sup>1</sup>, Hitoshi Iba<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 東京大学大学院 新領域創成科学研究科 基盤情報学専攻

<sup>1</sup>Department of Frontier Informatics, Graduate School of Frontier Sciences, The University of Tokyo

<sup>2</sup> 東京大学大学院 工学系研究科 電気系工学専攻

<sup>2</sup>Department of Electronics Engineering, Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

**Abstract:** *The generation of profitable trading rules for Foreign Exchange (FX) investments is a difficult but popular problem. The use of Machine Learning in this problem allows us to obtain objective results by using information of the past market behavior. In this paper, we propose a Genetic Algorithm (GA) system to automatically generate trading rules based on Technical Indexes. Unlike related researches in the area, our work focuses on calculating the most appropriate trade timing, instead of predicting the trading prices.*

### 1. はじめに

近年、金融の分野において様々な数理的手法やコンピュータ・シミュレーションを適用する試みが盛んになってきている。その応用例としてトレーディング、投資決定などが挙げられ、対象としては株式、外国為替、債権の3つが主流となっている [1]。その中でも、外国為替市場は世界最大の金融市場である。そして最近の日本では、FX (外国為替証拠金取引) という金融商品が導入され、株式投資に次ぐ人気商品となっている。このFX取引において利益を得るためには、外国為替の変動をある程度高い精度で予測する必要がある。

数理的な手法、特に人工知能を金融データ解析に応用する試みとしては、株式に関するものが大半を占めていて、外国為替に関するものは現状では比較的少ないといえる [2]。そこで筆者は昨年、テクニカル指標に基づきFX売買ルールを自動的に生成する遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm; GA)によるシステムを提案し、その成果を発表した [3]。そこで行われた実験(FX投資シミュレーション)は2007年末までのデータを用いたものであった。その後、2008年には米大手証券リーマン・ブラザーズの破綻に代表されるような、世界的な金融危機が発生した。外国為替市場もこれを受けて大荒れの相場となり、特に急速な円高が進行した。

本稿は、昨年の筆者による提案手法[3]に若干の改良を加え、2008年のデータでも実験を行った結果を発表する。さらに、他の機械学習による手法として代表的なものであるニューラル・ネットワーク(Neural Network; NN)との比較も試みる。

以下、本稿は次のような構成をとる。まず2章で提案手法について説明し、3章で実験結果およびその考察について述べる。4章ではNNによる手法の説明とそれによる実験について述べ、最後に5章で総括を述べる。関連研究の紹介や、提案手法のベースとなるテクニカル指標についての説明は、[3]を参照されたい。

### 2. 提案手法

まず、提案手法の処理フローをFig.1に示す。おおまかな流れとしては、為替の時系列データからなる学習データから、テクニカル指標を特徴量として利益を上げやすい売買ルールをGAで探索し、それを学習データの直後のテストデータに適用する。

#### 2.1 学習データ

本稿においてはまず、米ドル為替レート[USD/JPY]、ユーロ為替レート[EUR/JPY]、および豪ドル為替レート[AUD/JPY]の3種類の時系列データ

を一定時間分だけテストデータとして入力する。データはいずれも1時間ごとの終値であり、ごく短期間における売買によって利益を上げることが目的とする。後に、直後のこれらの時系列データにつき独立に実験を行う。

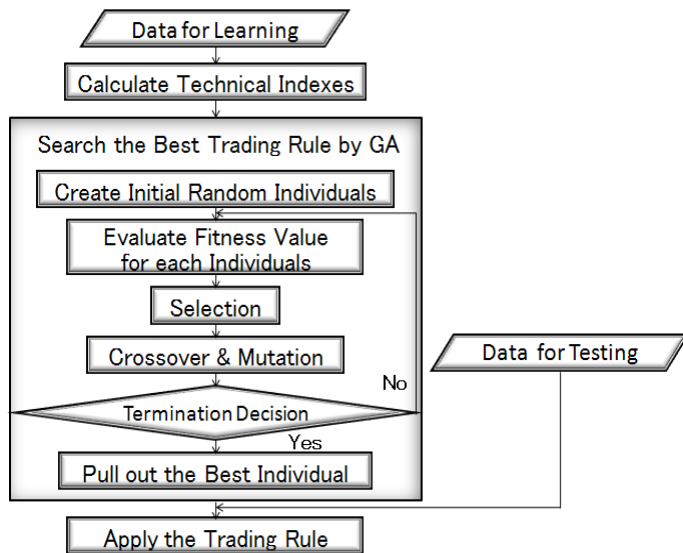


Fig.1 Flow of the proposed method

## 2.2 テクニカル指標の計算

2.1で記した外国為替の時系列(元データ)についてそれぞれ、以下のテクニカル指標を計算する。

1. 元データのRSI
2. 元データの移動平均乖離率
3. 元データの直前1時間からの上昇(下落)率
4. 指数加重移動平均のRSI

指標1~3は逆張り系と一般に言われるが、指標4は現在のトレンドをもとに計算されたRSIであるため、順張り系と考えることができる。

## 2.3 GAによる売買ルール探索

次に、Binary-GAで用いる遺伝子に売買ルールを組み込む(Fig.2)。すなわち、ここで提案されるGAの遺伝子が、売買ルールを構築するのに必要となる情報を含んでいる。

遺伝子の構造は「買いルール」、「売りルール」(ともに60 bits)、「売買に共通なルール」(14 bits)の3部分に大別され、「買いルール」と「売りルール」の内容は同じものである。

以下、それぞれの内容について詳細に説明する。

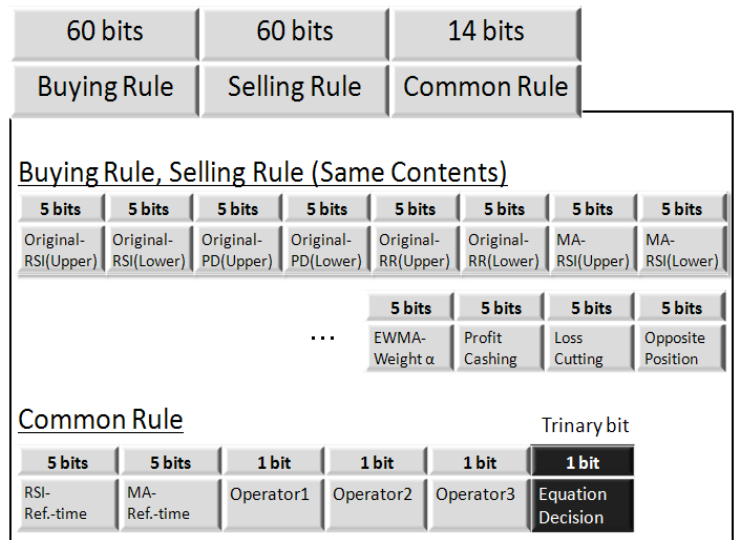


Fig.2 Chromosome Design

まず、最初の60 bitsが買いルールを表現していて5 bitsずつに分類され、それぞれが $2^5=32$ 通りの異なる値(0~31)をとることができる。Fig.2における”Buying Rule, Selling Rule”の上段40 bitsの遺伝子は、4つのテクニカル指標の上限および下限を表現している。例えばRSIであれば下限から上限が0~100に固定されるため、その中で均等に範囲を割り当てる。ここでの範囲は、 $100/32=3.125$ となる。他の特徴量についても同様な範囲の割り当てを行い、各個体が売買ルールを表現するものとなる。下段の20 bitsの遺伝子はそれぞれ、指数加重移動平均を計算する重み、利食い金額、損切り金額、逆ポジションでの利食い・損切り金額を示している。

ここでの遺伝子構造が[3]でのそれと異なる部分であり、利食い・損切り金額の決定にはそのときのボラティリティVを考慮するものとする。

$$V = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \bar{p})^2} \quad (2.1)$$

具体的には、”Profit Cashing”の遺伝子が返した値と、その投資タイミングにあたる直前24時間(実験では $N=24$ とした)で算出されたボラティリティを乗ずることにより、利食い金額とする。すなわち、遺伝子が返した値が同じであっても、そのときの市場のボラティリティが大きい(荒れ相場)状況であれば、利食い金額も大きくなることを意味している。”Loss Cutting”についても同様である。

次に”Opposite Position”とあるように、本提案手法では、最初の売買の結果として損切りを行った場合、それと同時に当初と逆のポジションをもつこと(買いポジションの決済で損した時には売り、売りポジ

ションの決済で損した時には買い、いわゆる「ドテン」)を導入した。ここでの”Opposite Position”は、そのドテンを行った後の利食い・損切り金額を意味し、先の”Profit Cashing”, ”Loss Cutting”と同様にボラティリティを考慮する。

以上が買いルールについての説明であり、売りルールの遺伝子もこれと全く同じ構造をとる。

最後の 14 bits は売買に共通なルールであり、最初の 2 つ(10 bits)はそれぞれ、RSI と指数加重移動平均を算出するのに用いる時間数(その計算時点から過去にさかのぼる時間数)を表現している。

次の 3 つの遺伝子(それぞれ 1 bit)はオペレータを表現して、Table1 における式に含まれる 3 つのオペレータに、それぞれ AND, OR のどちらを代入するか決定する。最後の 1 bit の遺伝子”Equation Decision”のみ 3 通りの値をとるものであり、Table1 における式のうち、A,B,C のいずれを用いるか決定する。

Table1. Conditional Equation

[A]	{(c <sub>1</sub> <RSI1<c <sub>2</sub> ) Op.1 (c <sub>3</sub> <PD<c <sub>4</sub> ) Op.2 {(c <sub>5</sub> <RR<c <sub>6</sub> ) Op.3 (c <sub>7</sub> <RSI2<c <sub>8</sub> )}
[B]	{(c <sub>1</sub> <RSI1<c <sub>2</sub> ) Op.1 (c <sub>5</sub> <RR<c <sub>6</sub> ) Op.2 {(c <sub>3</sub> <PD<c <sub>4</sub> ) Op.3 (c <sub>7</sub> <RSI2<c <sub>8</sub> )}
[C]	{(c <sub>1</sub> <RSI1<c <sub>2</sub> ) Op.1 (c <sub>7</sub> <RSI2<c <sub>8</sub> ) Op.2 {(c <sub>3</sub> <PD<c <sub>4</sub> ) Op.3 (c <sub>5</sub> <RR<c <sub>6</sub> )}

また買いルールの一例として、次のような投資条件式がつけられる。

$$\{(81.25\% <RSI1 < 93.75\%) \&\& (-0.3\% <RR < 0.1\%)\} \parallel \{(-0.15\% <PD < 0.7\%) \&\& (75\% <RSI2 < 97.5\%)\} \quad (2.2)$$

学習期間およびテスト期間中において、買いもしくは売りの条件式を満たした時間があれば、そこでその投資を行う。もしいずれの条件式も満たさなければ、その時間は何もアクションを起こさない。

GA による売買探索の流れとしては、まず Fig.2 に示したような個体をランダムに多数発生させ、それぞれを適合度の評価する。次にその適合度の高い個体ほど生き残りやすくなるような方法で選択を行い、一定数の個体に対して交叉や突然変異の処理を行う。こうして作られた次世代についても適合度の評価を行い、以下ループを繰り返す。詳細な GA に関する説明も[3]と同様なので、本稿では省略する。

本稿では、適合度としては学習期間を通して得られた運用利益、個体数 900、トーナメント選択+エリート戦略(適合度上位 1%の個体は必ず次世代)、交叉率 60%、突然変異率を 1%、世代数上限 50 とした。

以上のような GA の処理の後、適合度が最大となった個体を保存する。この個体を「最も利益を上げやすい」売買ルールとし、テストデータに適用する。

## 2.4 投資ルールの適用

適用の流れとしてはまず、学習期間の直後にあたるテストデータを用意し、これについても学習データ同様に、5.2 で示した 4 つのテクニカル指標を最適化された売買ルールに従って計算する。そして、Table1 に示した指標の幅の条件式に一致した時間に外貨売買のアクションをとる。

ここで、本稿ではリバレッジを用いた実験を行う。実験では最大 10 倍の投資を許容することとした。

### a) リバレッジの適用

リバレッジ決定法の流れとしてはまず、外貨売買のアクションをとる時間の直前にあたる 24 時間と、学習データ内の連続する 24 時間との相関係数  $r$  をすべての時間につき計算する。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{24} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{24} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{24} (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5.1)$$

次に  $r > 0.75$  となった学習データ内の時間につき次式を計算することで、直後に為替価格が上昇・下落のいずれの傾向をとりやすいか判断する。

$$F = \sum_{i=1}^{24} (x(t+i) - x(t)) \times (24-i) \quad (5.2)$$

買いの場合は  $F > 0$  となる割合、売りの場合は  $F < 0$  が負となる割合をそれぞれ計算し、その割合  $p$  に従ってリバレッジを決定する。 $p$  とリバレッジの対応関係を Fig.3 に示す(この時点でのリバレッジは最大 5 倍)。

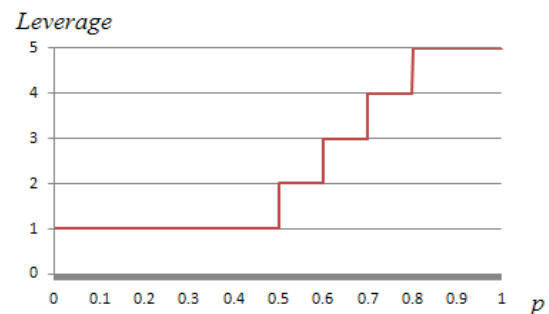


Fig.3 Determination of Leverage

### b) 買い増し・売り増し

本稿ではリバレッジに加え、売買したポジションに利益が出た際には、さらに同じ向きのポジションを加えることとした。買い増しの場合の具体例を Fig.4 に示す。

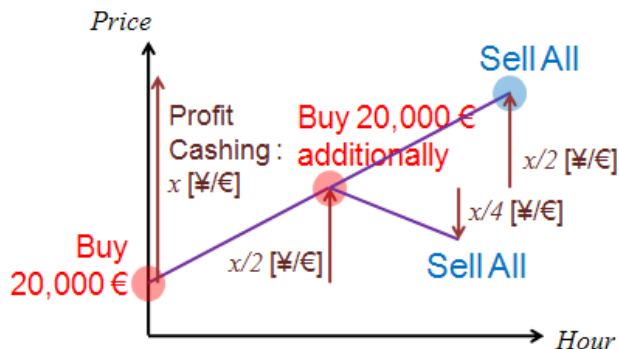


Fig.4 Image of Further Buying

通常であれば、ある価格で2万ユーロ購入した際には、その価格から  $x$  (¥/€) 上昇した際に利食いするが、本稿における買い増しルールでは  $x/2$  (¥/€) 上昇した時点でさらに2万ユーロ購入することとした。その後、さらに  $x/2$  (¥/€) 上昇すれば当初の利食いポジションとなり、そこですべて売却することにより、通常の1.5倍の利益を得ることができる。逆に、買い増しした後に  $x/4$  (¥/€) 下落すればそこですべて売却することで、損益はプラスマイナス0となる。a)におけるリバレッジ決定法と併せて、リバレッジは最大10倍となる。

また、売り増しの場合も同様なルールを適用する。この買い増し・売り増しの方法により、リスクマネジメントもしつつ利益を増やすことを狙った戦略としている。

## 3. 実験

### 3.1 実験条件および適用データ

#### ・スプレッドおよび手数料

本稿では、実際のFX会社を想定したシミュレーションを行う。スプレッドは1USDにつき3銭(0.03円), 1EURにつき4銭(0.04円), 1AUDにつき6銭(0.06円)とし、スワップ金利は考慮しない。

#### ・初期保有額および1回あたりの投資金額

初期保有額は USD : 125万円, EUR : 160万円, AUD : 100万円とした。また、1回の「買い信号」もしくは「売り信号」につき、 $n$ 万通貨単位(USD, EUR, AUD)を購入もしくは売却することとした。決済額も同様である。ここで  $n$  は 2.4(a)で定義したリバレッジを意味する。

#### ・適用データ

テストデータとしては、次の3種類の外国為替の時系列データを用いる。

1. 米ドル[USD/JPY] (2005年~2008年, 4年間)
2. ユーロ[EUR/JPY] (2005年~2008年, 4年間)
3. 豪ドル[AUD/JPY] (2005年~2008年, 4年間)

学習方法としては、テストデータを3ヶ月単位に分割し、それぞれ直前にあたる6ヶ月間で学習することとする(Fig.5, "Rolling Window Method")。

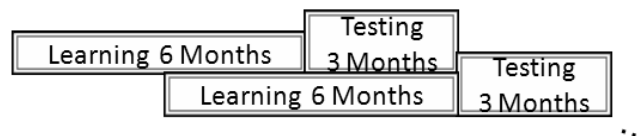


Fig.5 Method of Learning & Testing

### 3.2 実験結果および考察

まず、例として為替レートの上げ幅と下げ幅がほぼ等しかった2005年のユーロ、および2006年の米ドルでの資産運用の結果を示す(Fig.6, Fig.7)。

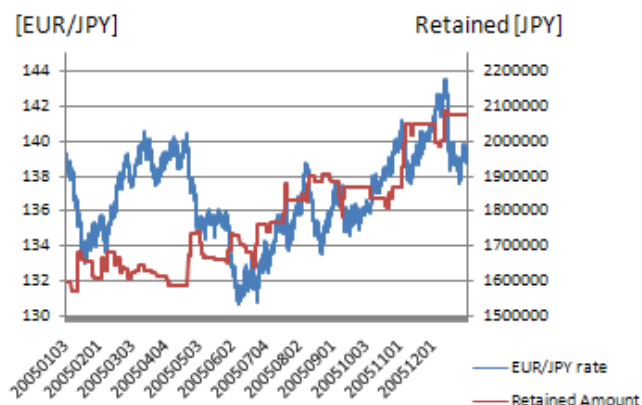


Fig.6 EUR/JPY Chart in 2005 & Operating Result

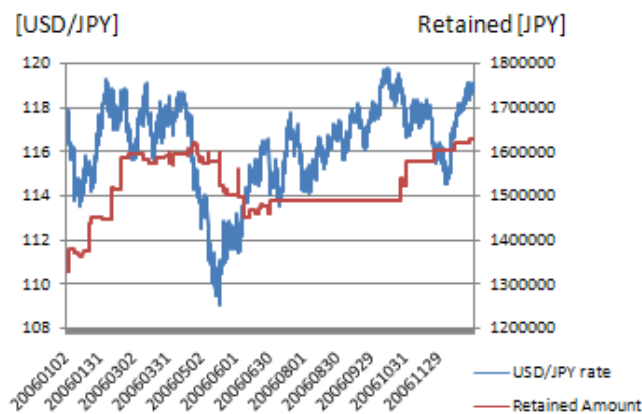


Fig.7 USD/JPY Chart in 2006 & Operating Result

次に、為替レートが大幅に暴落した 2008 年のユーロ、および同年の豪ドルでの資産運用の結果を示す (Fig.8, Fig.9).

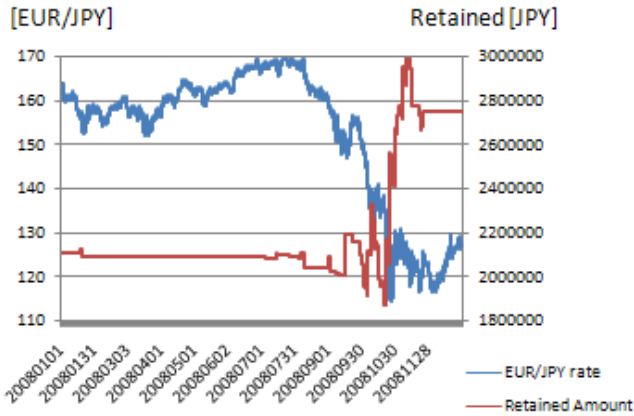


Fig.8 EUR/JPY Chart in 2008 & Operating Result

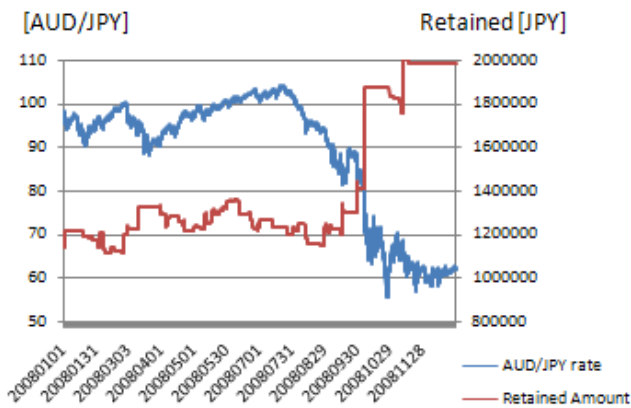


Fig.9 AUD/JPY Chart in 2008 & Operating Result

まず Fig.6, 7 を見ると, 所持金の推移は為替レートの変動に近い動きをすることが分かる. ただ, レートが下落気味の際は損する傾向が強いものの, 年始と年末の為替レートがほぼ等しいにもかかわらず一定の利益を上げていることから, 提案手法の有効性がある程度示せているといえる.

また Fig.8,9 を見ると, 2008 年のリーマン・ショックが起きて為替レートが大暴落しているときに, 大きな利益を上げていることが分かる. 特に Fig.8 のユーロでは一度大きな損をしてから, 後でその損額の 2 倍以上の利益を上げている. このことから, 損切りの後の逆ポジション(ドテン)の戦略が成功しているといえる. また, 特に為替価格の下落のスピードが速いほど, 機械学習では分かりやすい下げ相場であり, 利益を上げやすいタイミングであると考えられる.

## 4. ニューラルネットワークとの比較

GAによる本提案手法の有効性を確認するために, ニューラルネットワーク (Neural Network; NN) との比較を行う. 以下でそのシステムの概要について述べる. なお実験は, WEB 上のホームページ「階層型ニューラルネットワークの Java ソースコード」 (URL; <http://www.geocities.jp/retort Curry119/NN.htm>) で入手可能なプログラムをもとに実装した.

### 4.1 ニューラルネットワークによる学習

まず入力信号として, GA での提案手法と同様に 4 つのテクニカル指標を用いる. 信号は 0-1 の値をとるものとし, 32 通りの値に丸める.

次に教師信号として, 次式によって算出される値を用いる.

$$Out = \sum_{i=1}^{24} \{x(t+i) - x(t)\} \times (24-i) \quad (8.1)$$

$x(t)$  が  $t$  日目における為替価格を表す.  $i$  日後における為替価格の上昇分に係数を乗じ, これらを直後の 24 時間分足し合わせたものを出力信号とする. すなわち, この適合度が大きいほど, 24 時間以内に為替価格が上昇する傾向が強いことを意味する. この出力信号も, 入力信号と同様に 0-1 の 32 通りの値に丸める.

こうして用意された入力信号および教師信号の一定時間数分のペアに対して, ニューラルネットワークの重みを誤差逆伝搬法 (Back-propagation; BP) によって最適化する. なお, 中間層のユニット数 8, 学習率 0.5, 慣性係数 0.03 とした (パラメータを変化させ, 実験結果が最良であったものを用いている).

### 4.2 テストデータでの投資シミュレーション

学習期間を通して最適化された重みを用いて, GA による提案手法と同様に, 直後にあたるテスト期間で投資シミュレーションを行う.

各時間  $t$  につき算出されたテクニカル指標をもとに, ニューラルネットワークの重みを用いて計算された出力を  $n_t$  とする.

この  $n_t$  に対して, 次のように買い時と売り時を定める.

$$\text{買い時} \ n_t > \mu + 2\sigma \quad (4.2)$$

$$\text{売り時} \ n_t < \mu - 2\sigma \quad (4.3)$$

ここでの  $\mu$  および  $\sigma$  は, 学習期間中を通して求められる為替価格の平均値および標準偏差である.

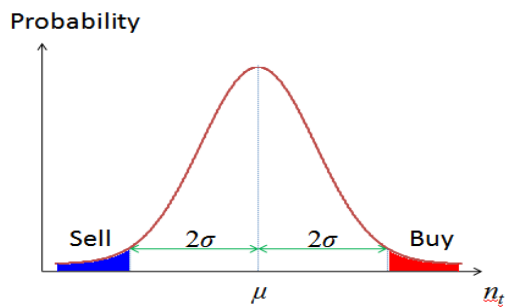


Fig.10 Image of Buy & Sell Timing

一般に金融商品の価格変動は正規分布に従うとされているため、この理論に従うと、買い時は  $n_t$  が上位 2.28%，売り時は下位 2.28%に入ったタイミングであることを意味する。

損切り金額，利食い金額などの設定は，GA で得られたものと同じにして，投資シミュレーションを行った結果を次に示す。

#### 4.3 実験結果および考察

米ドル，ユーロともに初期保有額に対する利益率を Fig.11 および Fig.12 に示す。NN による提案手法はリバレッジは用いず，常に 1 万通貨単位で売買を繰り返した結果である。

また比較対象として，GA による提案手法，1 年間長期保有を続ける方法の 2 つを併記する。なお，GA と NN はそれぞれ 5 回の実験を行った平均値である。

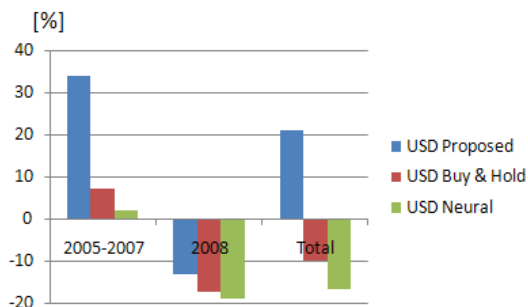


Fig.11 Comparison of Percentage Profit (USD)

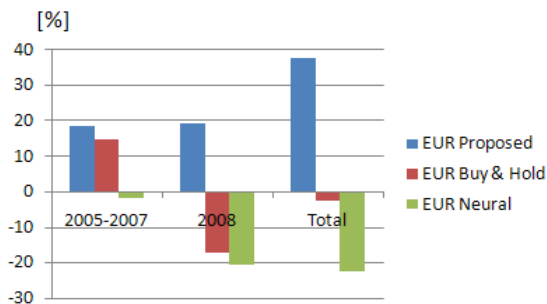


Fig.12 Comparison of Percentage Profit (EUR)

NN はすべてのケースで長期保有と同等かそれ未満の成績であり，GA による提案手法の方がはるかに優れていることが分かる。

2008 年の米ドルでは，GA による提案手法でも損失を出している(Fig.11)。ここでの米ドルも，リーマン・ショックの影響で下落したものの，Fig.8,9 に示したようなユーロ・豪ドルほどの暴落ではなかったため，逆に利益を上げることが難しかったと考えられる。

## 5. おわりに

本稿は，前回の筆者による提案手法[3]に若干の改良を加え，2008 年の為替レートが暴落している相場での投資シミュレーションを米ドル，ユーロ，豪ドルの 3 通貨で試みた。その結果，ユーロと豪ドルのような非常に顕著な下げ相場では外貨売りによって利益を上げやすく，逆に米ドルのようなさほど顕著ではない下落スピードでは利益を上げることが難しいことが分かった。

今後の課題として，各通貨の金利差など，その通貨の特徴も考慮した投資手法を考えたい。また，多目的 GA を導入すること，そのときのトレンドも考慮に入れることなども行っていきたい。

## 謝辞

本研究に適切な助言とご支援をいただきました伊庭研究室の諸氏，ならびに数多くの金融機関の方々からお話を聞く機会を作って下さった株式会社メディアカルフロントの川崎章弘氏，貴重な為替データを下さった株式会社 FXCM ジャパンの藤江典雄氏，システム効率化の観点から様々なアドバイスをいただいた株式会社システムアドフォースの大町栄氏に心から感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] 時永祥三，"数理ファイナンスの新分野とその応用"，工学図書，2004
- [2] Shu-Heng Chen, "Genetic Algorithms and Genetic Programming in Computational Finance" (Kluwer Academic Publishers, 2002).
- [3] 平林明憲，伊庭齊志，"遺伝的アルゴリズムによる外国為替取引手法の最適化"，人工知能学会・ファイナンスへの人工知能応用研究会・第 1 回研究会，2008