

動的環境への適応と経済時系列への応用

山崎 和子[†] 北風 和久[†] 関口 益照[†]

[†] 東京情報大学 総合情報学部
〒 265-8501 千葉市若葉区谷当町 1200-2

E-mail: tyamasaki@rsch.tuis.ac.jp

あらまし 動的な環境への適応は、その変化の特性、たとえば再現性、連続性、希少性、予測性などを利用して開発するのが合理的である。また、動的な環境への適応には、ある瞬間によく適応することが次の瞬間の適応を困難にするというトレードオフが内在し、それは、多目的最適化との類似性を意味する。このような状況に基づいた適応方法を、前研究で提案した。この研究では、その経済時系列への応用を試みる。その結果、多目的ランキングを用いた提案手法が、より高い収益が得られることを示した。また、実験は、日経 225 先物の 5 分足が、なんらかの 1 日の周期を持ち、そのアノマリーから、収益の得られる可能性があることを示している。

キーワード 動的環境, 適応, 多目的最適化, 経済時系列

Adaptation under the Dynamic Environment and Application to Financial Time Series

Kazuko YAMASAKI[†], Kazuhisa KITAKAZE[†], and Masuteru SEKIGUCHI[†]

[†] Faculty of Informatics, Tokyo University of Information Sciences

E-mail: tyamasaki@rsch.tuis.ac.jp

Abstract It is reasonable that adaptation to the dynamic environment should be developed using characteristics of changes, such as reappearance, continuity, rarity and predictability. And, adaptation to the dynamic environment contains a trade-off of which a good adaptation in this moment makes it difficult to adapt in next moment. This means the similarity between the dynamic environment and multi-objective-optimization. Under this situation, we developed a method in our previous works. In this work I apply our proposed method to financial time series.

Key words dynamic environment, adaptation, multi-objective-optimization, financial time series

1. はじめに

動的な環境とは、ここでは、外生的に目的関数が変化することを言う。

1.1 いくつかの疑問

動的な環境に起因する意志決定

我々は、変化する社会の中で、変化に起因する様々な意志決定を迫られている。例えば、消費者の嗜好の変化に細かく対応して新しい商品を次々に開発するのか、低価格でオーソドックスな商品を生産し続けるのか、トップの派閥が変わるたびにそれに妥協していくのか、それとも、トップとは距離を置いておくのか。

〈保守的 ↔ 進歩的〉

〈安定 ↔ ハイリスクハイリターン〉

〈長期的洞察 ↔ 短期的洞察〉

〈流れに乗る ↔ 流れに逆らう〉

これらは、外部環境が変化する時、人間がどのように適応するのかの区別である。このような動的な環境に起因する意志決定とはいったいどのようなものであろうか？。

動的な環境へ適応の不明確さ

静的環境では、どのような問題でも、目的関数の最大値へ、無限の時間を使えば原理的には到達可能で適応の意味は最適値への到達ということで明確である。ただし、実際問題では、計算時間と最適性のトレードオフが問題となる。それに対して、動的環境では、時間の制限は本質的であるから、何が適応した状態なのか明確ではない。さらに、適応の目的が変化するため、ある時間よく適応することが次の時間の適応を困難にすることがある。つまり、しばしば、ある時間の最適性と次の時間の最適性の間には、トレードオフが存在する。仮に、ランダムに初期化した状態よりも良いパフォーマンスが得られるなら適応したということにする。

1.2 第1の視点：環境変化の特性と適応の可能性

進化計算による動的環境下での適応の分野で、現在までの研究は、しばしば、メモリーベースの方法 (D.E.Goldberg [5] J.Branke, [1] R.K. Ursem [10] など) と多様性ベースの方法 (N.Mori [9] J.Sarma Sarma H.G.Cobb [3] など) に分類される。しかし、以下に述べるように、環境変化の特性をもとに考えると見通しがよい。

バイナリ空間から実数空間へ

初期の動的環境下での研究はバイナリ空間で目的関数を決めるパラメータを周期的に変化させて行われ

た。D.E.Goldberg [5] J.Lewis [8] しかし、バイナリ空間の問題では、パラメータを少し変化させただけで、目的関数が大きく変わる。したがって、周期的変化以外では適応することが望めない。それで、実数空間でパラメータの連続的变化に対して目的関数が連続的に変化するテスト関数が、K.De Jong [4], J.J. Grefenstette [6], J.Branke [2] により提案され、それを用いて多くの研究がなされた。しかしこれは、次のように考えられる。

環境変化の特性

例えば、頻繁に大きく不規則に飛び回っている最適値への適応は、ランダムに初期化した状態が平均的に一番適応度が高いのは明らかで、このような環境への適応を考えるのは無意味である。しかし、だからといって、連続的に変化する環境のみが研究の対象という結論には至らない。これは、「連続的变化という環境の特性がある時には、適応する方法を開発することが可能だ。」ということだと考える。つまり、目的関数の変化に、以下に示すような持続的な何か変化の特性がある時には、適応する方法の開発が可能で、動的な環境への適応が意味を持つ。持続的な変化の特性を利用して、各適応方法は開発するのが合理的である。適応することができる典型的な環境変化の特性とそれに対する適応方法を以下に示す。

(1) 再現性

再現性とは、 $n (> 1)$ 時間間隔前に現れた目的関数の形状の何らかの特徴が再び現れる特性を意味する。これらの環境に有用な適応方法は明らかにメモリを含んだものである。

(2) 連続性

連続性とは、目的関数の形状の変化が、1時間間隔前と比べて小さいことを意味する。これらの環境に対する有用な適応方法の1つは適応度ランドスケープ上の近傍探索演算子である。さらに言えば、理論的には、環境変化に対応する探索演算子さえあれば、環境が連続的に変化しなくても、連続性に対して開発された方法がそのまま使える。

(3) 希少性

希少性とは、目的関数の形状の変化が、大きく不規則であっても、変化が希少なれば適応することができることを意味する。このようなカタストロフィーに対する有用な適応方法は、多様性を保つあるいは多様性を瞬間的に生成する方法である。

(4) 予測性

予測性とは、目的関数の次の変化をなんらかの方法で予測することが可能であることを意味する。これ

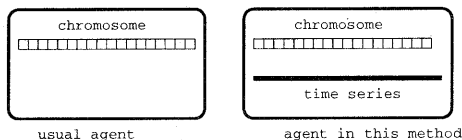


図1 適応度の記憶を持つ個体

表1 動的環境と多目的最適化の類似性

多目的最適化 → t	動的環境 → t	動的環境+再現性 → t
$f_{1\tau}$	$f_{1\tau} f_{2\tau} f_{3\tau} f_{4\tau} f_{5\tau}$	$f_{1\tau} \text{-----} f_{1\tau} \text{-----} >$
$f_{2\tau}$		$\text{---} f_{2\tau} \text{-----} \text{---} f_{2\tau} \text{---} >$
$f_{3\tau}$		$\text{-----} f_{3\tau} \text{-----} >$
$f_{4\tau}$		$\text{-----} \text{-----} f_{4\tau} \text{---} >$
$f_{5\tau}$		$\text{---} f_{5\tau} \text{-----} \text{---} > f_{5\tau}$

らの環境に対する有用な適応方法は個別の問題による。(例えば J.V.Hemert [7])

つまり、従来から分類されている、メモリーベースの方法と多様性ベースの方法の他に、近傍探索ベースの方法や予測性ベースの方法などを考えることは有用である。

1.3 第2の視点: 多目的最適化と動的環境への適応には類似性がある。

動的環境では目的関数 $F = \{f_{1\tau}, f_{2\tau}, f_{3\tau} \dots\}$ は τ の間隔を置いて、相次いで現れる。(表1中) 一方、多目的最適化の問題では、複数の目的関数は同時に、現れる。(表1左) しかし、(a) τ が、適応の速度に近づく時、変化する $f_{1\tau}, f_{2\tau}, f_{3\tau} \dots$ に1つ1つ適応する方法の他にも選択の余地が生じる。この時、(b) 現在の環境が再び将来再現されるなら表1右のように、多目的最適化と同様の状況が生じ、多目的最適化で使われる手法を応用することができる。

2. パレート最適集団を保持する適応方法

変化する目的関数(たとえば今日の目的関数, 1ヵ月前の目的関数, 2ヵ月前の目的関数)をそれぞれ1つの目的関数と考えた多目的最適化を考える。何らかの意味で目的関数に再現性があれば、新商品を開発し続けるか、オーソドックスな商品を生産し続けるのかの意志決定は、多目的最適化におけるそれと同様になる。そこで、歴史的に現れる複数の目的関数に対してパレート最適解集合を保つ適応方法を提案する。K.Yamasaki. [11]~[16]において、我々は、連続的に変化するテスト関数で実験をし、良い結果を得た。そこでは、各個体に、染色体の他に、過去

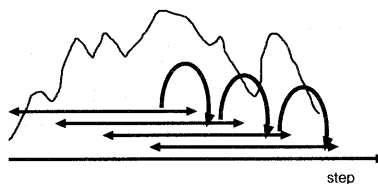


図2 データの区間をシフトしながら解析
いかに過去の区間の情報を利用するか
すなわち動的な環境への適応の問題

の適応度の値を記録する記憶列を持たせた。(図1) また、連続的に変化するという環境変化の特性を最大限利用し、近傍探索に多くの評価回数(計算コスト)を割り当てた。そのため、目的関数のピークが移動しても、各個体は近傍探索によりピークに追従する。ピークの高さに再現性があればピークの位置は変化しても、目的関数の変化の仕方によっては、安定的ピークを追従する個体、ハイリスクハイリターン
のピークを追従する個体などが生じ、このようなトレードオフのある状況を他目的最適化で表現することが可能である。

ここでは、より現実的な経済時系列への応用を試みる。

3. 経済時系列への応用

経済時系列の解析においては、長期間のデータをとると、定常とは考えられず、短期間のデータをとると、データの統計的ばらつきが大きいという困難がある。比較的短期の区間をとって、この区間を時間経過にそってシフトしながら解析して行く時、区間をシフトした時に始めからリセットして解析するのではなしに、何か過去の区間の情報を有効に使うことは重要である。(図2) 正に、これは動的な目的関数の探索、動的な環境への適応の問題である。ここでの時系列の変化に、先に述べたような何らかの特性(再現性、連続性、希少性、予測性)があれば、シフトごとに初期化して始めから計算するより効率的な探索、適応が可能なのである。また、シフトごとに始めから探索する時間的余裕のない場合もある。

ここでは、日経225先物の5分足への応用を行う。マーケットデータは、トレンドを伴って上昇下降する時、あるいは、ボックス圏の中を行き来する時などが、繰り返し現れる。また、5分で1時間間隔更新されるから、時間的余裕のない問題でもある。ここでは、収益の得られる売買シグナルをチャート分析の中から探索する問題を考える。

4. 提案手法

売買シグナルの染色体による表現

買または売りのオープンおよびクローズのやりかたを次のような51ビットの染色体で表す。

	bit数	表現型
オープン	1	0 売 1 買
タイミング	2	0 値 1 解離率 2 反転 3 クロス
	8	シグナルに必要なパラメータ
チャート 1	3	チャート 1 の種類
	8	チャート 1 のパラメータ 1
	8	チャート 1 のパラメータ 2
チャート 2	3	チャート 2 の種類
	8	チャート 2 のパラメータ 1
	8	チャート 2 のパラメータ 2
クローズ	2	0 6時間間隔後にクローズ
		1 6時間間隔以後
		オープン の 逆シグナル
		2 オープン の 逆シグナル
		3 オープン の シグナル の 消滅
計	51	

チャートは、0 値、1 移動平均、2 直線回帰、3 ボラティリティ、4 順位相関、5 サイコロジカルライン、6 価格位置、7 ストカスティックの8種類を用いた。例えば

1 11 ***** 001 00001000 ***** 010 00010000 ***** 10
という染色体は、8時間間隔移動平均と、16時間間隔直線回帰の、ゴールデンクロスでのタイミングで、買いをオープンし、デッドクロスでのタイミングでクローズすることを意味する。また、

0 01 00000100 110 00001010 ***** 110 00010010 ***** 00
という染色体は、10時間間隔価格位置と、18時間間隔価格位置の、解離率が、-4%のタイミングで、売りをオープンし、解離率が、4%のタイミングでクローズすることを意味する。(ここで****は、このオープン&クローズのシグナルに意味を持たない遺伝子を表す。)

アルゴリズム

以下に提案手法のアルゴリズムを示す。

t=0

(1) 現在の時刻の価格を経済時系列に追加

(2) 売買取引の実行

各個体、前時刻に売買シグナルの出ている取引を、現在の時刻の価格で実行し、売買損益計算する。

(3) 売買シグナル

各個体の現在の時刻の売買シグナルを調べる。

(4) 適応度の計算

過去100時間間隔の売買損益を適応度とする。

(5) 適応度の記憶

50時間間隔に1回、適応度を長さ60の記憶列に記録する。

(6) 多目的ランキング

$f_{i,t}$ は時刻 t の個体 i の記憶、記憶列 $F = f_{i,1}, f_{i,2}, f_{i,3}, \dots$ を多目的最適化問題における多目的関数とみなす。個体の支配関係を次のようにして定める。

次の条件が満たされるならば、個体 i が個体 j を支配する。

$$\forall t = 1, 2, \dots, 60 \quad f_{i,t} \geq f_{j,t}$$

$$\exists t = 1, 2, \dots, 60 \quad f_{i,t} > f_{j,t}$$

すべての個体の組み合わせで支配関係を定め、個体 i を支配する他の個体の個数を i のランク $rank_i$ とする。

(7) シェアリング

以下にシェアリングの関数を示す。

$$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^5 (x_k(i) - x_k(j))^2$$

$$s_{ij} = 1.0 - (d_{ij}/30)^{0.2}$$

$$rank_i \leftarrow rank_i / \sum_j s_{ij}$$

ここで $x_k(i)$ は個体 i の k 番目の遺伝子の値を表す。

(8) 選択、交差、突然変異

$rank_i$ により、世代ギャップ0.1で選択、交差、突然変異を行う。交差は交差確率0.5、表現型の堺目1~5点で行う。突然変異0.01、集団サイズ200である。

(9) ランダムに初期化

集団の1%をランダムに初期化する。

(10) 誕生した個体の記憶列

経済時系列の過去の価格を利用して、現在の時刻で誕生した個体の適応度の記憶列を過去に遡り計算する。

(11) t=t+1 (1)へ戻る

比較のために

Pareto:多目的ランキングによる集団

noMemory:適応度の記憶列を用いず、現在の適応度によってランキングした集団

で実験をおこなった。用いたデータは、日経225先物5分足、2000年6月限と2001年3月限、および、人工的に作ったAR(3)の時系列である。すべての実験において、データの間隔は1時間間隔5分で、1ラン約3000時間間隔を乱数の異なるシードで行った50ランについて平均した結果を示す。示した収益はコストを含んでいない。また、実験にはサンタフェ研究所で開発された、マルチエージェントシミュレータSWARMを使用した。

5. 実験の結果

集団としての売買シグナルを以下のようにして決

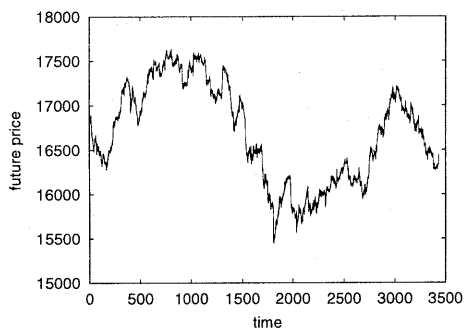


図 3 日経 225 先物 2000 年 9 月限の価格

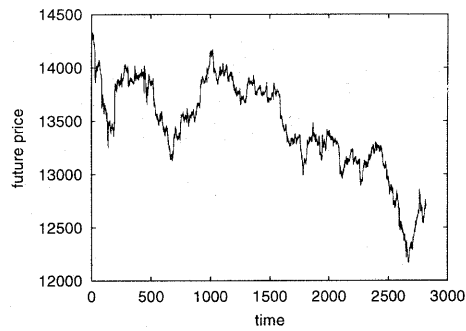


図 7 日経 225 先物 2001 年 3 月限の価格

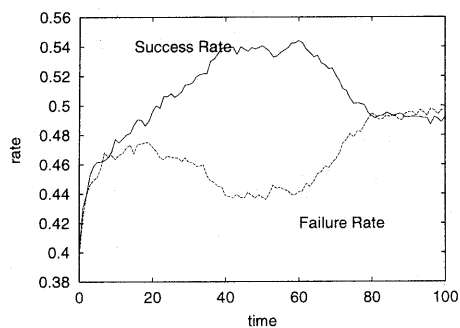


図 4 売買の成功率, 失敗率: Pareto

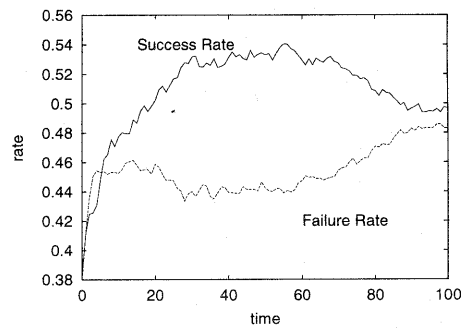


図 8 売買の成功率, 失敗率: Pareto

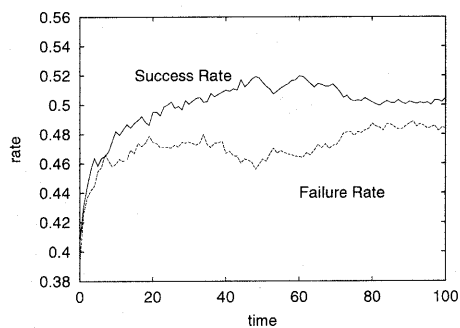


図 5 売買の成功率, 失敗率: noMemory

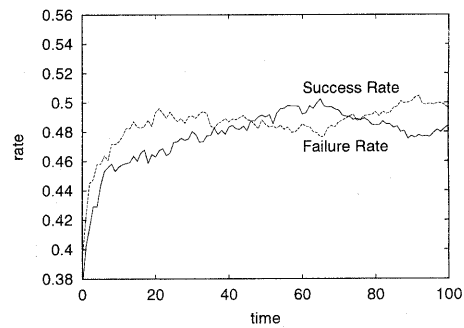


図 9 売買の成功率, 失敗率: noMemory

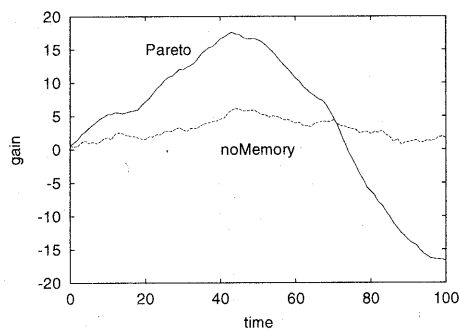


図 6 利益: Pareto & noMemory

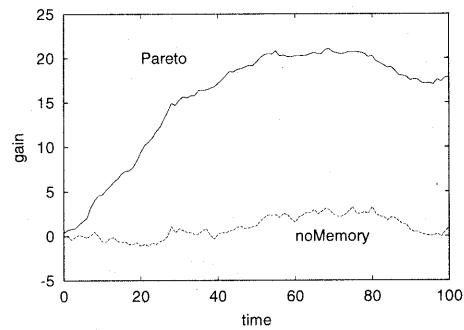


図 10 利益: Pareto & noMemory

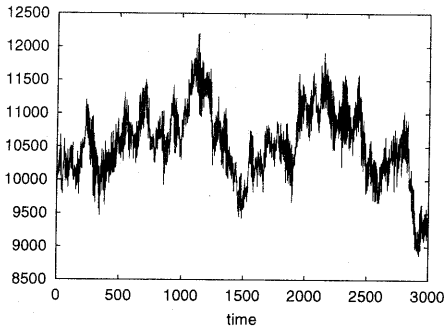


図 11 AR(3) により生成された時系列

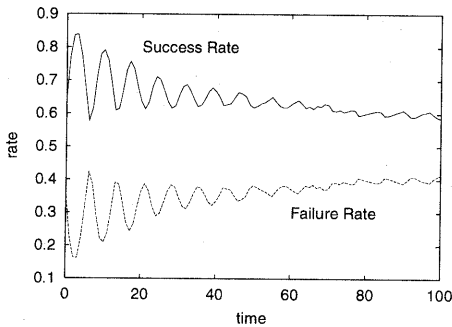


図 12 売買の成功率, 失敗率: Pareto

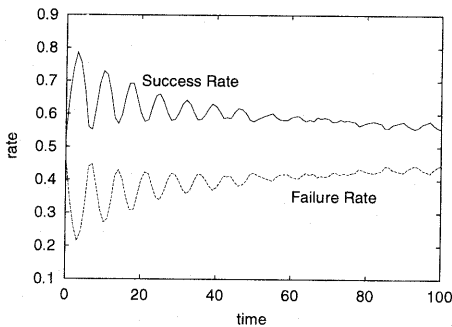


図 13 売買の成功率, 失敗率: noMemory

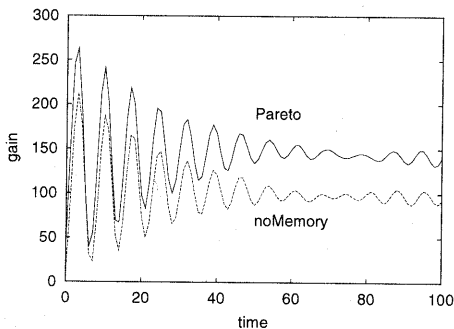


図 14 利益: Pareto & noMemory

めた。適応度の上位 30% の個体の中で、前 1 回の売買で損をしてない個体について、多数決で売買シグナルを定めた。

日経 225 先物 5 分足, 2000 年 6 月限

図 3 は、先物価格を表す。この限月では、価格は、ほぼボックス圏であった。図 4, 5 は、両集団において、縦軸が、売買の成功率, 失敗率, 横軸が、売買をオープンしてからの時間間隔を表す。図 6 は、縦軸が、収益, 横軸が、売買をオープンしてからの時間間隔を表す。収益 0 の場合は成功率, 失敗率に含まれない。Pareto の集団の方が noMemory 集団より、成功率も収益も高かった。売買をオープンしてから、ほぼ 40 から 60 時間間隔後に、成功率も収益も、ピークがある。これは、約 1 日の長さである。収益のピークは約 18 円だが、個人で売買する時にもコストは約 10 円程度、最近は同日売買だとコスト 1 円ほどの証券会社もあり、実際に利益の出ない値ではない。

日経 225 先物 5 分足, 2001 年 3 月限

図 7 は、先物価格を表す。この限月では、価格は、下降トレンドを持っていた。トレンドを持っているため、2000 年 6 月限より、高い収益が得られたが、全体としての傾向は、2000 年 6 月限と同じであった。(図 8, 9)

AR(3)

$$x_t = 0.8x_{t-1} - 0.4x_{t-2} - 0.4x_{t-3} + F(t)$$

で生成される時系列で実験をした。図 11 は、この時系列を表す。ほぼ 7 時間間隔ごとの周期で、高成功率, 高収益をあげている。この、場合にも、やはり、Pareto の集団の方が noMemory 集団より、成功率も収益も高かった。(図 12, 13)

6. 結 論

目的関数変化の持続的特性

環境が外生的に時間変化する中ではどのような状態が適応(最適化)した状態か明確ではないが、少なくともランダムに初期化したより、何らかの方法で見たパフォーマンスがすぐれているなら、適応したということにする。そのような適応ができるためには、環境の変化の仕方にある程度持続的な特性があって、それを利用して適応する必要があると、考える。そのような特性とは、再現性, 連続性, 希少性, 予測可能性などで、それぞれ、メモリーベースの方法, 近傍探索ベースの方法, 多様性ベースの方法, 予測ベースの方法が手段としてあげられる。それらの特性ごとに方法を開発することが、合理的な研究方法であり。従来のように、この分野の仕事で、メモリーベ-

スと多様性ベースに分類するより、拡張性があると考られる。

多目的最適化との類似性

多目的最適化では、複数の目的関数が同時に出現し、動的な環境では、複数の目的関数は、時間発展とともに出現する。しかし、その出現の周期が、適応のタイムスケールよりも速い時には、各目的関数にそれぞれ適応することはできず、適応方法の意志決定をしなくてはならない。また、将来の目的関数がなんらかの部分で過去の目的関数を再現していれば、動的な環境への適応は、現在の目的関数と過去の目的関数(将来起こるであろう目的関数)との多目的最適化と考えられる。

パレート最適性を用いた適応方法

このような、見方に基づいて、現在の目的関数と過去の目的関数との間でのパレート最適性を利用した多目的ランキングを用いて、個体を保持して行く適応方法を提案した。この方法では、過去1度でも最も高い適応度を示した個体は他に支配されないから集団内に保持される。これにより、ピークはたとえ適応度が低くなくてもトラッキングされ、最近様々な人が研究しているマルチポピュレーション方法R.K.Ursem [10]と同様の効果がある。さらに、この方法は最適値をとるのが点でなくとも線や領域であってもその効果に変わりはない。

経済時系列への応用

経済時系列の解析においては、長期間のデータをとると、定常とは考えられず、短期間のデータをとると、データの統計的ばらつきが大ききという困難がある。比較的短期の区間をとって、この区間を時間経過にそってシフトしながら解析して行く時、区間をシフトした時に始めからリセットして解析するのではなしに、何か過去の区間の情報を有効に使うことは重要である。(図2)正に、これは動的な目的関数の探索、動的な環境への適応の問題である。ここでの時系列の変化に、先に述べたような何らかの特性(再現性、連続性、希少性、予測性)があれば、シフトごとに始めからリセットするより効率的な探索、適応が可能ははずである。また、シフトごとに始めから探索する時間的余裕のない場合もある。

そのような経済時系列へ提案手法の応用を試みた。その結果、他目的ランキングを用いた提案手法は、より高い収益を示した。図15は2000年9月限、図16は作成した時系列の、拡大図を示す。作成した時系列の成功率、収益率にみられる約7時間間隔の周期性(図12,13,14)は、時系列の周期性から来ている

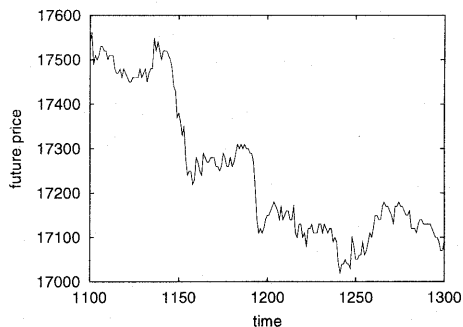


図15 日経225先物2000年9月限の価格

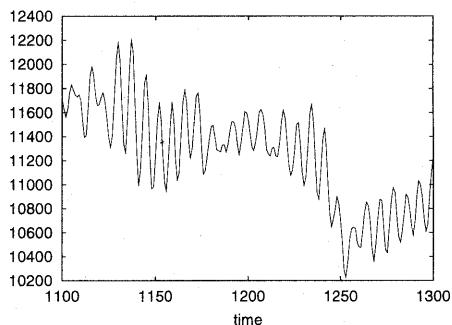


図16 AR(3)により生成された時系列

ことがわかる。それと同様に、日経225先物の5分足で見られる、40~60時間間隔後に見られるピークは、寄り付きから引けまでの1日の周期から来ていると思われる。このようにして日中の先物価格のアノマリーから、収益の得られる可能性がある。

7. 将来

この仕事は、以下のような2つの方向に発展させることが期待できる。

どのような集団、組織が頑強か

人間の集団、組織の意志決定は、トップダウン、ボトムアップ、強力なリーダーシップ、集団指導体制、民主的決定などにより行われる。また、人員構成の区別から、精鋭集団、多様性を持った集団などがある。この実験では、集団としての意志決定に、適応度の高いトップ30%の多数決により行った。また、集団の人員構成は、パレート最適集団、つまり、過去1度でも最も高い適応度を記録した人員は、記憶列の長さの期間保持されるとした。しかし、これがベストとは限らない。どのような意志決定方法、人員構成が頑強か、あるいは、ある環境下で威力を発するか、など、様々な実データを用いて検証する社会のシミュレータになり得る。

集団を訓練して、暴落に強い予測ができるか
通常の時系列予測は過去のデータを分析して行われ
る。しかし、この実験では、たとえば、暴落の時の
データや、人為的なデータを用いて訓練をし、様々
な環境で機能する頑強な予測をする集団を作ること
が可能かもしれない。

acknowledgment

この研究は東京情報大学の学術フロンティアと共
同研究基金により、資金の提供を受けた。東京情報
大学の情報システム学科、環境情報学科の皆さんか
ら貴重な助言をいただいたことに感謝します。

文 献

- [1] J. Branke. J. <http://www.aifb.uni-karlsruhe.de/~jbr/movpeaks>.
- [2] J. Branke. Memory enhanced evolutionary algorithms for changing optimization problem. In *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation CEC99*, pp. 1875-1882, 1999.
- [3] H.G. Cobb. An investigation into the use of hypermutation as an adaptive operator in genetic algorithms having continuous time-dependent non-stationary environments. Technical report, Naval research Laboratory, Washington, USA, 1990.
- [4] K. De Jong. *Evolving in a Changing World*, Vol. 1609 of *Lecture Note In Artificial Intelligence*.
- [5] D.E. Goldberg and R.E. Smith. Nonstationary function optimization using genetic algorithms with dominance and diploid. In *2nd International Conference on genetic Algorithms*, pp. 59-68, 1987.
- [6] J.J. Grefenstette. Evolvability in dynamic landscapes: A genetic algorithm approach. In *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation CEC99*, pp. 2031-2037, 1999.
- [7] J.V. Hemert, C.V. Hoyweghen, E. Lukschandi, and K. Verbeeck. A futurist approach to dynamic environments. In *2001 Genetic and Evolutionary Computation Conference Workshop Program GECCO*, pp. 35-38, 2001.
- [8] J. Lewis, E. Hart, and G. Ritchie. A comparison of dominance mechanisms and simple mutation on non-stationary problems. In *Parallel Problem Solving from Nature 1498*, pp. 139-148. Springer, 1998.
- [9] N. Mori, H. Kita, and Y. Nishikawa. Adaptation to a changing environments by means of the thermodynamical genetic algorithm. In *Parallel Problem Solving from Nature 1141*, pp. 513-522. Springer, 1996.
- [10] R.K. Ursem. Multinational gas: Multimodal optimization techniques in dynamic environments. In *2000 Genetic and Evolutionary Computation Conference GECCO*, pp. 19-26, 2000.
- [11] K. Yamasaki. Dynamic pareto optimum ga against the changing environments. In *2001 Genetic and Evolutionary Computation Conference Workshop Program GECCO*, pp. 47-55, 2001.
- [12] K. Yamasaki. The problems under the dynamic environments need the consideration of the evaluation standard between the environments that are changing. In *The Proceedings of 6th International Symposium on Artificial life and Robotics*, pp. 577-580, 2001.
- [13] 山崎和子. 動的環境下での適応の持つ多目的最適化の側面. 第9回マルチ・エージェントと協調計算ワークショップ オンライン予稿, pp. -. ソフトウェア科学会, 2000.
- [14] 山崎和子. 動的最適化問題が含むべき2つの設定. 第13回自律分散システム・シンポジウム予稿集, pp. 383-388. 計測自動制御学会, 2001.
- [15] 山崎和子. 動的環境での ga. 電子情報通信学会研究会報告, Vol. 101, No. 66, pp. 55-62, 2001.
- [16] 山崎和子. 動的環境下での適応における, 多目的最適化との類似性と, 個体内記憶の利用. MPS シンポジウム予稿集, pp. 171-178. 情報処理学会, 2001.