

1990年以降の日経平均株価における Non-Harmonic Analysis を用いた 予測法の検証

広林 茂樹^{†a)}

Verification of a Forecasting Method Involving Non-Harmonic Analysis of the
Nikkei Stock Average Since 1990

Shigeki HIROBAYASHI^{†a)}

あらまし 仮想的な市場モデルに基づいて、経済時系列の予測を行う研究は盛んに行われているが、実際の市場には様々な変動要因が存在するため、長期的な予測は難しい。しかし、経済学では景気循環論やエリオット波動に代表されるように、経済時系列の変動には短期的なものから長期的なものまで様々な周期性の存在が仮定されている。そこで、近年筆者が開発している新しい高分解能周波数解析法 (NHA) を用いて、経済時系列の周期性の解析を行い、複合的な周期信号の組合せによって長期的な経済時系列の予測を試みた。検証実験では、過去15年間程度の日経平均株価終値のデータにおいて、過去2年間程度の分析窓長で NHA による解析を行い、その後2年間の価格変動を予測した。また、本手法における予測可能時期を推定するため、この15年間から学習期間のためのはじめ2年間と評価のための終わりの2年間をそれぞれ除いた約11年間の区間において、予測結果の検証を行った。アジア通貨危機とアメリカ同時多発テロ事件など、世界的に大きな事件が発生している時期付近では予測誤差が大きくなるものの、それ以外の期間ではおおむね変動の概略をとらえることができた。

キーワード 日経平均株価, 経済時系列, 信号処理, フーリエ変換

1. ま え が き

経済時系列の予測、特に株価の変動予測に関しては、個人投資家や投資機関等で多くの需要が存在する。そのため、経済時系列の振舞いに関する研究も盛んに行われている。一般に経済学や金融理論において、株価変動は効率的市場仮説に基づくものであるとされている。効率的市場仮説のもとでは、株価変動はランダムウォークに従って変動すると考えられていた時期 [1] もあるが、現在では A.W. Lo らの研究 [2], [3] によりランダムウォークは否定されつつある。しかし、株価を構成する変動要因は非常に複雑であるため、市場のモデル化を行ったとしても、その振舞いを完全に予測することは極めて難しい。

そのため、これに代わる手法として、近年では経済変動要因に加えて経済時系列のモデル化が盛んに試み

られてきた。それらの手法は大きく分けると、AI 的な手法とフィルタ出力を用いた手法の二つに分けられる。

AI 的な手法の代表的なものとしては、ニューラルネットワーク [4] やエージェントモデル [5], [6], 遺伝的アルゴリズム [7], カオス [8], [9], フラクタル [10], [11] 等が存在する。これらの手法は、主として仮想的なモデルを構築し、経済時系列の変動の予測を行うものである。

特にその中でも、ニューラルネットワークの学習能力により、刻々と変化する経済時系列の構造をモデル化する試みが盛んに行われている。一般に階層型ニューラルネットワークで学習・予測を行うと、十分な学習回数を与えても複雑な経済時系列の構造を学習しきれないため、更に様々な工夫がなされている。齋藤、神田らは対象データを5段階程度の周波数帯域に分け、それぞれの帯域のデータ列に対して独立にニューラルネットワークで学習・予測を行っている [12]。このように信号周期の期間を大別することで、大局的な変動と局所的な変動を推定しているが、日経平均株価の予測期間7日間での検証では、相関係数も最大0.65程度で

[†] 富山大学工学部, 富山市
Faculty of Engineering, University of Toyama, Toyama-shi,
930-8555 Japan

a) E-mail: hirobays@eng.u-toyama.ac.jp

あり予測の限界も指摘されている。実際の市場では変動要因が多様多様にわたるため、予測可能な期間が1週間程度であったり、株の売買の機会判定のみの利用といったように、利用に制限がある。そのため最近では、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを組み合わせる等 [13]、予測期間の延長や大きな利益を生み出すアルゴリズムが研究されている。また近年では、テクニカル分析やファンダメンタル分析等の金融理論を組み合わせることで仮想モデルを構築し、それらによって株価の予測と売買を決定を行うといった研究が盛んに行われている。森、平澤らは、株の「売り」と「買い」の二つの局面ごとに有効といわれるテクニカル分析の指標を利用し、その最適な組合せを遺伝的ネットワークプログラミング [14]~[16] を用いて求め、それによる株価予測と株の売買決定モデルを提案している [17]。このように、一般に有効であるとされている指標を複数使い、適宜最も有効性のある指標を選び出すことで、モデルに柔軟性をもたせているが、選択する指標の信頼性や正確なモデル化が困難であるなどの問題のため、実際の長期の予測まで至っていない。

フィルタ出力を用いた手法の代表的なものとしては、AR, MA, ARMA, ARCH [18], GARCH [19] モデル等が存在する。これらの手法は、経済時系列予想だけでなく、一般的な信号解析やそのモデル化等に広く利用されている手法であるが、複雑な変動要因を含むシステムの同定には多数のパラメータが必要になる。経済時系列のモデル化では、経済時系列の信号の周期性を推定するためにこれらの手法を用いている。経済時系列の変動に起因する周期をモデルパラメータに置き換えるものである。また、テクニカル分析のような経験則や工学的な手法をもとに、経済時系列の周期性に着目し、経済時系列の変動を予測するという試みもなされている。しかし、これらの手法では周波数分解能が低いため、予測に必要な情報を正確に推定することは難しい。また、長い学習期間を与えてそれらパラメータを計算しても、時間的に周期性が揺らいだり、事件の発生等に起因するの突発的な変動も加わる可能性もあるため、複雑な変動をとらえきれない。

一般に、信号の周期を解析する際には離散フーリエ変換 DFT (Discrete Fourier Transform) が広く用いられ、その有効性も広く知られている。しかし、DFT では分析窓長の整数分の 1 の周期をもつ信号以外では、分析精度が低下する。見かけ上の周波数分解能を上げるため、長さの異なる複数の分析窓

で解析する MWFT (Multi-Window Fourier transform) [20], [21] や一般調和解析 GHA (Generalized Harmonic Analysis) [22]~[24] も提案されているが、これらの周波数解析法でも予測に必要な周波数分解能が不十分なことや、分析窓の影響で分析精度が低下することがあるため、これまで経済時系列の予測には積極的に利用されてこなかった。

これらの問題を解決するため、筆者は最近、高分解能をもつ周波数解析法 NHA (Non-Harmonic Analysis) を開発した。NHA は分析窓の影響が小さく、これまでの周期解析手法に対し、少なくとも 1 万~100 億倍の高い精度で周期を特定することが分かっている。そこで、NHA を用いて 2 年程度の日経平均株価の時系列を解析し、正確に抽出された周期信号を複合的に組み合わせることで、長期的な予測の可能性を検証した。

2. 本手法の特性

2.1 NHA の概略

周波数解析に用いられる手法としては、離散フーリエ変換 DFT (Discrete Fourier Transform) が一般に用いられている。長さ N の離散時間信号 $x(n)$ の離散スペクトル X は、次式のように示される。

$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad (k = 0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (1)$$

ここでサンプリング周期を Δt とおく。もとの信号 $x(n)$ に $N\Delta t/k$ の周期が存在していれば、 $X(k)$ で正確にそのスペクトル構造は反映される。しかし、 $N\Delta t/k$ 以外の周期が $x(n)$ に現れた場合には、複数の周期成分の $N\Delta t/k$ の組合せで $X(k)$ が表現され、 $X(k)$ は正確にそのスペクトル構造に反映されない。

ここで、一般に周波数分解能を上げるためには、 N の数を大きくする。しかし、周波数が時間的な変動を伴う場合には、 N を大きくすると平均化された周期が抽出され分析精度が低下する。また、 $x(n)$ に窓関数を前処理として用いて解析する手法もあるが、見かけ上の周波数分解能は向上しない。

図 1 に周波数解析の問題点を示す。一般に、図 1 上段の最も単純な単一周波数の信号を解析する場合でも、解析信号の周期性を調べるために一部の区間を切り出して行う。図 1 中段左がその解析精度であるが、分析長が解析対象信号の周期の倍数になっていないと、正確な周期を特定できない。すなわち、前述した複数

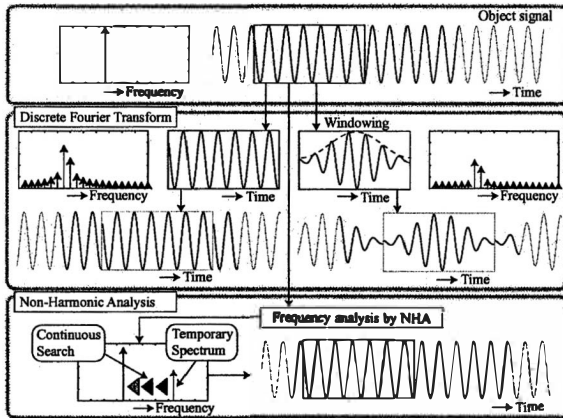


図1 フーリエ変換と本手法

Fig. 1 Fourier transform and proposed method.

の周期 $N\Delta t/k$ で表現されるため、真の周波数の近傍に異なるスペクトルが群れて現れる。これを除くために図1中段右に示すように、窓関数を用いる手法もあるが、真値中央を盛り上げるだけで真値の場所を特定することは難しい。そこで、筆者は図1下段に示すように、定常信号を仮定した非線形方程式を解くことでフーリエ係数を推定することに着目した。このように筆者の開発したNHA (Non-Harmonic Analysis) は、分析窓の影響を軽減することで高い解析精度を有する。

2.2 NHAの基本式

NHAは、非線形方程式を解くことでフーリエ係数を推定しているため、分析窓長による影響が小さく、正確に周波数とそのパラメータを推定できる。

次式のように、対象信号と正弦波モデルの信号の差の二乗和が最小値になるように周波数 \hat{f} と振幅 \hat{A} と初期位相 $\hat{\phi}$ を求めている。

$$F(\hat{A}, \hat{f}, \hat{\phi}) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left\{ x(n) - \hat{A} \cos \left(2\pi \frac{\hat{f}}{f_s} n + \hat{\phi} \right) \right\}^2 \quad (2)$$

N はフレーム長、 f_s はサンプリング周波数である ($f_s = 1/\Delta t$)。

図2は式(2)の評価関数の \hat{f} , $\hat{\phi}$ に対する特性の一例で、真値付近を拡大したものである。 $N=512$, $f_s=512$ とし、真値 A, f, ϕ をそれぞれ 1, 100 Hz, 0.5π rad としたものである。値が小さいものを黒色にしているため、黒色で谷、白色で山をそれぞれ描いている。すなわち、式(2)は多峰性非線形評価関数になる。真値 ($\hat{f}=100, \hat{\phi}=0.5$) 近くでは、縦方向に最小値と最大値の含まれている。これは真値が最小値であ

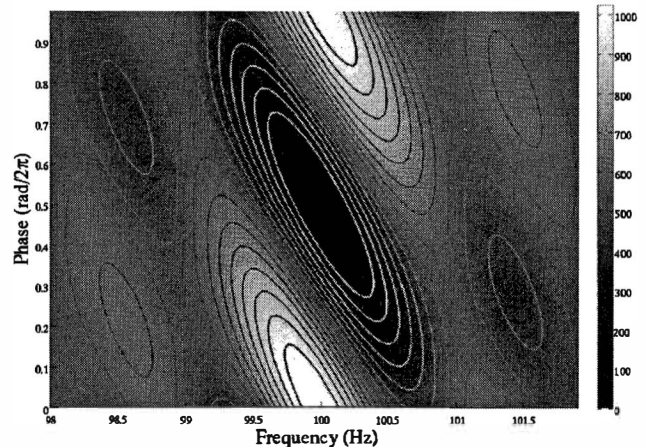


図2 評価関数の分布

Fig. 2 Distribution of cost function.

るが、逆位相 ($\phi=0, 1$) のとき最大値となるからである。最小値を中心とする谷の横幅は 2 Hz であるため、この谷の内部に非線形方程式を解くための初期値を配置すれば、評価関数の最小値を推定することができる。この場合、DFTの周波数分解幅は 1 Hz のため、この横幅 2 Hz の谷内に 1 ないし 2 個入る。DFTにおける振幅が最大となる周波数軸上 (分析長を 1 s としているこの場合は、周波数は整数値) では、DFTで求まる初期位相で、式(2)の評価関数が最小になる。すなわち、DFTで求まる最大振幅 A と、そのときの周波数 f と初期位相 ϕ をそれぞれ初期値とすれば、図2に示す評価関数の最小値を含む谷内に初期値を与えることができる。

そこでNHAでは、まずDFTにより適切な初期値 $\hat{A}, \hat{f}, \hat{\phi}$ から非線形方程式の解法を用いて最急降下法によって最適な解に収束させる。この非線形問題では、式(2)をコスト関数として最小化問題とし、次式に示す最急降下法によって \hat{f}_m と $\hat{\phi}_m$ を求める。

$$\hat{f}_{m+1} \leftarrow \hat{f}_m - \mu_m \frac{\delta F}{\delta f} \quad (3)$$

$$\hat{\phi}_{m+1} \leftarrow \hat{\phi}_m - \mu_m \frac{\delta F}{\delta \phi} \quad (4)$$

ただし、

$$\delta F = \delta F(\hat{A}_m, \hat{f}_m, \hat{\phi}_m) \quad (5)$$

と略す。次に、 \hat{f}_m と $\hat{\phi}_m$ が求められれば、一意に A が求められるため、次式によって A を収束させる。

$$\hat{A}_{m+1} \leftarrow \hat{A}_m - \mu_m \frac{\delta F}{\delta A} \quad (6)$$

μ_m は減速法に基づく重み係数であり、各漸化式によって求められるコスト関数を単調減少数列にするために適時 0~1 間の値をとる [25]~[27]. この一連の計算を反復させることによって高い精度で $\hat{A}_m, \hat{f}_m, \hat{\phi}_m$ を収束させている. しかし、最急降下法は、比較的広い範囲から収束するが 1 回の反復では、精度が悪く時間がかかる. そこで NHA では、精度が低い最急降下法の後、更にニュートン法で高い精度で収束させている. ニュートン法に関しては次式の漸化式で求めている.

$$\hat{f}_{m+1} = \hat{f}_m - \frac{\nu_m}{J} \begin{vmatrix} \frac{\delta F}{\delta f} & \frac{\delta^2 F}{\delta f \delta \phi} \\ \frac{\delta F}{\delta \phi} & \frac{\delta^2 F}{\delta \phi^2} \end{vmatrix} \quad (7)$$

$$\hat{\phi}_{m+1} = \hat{\phi}_m - \frac{\nu_m}{J} \begin{vmatrix} \frac{\delta^2 F}{\delta f^2} & \frac{\delta F}{\delta f} \\ \frac{\delta^2 F}{\delta f \delta \phi} & \frac{\delta F}{\delta \phi} \end{vmatrix} \quad (8)$$

ただし、

$$J = \begin{vmatrix} \frac{\delta^2 F}{\delta f^2} & \frac{\delta^2 F}{\delta f \delta \phi} \\ \frac{\delta^2 F}{\delta f \delta \phi} & \frac{\delta^2 F}{\delta \phi^2} \end{vmatrix}$$

とし、

$$\delta^2 F = \delta^2 F(\hat{A}_m, \hat{f}_m, \hat{\phi}_m) \quad (9)$$

と略した. ν_m も μ_m と同様に減速法に基づく重み係数である [26],[27]. 式 (7), 式 (8) の後、最急降下法と同様に式 (9) で \hat{A}_m を収束させ、この一連の計算を更に反復させる. すなわち、最急降下法とニュートン法を組み合わせたハイブリッド形の解法を用いることで高速に高い精度で周波数パラメータを推定している.

また、複数の正弦波の場合においても、逐次減算処理することによって、近似的にスペクトルパラメータを導出できる. ここで、 $x(n)$ が K 本の正弦波の和で次式のように表されているとする.

$$x(n) = \sum_{k=1}^K \left\{ A_k \cos \left(2\pi \frac{f_k}{f_s} n + \phi_k \right) \right\} \quad (10)$$

Parseval の定理より、対象信号の周波数 f_k とモデル信号 \hat{f} の周波数が全く一致しない場合、すなわち、

$$f_k \neq \hat{f} \quad (11)$$

であれば、

$$F(\hat{A}, \hat{f}, \hat{\phi}) = \hat{A}^2 + \sum_{k=1}^K A_k^2 \quad (12)$$

となる. また、 \hat{f} と $\hat{\phi}$ の組が f_k と ϕ_k の組のいずれかに一致すれば、

$$F(\hat{A}, \hat{f}, \hat{\phi}) = (\hat{A} - A_j)^2 + \sum_{k=1, k \neq j}^K A_k^2 \quad (13)$$

となる. 更に A_j と A も一致すれば、目的信号から推定スペクトルに関する周波数成分を完全に消去できる. そのため、最適解を求める問題は周波数に対し独立で、対象信号から順次個別に推定すれば複数の正弦波で表される信号にも応用できる. すなわち、対象信号が複合正弦波の場合でも、逐次残差信号に対し同様な処理を行い、複数の正弦波を抽出できる. ただし、複数のスペクトルの周波数同士が接している場合には、図 2 の真値周辺の谷の中にもう一方のスペクトルの影響で別の谷が発生し評価関数がひずむ. このため、後述するように誤差が発生する可能性がある.

2.3 NHA の精度

一般に、GHA は DFT の発展型の中でも精度が最も良いものといわれている [22]~[24]. これらの解析では、周波数分解能が分析窓長に依存している. これは、一つの分析窓長に見かけ上、複数の窓長をもたせているからである. しかし、いずれの場合にもその分解周波数は有限長であり、それ以外の周波数が目的信号となった場合には、解析することができない. 図 3 は、各分析窓長における DFT, GHA の分析可能周波数の数である. ここでの分析可能周波数とは、目的信号のスペクトルの数と分析後のスペクトルが一致する場合のみを考えている. すなわち、DFT では窓長が N 個の場合、 $0, f_s/N, 2f_s/N, \dots, (N-1)f_s/N$ [Hz]

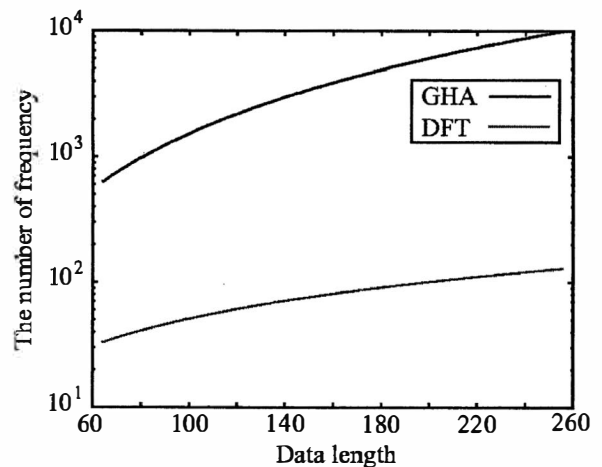


図 3 DFT, GHA の周波数分解能
Fig. 3 Frequency resolution of DFT and GHA.

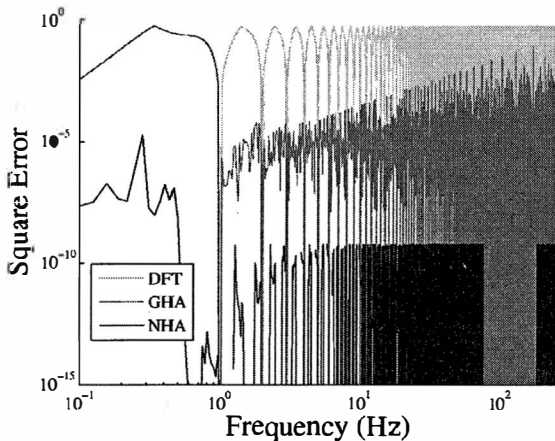


図 4 二乗誤差 (フレーム長 512)
Fig. 4 Square error (frame length 512).

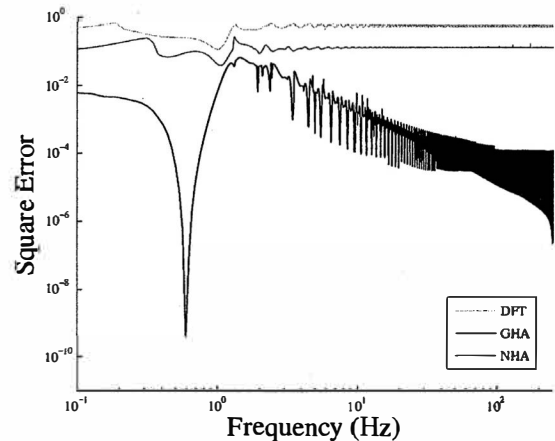


図 5 妨害正弦波 ($A = 1, f = 0.6$) の二乗誤差
Fig. 5 Square error interference with sine wave ($A = 1, f = 0.6$).

の N 個の分解周波数を有する。これにより DFT は、データ長の約半分に対し、GHA は 1 けた以上向上している。しかし、解析対象の信号が正しく解析できる周波数と異なった場合、最も近い分解周波数とその周辺に現れる小さなスペクトルの周波数のように複数の周波数が出現する。

そこで、NHA の周波数分解能を検証するため、DFT と GHA との比較実験を図 4 で行った。実験では、分析窓長 1 秒 (512 sample) とし単一正弦波を解析し、それぞれの手法によって正弦波を 1 本抽出しもとの信号との二乗誤差を調べた。

DFT では基本周波数の整数倍以外の周波数で分析精度が悪くなっている。GHA で 1 Hz 以上では 2~5 けた向上している。これに対し、NHA では DFT に比べ 1 Hz 以上で 10 けた以上向上していることが分かる。また、1 Hz 以下では、DFT と GHA の精度は同じであるが、NHA では分析窓長の影響を受けず、正しく周波数等のパラメータを推定できていることが分かる。このように、DFT の発展型である GHA に比べても高い精度で分析できることが分かる。

特に、1 Hz 以下で正確に推定できるということは、窓長を超えた長い周期信号も解析できるため、株価等の様々な変動要因が含まれる信号に対しては、そのスペクトル構造がより正確に推定できる可能性がある。

図 5、図 6 は、2 本の正弦波に対する二乗誤差を示すものである。図 4 と同様な評価に別の正弦波 ($f=0.6$ Hz) を加え、ここでは両正弦波を正しく抽出できるか評価した。図 5 では、2 本の正弦波の振幅比を 1:1 とし、図 6 では 1:10 とした。後ろの比は $f=0.6$ Hz の正弦波の比である。いずれも、NHA, GHA, DFT

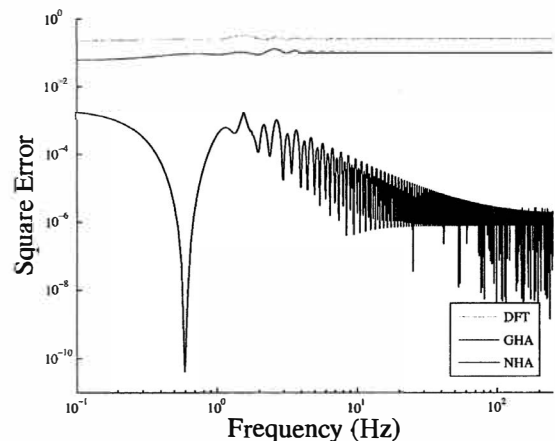


図 6 妨害正弦波 ($A = 10, f = 0.6$) の二乗誤差
Fig. 6 Square error interference with sine wave ($A = 10, f = 0.6$).

の順で精度が高いが、二つの正弦波の振幅が近い場合には、図 2 で示す評価関数が互いに干渉しひずみも大きくなるため、単一の正弦波の場合に比べ誤差が大きくなる。特に、前述したとおり、互いの周波数が近くなるとその傾向は更に大きくなることが確認できる。しかし、いずれの場合においても、DFT, GHA に比べ NHA は平均以下になることが分かる。

3. 経済時系列の解析と予測

3.1 分析窓の影響の検討

経済学では景気循環論 [28] やエリオット波動 [29] に代表されるように、経済時系列の変動には短期的なものから長期的なものまで様々な周期性の存在が指摘されている。

この仮定に基づくと、経済時系列において、周期変

動が小さければ NHA で抽出した正確な正弦波をもとに、複合的な周期信号を継続的に描写することで信号の予測が可能である。ここで、経済時系列は戦争や災害のような予測が困難かつ突発的な事件等が発生することがあるため、NHA に用いる分析窓長を長くすることは、分析窓長内の時間的な周期変動の増加につながり、予測誤差の増加を招く。しかし、分析窓長を短くすると年中行事等のイベントが反映されなかったり、予測期間が短くなる等の弊害も発生する。そこで、本章では分析窓長を暫定的に 2 年間程度として実験を行い、NHA を用いて複雑な変動を行う経済時系列の解析を行う。1991 年 1 月 4 日から 1993 年 1 月 29 日までのおおむね 2 年間程度の日経平均株価終値 (512 データ) に対し、NHA で解析した一例を図 7 に示す。図 7 中央の期間 A において、黒の実線で描写されているものが解析元のデータである。このデータから、NHA を用いてスペクトルを 1 本ずつ抽出し、合計 20 本のスペクトルを抽出した。20 本程度でも、十分元の信号を近似できることが分かる。更に、抽出した正弦波 20 本を、式 (10) に代入して期間 B と C に関して延長描写したものが、灰色の実線である。期間 B と C に描かれた再生信号は分析窓による影響が小さく、20 本の正弦波で構成された再生信号は、A 期間の繰返しの信号になっていないことが分かる。すなわち、周波数分解能が高い NHA の解析結果に基づくスペクトルは倍音構造に限定されず、合成信号の周期が非常に長いものでもその一部を正確に分析することができる。このように、NHA を用いれば惰性的に過去や未来の

情報を推測できる可能性がある。次節では、これらの予測精度を定量的に検証する。

3.2 日経平均株価の予測例

予測事例の検証では、1991 年 1 月 4 日から 2005 年 8 月 11 日までの 3600 日分 (過去 15 年間程度) の日経平均株価終値を用いて、NHA による予測実験を行った。実験では、前述したとおり暫定的に分析区間をおおむね 2 年間である 512 日間 (データ 1~512) とし、その時点においてその後 512 日間 (データ 513~1024) の変動を予測した。すなわち、2 年程度の変動データから、その時点でその後 2 年間がどのようなか予測した。図 8, 図 9 に実際の予測例を示す。

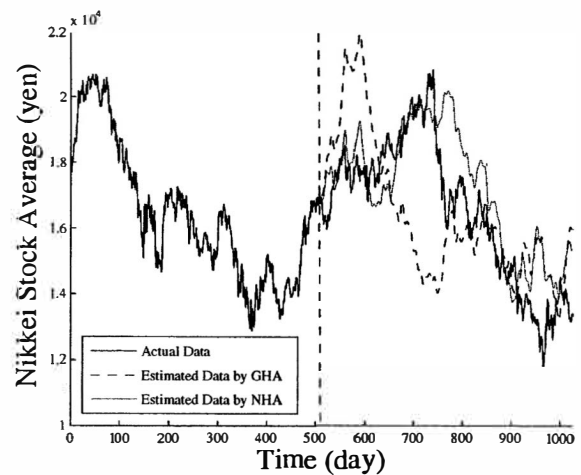


図 8 1997 年 4 月 14 日から 1999 年 5 月 14 日の日経平均株価の NHA による解析
Fig. 8 Non-Harmonic Analysis of Nikkei stock average from April 14, 1997 to May 14, 1999.

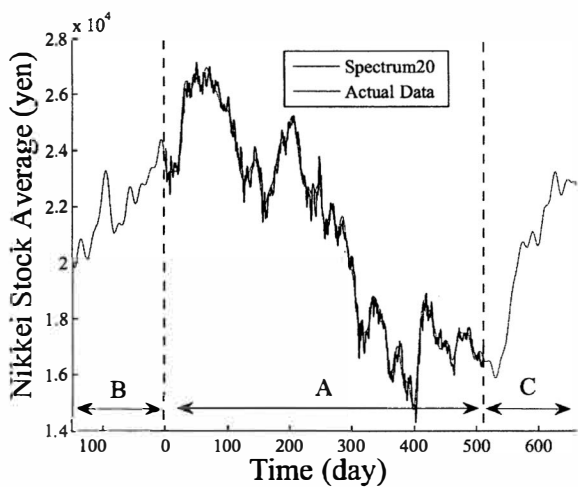


図 7 1991 年 1 月 4 日から 1993 年 1 月 29 日の日経平均株価の NHA による解析
Fig. 7 Non-Harmonic Analysis of Nikkei stock average from January 4, 1991 to January 29, 1993.

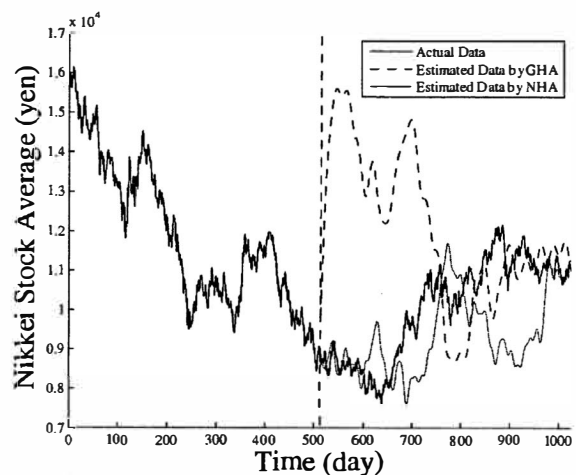


図 9 2000 年 9 月 22 日から 2002 年 10 月 22 日の日経平均株価の NHA による解析
Fig. 9 Non-Harmonic Analysis of Nikkei stock average from September 22, 2000 to October 22, 2002.

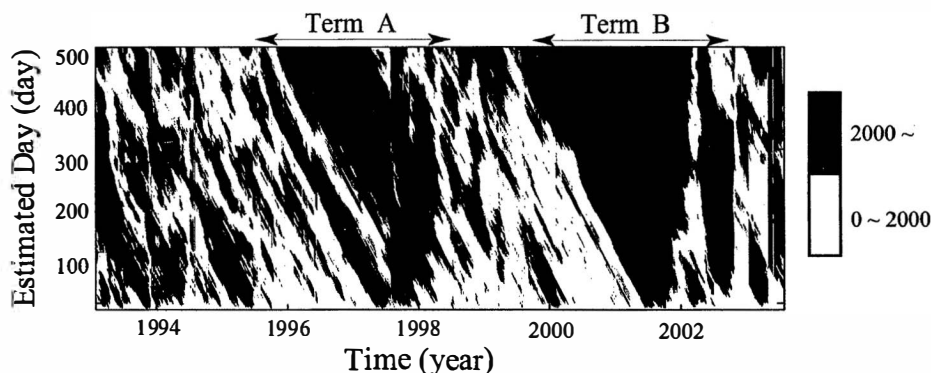


図 10 NHA の誤差の分布
Fig. 10 Distribution of estimated error by NHA.

それぞれ、上昇過程途中の場合、下降過程途中の場合のものである。二つの区間においては約 4 年間の間隔がある。なお、黒色の実線は実際の日経平均株価終値で、破線と灰色の実線はそれぞれ GHA と NHA を用いた分析最終日（512 日時点）における予測結果である。

1997 年 4 月 14 日から 1999 年 5 月 14 日までの日経平均株価終値を用いて、その後 512 日間の株価変動を予測したものを図 8 に示す。これは、上昇過程途中の場合の一例である。予測期間中において、実際の変動は緩やかな上下変動が行われている。GHA では特に分析窓長以上の周期を推定できないため、窓長周期以上の成分がある場合には、分析窓長の周期成分が現れ予測開始直後（512 日以降）の誤差が大きくなっている。これに対し NHA では、相対的に 1000 円程度の誤差があるものの、分析窓の影響が現れずほぼ正確に長期的な上下変動をとらえていることが確認できる。同様に 2000 年 9 月 22 日から 2002 年 10 月 22 日までの日経平均株価終値を用いてその後 512 日間の株価変動を予測したものを図 9 に示す。予測期間の実際の変動は、緩やかな下降をしている。GHA では同様に分析窓長以上の周期が存在する場合には分析窓長の影響で誤差が大きくなる傾向にある。一方、NHA ではこのような場合でも、時系列の概略を予測できていることが分かる。

3.3 予測可能期間の検証

本手法における予測可能時期を推定するため、前述した約 15 年間から学習期間のためのはじめ 2 年間と評価のための終わりの 2 年間をそれぞれ除いた約 11 年間の区間において、予測結果の検証を行った。図 10 は、前述の実験条件の下で分析期間を一定として 1993 年 2 月 1 日から 2003 年 7 月 9 日まで 1 日ずつ移動さ

せ、過去 512 日間の時系列からそれぞれの時点においての、その先 512 日間の予測誤差の分布である。期間中の日経平均株価の最高値 2 万 7146 円（1991 年 3 月 18 日）の約 1 割程度である 2000 円を評価幅として、予測誤差を評価した。すなわち、予測誤差の分布をしきい値 2000 円として、2 値化したものを描写したものである。予測誤差が 2000 円未満の領域を白色、予測誤差が 2000 円以上の領域を黒色としている。左上から右下にかけて斜めに黒い部分が分布するのは、同時点でそれぞれの予測誤差が大きくなるためである。特に図中において、予測評価区間の 1996~1999 年（期間 A）や 2000~2002 年（期間 B）で、それぞれ下三角形に大きい黒い部分が広がっている。これは 1997 年 7 月 2 日にタイ政府が通貨政策として為替に変動相場制を導入したことに端を発したアジア通貨危機が発生したことや、2001 年 9 月 11 日にアメリカでの同時多発テロ事件が発生したことなど、世界的に注目される大きな事件がそれぞれ発生しそれ以降の株価に影響を与え、慣性的な変動が一変したからだと思われる。大きな事件が発生し、突発的な変動をした直後は誤差が大きくなる傾向があるが、その後は再び白の領域が増加し、予測誤差も小さくなっていることが確認できる。これは、解析期間を 2 年間としているため、事件発生後しばらくしてからの予測では、事件発生前の周期性を引きずらず、再び周期性が安定しだすころには、予測結果に正確な周期性が反映されるとものと思われる。また、図 11 及び図 12 はこの二つの事件のそれぞれの発生日から過去 2 年間とその後 1 年間の領域を切り取ったものと、それ以外の領域における予測期間における 2 値化前の誤差の平均値と標準偏差の推移を描写したものである。大きな事件が発生していない期間においては、予測誤差の平均値が約 2000 円程度

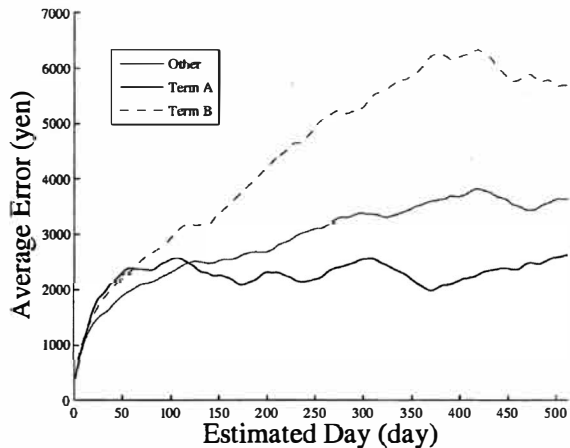


図 11 NHA による解析の誤差の推移
Fig. 11 Variations in average error by NHA.

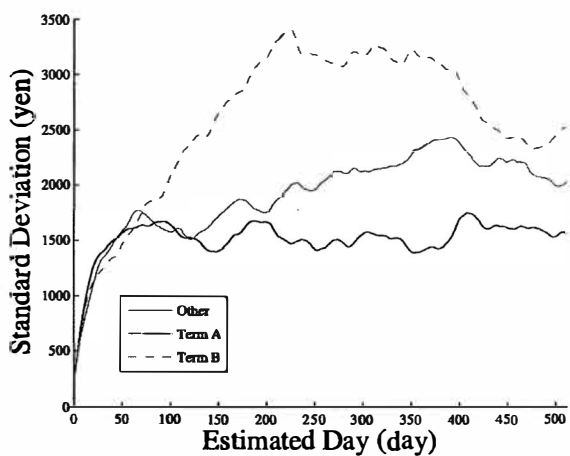


図 12 NHA による解析の標準偏差の推移
Fig. 12 Variations in standard deviation by NHA.

に収束する傾向が見られるのに対し、世界的に注目されるような大きな事件が発生した付近では、そうでない期間に比べ予測誤差の平均値が最終的に 1.5~3 倍ほどに大きくなることが確認できる。また、標準偏差に関しても、1.5~2 倍程度に大きくなることが分かった。このように、2 年程度の分析期間のスペクトル構成を、NHA を用いて正確に推定し、その時点でその後の 2 年間の変動を長期的に予測を行った場合でも、予測し難い事件が発生しなければ、その誤差の平均値が約 2000 円程度に収まることを確認できた。

4. む す び

一般に、実際の市場には様々な変動要因が存在するため、これまで長期的な経済時系列の予測は非常に困難であった。そこで、本論文では近年筆者が開発した周波数解析法 NHA を用いて、1990 年以降の日経平均株価の周期性を高い精度で解析した。NHA による抽

出スペクトル情報をもとにその後、長期的なスペクトル変動がないものとして、簡易的に向こう 2 年間程度の予測を行った。

その結果、上昇・下降途中の場合においても、その後の変動過程の概略をとらえることができた。絶対的な変動値幅が多少ずれるものの、予測期間にこれまでの正確な変動周期を与えることで、相対的な価格の上下変動の時期に、反映させることができた。

更に、1995 年 2 月 1 日から 2003 年 7 月 9 日までの営業日 2576 日それぞれの時点で、過去 512 日間の分析と向こう 512 日間の予測を行い、日経平均株価の予測誤差を評価した。1996~1999 年と 2000~2002 年までの期間においては、1997 年 7 月 2 日にタイ政府の通貨政策の転換によるアジア通貨危機の発生と 2001 年 9 月 11 日に発生したアメリカでの同時多発テロ事件等に起因して、それまでの株価の変動周期が乱され、事件の発生日から過去 2 年間とその後 1 年間の計 3 年間の領域では、予測期間内における予測誤差の平均が 3000~6000 円程度に拡大することが確認された。しかし、比較的株価に大きな影響を与える事件がなかった 1993~1996 年、1999~2000 年、2002~2003 年までのそれぞれの期間においては、予測期間内における予測誤差の平均が期間中の日経平均株価の最高値 2 万 7146 円 (1991 年 3 月 18 日) の約 1 割程度である 2000 円以内におおむね収まっていることが確認された。また、事態が収束し、株価の周期性が安定すれば、再び予測誤差が 2000 円以内に収束し、正確な周期情報の抽出が予測結果にうまく反映されることが分かった。株価の変動周期に大きな影響を与える事件が発生した期間では、そうでない期間に比べ予測誤差の平均値が最終的に 1.5~3 倍ほどに、標準偏差も 1.5~2 倍ほどにそれぞれ大きくなることを確認できた。

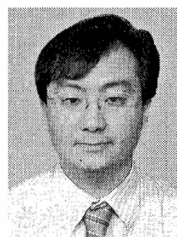
戦争や災害のような突発的な事件等が発生した場合には予測誤差が発生する可能性があるものの、本解析法を用いることで日経平均株価における慣性的な予測の可能性を示した。今後は、分析長や予測長の違いなどと詳細な条件下における予測誤差について検討する予定である。また、実験結果の評価手法の確立や他の経済時系列の周期性についての実験を試みる予定である。

謝辞 本論文を執筆するにあたり、計算実験に協力を頂いた本学部卒業生である菅田健史君、臼井浩君、石川剛史君に感謝します。最後に、貴重な御意見を頂いた査読者の方々に感謝します。

文 献

- [1] E.F. Fama, "Efficient capital markets: A review of theory and empirical Work," J. Finance vol.25, pp.383-417, 1970.
- [2] A.W. Lo and A.C. MacKinlay, "Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test," Review of Financial Studies, vol.1, pp.41-66, 1988.
- [3] A.W. Lo, "Maximum likelihood estimation of generalized ito processes with discretely-sampled data," Econometric Theory, vol.4, pp.231-247, 1988.
- [4] 澤 佳孝, 田中稔次郎, "ニューラルネットワークによる経済時系列の予測に関する研究," 信学技報, NC 2001-128, Jan. 2002.
- [5] 下川哲也, 参沢匡将, 渡邊恭子, "エージェントモデルを用いた情報伝達のモデル化と株価の予測可能性との関係," 人工知能誌, vol.21, no.4 C, pp.340-349, 2006.
- [6] 高橋大志, 寺野隆雄, "エージェントモデルによる金融市場のミクロマクロ構造の分析: リスクマネジメントと資産価格変動," 信学論 (D), vol.J86-D, no.8, pp.618-628, Aug. 2003.
- [7] 原田貴巴久, 佐藤友紀, 杉野泰亮, 長尾智晴, "GA を用いた株価予測に有効なテクニカル指標の選択," 1998 信学総大, D-8-24, 1998.
- [8] 松本義之, 和多田淳三, "関連データを同時に埋め込んだカオスによる短期予測に関する研究," 日本経営工学会, vol.49, pp.209-217, 1998.
- [9] 長島知正, 永井喜則, 萩原利彦, 土屋 尚, "時系列データ解析とカオス," 計測と制御, vol.29, no.9, pp.53-60, 1990.
- [10] 大西立顕, 合原一幸, "株価変動のマルチフラクタル解析," 信学技報, NLP 2001-114, 2002.
- [11] 時永祥三, 森 保洋, 宮崎明雄, 島津宣之, "フラクタル的な性質をもつ時系列の一予測手法とその応用," 信学論 (A), vol.J79-A, no.11, pp.1793-1800, Nov. 1996.
- [12] 齊藤 進, 神田晋太郎, "デジタルフィルターとニューラルネットワークを用いた経済時系列データの予測," 信学技報, PRMU 79-84, 2003.
- [13] 山口和孝, 坂井修一, 田中英彦, "ニューラルネットと GA を用いた株式売買支援システム," 情報処理学会第 65 回全国大会, vol.2, no.4P-6, pp.215-216, March 2003.
- [14] 片桐広伸, 大久保雅文, 胡 敬炉, 平澤宏太郎, 村田純一, "蟻の行動の進化における Genetic Network Programming と Genetic Programming の性能比較," 電学論 (C), vol.121, no.6, pp.1001-1009, 2001.
- [15] 片桐広伸, 胡 敬炉, 平澤宏太郎, 村田純一, "ノード数可変型 Genetic Network Programming," 電学論 (C), vol.123, no.1, pp.57-66, 2003.
- [16] 江口 徹, 胡 敬炉, 平澤宏太郎, 村田純一, "Genetic Network Programming を用いた共生学習進化型マルチエージェントシステム," 電学論 (C), vol.123, no.3, pp.517-526, 2003.
- [17] 森 茂男, 平澤宏太郎, 古月敬之, "Genetic Network Programming による株価予測と売買モデル," 電学論 (C), vol.125, no.4, pp.631-636, 2005.
- [18] R.F. Engle, "Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of united kingdom inflation," Econometrica, vol.50, no.4, pp.987-1008, 1982.
- [19] T. Bollerslev, "T. generalized autoregressive conditional heteroskedasticity," J. Econometrics, vol.31, no.3, pp.307-327, 1986.
- [20] 大西崇浩, 風間道子, 東山三樹夫, "Multi-Windowed Short-Time Fourier Transform とその信号分離への応用," 信学技報, EA97-42, 1997.
- [21] 東山三樹夫, 小池恒彦, "高い周波数分析精度の信号分析手法," 音響誌, vol.54, no.8, pp.568-574, 1998.
- [22] T. Terada, H. Nakajima, M. Tohyama, and Y. Hirata, "Non-stationary waveform analysis and synthesis using generalized harmonic analysis," IEEE-SP, Int. Symp, TF/TS Analysis, pp.429-432, 1994.
- [23] 牛山 聡, 東山三樹夫, 飯塚昌弘, 平田能睦, "一般調和解析による波形分析," 信学技報, EA 93-103, 1994.
- [24] 中沢 誠, 服部永雄, 大内康裕, 山崎芳男, "信号の特徴を利用した一般調和解析," 音響誌, vol.61, no.4, pp.192-196, 2005.
- [25] 田辺国土, "非線形最小二乗法のアルゴリズム," 応用統計学, vol.9, no.3, pp.119-140, 1998.
- [26] J.M. Chambers, Computational Methods for Data Analysis, Wiley, New York, 1977.
- [27] P.E. Gill and W. Murray, "Quasi-Newton methods for unconstrained least squares," Harwel Report, AERE-R. 6799, 1971.
- [28] J.A. Schumpeter, Business cycles : A theoretical, historical, and statistical analysis of the capitalist process, McGraw-Hill, 1939.
- [29] R.N. Elliott, R.N. Elliott's Masterworks, New Classics Library, 1994.

(平成 19 年 3 月 12 日受付, 7 月 9 日再受付)



広林 茂樹 (正員)

1994 工学院大学大学院工学研究科修士課程了。1995 同大学院博士課程中退。同年 4 月金沢大学工学部助手。1999 富山大学工学部講師, 2000 同大学助教授, 現在に至る。主として, 音響波動・振動論, 音響信号処理, 音場制御, 流体伝達系のモデル化に関する研究に従事。電気学会, 計測自動制御学会, 米国音響学会, 日本音響学会, IEEE, 日本設備管理学会各会員, 博士 (工学)。