



Title	非線形時系列データ解析 : 2. 汎用時系列データ解析システム”MemCalc”の構成
Author(s)	田中, 幸雄; Tanaka, Yukio; 大友, 詔雄 他
Citation	北海道大學工学部研究報告, 160, 11-23
Issue Date	1992-07-30
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/42313
Type	departmental bulletin paper
File Information	160_11-24.pdf



非線形時系列データ解析 2. 汎用時系列データ解析システム“MemCalc”の構成

田中 幸雄*) 大友 詔雄**) 寺地三朗***)

(平成4年3月27日受理)

Nonlinear Time Series Analysis 2. The Construction of A Data Analysis System “MemCalc”

Yukio TANAKA*) Norio OHTOMO**) Saburo Terachi***)

(Received March 27, 1992)

Abstract

The purpose of the present paper is to propose a newly-devised analysis system of time-series data, which is called “MemCalc” which has been worked out on personal computers.

MemCalc system is composed of three procedures: (1) a spectral analysis based on the maximum entropy method for the frequency domain, (2) an optimum fitting by the nonlinear least-squares method for time domain, and (3) a generation of artificial time-series data. Especially, it is noted that the MemCalc successfully overcomes substantial difficulties in the nonlinear least-square fitting.

Thus, this system is available for a wide variety of time-series data in many fields such as natural science, medical science, biology, engineering, economy, and so on. The above-mentioned three parts are described in detail.

1. はじめに

“MemCalc”システムは、パーソナルコンピュータ上で動作する汎用の時系列データ解析システムである。現在、このシステムを用いた医学・生物学データ、理学・工学データ、経済・行政データ解析が、各方面の専門家により精力的に進められている。

本システムの第一の特徴は、スペクトル解析法としての最大エントロピー法(MEM)を、理論的厳密性を損なうことなくシステム上に実現したことである。その結果、MemCalcでは、MEMの原理的特長を十分に発揮できるようになっている。MEMは、その優れた特長にも関わらず理論的に難解であり、また、計算量が膨大となる等の理由から、これまで手軽に利用できるコンピュータシステムは存在しなかった。MemCalcは、これを克服したはじめてのシステムである。

第二の特徴は、MEMと非線形最小2乗法の組み合わせによって、非線形非定常時系列データの新

*) (有) 諏訪トラス

***) 北海道大学工学部原子工学科

****) 北海道工業大学経営工学科

たな解析体系を提起したことである。後に詳述するように、この手続きは非線形最小2乗法の困難を解決する新たな方法を提起するものとなっている。

第三の特徴は、その汎用性にある。例えば、医学・生物学分野において現在進められている解析に限っても、24時間～1週間の血圧・心拍数の間欠測定結果(ABPMデータ)、血圧連続測定データ(一拍毎のデータ)、心電図(R-R間隔データ)、脳波、数週間におよぶ体温・行動量データ、糖尿病患者のFBP等の変動データなど、多岐にわたっている²⁾。このことを可能にしているのは、MemCalcシステムが特定の時系列データの特異な事情に依拠することなく、あくまでも理論的に厳密に構成されていることにある。

第四の特徴は、その簡便性にある。MemCalcシステムは数値演算や用いるコンピュータシステムの詳細に立ち入ることなく解析を遂行し得るように、全ての処理を優れたマン・マシン・インターフェイス上に実現している。また、特殊なコンピュータシステムを用意する必要はなく、数値演算プロセッサを付加するだけでパーソナルコンピュータ(PC9801シリーズ)上で動作する。

本稿では、このMemCalcシステムについて、従来の時系列データ解析法と対比して紹介する。

2. 従来の時系列データ解析法について

時系列データ解析の方法には、伝統的な手法としては2つある。1つは、高速フーリエ変換(FFT)をその代表とするスペクトル解析によるものである。FFTはその原理的単純さに加え、近年の集積回路技術の発展にともない、さまざまなハードウェアとしても実現されている。この結果、より高速・大規模に計算を行うことが可能となっており、当初の電子通信分野における応用を大きく超えて、理工学分野のみならず、行政・経済・医学データなどを含むさまざまな分野で用いられるに至っている。

第二の手法は自己回帰・移動平均模型に基礎をおくものである。例えば、BoxとJenkinsによる自己回帰和分移動平均模型(ARIMAモデル)などはその代表的なものである。ARIMAモデルは、当初から経済分野のみならず、理工学分野なども含めた一般的な時系列データ解析法として提起された手法である。事実、現在その応用分野は行政・経済・金融などのほか、理学・工学・医学などのさまざまな分野にわたっている^{3,4)}。

しかしながら、これらの解析方法は多くの問題を抱えている。FFTは本来、離散データのフーリエ成分を高速に求めるためのアルゴリズムであって、スペクトル推定法そのものではない。またその理論構成上、真のスペクトルを得るためには無限の過去から無限の未来にわたる時系列データを必要としており、現実の有限の長さのデータを解析するためには、ウィンドウ函数などを経験的に導入する必要がある。そのうえで、スペクトルの分解能、安定性、短いデータの処理についてさまざまな欠点が指摘されてきている^{5,6)}。例えば、図-1に見られるように、FFTではウィンドウ函数やデータ打ち切りによる影響が無視できない⁶⁾。

他方、ARIMAモデルは、時系列データを解析するために、その時系列過程をモデル化することが必要であり、元の時系列データと計算値との残差が白色雑音とみなし得るとき、想定したモデルを妥当とする⁴⁾。しかしながら、そもそも残差を白色雑音とすることは、解析すべき時系列過程に当初から強い制約または仮定を持ち込むことにほかならない。これはARIMAモデルに固有の問題ではなく、自己回帰や移動平均に模型の基礎をおく手法に一般に存在する本質的問題である。

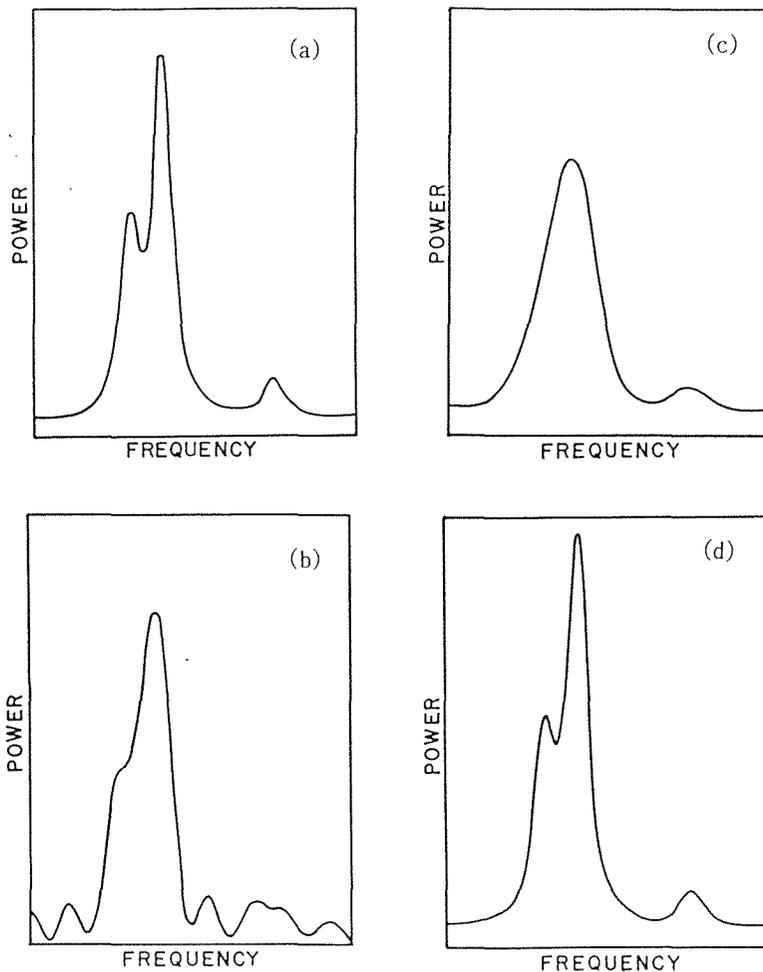


図1 FFTとMEMの比較⁶⁾

- (a) 真のスペクトル
- (b) FFTの結果 (打ち切りの影響が見られる)
- (c) FFTの結果 (適当なウィンドウ関数を用いた場合)
- (d) MEMによるスペクトル

3. MemCalcシステムにおける処理の理論的枠組

MemCalcシステムは、非線形最小2乗法やFFT, ARIMAなどの伝統的な時系列データ解析法のもつ、さまざまな困難を解決することを目指して開発された汎用の時系列データ解析システムである。また、このMemCalcシステムは、恣意的モデルを仮定することなく、時系列データのスペクトル等を推定したうえで、時間軸上における原時系列データの周期的、非周期的振舞いを解析することを可能としている。

MemCalcシステムは次の3つの主要部分から構成される。

- (1) 周波数軸上における時系列データ解析処理 (MEM解析処理)
- (2) 時間軸上における時系列データの周期構造解析処理 (LSF解析処理)

(3) さまざまな周期成分と雑音をもつ人工データの発生処理

MemCalcシステムにおいては原時系列データの周波数軸上の挙動と時間軸上の挙動とが、必要に応じて統一的に取り扱われる。本シリーズで見ると、この統一的处理は、極めて有効な手段となる。また、LSFの結果導出された最適あてはめ曲線の妥当性をととして、スペクトルそのものの妥当性の検証が容易になし得る。

3-1. 周波数軸上における時系列データ解析処理の理論的枠組-最大エントロピー法

周波数軸上における時系列データ解析処理は、最大エントロピー法(MEM)⁷⁾を厳密に適用することにより行われる。MEMは、統計物理学の普遍原理である最大エントロピー法⁷⁾に基づくスペクトル推定法であり、スペクトルの分解能・安定性・短いデータからのスペクトル計算などにおいて、FFTに比較して圧倒的な優位性をもつ。

パワースペクトル $P(f)$ は次のウィーナー・ヒンチンの公式により与えられる。

$$P(f) = \Delta t \sum_{k=-\infty}^{\infty} C(k) \exp(i2\pi f k \Delta t) \quad (1)$$

ここに f は周波数、 Δt は測定時間間隔、 $C(k)$ は時刻 $k\Delta t$ における自己相関関数の値である。

有限の長さの時系列データについて、MEMパワースペクトル(MEM-PSD) $P(f)$ は次式となる^{1,8)}。

$$P(f) = \frac{\Delta t P_m}{\left| 1 + \sum_{k=1}^m \gamma_k \exp(i2\pi f k \Delta t) \right|^2} \quad (2)$$

ここに P_m は予測誤差の分散、 γ_k は予測誤差フィルター係数、 m はその項数である。

上式の左辺をフーリエ級数展開し、若干の仮定と計算の後、次のユール・ウォーカー方程式を得る。 P_m 、 γ_k はこのユール・ウォーカー方程式を解くことにより得られる。

$$\begin{vmatrix} C(0) & C(1) & \cdots & C(m) \\ C(1) & C(0) & \cdots & C(m-1) \\ C(2) & C(1) & \cdots & C(m-2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ C(m) & C(m-1) & \cdots & C(0) \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 1 \\ \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \vdots \\ \gamma_m \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} P_m \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{vmatrix} \quad (3)$$

MemCalcシステムでは、このユール・ウォーカー方程式を解くために、バーグ(Burg)のアルゴリズムを用いる。このとき必要となる最適予測誤差フィルターの項数 m の推定には、自己回帰式との関係に基づく各種の情報量規準(FPE, AIC, CAT)および対象系の物理的考察に基づくCCT規準が用いられる。

FPE (final prediction error, 最終予測誤差), AIC (Akaike's information criterion, 赤池の情報量規準), およびCAT (criterion autoregressive transfer function, 自己回帰変換関数規準) は次式で与えられる⁹⁾。

$$\text{FPE}(m) = \frac{N+m+1}{N-m-1} P_m \quad (4)$$

$$\text{AIC}(m) = \ln P_m + \frac{2m}{N} \quad (5)$$

$$\text{CAT}(m) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^m \frac{N-k}{NP_k} - \frac{N-m}{NP_m} \quad (6)$$

$$\text{CAT}(0) = -\left(1 + \frac{1}{N}\right) \quad (7)$$

ここに N はデータ点数である。

また, CCT (characteristic correlation time, 特性相関時間)¹⁰⁾ は次式で与えられる。

$$\text{CCT} = \frac{\pi \sum_k |C(k)|}{2C(0)} \quad (8)$$

3-2. 時間軸上における時系列データの周期構造解析処理の理論的枠組

—最小2乗フイッティング(LSF)—

一般に時系列データ $x(t)$ は, 時刻 t に対して非周期的な成分 $f(t)$, 周期的な成分 $g(t)$, および雑音ないしゆらぎとみなされる部分 $h(t)$ からなると考えてよい。

$$x(t) = f(x) + g(x) + h(x) \quad (9)$$

MemCalcシステムでは, 必要に応じて施される対数変換などの前処理の後に得られる時系列データ $y(t)$ が, 少なくとも区分的に水準線・線形トレンドなどの非周期的成分 $u(t)$, 余弦函数の重畳として表される周期的な成分 $v(t)$, および雑音とみなされる成分 $\varepsilon(t)$ の和として記述される。そして, $\varepsilon(t)$ の2乗和を最小にする最小2乗法により $u(t)$ と $v(t)$ を決定し, 時系列データの挙動を説明するものである。

このとき, $y(t)$ は区分的な区間において

$$y(t) = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i \cos \frac{1}{2\pi T_i} (t - \phi_i) + a_{n+1} t + \varepsilon(t) \quad (10)$$

と表される。ここに a_0 は水準値または y 切片、 a_{n+1} は傾向線の傾き、 a_i は i 番目のモードの振幅、 T_i はその周期、 ϕ_i はその頂位位相、 n はモードの総数、そして $\varepsilon(t)$ は傾向線と複数の周期成分により説明できない成分である。

上式において、余弦函数中の決定すべき変数として周期と頂位位相、周期と振幅が積として現れることから、 $\varepsilon(t)$ が0のまわりに正規分布すると仮定することにより、問題は非線形最小2乗法による最適曲線パラメータ推定の問題となる。しかしながら非線形最小2乗法においては、誤差の2乗和を局所的に最小にする解が得られるだけであり、それが唯一の最適解である保証はなく、¹¹⁾ 一般に初期値に依存する解となるばかりか、アイテレーションにより膨大な計算が必要とされ、必ずしも実用的であるとはいえない。

MemCalcシステムでは、この非線形最小2乗法の原理的困難を回避し、実用的な時間内で良好な結果を得るために、原時系列データ中のドミナントな一つまたは複数の振動の周期値(これは、MEM-PSDの一つまたは複数の鋭いピークのピーク周波数の逆数として求められる)のみをMEM-PSDから別に求め、これにより問題を線形最小2乗法の問題として解いている。この手続きは非線形最小2乗法に対して、新たな解法を与えるものである。この結果、1000点程度の時系列データの解析がパーソナルコンピュータ上で、処理時間からもマン・マシン・インターフェイスを考慮した上で十分に実用的な水準でおこなうことが可能となっている。

線形最小2乗法の枠組みは以下ようになる。まず、(10)式を変形し、 $a_i \cos(\phi_i / 2\pi T_i)$ 、 $a_i \sin(\phi_i / 2\pi T_i)$ をそれぞれ a_i 、 b_i と置き直して次式を得る。

$$y(t) = a_0 + \sum_{i=1}^n \left\{ a_i \cos \frac{1}{2\pi T_i} t + b_i \sin \frac{1}{2\pi T_i} t \right\} + a_{n+1} t + \varepsilon(t) \quad (10')$$

線形最小2乗法は、(10')式に基づいて、 a_0 、 a_k 、 b_k ($k = 1, 2, \dots, n$)、 a_{n+1} を未知パラメータとして、次のように厳密に解かれる。¹¹⁾ 即ち、各時間 t_i の測定値を $y_{\text{obs}}(t_i)$ 、(10)式で $(n+1)$ 次項まで用いて計算される時刻 t_i の値を $y(t_i)$ とすると、 $y_{\text{obs}}(t_i)$ の $y(t_i)$ からの誤差を $\varepsilon(t_i)$ とする。

$$y_{\text{obs}}(t_i) = y(t_i) + \varepsilon(t_i) \quad (11)$$

このとき未知パラメータ a_0 、 a_1 、 b_1 、 a_2 、 b_2 、 \dots 、 a_{n+1} は、次式で与えられる。

$$a = -(A^T G_y A)^{-1} A^T G_y y_{\text{obs}} \quad (12)$$

ここで、 a 、 A 、 G_y 、 y_{obs} は、それぞれパラメータのつくる列ベクトル、係数行列、測定誤差の分散行列の逆行列、測定値のつくる列ベクトルである。

$$a = \{a_0, a_1, b_1, a_2, b_2, \dots, a_n, b_n, a_{n+1}\}^T \quad (13)$$

$$A = \begin{pmatrix} 1 & \cos \frac{t_1}{2\pi T_1} & \sin \frac{t_1}{2\pi T_1} & \cos \frac{t_1}{2\pi T_2} & \cdots & \cos \frac{t_1}{2\pi T_n} & \sin \frac{t_1}{2\pi T_n} & t_1 \\ 1 & \cos \frac{t_2}{2\pi T_1} & \sin \frac{t_2}{2\pi T_1} & \cos \frac{t_2}{2\pi T_2} & \cdots & \cos \frac{t_2}{2\pi T_n} & \sin \frac{t_2}{2\pi T_n} & t_2 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ 1 & \cos \frac{t_{2n+1}}{2\pi T_1} & \sin \frac{t_{2n+1}}{2\pi T_1} & \cos \frac{t_{2n+1}}{2\pi T_2} & \cdots & \cos \frac{t_{2n+1}}{2\pi T_n} & \sin \frac{t_{2n+1}}{2\pi T_n} & t_{2n+1} \end{pmatrix} \quad (14)$$

$$G_y = C_y^{-1} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3^2 & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot & \cdot & \sigma_{2n+1}^2 \end{pmatrix}^{-1} \quad (15)$$

$$y_{\text{obs}} = \{y_{\text{obs}}(t_1) \ y_{\text{obs}}(t_2) \ \cdots \ y_{\text{obs}}(t_{2n+1})\}^T \quad (16)$$

ここに、 σ_i^2 は $\varepsilon(t_i)$ の分散である。パラメータ a の共分散行列 C_a とパラメータから決定される「改善された」測定値 y は、それぞれ次式で与えられる。

$$C_a = G_a^{-1} = (A^T G_y A)^{-1} \quad (17)$$

$$y = A(A^T G_y A)^{-1} A^T G_y y_{\text{obs}} = -Aa \quad (18)$$

ここで

$$y = \{y(t_1) \ y(t_2) \ \cdots \ y(t_{2n+1})\}^T$$

である。

MemCalcシステムにおいては、従来の意味におけるいかなる“モデル”も想定することなく、時系列データの挙動を解析することが可能となっている。MemCalcシステムで仮定されるのは、時系列データが一定の変換の後、少なくとも区分的に(10)式で表し得るという点だけである。(10)式は傾向線と複数の余弦関数の重畳として、時系列データの基本的挙動を説明するものであるが、その単純さゆえ、さまざまな時系列データに対して、極めて広い適用範囲を持つことになる。

3-4. MemCalcシステムによる予測について

MemCalcシステムにおいては、いかなるモデルも想定することなく原時系列データの時間軸上の挙動を再現し得ることは、別の意味で重要である。それは、モデル構成における恣意性を一切含まない形での予測システム構築の可能性を与える。この具体的事例は、本シリーズで紹介する。

4. MemCalcシステムにおける処理の流れ

図2には、MemCalcシステムにおけるMEM解析処理とLSF解析処理の概要が示される。この2つの解析処理は、その結果を相互にやり取り可能であり、統一的に取り扱うことができる。

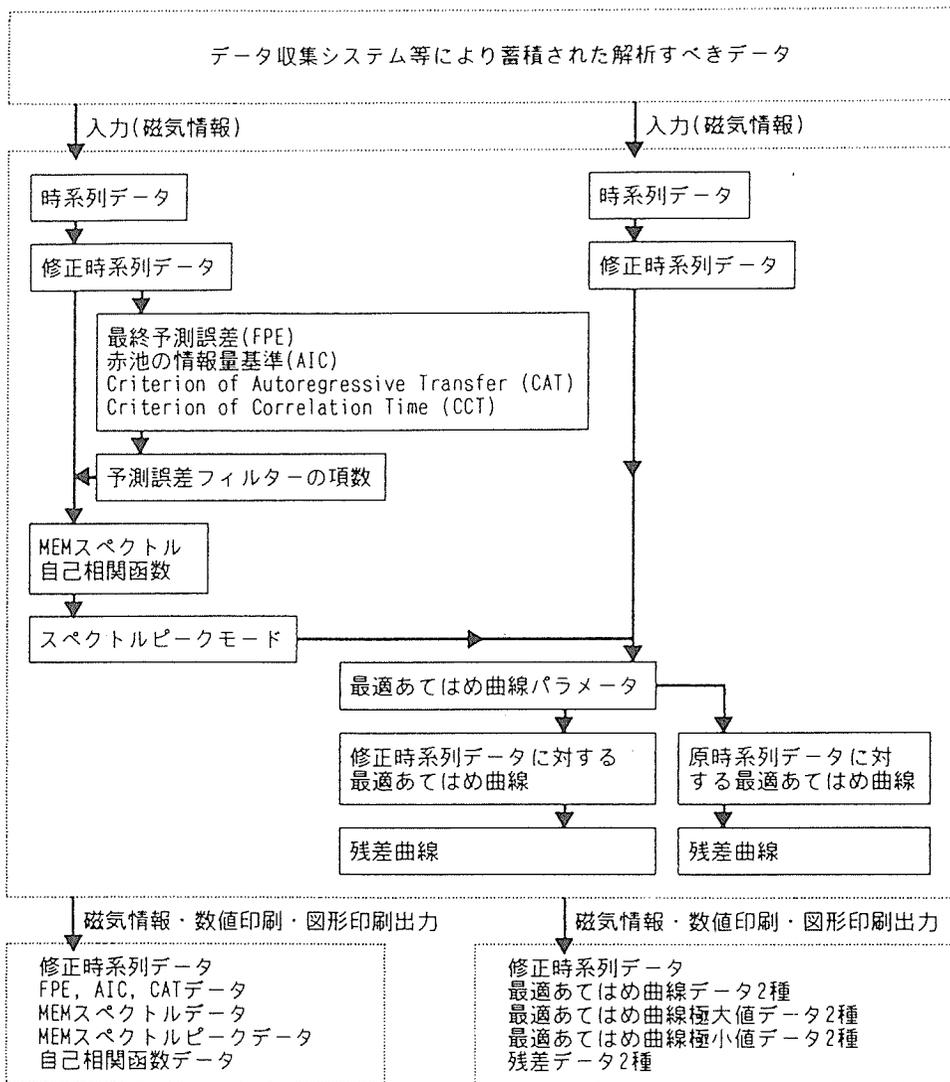


図2 MemCalcシステムにおけるMEM解析処理とLSF解析処理

図左側の縦の流れがMEM解析処理であり、図右側の縦の流れがLSF解析処理である。

4-1. MEM解析処理のながれ

MEM-PSD, および自己相関関数の導出は, MemCalcシステムにおいては, 必要な前処理, および後処理とを網羅した次の一連の手続きとして実現されている。

(1) 時系列データの入力

MemCalcシステムはデータ解析システムであり, その処理すべきデータは観測対象に応じて別途に用意されるデータ収集システムや, またはエディタ等により, 磁気情報として準備される必要がある。MemCalcシステムのデータ入力処理により, この磁気情報は時系列データとしてシステムに読み込まれる。

(2) 時系列データの修正 (修正時系列データの作成)

時系列データをスペクトル解析処理の俎上へのせるために, 必要に応じて時系列データに補正を施す。この修正は2つの側面から行われる。第一は観測システムの不備等に起因する外れ値や欠落値を修正すること, また不等時間間隔の測定の場合にデータを等時間間隔化することである。第二は必要に応じて時系列データにバンチング処理を施し, 対数を取り, または移動平均処理を行い, 修正時系列データを得ることである。

(3) 情報量規準 (FPE, AIC, CAT) およびCCT規準の導出

こうして得た修正時系列データに対して情報量規準とCCT規準を計算する。必要に応じて元の時系列データが更に修正され, 情報量規準とCCT規準が再計算される。こうして情報量の極小値を与えるラグ (フィルターの項数) をおさえ, またCCT規準により算出されたラグをおさえることにより, 安定したMEMスペクトルを得ることができる。

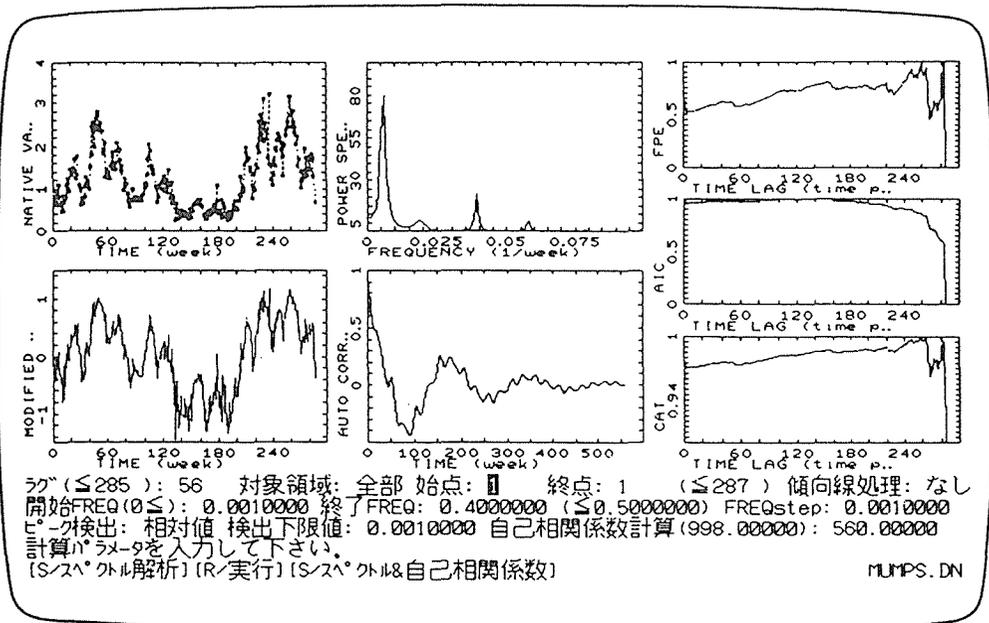


図3 MEM解析処理におけるスペクトル計算パラメータの設定画面

左上が原時系列データ, 左下が対数処理等を行った修正時系列データ, 右上, 右中, 右下がそれぞれFPE, AIC, CAT, 中上がMEMスペクトル, そして中下が自己相関関数である。

(4) MEM-PSDと自己相関関数の算出

情報量規準およびCCT規準によりもとめたラグ値に基づきMEM-PSDと自己相関関数を計算する。特にPSDのピーク位置は高精度に算出される。図3にMEM-PSD算出処理における計算パラメータの設定画面が示される。

(5) スペクトルピーク周波数と周期の抽出

MEMスペクトルからそのピーク周波数と周期（ピーク周波数の逆数）が抽出される。

(6) 処理結果の出力

全ての処理結果は、図形印刷出力、数表印刷出力、または磁気情報ファイルとして必要に応じて出力される。

以上の一連の手続きにより、例えばデータ点数が少なく、しかも大きなゆらぎないし雑音を含むデータ（データ処理の立場からは最も解析が困難なデータ）からも満足すべき精度でMEMスペクトルを算出し、また周期構造を抽出することが可能となる。

4-2. LSF解析処理のながれ

LSF解析処理は、MemCalcシステムにおいては、次の一連の手続きとして実現されている。

(1) 時系列データの入力

MEMスペクトル解析処理と同様の手続きに基づいて別途用意されたデータがシステムに読み込まれる。

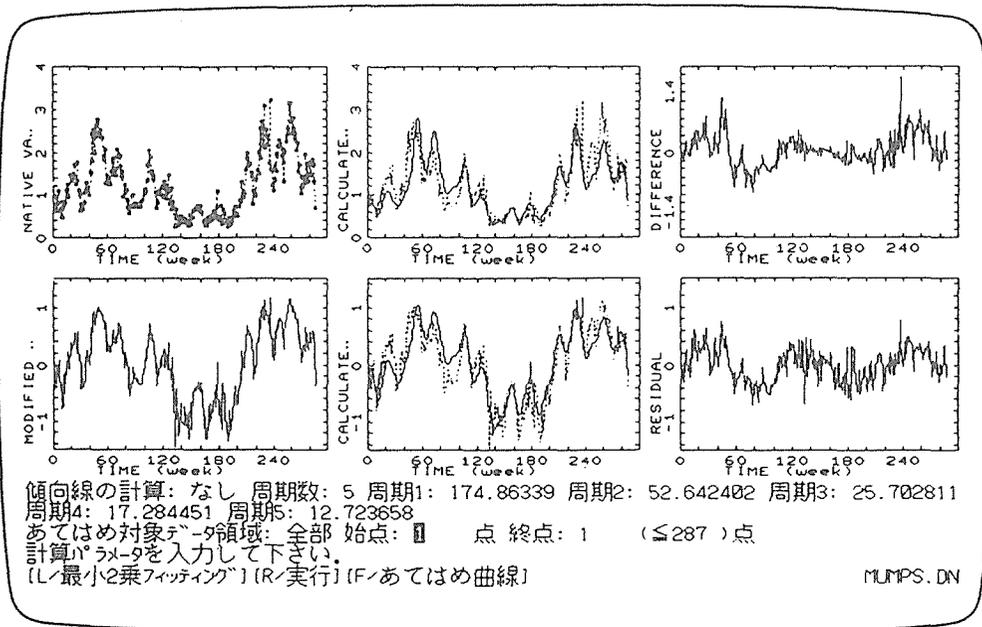


図4 LSF解析処理における最適曲線計算パラメータの設定画面

左上が原時系列データ、左下が対数処理等を施した修正時系列データ、中下が修正時系列データとそれに対する最適あてはめ曲線、右下が残差、中上が原時系列データと最適曲線の比較、右上がこの両者の差。

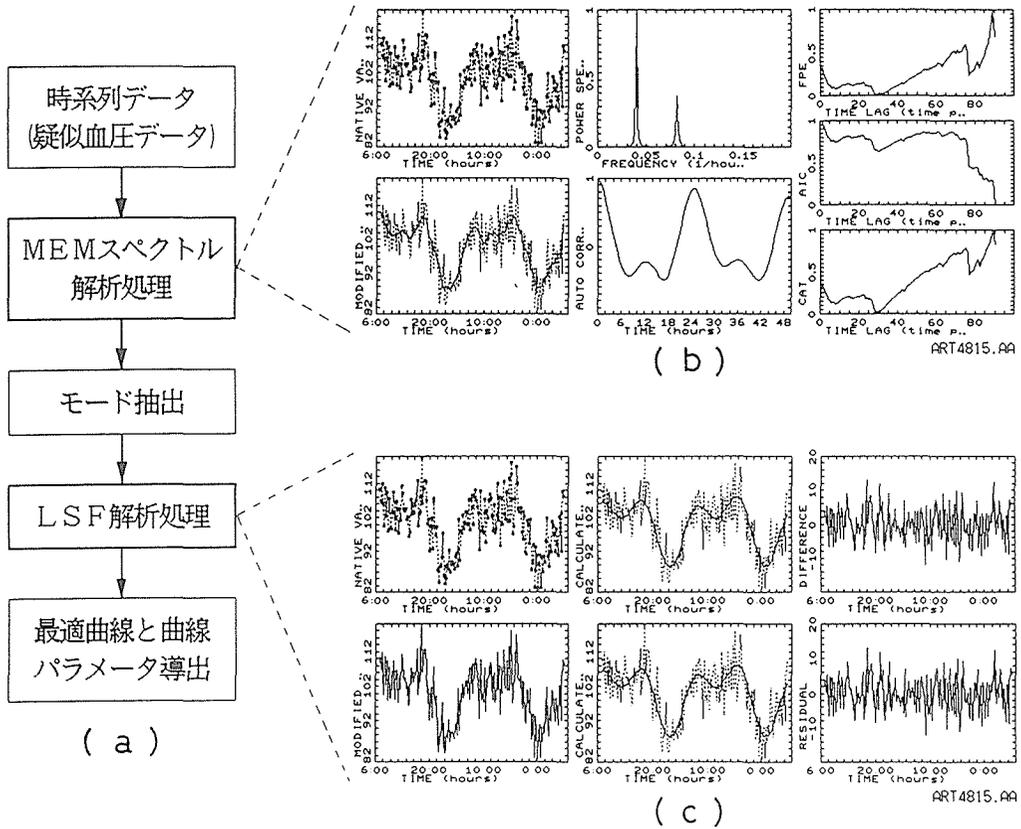


図5 人工時系列データの解析

- (a) MemCalcにおける処理の流れ
 (b) MEM解析処理におけるCRT画面のハードコピー
 (c) LSF解析処理におけるCRT画面のハードコピー

次に、この疑似血圧データを間引きして、15分、30分、60分、および120分間隔の24時間、および48時間の長さの5通りの人工データ（データ番号1～5、表1）を作成し、この5通りのデータを解析の対象とした。

5-1. MEMスペクトル解析処理

MEMスペクトル解析処理におけるCRT画面の1例を図-5 (b)に示す。ここで、図左上が疑似血圧データ、左下が必要な補正を行った解析対象となる修正時系列データ、図右上、中、下が最適タイムラグを決定するための情報量検定（上からFPE、AIC、CAT）である。図中上がMEM-PSD、中下が自己相関関数である。

時系列データ中の基底変動を構成する振動モードの個数は、このMEM-PSDの顕著なピークの個数として、それらの振動周期はそれぞれのピーク位置の逆数として抽出される。

5-2. LSF解析処理

MEMスペクトル解析により抽出された振動モードの個数とそれぞれの周期値に基づき、LSF

解析機能により各データに対して指定の振動モードをもつ最適あてはめ曲線が求められる。この最適曲線が、疑似血圧変動データから明かにされるべき基底変動である。

LSF解析処理におけるCRT画面の1例を図-5(c)に示す。ここに、同図左上と左下はそれぞれ疑似血圧データと必要な修正を施した時系列データ、中下と右下はそれぞれ修正された時系列データに対する最適あてはめ曲線と残差、そして中上と右上は元の疑似血圧データとこの最適曲線との比較、および両者の差である。

図5および表1からわかるように、MemCalcによる基底変動の再現性は極めて良好である。この人工時系列データの解析内容と結果については、文献12に詳しくまとめられている。

引用文献

- 1) 日野幹雄著, スペクトル解析, 朝倉書店, 1977年。
- 2) 三宅浩次監修, 高橋延昭, 神山昭男, 大友詔雄編, 生物リズムの構造, 富士書院, 1992年。
- 3) G.E.P.Box and G.M.Jenkins, Time Series Analysis, Holden-Day, 1970.
- 4) W.ヴァンデル著, 藁谷千風彦・広松毅訳, 時系列入門, 多賀出版, 1988年。
- 5) 南茂夫編著, 科学計測のための波形データ処理, CQ出版, 1986年。
- 6) J.G.Ables, Maximum Entropy Spectral Analysis, Astrophys. Suppl. Series, Vol.15, 1974, p.383.
- 7) 井原俊輔著, 確率過程とエントロピー, 岩波書店, 1984年。
- 8) D.G.Childer ed., Modern Spectrum Analysis, IEEE Press, 1978.
- 9) T.Seidou and N.Ohtomo, Maximum Entropy Spectral Analysis of Time-Series Data from Combustion MHD Plasma, Jpn. J. Appl. Phys. 24, 1985, p.1204.
- 10) A.Rovelli and A.Vulpiani, Characteristic Correlation Time as Estimate of Optimum Filter Length in Maximum Entropy Spectral Analysis, Geophys. J. R. astr. Soc. Vol. 72, 1983, p.293.
- 11) S.ブランド著, 古城肇・高橋秀和・小柳義夫訳, データ解析の方法, みすず書房, 1976年。
- 12) 米山公啓, 加茂力, 林列成, 田中幸雄, 汎用時系列データ解析システムMemCalcと血圧日内変動解析への応用, 三宅浩次監修, 高橋延昭, 神山昭男, 大友詔雄編, 生物リズムの構造, 富士書院, 1992年, p.103.