

本資料は 年 月 日付で登録区分、

変更する。

01.10.-4 [技術情報室]

オンライン 臨界安全監視システムの 基礎研究(V)

(動力炉・核燃料開発事業団 委託研究成果報告書)

1996年3月

摂南大学 工学部 電気工学科

山田 澄

本資料の全部または一部を複写・複製・転載する場合は、下記にお問い合わせください。

〒319-1184 茨城県那珂郡東海村大字松村4番地49
核燃料サイクル開発機構
技術展開部 技術協力課

Inquiries about copyright and reproduction should be addressed to:
Technical Cooperation Section,
Technology Management Division,
Japan Nuclear Cycle Development Institute
4-49 Muramatsu, Tokai-mura, Naka-gun, Ibaraki, 319-1184
Japan

© 核燃料サイクル開発機構 (Japan Nuclear Cycle Development Institute)

この資料は、動燃事業団社内における検討を目的とする社内資料です。
については、複製、転載、引用等を行わないよう、また、第三者への開示又
は内容漏洩がないよう管理して下さい。また、今回の開示目的以外のこと
には使用しないよう注意して下さい。

本資料についての問い合わせは下記に願います。
〒319-11 茨城県那珂郡東海村大字松村 4-33
動力炉・核燃料開発事業団
東海事業所
技術開発推進部・技術管理室



オンライン臨界安全監視システムの基礎研究（V）

山田 澄*

要 旨

核燃料再処理工場等においては安価で即応性の良い臨界安全監視システムの開発を目的として過去4年間にわたって逐次型ARMAモデル同定手法の安全監視システムへの応用と言う観点から各種の検討を行ってきた。そこで、本年度はこれらの知見を実際の臨界安全監視システムとしてシステム化するためには、システム構成をどの様にすれば良いかを検討した。本年度は、実際にハードウェアとして設計する際に必要となる詳細な検討ではなく、システムとして構成するための基本概念についてのみの検討を行い、以下の結論を得た。本システムの設計基本思想は高信頼性、耐雑音性、そして高拡張性に置いている。そのため、臨界安全監視システムは計算機を中心とするシステム構成とし、(1)中性子信号検出部及びアナログ／ディジタル(A/D)変換部、(2)情報光伝送システム、(3)信号解析及び表示警報信号発生部の3つの部分システムから構成することを基本とする。

1. 中性子信号検出部及びA/D変換部は、中性子検出器出力信号の揺らぎ成分を取り出し、このアナログ信号をディジタル時系列データ化するための信号処理部であり、用いる中性子検出器として電流型を用いるかパルス型を用いるかにより構成要素が変わる。それぞれ利点と欠点があり、更に詳細な検討が必要である。
2. 従来、信号やデータは同軸ケーブル等を用いたハードワイヤリングにより伝送されてきたが、近年、光ファイバーを伝送線としてレーザーダイオードやLEDを光源とする光伝送技術が急速な発展を遂げており、その技術を本システムでも用いるべきである。この方法は、大容量の情報を、高速に伝送することが可能となるばかりでなく、計算機側から時系列データ発生部にアクセスして、ローパスフィルタ、ハイパスフィルタの折れ点周波数の切替や、プリアンプゲイン変更などをリモートコントロール出来る上、電磁誘導障害が無い、耐火性に富むなど安全性の高い計測制御システムの実現が可能となる。
3. 本臨界安全監視システムの様な特定の目的を持ったシステムでは、従来、高速信号処理、計算機負荷の軽減、システム全体の小型化等の目的で、解析アルゴリズムはROM化されていたが、近年、計算機の性能は飛躍的に向上し、システムを固定化してしまうROMチップを用いるよりも、高性能の計算機と各種の信号解析ソフトウェアを組み合わせた総合信号解析処理システムを構成することが好ましい。この様な構成は、ソフトウェアや解析技術の進歩を即座にシステムに取り入れることが可能となるばかりでなく、特別なシステムを付加することなく、逐次計算型ARMAモデル同定法に基づく未臨界度推定法による結果をバックアップする情報を容易に提供することが可能となり、時代と共に進歩・発展する柔軟な臨界安全監視システムを構築することができる。

* 本報告書は、山田澄が動力炉・核燃料開発事業団の委託により実施した研究の成果である。

契約番号………：070D0178

事業団担当部課室：東海事業所・安全管理部・安全技術課 野尻一郎

* 摂南大学 工学部 電気工学科



2001.10.04

OFFICIAL USE ONLY

PNC IJ1632 96-001

MARCH, 1996

Basic Study on On-line Criticality Surveillance System (V)

Sumasu Yamada*

Abstract

Four years feasibility studies on the application of the recursive Auto-Regressive Moving Average (ARMA) model identification algorithms to the time series of signal fluctuation of a neutron detector have been carried out to develop an inexpensive and quick response on-line criticality surveillance system for nuclear fuel reprocessing plants.

As the final year of the series of this research, we have here examined the basic conceptual design of the Criticality Surveillance System based on the recursive ARMA Model identification algorithm. The discussions on the details of practical design have been left for the next year.

The results we obtained are as follows:

The design concept is based on high reliability, electromagnetic disturbance-free and high expandability. Hence, the Criticality Surveillance System should be comprised by three subsystems: a neutron detection and analog to digital conversion subsystem, a optical cable signal transmission subsystem, and a computer system for signal analysis, annunciation, and display.

1. The neutron detection and analog to digital conversion subsystem first obtains the neutron signal fluctuation as an analog signal and then quantizes it to time series data. The hardware configuration and complexity of the subsystem depends on which type of the neutron detector, current type or pulse type, is used. Both types have merits and demerits, and further detailed analysis should be made.
2. In the past, signals and data have been transmitted through hard wiring systems such as coaxial cables, however, recently the optical technology for data transmission has been developed by using optical cable as an data transmission line with a laser diode and LED as a light source. So, we propose to use this technology in the Criticality Surveillance System. This technology enables not only rapid transmission of a large amount of data but also control of the break frequencies of digital filters and the gain of the current amplifier in the neutron detection and discretization subsystem. Since this optical cable system is free from electromagnetic disturbance and fire-resistive, one can expect a high reliability of the Criticality Surveillance System.
3. In the case of digital signal analyzing apparatus, analyzing algorithms have been implanted in an integrated circuit as a Digital Signal Processor (DSP) to ensure a quick processing of the data in order to minimize the time for signal processing, to reduce the load on the computer, and to minimize the size of the apparatus itself. However, since the computer performance has been remarkably developed in these days, a computer should be used not only as a simple signal processing unit but also a totally integrated signal analyzing system along with conventional signal analyzing software. This configuration enables us to easily introduce newly developed techniques and to provide supplement information. Then, this approach can enhance the reliability of the Criticality Surveillance System without addition of any special devices, and also provide the flexibility of the system.

Work performed by Sumasu Yamada under contract with Power Reactor and Nuclear Fuel Development Corporation.

PNC Liaison: Safety Technology Development Section Health and Safety Division, Tokai Work, Ichiro Nojiri.

* Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Setsunan University



目 次

1 緒言 -----	1
2 未臨界度推定の原理 -----	3
3 未臨界度推定アルゴリズム -----	8
3. 1 Recursive Prediction Error Method (R P E 法) -----	8
3. 2 PseudoLinear Regression Method (P L R 法) -----	15
3. 3 Extended Least Squares Method (E L S 法) -----	15
3. 4 R P E 法におけるProjection Algorithm -----	16
3. 5 P-matrix Activation Method (P M A 法) & P-matrix Diagonal Activation Method (P M D A 法) -----	17
4 システムの概念設計 -----	20
4. 1 システムの基本構成 -----	20
4. 1. 1 中性子検出器部 -----	21
4. 1. 2 前置信号処理装置 -----	22
4. 1. 3 光送信装置 -----	24
4. 1. 4 光受信装置 -----	24
4. 1. 5 解析部・表示部 -----	24
4. 2 中性子検出器の種類 -----	24
4. 3 前置信号処理装置 -----	26
4. 3. 1 前置信号処理装置と信号のクオリティ -----	27
4. 3. 2 アナログ信号処理パート -----	27
4. 3. 3 A／D 変換パート -----	29
4. 3. 4 ディジタル信号処理パート -----	29
4. 4 解析・表示部の概要 -----	30
4. 4. 1 R P E 法によるA R M A モデル同定 -----	31
4. 4. 2 自己相関法によるスペクトラム推定 -----	32
4. 4. 3 相互相関法によるスペクトラム推定 -----	33

4.4.4 適応フィルタによるA R M A 同定 -----	34
4.4.5 統計量計算プロセス -----	35
図 -----	37
付録 適応ディジタルフィルタ -----	42

表・図目次

Table 3.1.1	Notations used in RPE method -----	12
Table 3.1.2	Formation of P-Matrix -----	15
Table 4.1	Comparison of Neutron Detectors -----	26
Fig. 4.1	Schematic diagram of on-line criticality surveillance system -----	37
Fig. 4.2	Schematic diagram of current chamber neutron detector system -----	38
Fig. 4.3	Schematic diagram of pulse type neutron detector system -----	39
Fig. 4.4	Sequence of signal processing in the signal pre-processing unit -----	40
Fig. 4.5	Analysing streams in the computer section -----	41

1

緒 言

再処理工場等においては安価で即応性の良い臨界安全監視システムの開発が望まれており、本研究は未臨界体系で観測される中性子信号揺らぎをオンライン計算処理して未臨界度を推定しようとする試みである。そのための基礎的研究が平成3年度に開始され、先ず、体系が定常状態にある場合の未臨界度推定たいして最適なアルゴリズムの検討が行われた。続いて、平成4年度では時系列データ中に含まれる低周波成分が未臨界度推定に及ぼす影響を考察するためのハイパスフィルタと未臨界度推定精度の関係、及び、時系列データのサンプリング周波数が推定値に及ぼす効果等についての検討が行われた。さらに、平成5年度には未臨界度の変化によって生じる未臨界度変化（システムパラメータ変動）を迅速に検出するためのアルゴリズムの検討を行った。その結果、非定常状態に対するパラメータ推定法として、逐次計算アルゴリズムの中の推定パラメータを逐次修正するための修正係数の大きさを決定する因子である予測誤差の相関行列 P を強制的に操作する P 行列活性化法が有効であることを報告した。しかし、この方法では未臨界度が浅い状態から深い状態に変化する非定常問題では、未臨界度が浅くなる非定常問題のときほど高速には未臨界度の変化を追跡できない問題が見られたため、平成6年度には、この問題を解決するためのアルゴリズムの検討を行うと共に、動燃事業団の D C A を用いて行われた炉雜音実験のデータを解析し、今後動燃事業団が D C A を用いた未臨界度推定用実験データを取得するために必要となる条件を検討した。

この様に過去4年にわたって逐次型 A R M A モデル同定手法の安全監視システムへの応用と言う観点から各種の検討を行ってきた。そこで、本年度はこれらの知見を実際の臨界安全監視システムとしてシステム化するためには、システム構成をどの様にすれば良いのかを検討した。

本年度は、システムとして構成するための基本概念についてのみの検討を行い、実際にハードウェアとして設計する際に必要となる詳細な検討は行っていない。

本システムの設計基本思想は高信頼性、耐雑音性、そして高拡張性に置いている。従来、この様な特定の目的を持ったシステムでは、高速信号処理、警報発生の遅れの軽減、また、使用計算機の負荷の軽減、システム全体の小型化等の目的で、解析アルゴリズムはROM化され、システムは固定化される傾向にあった。従って、一度システムが完成してしまうとその変更は容易ではなかったが、近年パーソナル計算機、或いはエンジニアリングワークステーションの性能は飛躍的に向上し、その発展と変革は目見張るものがある。この様にめざましい発展を遂げている計算機に着目すると、信号解析及び表示警報信号発生部にアルゴリズムをROM化したICチップを用いるよりも、高性能の計算機を用意し、各種の信号解析ソフトウェア、必要に応じて他のシステム同定アルゴリズムを組み合わせた総合信号処理システムとすることが望ましい。この様な構成により、ソフトウェアや解析技術の進歩を即座にシステムに取り入れることが可能となるばかりでなく、特別なシステムを付加することなく、逐次計算型ARMAモデル同定法に基づく未臨界度推定法による結果に対する補完的・参考情報を容易に提供することが可能となり、しかも、時代と共に進歩・発展する柔軟な臨界安全監視システムを構築することができる。

そこで、臨界安全監視システムは計算機を中心とするシステム構成とし、(1)中性子信号検出部及びアナログ/ディジタル変換部、(2)ディジタル信号の光伝送制御システム、(3)信号解析及び表示警報信号発生部の3つの部分システムから構成することを基本とする。

本報告書の構成は以下の通りである。

第2章では、臨界安全監視システムの基本となる未臨界度推定の原理について述べ、続いて第3章で本システムの中心的アルゴリズムとなるオンラインパラメータ同定アルゴリズムとP行列対角要素活性法について述べておく。

第4章では、2章、3章で述べたアルゴリズムを臨界安全監視システムとして実現するために必要となるシステム構成とその実現方法について述べる。

2 未臨界度推定の原理

定常状態にある未臨界原子炉の物理現象が遅発中性子1群・一点炉近似動特性方程式に従う場合、中性子密度の平均値からの揺らぎ δN 、遅発中性子先行核密度の平均値からの揺らぎ δC は次の Markov - Langevin 方程式を満足する。

$$\frac{d \delta N}{d t} = \frac{k (1 - \gamma \beta) - 1}{\lambda} \delta N + \lambda \delta C + r_1(t) \quad (2.1.a)$$

$$\frac{d \delta C}{d t} = \frac{k \gamma \beta}{\lambda} \delta N - \lambda \delta C + r_2(t) \quad (2.1.b)$$

ここで $r(t) = [r_1(t) \ r_2(t)]^T$ は平均値零の白色不規則力で、その分散は

$$\langle r(t) r(\tau)^T \rangle = D \delta(t - \tau),$$

で与えられる（ $\langle \cdot \rangle$ は期待値を表す）。ここで、D は拡散定数行列で、拡張 Shottky 公式

$$D = Q + F E + E F^T \quad (2.2)$$

によって与えられる。ただし、

$$F = \begin{bmatrix} \frac{k (1 - \gamma \beta) - 1}{\lambda} & \lambda \\ \frac{k \gamma \beta}{\lambda} & -\lambda \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

$$E = \text{diag} [S \lambda / (1 - k) \ S \lambda \gamma \beta / \{(1 - k) \lambda\}], \quad (2.4)$$

$$Q = \frac{S k (1 - \gamma \beta)}{\lambda \langle \nu_0 \rangle (1 - k)} \begin{bmatrix} \langle \nu_0 (\nu_0 - 1) \rangle & \langle \nu_0 \nu_1 \rangle \\ \langle \nu_0 \nu_1 \rangle & \langle \nu_1 (\nu_1 - 1) \rangle \end{bmatrix} N_0 \quad (2.5)$$

であり、 k , β , λ , ℓ , γ は慣用のものである。 ν はウラン 235 の核分裂により生じる中性子数であり、 $\nu_0 = \nu (1 - \gamma \beta)$ 、 $\nu_1 = \nu \gamma \beta$ 、 S は外部中性子源の強さ (n/s) を表す。

ここで、 $x(t) = [\delta N \ \delta C]^T$ とし、観測雑音として分散が S の白色雑音 $s(t)$ を仮定すると、式(2.1)は

$$\frac{dx(t)}{dt} = F x(t) + r(t) \quad (2.6.a)$$

$$y(t) = H x(t) + s(t) \quad (2.6.b)$$

と書ける。なお、 $H = [1 \ 0]$ である。

(2.6)をサンプリング時間 Δt で離散時間化すると、

$$x(n+1) = \Phi x(n) + f(n+1) \quad (2.7.a)$$

$$y(n) = H x(n) + v(n) \quad (2.7.b)$$

と書ける。ここで、

$$x(n) = x(n \Delta t) \quad (2.8)$$

$$y(n) = y(n \Delta t) \quad (2.9)$$

$$\Phi = e^{x p(F \Delta t)} \quad (2.10)$$

であり、また $f(n)$ 、 $v(n)$ は

$$f(n) = \int_{(n-1)\Delta t}^{n\Delta t} r(\tau) \exp[F \cdot (n\Delta t - \tau)] d\tau \quad (2.11)$$

$$v(n) = \int_{(n-1)\Delta t}^{n\Delta t} s(\tau) \exp[F \cdot (n\Delta t - \tau)] d\tau \quad (2.12)$$

により与えられるものである。なお、観測雑音の分散を d とすると、離散化された雑音源 $f(n)$ 、 $v(n)$ の分散は

$$E[f(m) \cdot f(n)^T] = V \delta mn \quad (2.13)$$

$$E[v(m) \cdot v(n)^T] = R \delta mn \quad (2.14)$$

ただし、

$$V = \int_0^{\Delta t} \exp[F \tau] D \exp[F^T \tau] d\tau \quad (2.15)$$

$$R = \int_0^{\Delta t} \exp[F \tau] S \exp[F^T \tau] d\tau \quad (2.16)$$

によって与えられる。 δ_{mn} はクロネッカのデルタである。

次に、 Φ の固有値を η_+ 、 η_- とすると、Sylvester の展開公式を用いて

$$\begin{aligned}\Phi = \exp(F \Delta t) &= \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} \end{bmatrix} \\ &= \frac{\exp(\eta_+ \Delta t)}{\eta_+ - \eta_-} \begin{bmatrix} -\alpha - \eta_- & \lambda \\ k \gamma \beta / \ell & -\lambda - \eta_- \end{bmatrix} \\ &\quad - \frac{\exp(\eta_- \Delta t)}{\eta_+ - \eta_-} \begin{bmatrix} -\alpha - \eta_+ & \lambda \\ k \gamma \beta / \ell & -\lambda - \eta_+ \end{bmatrix} \quad (2.17)\end{aligned}$$

と書ける。ただし、 $\alpha = [1 - k(1 - \gamma \beta)] / \ell$ である。

同様にして、 V は

$$\begin{aligned}V &= \frac{\exp(2\eta_+ \Delta t) - 1}{2\eta_+ (\eta_+ - \eta_-)^2} (F - \eta_- I) D (F^T - \eta_- I) \\ &\quad - \frac{\exp(\eta_+ + \eta_-) \Delta t - 1}{(\eta_+ + \eta_-)(\eta_+ - \eta_-)^2} (F - \eta_- I) D (F^T - \eta_+ I) \\ &\quad - \frac{\exp(\eta_+ + \eta_-) \Delta t - 1}{(\eta_+ + \eta_-)(\eta_+ - \eta_-)^2} (F - \eta_+ I) D (F^T - \eta_- I) \\ &\quad + \frac{\exp(2\eta_- \Delta t) - 1}{2\eta_- (\eta_+ - \eta_-)^2} (F - \eta_+ I) D (F^T - \eta_+ I) \quad (2.18)\end{aligned}$$

で与えられる。

(2.7.a)(2.7.b)に適当な物理定数と白色時系列 $f(n) = [f_1(n), f_2(n)]$ 、 $v(n)$ を用意することにより、未臨界原子炉のシミュレーションデータを作成することが出来る。

この様にして、物理モデルは Markov-Langevin 方程式(2.7.a)(2.7.b)で記述できたが、我々が直接観測出来るのは $\{y(n)\}$ だけであって、 $f(n)$ 、 $v(n)$ は観測できないためこのままではモデルパラメータ Φ を求めることは出来ない。

そこで、 $\{y(k); k=\dots, n-3, n-2, n-1, n\}$ が与えられたときの $x(n)$ の最適推定値 $x(n|n)$ から確率システムの物理モデルを再構築する必要がある。この操作は過去から現在まで蓄積された時系列データ $\{y(k)\}$ の張るデータ空間へ現在の

データ $y(n)$ を射像することで、

$x(n|m)$: m 時点までの観測データから得られる n 時点での状態変数ベクトル $x(n)$ の最適推定値 (2×1)

$y(n|n-1)$: $n-1$ 時点までの観測データから得られる n 時点での観測値 $y(n)$ の最適

とし、イノベーション $\nu(n)$ を

$$\nu(n) = y(n) - y(n|n-1) \quad (2.19)$$

と定義すると、物理モデルは等価的に

$$x(n+1|n+1) = \Phi x(n|n) + K \nu(n+1) \quad (2.20.a)$$

$$y(n) = H x(n|n) + (I - H K) \nu(n) \quad (2.20.b)$$

と表現できる。これがイノベーションモデルである。

K はカルマンゲインと呼ばれる定数ベクトル $[k_1 \ k_2]^T$ で、 2×2 行列 P に関するリカッチ (Riccati) 型方程式：

$$P = \Phi \{ P - K H P \} \Phi^T + V \quad (2.21)$$

の一意解

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{12} & P_{22} \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

によって

$$K = P H^T \Gamma^{-1} \quad (2.23)$$

で与えられる。 Γ はイノベーションの分散で

$$\Gamma = H P H^T + R \quad (2.24)$$

で与えられる。

最後に、(2.17.a)(2.17.b)より $x(n+1|n+1)$ を消去し、 $\nu(n)$ から $y(n)$ への伝達関数を求めるとき、遅発中性子 1 群・一点炉近似動特性方程式で記述される原子炉の ARMA (2, 2) モデルは

$$G(z^{-1}) = \frac{1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}} \quad (2.25)$$

となる。このとき、ARMA (2, 2) モデルの各パラメータは

$$a_1 = -(\Phi_{11} + \Phi_{22}) \quad (2.26.a)$$

$$a_2 = \Phi_{11}\Phi_{22} - \Phi_{12}\Phi_{21} \quad (2.26.b)$$

$$b_1 = \{ P_{12}\Phi_{12} - P_{11}\Phi_{22} - R(\Phi_{11} + \Phi_{22}) \} / (P_{11} + R) \quad (2.26.c)$$

$$b_2 = (\Phi_{11}\Phi_{22} - \Phi_{12}\Phi_{21}) \times R / (P_{11} + R) \quad (2.27.d)$$

で与えられ、これらは全て1点炉近似動特性方程式の物理定数とサンプリング周波数等のみから算出できる。

なお、ここで注意しなければならないことは、式(2.25)のパラメータの内、分母の自己回帰パラメータ a_1 、 a_2 は遷移行列 Φ の要素のみから成り立っており、原子炉の物理パラメータとサンプリング周波数から計算される定数であるが、分子の移動平均パラメータである b_1 、 b_2 はリカッチ方程式の解に P を含んでおり、この値は実際には観測雑音の分散が与えられない限り計算できない。

従って、もし原子炉から観測される時系列を ARMA (2, 2) 過程

$$y(n) = -a_1 y(n-1) - a_2 y(n-2) + e(n) + b_1 e(n-1) + b_2 e(n-2)$$

としてモデル同定すれば、この自己回帰パラメータから原子炉の物理定数を逆算出来ることになる。

3 逐次型 A R M A モデル同定 アルゴリズム

この章では、臨界安全監視システムにおいてオンライン未臨界度推定に用いられる中心的アルゴリズムである逐次型A R M A 同定アルゴリズムについて述べる。既に、これまでの報告書の中で繰り返し説明しているが、本報告書のまとまりと報告書としての一貫性を考慮し、再度この章を設けた。ここでは、まず、基本的にはカルマンフィルタアルゴリズムと同等な逐次推定手法である Recursive Prediction Error Method (R P E 法) 、 Psuedo Linear Regression Method (P L R 法) 、 Extended Least Squares Method (E L S 法) の推定手順、及び計算プログラム上での処理の方法などについて説明する。

次に、R P E 法のもつ推定値の偏りを補正する際に用いられる白色化フィルタの安定性を保証するための Projection Algorithm について計算プログラム上の実現方法も含めて説明する。最後に、非定常時系列データにおけるパラメータ推定の追従速度を速めるアルゴリズムとして開発された P-Matrix Activation Method (P M A 法) 、及び P-Matrix Diagonal Activation Method (P M D A 法) について説明する。

3. 1 Recursive Prediction Error Method (R P E 法)

一入力・一出力システムの入力を $u(t)$ 、出力を $y(t)$ とし、観測不可能な外乱を $e(t)$ とすると、

$$\begin{aligned} A(z^{-1})y(t) &= B(z^{-1})u(t) + C(z^{-1})e(t) \\ y(t) + \sum_{i=1}^p a_i y(t-i) &= \sum_{k=1}^r b_k u(t-k) + e(t) + \sum_{j=1}^q c_j e(t-j) \end{aligned} \quad (3.1)$$

をシステムの A R M A (p, q, r) モデルと呼ぶ。

$u(t)$ と $y(t)$ が観測可能で、 $e(t)$ が観測不可能な白色時系列外乱 $e(t)$ である場合、 a_i を自己回帰 (Autoregressive:AR) パラメータ、 b_i を外部入力パラメータ (Exogeneous:X) 、 c_i を移動平均パラメータ (Moving Average:MA) と呼び、これらのパラメータを逐次的に求める一手法が R P E 法である。

入力 $u(t)$ が無い場合には、システムはいわゆる自己回帰移動平均 (A R M A) モデルとなる。従って、本報告で用いるアルゴリズムは (3.1) 式で $u(t)$ を零とした場合に相当する。

時間推移演算子 z^{-1} を用いると、式 (3.1) は次のように書ける。

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + C(z^{-1})e(t) \quad (3.1)$$

ただし、

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \cdots + a_p z^{-p}$$

$$B(z^{-1}) = 1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \cdots + b_r z^{-r}$$

$$C(z^{-1}) = 1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \cdots + c_q z^{-q}$$

ここで、 $e(t)$ が観測出来たとして、観測データベクトルを

$$\begin{aligned} \phi^T(t+1) = & [-y(t), -y(t-1), \dots, -y(t-p+1), \\ & u(t), u(t-1), \dots, u(t-r+1), \\ & e(t), e(t-1), \dots, e(t-q+1)] \end{aligned} \quad (3.3)$$

と定義し、さらに、これから推定しようとするパラメータベクトルを

$$\theta^T = [a_1, a_2, \dots, a_p, b_1, b_2, \dots, b_r, c_1, c_2, \dots, c_q] \quad (3.4)$$

と定義すると、残差（式誤差） $v(t)$

$$v(t) = y(t) - \theta^T \phi(t) \quad (3.5)$$

が定義される。

そこで、この $v(t)$ 2乗の平均値、即ち $v(t)$ の分散

$$V_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \theta^T \phi(t)]^2 \quad (3.6)$$

を最小にするような最適パラメータ θ を逐次的に求める方法が逐次型 A R M A X モデル同定アルゴリズムである。

このことは $V_N(\theta)$ が最小、すなわち残差の分散を最小にするパラメータを推定することになる。従って、最適パラメータ θ は

$$\frac{\partial V_N(\theta)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.7)$$

となるように選べばよい。この様な θ を $\hat{\theta}(N)$ とおくと、

$$\hat{\theta}(N) = \left[\sum_{t=1}^N \phi(t) \phi^T(t) \right]^{-1} \cdot \sum_{t=1}^N \phi(t) y(t) \quad (3.8)$$

と表される。

ここで、逐次計算を行うために式(3.21)に於いて、 $N \rightarrow t$ と置き換え、

$$\hat{\theta}(t) = \left[\sum_{k=1}^t \phi(k) \phi^T(k) \right]^{-1} \cdot \sum_{k=1}^t \phi(k) y(k) \quad (3.9)$$

と書き、新たに $(p+r+q) \times (p+r+q)$ マトリックスである $R(t)$ を

$$R(t) = \sum_{k=1}^t \phi(k) \phi^T(k) \quad (3.10)$$

と定義し、更にこの逆行列の平均値行列を

$$P = \overline{R^{-1}}(t) = \frac{1}{t} R^{-1}(t) \quad (3.11)$$

と定義すると、この行列はパラメータの誤差の共分散行列を表していることになることが、カルマンフィルタの理論から説明できる。

ここで、確立時系列データの平均相関行列 $\overline{R^{-1}}(t)$ は計算に取り込むデータ数が増加するに従って一定の値に収束する。従って、その逆行列 P も収束し非常に小さな値に落ち着く。この行列 P は推定パラメータの修正量を調整する係数であり、この行列の収束は推定パラメータの収束を意味する。従って、一般的に、行列 P の収束と共にパラメータの修正量が減少し新たに読み込むデータに対する修正感度は減少し、パラメータの更新と言う観点からは、充分行列 P が収束した状態でシステムのパラメータ変化が発生した場合、パラメータの修正が少なく、結果的にパラメータの変化の追跡に大幅な遅れを生じることになる。さて、これまで説明を簡単にするために $e(t)$ は観測できるものと仮定してきたが、実際には観測不可能なランダム変数であり、 $e(t)$ は計算過程で推定しながらパラメータ推定を行わなければならない。そのため、 $e(t)$ の推定値として先に定義した式誤差 $v(t)$ を用いる。この様にして、逐次型 A R M A モデル同定アルゴリズムを得る。

以下に逐次計算のアルゴリズムについて示す。

説明の過程で用いられる各シンボルは Table 3.1 に示されるものである。

R P E 法のアルゴリズム

観測される時系列データ、 $y(t)$ 、 $u(t)$ を新たに取得する度に以下の [S T E P] に従って各種の計算と推定パラメータの更新を行う。

[S T E P 1]

$y(t)$ の推定値 $\hat{y}(t)$ の計算。

$$\hat{y}(t) = \hat{\theta}^T(t-1) \phi(t) \quad (3.12)$$

[S T E P 2]

Prediction Errorの計算。

$$e_p = y(t) - \hat{y}(t) \quad (3.13)$$

[S T E P 3]

$\hat{\theta}(t)$ の更新。

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t-1) \cdot e_p \quad (3.14)$$

[S T E P 4]

式誤差(残差) $v(t)$ の推定値 $\hat{v}(t)$ 計算。

$$\hat{v}(t) = y(t) - \hat{\theta}^T(t) \phi(t) \quad (3.15)$$

[S T E P 5]

式誤差の非白色性による推定値の偏りを補正。 $1/\hat{C}(z^{-1})$ による白色化

$$\tilde{y}(t) = y(t) + \sum_{i=1}^p (K_t \cdot \hat{c}_i(t) \cdot (-\tilde{y}(t-i))) \quad (3.16)$$

$$\tilde{u}(t) = u(t) - \sum_{i=1}^r (K_t \cdot \hat{c}_i(t) \cdot \tilde{u}(t-i)) \quad (3.17)$$

$$\tilde{v}(t) = v(t) - \sum_{i=1}^q (K_t \cdot \hat{c}_i(t) \cdot \tilde{v}(t-i)) \quad (3.18)$$

[S T E P 6]

$\phi(t)$ 及び $\psi(t)$ の更新。

$$\begin{aligned} \phi^T(t+1) = & [-y(t), -y(t-1), \dots, -y(t-p+1), \\ & u(t), u(t-1), \dots, u(t-r+1), \\ & v(t), v(t-1), \dots, v(t-q+1)] \end{aligned} \quad (3.19)$$

Table 3.1 Notations used in RPE method.

Symbol	Description	Form
$\hat{\theta}(t)$	Estimation parameter vector of $\theta(t)$	(p+r+q) Row-vector
$L(t)$	Gain vector	(p+r+q) Row-vector
$P(t)$	P-Matrix	(p+r+q)*(p+r+q) Matrix
$\phi(t)$	Time series vector	(p+r+q) Row-vector
$\psi(t)$	Revised time series vector	(p+r+q) Row-vector
e_p	Prediction Error	variable
$\lambda(t)$	Forgetting Factor	variable
K_t	Contraction Factor	variable
$\tilde{y}(t)$	Revised value of $y(t)$	variable
$\tilde{u}(t)$	Revised value of $u(t)$	variable
$\tilde{v}(t)$	Revised value of $v(t)$	variable

$$\begin{aligned} \phi^T(t+1) = & [-\tilde{y}(t), -\tilde{y}(t-1), \dots, -\tilde{y}(t-p+1), \\ & \tilde{u}(t), \tilde{u}(t-1), \dots, \tilde{u}(t-r+1), \\ & \tilde{v}(t), \tilde{v}(t-1), \dots, \tilde{v}(t-q+1)] \end{aligned} \quad (3.20)$$

以降 $\psi(t)$ はこの更新されたものである。

[S T E P 7]

マトリックス $P(t)$ の更新。

$$P(t) = \frac{P(t-1)}{\lambda(t)} - \frac{P(t-1)\psi(t)\psi^T(t)P(t-1)}{\lambda(t)+\psi^T(t)P(t-1)\psi(t)} \cdot \frac{1}{\lambda(t)} \quad (3.21)$$

[S T E P 8]

ゲインベクトル $L(t)$ の更新。

$$L(t) = P(t)\psi(t) \quad (3.22)$$

[S T E P 9]

周辺処理を行い [S T E P 1] へもどる。

上記のアルゴリズムを「実際の計算機プログラムとして実現するに当たり、以下に示すような二つのパラメータを導入している。

① 忘却係数：(Forgetting Factor)

忘却係数 λ は [STEP 7] の P マトリックスの更新時に作用するパラメータで、これは P マトリックスの更新時に一段階前の推定値が次回の推定値に与える影響の度合いを調整するための係数である。P の値は先にも説明したとおり、使用するデータが増加するに逆比例して小さくなる性質を持っており、パラメータ修正ゲイン L(t) は [STEP 8] の式(3.22)で与えられるように P に比例している。従って、 $\lambda = 1$ の時は P マトリックスの更新に対して影響を与えることはない。また、 $0 < \lambda < 1$ の時は P マトリックスの修正量を大きくして新規の情報を重んじるよう作用する。この場合、 $\lambda = 1$ の時と比べて等価的に P 行列の値の減少が少なくなり、推定パラメータの更新量を大きくする。

定常状態にある時系列データ ($\theta = \text{一定}$) を同定するときは、同定初期段階においては P マトリックス自身が収束していないため、 λ を 1 より小さい値にすることによって ARMA パラメータの変化量を大きくすることにより速く真値に近づける。そして P マトリックスが収束した後は、 $\lambda = 1$ として P マトリックスの安定化ひいては ARMA パラメータの安定化を図ることが望ましい。しかし、非定常な時系列データを同定するときには、実状に応じて λ の値を設定する必要がある。本研究で用いた計算プログラム内では予め λ の初期値として λ_0 、更新のためのファクターとして μ_λ を与え $\lambda(t)$ は次式

$$\lambda(t) = (\lambda_0 - 1) \mu_\lambda^{t-1} + 1 \quad (3.23)$$

のように定義している。

② 縮約係数：(Reflection Coefficient)

縮約係数 K_t は [STEP 5] における式誤差の白色化の段階で、白色化の度合いを調整するための係数である。RPE 法において推定値に偏りを生じる原因の一つに [STEP 4] で計算される式誤差の非白色性の影響によるものがある。そこで、不偏一致推定量を得るために式誤差 $v(t)$ を MA モデルで表し、その逆フィルタを白色化フィルタとして時系列データを補正する過程が [ST

E P 5] である。しかし、この過程では、データ量が少ないときや、システムが過渡変化時では $e(t)$ の白色化フィルタを構成する推定パラメータである $\hat{C}(z^{-1})$ 自身の精度が悪くなり、このパラメータを用いて白色化フィルタを構成すると、結果的にパラメータの収束を損なう場合を生じる。従って、推定パラメータが大きく変動するような同定初期段階などでは、白色化を強く行わないようにするなどの処置が必要となってくる。その処置法の一つとして補正段階で縮約係数 K_t を作用させ、同定段階に応じて白色化の度合いを制御する。本研究で用いた計算プログラム内では予め、 K_t の初期値を $K_0=0$ とし、更新のためのファクターとして $\mu_K (0 \leq \mu_K \leq 1)$ を与え、 K_t を

$$K_t = 1 - \mu_K^t \quad (3.24)$$

のように定義した。

なお、 $K_t = 1$ の時は、完全な白色化を行い、 $K_t = 0$ の場合には白色化を行わない。また、 $K_t = 1$ の時パラメータ推定の誤差評価関数は近似的に一度関数となり、 $K_t = 0$ の場合には誤差評価関数は最小2乗関数となる。R P E 法において、 $K_t = 0$ とすると P L R 法、 $K_t = 0$ 、 $\lambda(n) = 1$ とすると E L S 法、 $K_t = 1$ 、 $\lambda(n) = 1$ とすれば R M L 法となる。

ベクトル及びマトリクスの初期値

本研究で用いた計算プログラムでは計算時間の短縮化とメモリの節約を実現するために基本的には P マトリックスの構成を U D L 分解マトリックスを用いて表現しており、実際の計算プログラムでは [S T E P 7] 及び [S T E P 8] での計算方法が、式(3.12)、(3.13)とは異なる。ただし、内容は全く同じである。また、本章第 5 節で詳しく述べる P M A 法の一種である P M D A 法を用いるときは U D L 分解マトリックスは用いずに P マトリックス自身を用いている。その対応関係を Table 3.2 に示す。

最後に、上記手続きループに入る前に各ベクトル及びマトリックスの初期設定について述べる。特に、パラメータベクトル $\hat{\theta}(0)$ に関しては、先驗的な知識がありその近似値が既知である場合には、以後の同定を容易にするような値をセットすることにより速くて正確な同定を行うことが可能である。しかし、

本研究では一般的な初期設定を用いた。その内容は以下の通りである。

Table 3.2 Formation of P-Matrix

P-Matirx Activation	method of P-matrix computation
No use	UDL decomposition of P-matrix
PMA method	UDL decomposition of P-matrix
PMDA method	Direct P matrix calculation

$$\hat{\theta}^T(0) = [0, 0, \dots, 0, 0, \dots, 0, 0]$$

$$L^T(0) = [0, 0, \dots, 0, 0, \dots, 0, 0]$$

$$P(0) = \alpha \times I \quad (\alpha \text{ は任意の正数, } I \text{ は単位行列})$$

Pマトリックスの初期設定に関して、推定パラメータの偏りを少なくするために α は十分に大きな値が望ましいとされているが、必ずしもそうではないとの報告もある。本研究では、特殊な要因がない限り $\alpha = 1000$ を用いている。

3. 2 PseudoLinear Regression Method (PLR法)

PLR法はRPE法のアルゴリズムにおいて縮約係数 K_t が常に零、すなわち、 $\phi(t) = \psi(t)$ となるものである。この場合、本章第1節でも述べたように式誤差の非白色性が強い場合には推定値の真値への収束は悪くなり推定値に偏りを生じてしまう。その一方で、推定MAパラメータ $\hat{C}(z^{-1})$ の精度及び安定性に依存しないためMAパラメータが安定しない非定常状態の時系列データを同定する場合などには有効な手段である。

3. 3 Extended Least Squares Method (ELS法)

ELS法はRPE法のアルゴリズムにおいて縮約係数 K_t が常に零であると同時に忘却係数 λ が常に1としたものである。従ってPLR法の特殊なタイプであると言え、RPE法の中では最もシンプルな同定法であり計算量も最も少なくてすむ反面、同定対象依存性が強いなどの欠点をもつことが報告されている^[3]。

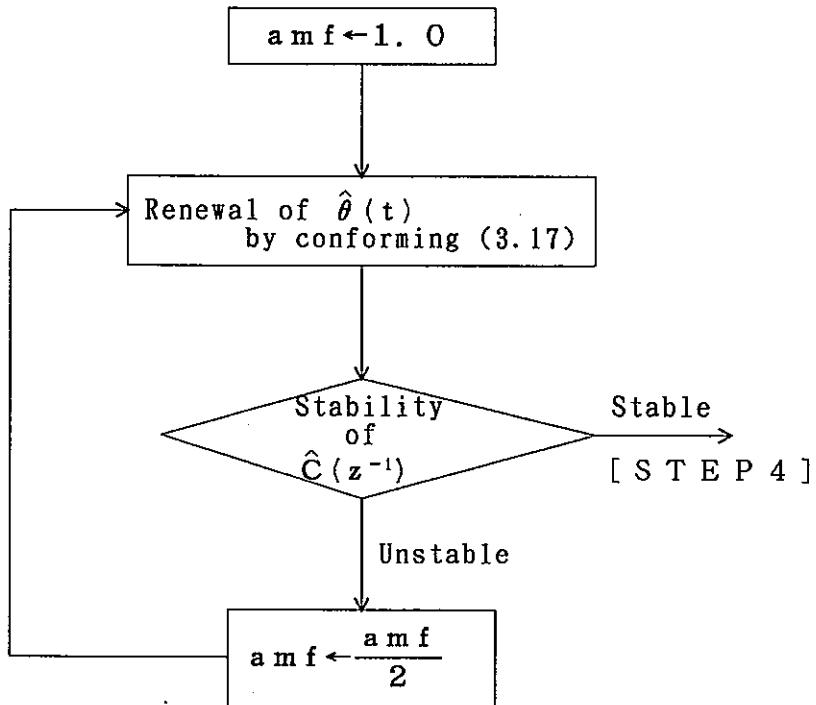
3. 4 R P E 法におけるProjection Algorithm (R M L 法)

R P E 法のアルゴリズムにおいて縮約係数 K_t を 1、忘却係数 α を 1 としたものである。R P E 法のアルゴリズムにおいて本章第 1 節でも述べたが、[S T E P 5] は不偏一致推定量を得るという意味で重要な過程であるとが、白色化フィルタを形成するための推定パラメータ $\hat{C}(z^{-1})$ が発散フィルタを形成しかねない。そこで、縮約係数 K_t が常に零となる P L R 法や E L S 法を除いて、式誤差 $\hat{v}(t)$ の白色化を行う場合、白色化フィルタを形成するための推定パラメータ $\hat{C}(z^{-1})$ が安定、すなわち、

$$\hat{C}(z^{-1}) = 0 \quad (3.25)$$

の全ての根が単位円の内部に投影(Projection)されることを保証するルーチンが必要となる。

本研究で用いた計算プログラムでは [S T E P 3] を以下のように拡張することによって実現している。



[S T E P 3']

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t-1) \cdot e_p \cdot amf \quad (3.26)$$

ここで amf は調整係数(AjustMent Factor)として次のようなフローチャートに従って変更される。

本研究で用いた計算プログラムでは、 $\hat{C}(z^{-1})$ の安定性判別に Suhur Cohn の判定条件を用いている^[4]。

なお、Projection Algorithmは、式誤差の白色化を行わないPLR法やELS法にも適用できるが、推定値の真値への漸近が極度に遅れる場合があることが本研究の過程で確認されている。

3. 5 P-Matrix Activation Method (PMA法)

& P-Matrix Diagonal Activation Method (PMDA法)

システムのパラメータが変動する非定常時系列データに対するRPE法の追従性能の改良に従来から取り組んできた。その手法としてRPEアルゴリズムにおけるPマトリックスの活性化法を提案してきた。ここでは、Pマトリックスの活性化の方法として、従来型のPMA法と本研究で新たに提案するPMDA法について述べる。

まず、Pマトリックスの意味について説明する。尚、ここで用いる記号については Table 3.1 に示されているもの、及び3.1節のRPE法のアルゴリズムの説明で用いたものと同じである。

定常時系列のパラメータ推定の原理は、

$$y(t) = \theta^T \phi(t) + v(t)$$

が成立するという仮定の下で、最適なパラメータ θ は、残差 $v(t)$ の分散を最小にするようなものである。そこで、評価関数として

$$V_N(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \theta^T \phi(t)]^2$$

を定義し、 $V_N(\theta)$ が最小、すなわち、

$$\frac{\partial V_N(\theta)}{\partial \theta} = 0$$

となるように θ を選べばよい。この様な θ を $\hat{\theta}(N)$ とおくと、

$$\hat{\theta}(N) = \left[\sum_{t=1}^N \phi(t) \phi^T(t) \right]^{-1} \cdot \sum_{t=1}^N \phi(t) y(t)$$

で表される。この式を

$$\hat{\theta}(t) = \left[\sum_{k=1}^t \phi(k) \phi^T(k) \right]^{-1} \cdot \sum_{k=1}^t \phi(k) y(k)$$

と書き、新たに $(p+r+q) \times (p+r+q)$ マトリックスである $R(t)$ を

$$R(t) = \sum_{k=1}^t \phi(k) \phi^T(k)$$

と定義すると、Pマトリックスは、

$$P = \overline{R^{-1}}(t) = \frac{1}{t} R^{-1}(t)$$

と表される。

実際には、Pマトリックスは前述のRPE法のアルゴリズムの [S T E P] に従って計算されるものであるが、その物理的な意味は上述したものである。

Pマトリックスは確率時系列データの相関行列である $\overline{R}(t)$ マトリックスの逆行列であるから、推定が進むにつれて $\overline{R}(t)$ マトリックスはある一定値に収束し、Pマトリックスも収束に向かう。従ってマトリックス内の各要素も非常に小さな値になる。式(3.5)、(3.12)、(3.13)から分かるように、Pマトリックスは推定パラメータ $\hat{\theta}$ の修正量をコントロールするゲインファクターであり、Pマトリックスの収束は推定パラメータの収束を意味する。統計的に、Pマトリックスが収束すると新規の情報に対して感度が鈍くなる。従ってPマトリックスが収束した場合、パラメータが変動する非定常時系列データにおいてそのパラメータの変化の追跡に大幅な遅れを生じる。

そこで、外部からPマトリックスの収束を抑制するのが活性化法である。

PMA法は、基本アルゴリズムとしてRPE法によりパラメータ推定を行なながら、一定間隔でPマトリックスの全要素に対して定数を掛けることによりパラメータ変更感度を活性化する手法である。

PMDA法はPMA法の特殊なタイプである。PMA法がPマトリックスの全要素に定数を掛けるのに対して、PMDA法ではPマトリックスの主対角要素に対してのみ一定間隔で定数を掛けるものである。この方法を用いることに

よって同一活性化量でより高い感度が得られる。ただし、PMDA法はPマトリックスの構成においてメモリの節約と高速計算を実現するUDL分解マトリックス表現が不可能なためPMA法に比べてメモリ及び計算時間を多く必要とする。

Pマトリックスの活性化は、本章第1節のRPE法のアルゴリズムの説明での[STEP 9]での周辺処理の一環として以下の手続きに従って行う。ここで、Actは活性化量を表し、 $Act > 1$ である。

PMA法

$$P(t) = \begin{cases} P(t) \times Act & (t = k N_{act}, k : \text{正整数}) \\ P(t) & (t \neq k N_{act}) \end{cases}$$

PMDA法

$$\text{diag}[P(t)] = \begin{cases} \text{diag}[P(t)] \times Act & (t = k N_{act}, k : \text{正整数}) \\ \text{diag}[P(t)] & (t \neq k N_{act}) \end{cases}$$

P行列活性化法を採用することで、逐次計算におけるパラメータ修正量を強制的に大きくすることにより、システムの過渡変化時におけるパラメータ推定の追従性能は高めようとするものである。しかし、本来Pマトリックスは、式(3.19)における評価関数を最小にするという条件で更新されるもので、活性化という外部からのファクターで乱すことになり、定常状態における推定パラメータの統計的変動は大きくなるという欠点がある。従って、P行列活性化法を導入する場合は、「適正な追従速度の要求」・「定常時におけるパラメータ変動の許容量」を総合的に考慮した上で、活性化量及び活性化間隔を設定する必要がある。この様な考え方方に近い方法として、P行列が0に収束するのを防ぐためにP行列に予め定めてルールに従う時間依存の定数を加える方法も提案されているが、加える定数の算定法が明らかでなく、これも試行錯誤的に定めなくてはならない。

4

システムの概念設計

この章では、過去4年間にわたって行ってきた研究によって得た知見を総合的に活用し、逐次型ARMA同定法によるオンライン臨界安全監視システムを実際に構築する際の基本概念について述べる。ただし、実際にハードウェアとして設計するための詳細な検討に関しては今後の課題とするものとする。

まず、システムの構成を考えるに当たってそのコンセプトを列挙する。

① 高信頼性

臨界安全監視システムによる異常通報は、プラントのシャットダウン等のトリガーになることを考慮した場合、誤警報は極力避ける必要がある。従って高い信頼性を確保するためにある程度の冗長性を有したシステムとする。

② 雑音対策

本手法が中性子雑音を対象としている性質上、その他の有色雑音を遮断する必要がある。そこで雑音の影響を受けやすいアナログレベルでの信号系は極力短くする。この時アナログ処理に関わるコンポーネントは検出器の近傍に設置することになるためモジュール構造にして小型化する。またデジタル信号系においても、より高い対雑音性を有する光情報伝送技術を活用する。

③ 高拡張性

取得した信号は、閉鎖されたシステムで扱うのではなく、様々な手法・アルゴリズムを有機的にリンクさせ多角的に最良の未臨界度推定が行えるようにすると共に、新しい技術に即応できる様な柔軟性のあるシステムとする。

上記のコンセプトを踏まえた上で、第1節には、検出部から解析部までシステム全体の系統の概要について説明する。

第2節及び第3節には、システム内の信号ライン上で特に未臨界度推定性能に深く関わる構成ユニットである中性子検出器と前置信号処理装置について言及する。

第4節には、システムの最終段となる解析装置でおこなう解析内容について信号の有機的リンクという観点から、その方法と拡張性について述べる。

4. 1 システムの基本構成

本研究に基づくオンライン臨界安全監視システムの系統図をFig. 4-1に示す。システムの構成は、大きく次の5つのパートに分類される。

- ① 中性子検出部
- ② 信号前置処理装置
- ③ 光送信装置
- ④ 光受信装置
- ⑤ 解析・表示部

それぞれのパートにおける機能について以下に説明する。

4. 1. 1 中性子検出部

一般的に臨界安全性がもっとも要求されるのは大量の核分裂物質が滞留する可能性のある溶解槽と考えられる。その点を考慮して本章では、システムの監視対象を溶解槽に限定して議論する。

本システムでは、中性子漏れから体系の未臨界度を推定するため、溶解槽には中性子検出器を配置する必要がある。中性子検出器には基本的にC I C (Compensated Ionization Chamber)を想定している。ただし、必ずしも他の選択肢がないわけではなく検出器の種類等に関する議論を4. 2節で詳述することとする。

中性子検出器は、信号の有機的リンクを実現し多角的な解析によって安全性を保証する目的から複数の検出器を配置する。Fig. 4-1ではその一例を示している。なお、ここでは溶解槽本来の要求仕様を満たすための形状等の制約については特に考慮していない。

Fig. 4-1に示したそれぞれの検出器の位置における特性上の違い等を次に説明する。

① 溶解槽中央部

中性子の検出感度が高く、本手法に基づいた未臨界度推定の基礎原理である一点炉近似動特性方程式に対する空間依存性の最も小さい位置である。

② 溶解槽中央周辺部

対象位置に複数点配置することにより、システムの信頼性を高めるとともに、それぞれの信号の相互相関に基づくデータの処理等を行うことにより多角的な信号解析に寄与する。

③ 溶解槽外周部

上記に対する補助的な役割を果たすものであり、検出器としてはC I Cではなく、 γ 線検出器を設置することになる。本研究の過程で、即発中性子に誘因される γ 線は統計的に中性子揺らぎと同様のメカニズムを保ちながら揺らいでいる、さらに研究の余地を残してはいるものの未臨界度推定に利用できることを確認している。 γ 線検出法では空間依存性が無視できることや炉外設置ができるということでメンテナンスが格段に容易になるなどメリットも大きい。

4.1.2 前置信号処理装置

検出部から出力された信号は、信号ケーブルにより前置信号処理装置に導かれる。前置信号処理装置はさらに、アナログ信号処理パート・A／D変換ペー

ト・デジタル信号処理パートの3つのパートに分けられる。各パートの機能について概略を次に示す。

① アナログ信号処理パート

検出器から導かれた信号をデジタル化する前段処理を行うパートである。検出部における検出器が電流タイプもしくはパルスタイプのいずれかにおいて処理が若干異なるが、基本的には、増幅・シェーピング・アンチエリアシング処理を行う。

これらの信号前処理部の特性は臨界安全を監視する対象の変化に対応出来きなくてはならない。そこで、これらの処理を行う部分の特性を遠隔制御できる機能を有するタイプのものを用いる。

② A／D 変換パート

信号をデジタル化する要件を満たされたアナログ信号をデジタル信号に変換するパートである。解析部で相互相関解析等を行うことを考慮して一つの検出器からの入力に対して一つのA／D変換器を割り当てて同時サンプリングを行う。また、解析サンプリング周波数に対して8倍程度のオーバーサンプリングを行うことにより前段のアナログ信号処理パートで行われるアンチエリアシング処理の負荷を減らし、元信号の位相特性を保証する。

③ デジタル信号処理パート

A／D変換パートでオーバーサンプリングされたデジタル信号をデジタルローパスフィルタとデシメータによって解析サンプリング周波数に変換するパートである。

なお、アナログ処理パート及び、デジタル処理パートの各パートにはプログラマブルタイプのものを用いることにより、Fig. 4-1 に示すように解析部のコンピュータシステムからコントロールバスを通じて特性を最適なものに変更できる。

以上、前置信号処理装置の概要について述べたが、本研究のこれまでの経験から、「信号のクオリティー」が未臨界度推定性能に大きな影響を及ぼすこと

が確認されており、前置信号処理装置の果たす役割は大きい。そこで、4.3節で改めて前置信号処理装置について詳細に記述する。

4.1.3 光送信装置

前置処理装置から出力されたデジタル信号は、信号ケーブルにより光送信装置に導かれる。光送信装置では、各チャンネルのデジタルデータの多重化を施した後、光パルスに変換して、光ファイバケーブルへ出力する。

本システムではここまで管理区域内に設置されることになり、管理区域外と光ファイバケーブルにより結合される。

4.1.4 光受信装置

光送信装置から出力された光パルス信号は、光ファイバケーブルにより光受信装置に導かれる。光受信装置では、光パルスを電気信号に変換した後、多重化されていた信号を再び分離する。

4.1.5 解析・表示部

メインコンピュータは、光受信装置との間に専用のバスとインターフェースを有し、光受信装置で分離されたそれぞれのチャンネルのデジタル信号を共有メモリ空間にストアする。この段階で信号の取得は完了し、そのデータを基に未臨界度推定の他各種の解析が行われる。

また、再処理工場内のプラントコンピュータとの接点を有することで、ホスト系へ警報を発信できる。更に、所内LANにより解析データは各部署で閲覧及び再解析に供する事を可能とする。

4.2 中性子信号検出系

中性子信号検出部及び時系列データ発生部は、まず中性子検出器出力信号の

揺らぎ成分を取り出し、このアナログ信号をデジタル時系列データ化するための信号処理部であり、その構成要素は中性子検出に何を用いるかによりかなりの差が出る。良く知られているように中性子検出器には電流型とパルス型があり、何れを用いてもそれぞれ利点と欠点を持っている。

電流検出器型では Fig. 4-2 に示すよう電流電圧変換プリアンプを用いることにより、直接、非常に簡単に中性子信号揺らぎを取り出すことができる。しかし、中性子検出器として例えば電流電離箱を用いる場合には、高圧 DC 電源としてプラス電源とマイナス電源の両方を用意しなければならないこと、また、信号揺らぎに電源系ノイズ、特に商用電源周波数の混入が避けがたい。そのため、現場に設置される中性子信号検出系毎にトライアル・エラー方式で雑音成分を最小にするための最適なアース方法・アースポイントを探索する必要がある。この様な方法を用いても必ずしも商用電源周波数を完全には除去仕切れない場合が多く、現実的な処理法としてアナログ信号処理系に商用電源周波数ノイズのみを除去するためのフィルターを挿入する必要がある。このことは、本研究が目的の一つとして挙げている安価で多くの現場に容易に設置できるシステムと言う観点からすると好ましくない特徴である。一方、 Fission Chamber、³He、あるいは BF₃ 等のようなパルス型の中性子検出器の場合、高圧電源はプラス電源のみでよく、信号に商用電源周波数の混入を心配する必要はないが、Fig. 4-3 に示すようにパルス型信号処理系としてまず電流電圧変換リニアアンプ、n-γ 波形弁別器、シングルチャンネルアナライザ、波形整形アンプ、そして、パルスレートをアナログ信号に変換するためのレイトメータが必要となり、電流型検出器に比べて多くの高価な装置を用意する必要がある。したがって、パルス中性子検出系も、本研究の目的とする安価なシステムと言う観点からは必ずしも好ましいとは言いがたいが、現場での調整が必要ないと言う点では電流電離箱より優れていると言える。また、 Fission Chamber は中性子検出感度が高く、比較的中性子束の低い燃料処理系での中性子検出系として有効な検出器である。

以上のことまとめると Table 4.1 のようになる。

いずれの方式を採用するかは、中性子検出器感度、用いる各要素の価格、システムの安定度、雑音の混入の程度等色々な観点から検討されなければならない。

Table 4.1 Comparison of Neutron Detectors

中性子揺らぎ信号検出部の比較		
	電流型中性子検出系	パルス型中性子検出系
利 点	電流電離箱と電流電圧変換増幅器を通して直ちに中性子信号揺らぎ成分を抽出できる。	<ol style="list-style-type: none"> 1. D C 高圧電源はプラス電源のみでよい。 2. 電源系雑音の混入を心配する必要がなく、現場での調整が必要ない。 3. 感度の高い検出器の利用が可能である
欠 点	<ol style="list-style-type: none"> 1. D C 高圧電源にプラス・マイナス両電源が必要となる 2. 電源系からの雑音、特に商用電源周波数の混入が避けられない。 3. 商用電源周波数成分の除去はシステムの設置場所での現場調整が不可欠となる。 	リニアーアンプ、n-γ弁別、シングルチャンネルアナライザ、波形成型器、レートメータなど、中性子信号揺らぎ成分を取り出すため非常に多く設備が必要となり、電流型検出器に比べて高価なシステムになる可能性がある。

4. 3 前置信号処理装置

前置信号処理装置については4.1.2項で説明したように、3つの主要パートから構成される。この構成内容からも分かるように前置信号処理装置は、アナログ信号とデジタル信号との接点として機能している。本節では、まず信号のクオリティー維持について前置信号処理装置に要求されるべき内容を提示した上で、それぞれのパートの構成要素について説明する。また、Fig. 4-4に前置信号処理装置での信号処理シーケンスを示す。なお、Fig. 4-4は検出器としてC I Cを想定しており、パルス系の検出器の場合にはアナログ信号処理パートの構成が異なる。

4.3.1 前置信号処理装置と信号のクオリティー

本手法による未臨界度推定は、手段としてデジタル信号値を用いて解析を行っているが、解析の対象としているのはアナログ量としての検出器信号であることは言うまでもない。検出器からの原信号自身は元来微弱であり、更にその信号のなかで情報源として利用できるのは平均値回りで存在する揺らぎの成分のみであることを考慮すると、アナログレベルでの信号を如何にデリケートに扱えるかが未臨界度推定の性能に大きく寄与してくる。前置信号処理装置に要求されるのは、原信号の揺らぎ成分だけを限りなく忠実にデジタル値に置き換えることにある。しかし、この要求を完全に満足することは次の要因から実質上不可能である。

① 外乱によるクオリティーの低下

もっとも顕著に観測される外乱としては、商用電源の周波数が検出器信号に重畠してくることがある。接地対策を施すことによってかなりの部分は改善されるが影響をゼロにすることはきわめて困難である。

② フィルタリングによるクオリティーの低下

アンチエリアシングフィルタや揺らぎ成分だけを抽出するためのハイパスフィルタに信号を通過させるというゲイン特性上の要請を満たすことにより反面的に位相特性等に歪みを生じる。

前置信号処理装置としては、これらの点を考慮して原信号のクオリティーの低下を最小限に押さえるような設計を行う必要がある。

4.3.2 アナログ信号処理パート

アナログ信号処理パートは、カレントアンプ・エリミネーションフィルタ・ハイパスフィルタ・ローパスフィルタの4種のユニットから構成されている。それぞれの働きと要求すべき特性について以下に示す。

① カレントアンプ

カレントアンプはC I Cからの信号が最初に導かれるユニットである。カレントアンプには、低ノイズでかつ 10^6 以上の高ゲインが要求される。

② エリミネーションフィルタ

エリミネーションフィルタは、パッシブな方法であるアース対策によって除去しきれない信号に重畠してきた商用電源の周波数をアクティブに除去するものである。A R M A 同定の立場からは避けたい方法でもあるのでアース対策により無視できるレベルにまでノイズを除去できる場合には、Fig. 4-4に示してあるようにスイッチングによりバイパスさせることも可能とする。

③ ハイパスフィルタ

ハイパスフィルタは、信号のバイアス成分を除去して平均値回りの揺らぎを抽出するものである。基本的にはD C成分のみを除去するためのものであるが、これまでの研究から得られたA R M A モデル同定しきれない遅発中性子の寄与による低周波成分の要素も除去するべきであるという見地に立ってカットオフ周波数を考慮しなければならない。また周波数特性は、A R M A モデル同定時にハイパスフィルタの特性を同定しないように低次(1次)のバターワース特性を有したものを使う。

④ ローパスフィルタ

ローパスフィルタは、アンチエリアシングフィルタとして機能する。一般にアナログ信号レベルで完全なアンチエリアシングを行おうとすると、急峻な減衰特性を確保するために多連立のチェビシェフ特性フィルタを使用する事になるが、その場合カットオフ周波数近傍での位相特性は非常に悪いものとなる。そこで、原信号を忠実に再現するという立場から本システムでは、後段のA / D 変換部でオーバーサンプリングを行いデジタル信号処理パートでデジタルフィルタリングとデシメーションを行うという前提の

下で低次のバターワース特性のローパスフィルタを用いる。

また最近では、プログラマブル型の半導体デバイスがワンチップで供給されていることを考慮して、アナログ信号処理パートはメインコンピュータからコントロールバスを通じて、論理信号でその特性値をコントロールできるシステムとする。この際、スイッチングゲートにはフォトカプラなどのデバイスを用いることにより外部雑音とのアイソレーションにも配慮する必要がある。

4.3.3 A／D変換パート

アナログ信号処理パートで整形された信号は、一つのチャンネルにつき一つのA／D変換器によりデジタル変換される。このような方式にするのは、後段の解析部で相互相関をとること等を考慮して、信号の同時性を確保するためである。

サンプリング周波数は、解析に供するサンプリング周波数の8倍程度のオーバーサンプリングを行う。本システムでは解析時のナイキスト周波数が最大10kHzと予想されることから解析サンプリング周波数は20kHzとなり、その8倍のオーバーサンプリングを行うと160kHzでサンプリングを実施することになる。

量子化に関しては16bitの直線量子化を行う。これまでの研究の結果よりARMA同定を行うに当たっては12bit以上の精度であれば十分であることを確認している。

4.3.4 デジタル信号処理パート

A／D変換された信号はデジタル信号処理パートに導かれる。デジタル信号処理パートはデジタルローパスフィルタとデシメーションフィルタの2種のユニットから構成されている。それぞれの働きと要求すべき特性について以下に示す。

① デジタルローパスフィルタ

デジタルローパスフィルタはオーバーサンプリングされたデジタ

ルデータを次に説明するデシメーションにより解析サンプリング周波数に下げてもエリアシングが生じないように解析時のナイキスト周波数以上の周波数成分を除去するものである。4.3.2項でも述べたように、エリアシングの防止をアナログ信号処理パートに担保させずにデジタル信号処理パートで行うのは、アナログ時に急峻な減衰特性を有したフィルタを通過させると信号の位相特性が極度に悪くなるからであった。本パートでもアンチエリアシングフィルタとして機能させることから急峻な減衰特性を有することには変わりはないが、フィルタの伝達関数が零点と原点の極しか有しないFIR(Finite Impulse Response)型のフィルタとすることにより位相直線性を実現できる。

② デシメーションフィルタ

デシメーションフィルタは、オーバーサンプリングされたデジタル信号を実際に解析に供するサンプリング周波数に変換するためのものである。実現方法としてはデジタル信号を間引き抽出することにより実施する。従って、8倍オーバーサンプリングされたデータの場合には実在するデジタル8個毎に1個のデータを抽出することになる。

4.4 解析・表示部の概要

メインコンピュータでの解析は、RPE法を用いたARMA同定による未臨界度推定をメインとして、それを多角的にサポートするために、自己相関法によるスペクトラム推定、観測雑音レベルが高いときに有効な相互相関法によるスペクトラム推定を行い、RPE法のアルゴリズムの破綻等が生じていないこと等を確認するシステムを作る。また近年、研究の進んできた適応フィルタを用いたARMA同定による未臨界度推定を導入し、特に急激な反応度添加に対して迅速な対応がとれる体勢を確保する。更に、ARMA同定手法には初期仮説が存在するため、その仮説が崩れていないことを保証するための統計計算プ

ロセスも補助ストリームとして機能する。これらの内容を示した図をFig. 4-5に示す。

システムの最終目標として、これらの機能が有機的にリンクし、RPE法で用いる諸設定値(第3章参照)の自動修正等を自動的に行えるシステムとする。

本節では、上記のそれぞれの解析ストリームについて要点を述べる。

4.4.1 RPE法によるARMAモデル同定

このストリームは、本手法による未臨界度推定の中核となる部分であることは言うまでもない。解析アルゴリズムに関しては、第3章で述べた通りである。ここでは、解析処理における実際の流れについて順を追って説明する。

STEP 1: RPE法によるARMAモデル同定

設定された解析サンプリング周波数に同期して、メモリーからデータを読み出して第3章で説明したアルゴリズムで処理を行う。仮に解析サンプリング周波数が20kHzであるとすると、1秒間あたり2万点のパラメータが推定される。

STEP 2: パラメータの間引き

1秒間あたり2万点という多量のデータを管理保存することは容易ではないため、実際人間がトレンドを合理的に監視できるレベルまで推定パラメータを間引いた上で再処理系のシステム履歴として保存する。異常が発生した時には、流量計などの他のプラントパラメータと保存したシステムパラメータから得られる様々な情報を照らし合わせることによって、システムがどのような経過をたどったのかを推測しプラントの安全管理に寄与するための手段となる。

STEP 3: システムポール(極)の算出

推定パラメータのAR部よりシステムポールを計算する。この際、解が2種類算出されるが、システムの周波数特性の高周波側の折

れ点を表す方のみを残し、もう一方は棄却する。

STEP 4: 未臨界度変換式へのシステムポールの代入

システムポールから未臨界度への変換を行う。（変換式は第2章で説明した原理に従って未臨界度 ρ とシステムポール $pole$ の対応テーブルを作成し、更にネブイレ補間多項式等により $\rho = f(pole)$ なる変換式を予め構築しておく）

STEP 5: 算出された未臨界度のプロッティングと保存

未臨界度の時間トレンドをディスプレー上にプロット表示するとともに保存する。

4.4.2 自己相関法によるスペクトラム推定

このストリームは、ARMA同定法という物理モデルに基づいたパラメトリックな推定方法に対して、自己相関とフーリエ変換によって信号のパワースペクトラム密度を直接的に導出するストリームである。RPE法を用いたARMA同定ストリームと異なり、本ストリームではその過程に『平均化』の概念が入ってくるため、逐次的に状態を推定したり、非定常状態に対応することはできないが、生の信号がもっている周波数特性を直接観測できるという特性を有している。

次に解析処理における実際の流れについて順を追って説明する。

STEP 1: 自己相関の算出

設定された解析サンプリング周波数に同期して、メモリーからある一定区間のデータ $x(t)$ を読み出してデータ行

$$X(t) = (x(t) \ x(t+1) \ x(t+2) \ x(t+3) \dots) \quad (4.1)$$

及び

$$X(t+\tau) = (x(t+\tau) \ x(t+\tau+1) \ x(t+\tau+2) \ x(t+\tau+3) \ \dots) \quad (4.2)$$

を構築して、その自己相関 $R_x(\tau)$ を

$$R_x(\tau) = E[X(t)X^T(t+\tau)] \quad (4.3)$$

により算出する。この時必要に応じて自己相関曲線をディスプレ

一上に表示することもできる。

STEP 2: パワースペクトラム密度の算出とフィッティング

自己相関をフーリエ変換する事によりパワースペクトラム密度を算出する。ここでパワースペクトラム密度はシステムの伝達関数の2乗に比例していることから、一点炉近似動特性方程式に基づくシステムの伝達関数と一対一で対応する。従って、算出されたパワースペクトラムを

$$\Phi_n(\omega) = A\varepsilon + \frac{Be^2}{\omega^2 + a^2} = \varepsilon \left[A + \frac{Be}{\omega^2 + a^2} \right] \quad (4.4)$$

但し、 A ：白色雑音ゲイン

B ：システムゲイン

ε ：検出器効率

a ：中性子減衰係数

で最小自乗フィッティングし中性子減衰係数 a を導出することで

$$a = \frac{\gamma\beta - \rho}{l} \quad (4.5)$$

但し、 l ：中性子寿命

γ ：熱中性子生成確率比(遅発／即発中性子)

β ：遅発中性子割合

ρ ：反応度($-\rho$ が未臨界度)

より、未臨界度を推定する。

4.4.3 相互相関法によるスペクトラム推定

このストリームは、自己相関法によるスペクトラム推定と同様にノンパラメトリックな推定方法であり、相互相関とフーリエ変換によって信号のクロスパワースペクトラム密度を直接的に導出するストリームである。基本的な考え方は自己相関による方法と同一であるが、相互相関を用いることにより観測空間の無相関雑音を除去することが可能なためS/N比が悪い状態であっても信号の周波数特性を観測し易いという特性を有している。

次に解析処理における実際の流れについて順を追って説明する。

STEP 1: 相互相関の算出

設定された解析サンプリング周波数に同期して、メモリーから 2 チャンネル分のある一定区間のデータ $x(t)$ 及び $y(t)$ を読み出してデータ行

$$X(t) = (x(t) \ x(t+1) \ x(t+2) \ x(t+3) \ \dots) \quad (4.6)$$

及び

$$Y(t+\tau) = (y(t+\tau) \ y(t+\tau+1) \ y(t+\tau+2) \ y(t+\tau+3) \ \dots) \quad (4.7)$$

を構築して、その相互相関 $R_{xy}(\tau)$ を

$$R_{xy}(\tau) = E[X(t)Y^T(t+\tau)] \quad (4.8)$$

により算出する。この時必要に応じて相互相関曲線をディスプレー上に表示することもできる。

STEP 2: クロスパワースペクトラム密度の算出とフィッティング

相互相関をフーリエ変換する事によりクロスパワースペクトラム密度を算出する。以下、式(4.4)及び式(4.5)に従って同様に処理を行い未臨界度推定を行う。自己相関法との大きな違いは、白色雑音ゲイン A が小さくなるため中性子減衰係数 α の精度が高くなることである。

4.4.4 適応フィルタ (A D F)によるA R M A 同定

A R M A モデル同定アルゴリズムは定常系のパラメータ同定を基本としているため、未臨界度の変動追跡速度に問題があることは既に述べたことである。そのため我々は、P 行列対角要素活性化法を提案しその有効性を示したが、本来、逐次型 A R M A モデル同定アルゴリズムはパラメータの変動を追跡するためのアルゴリズムではない。これに対し、信号処理の分野で近年注目を集めている適応ディジタルフィルタ (Adaptive Digital Filter: A D F) は、A R M A モデルそのものを直接同定する手法ではないが、非定常系の観測信号の最適推定値を与えるモデルを最小 2 乗法によってオンライン同定する手法であり、未臨界度推定のように時間的に変動することが問題となるシステムのパラ

メータ推定に適しているように思われ、未臨界度追跡速度の改善が期待される。しかし、ADFによるARMA過程のシステム同定を行う場合には、パラメータの修正係数はARMAモデル同定アルゴリズムの場合とは異なり、自動的に計算されるものではなく、入力信号の分散に応じて経験的に与える必要がある。従って、信号の分散からトライアルエラー方式で実験的、経験的に修正係数の最適値を見付けなければならない。更に、一端修正係数を決定してしまえば、その後はその値は変更されることはなく、推定されるパラメータは観測された信号の統計的変動を反映して常にある分散を持って変動することになり、ARMAモデル同定のように定常状態でパラメータが収束すると言ふことがない。従って、同定される対象システム自身のパラメータ変動の追跡能力は高いが推定されるパラメータの統計的変動の大きな手法であることを承知してADFを利用するれば、ADFも臨界安全監視システムの補助として十分利用価値のある手法であろう。

適応フィルタの基本的な動作は単純で、信号 $x(k)$ を適応フィルタに入力したときの出力が希望する信号 $d(k)$ に等しくなるように、つまり、両者の誤差 $e(k)$ ができるだけ小さくなるようにフィルタの特性、具体的には、そのインパルス応答を徐々に変えていくだけである。そのインパルス応答を変化させる方法が適応アルゴリズムと呼ばれるものである。

最も広く使われている適応アルゴリズムは、LMSアルゴリズム (least-mean-square algorithm) と呼ばれているものであり、2乗平均誤差が最小になるように、システムの特性を決めていくものである。アルゴリズムの理論的説明は付録に譲る。

4.4.5 統計量計算プロセス

このストリームは、ARMA同定法が信号に対して要求する統計的初期仮説を検定するという目的、検出部から光伝送系にいたるまでの本システムの機能的な異常を早期に発見するという目的、そして再処理系の異常判断に関する一つのトリガーとしての3つの目的を有するストリームである。

計算する統計量としては、データの平均値・分散であり、またこれらを基にカイ二乗検定やヒストグラムの作成を行う。それぞれの目的について以下に説

明する。

① 平均値

平均値を監視するのは、各種解析ストリームへ不要なバイアスの乗ったデータが流れていなかをチェックするためのものである。基本的にバイアスは4.3節で説明したように前置信号処理装置のアナログ信号処理パートのハイパスフィルタで除去されることになっている。にもかかわらず、有為な量のバイアスが検知される場合には、ハイパスフィルタ部の異常もしくは、メインコンピュータから遠隔操作により設定されたフィルタ定数値に設定ミスが発生しているかのいずれかであると判断される。

② 分散

分散を監視するのは、再処理系に異常な反応度添加が生じた場合、詳細については把握できなくても、異常な事象が生じた事を最も早く検知する事が可能なためである。本システムではこの情報に基づき、上記で述べてきた解析システムに対してその補助ストリームをキックし、あらゆる角度からの解析を行う。

③ カイ二乗検定

適宜、入力信号の分布特性をカイ二乗検定により検定し、ガウス分布特性が保持されていることを確認する。これはARMAモデル同定における初期仮説に基づく要請によるものである。長期にわたってガウス分布特性が崩壊した際には、システムのいずれかに、大きな外乱が混入してきているか、構成機器の状態が不安定になっていると判断される。

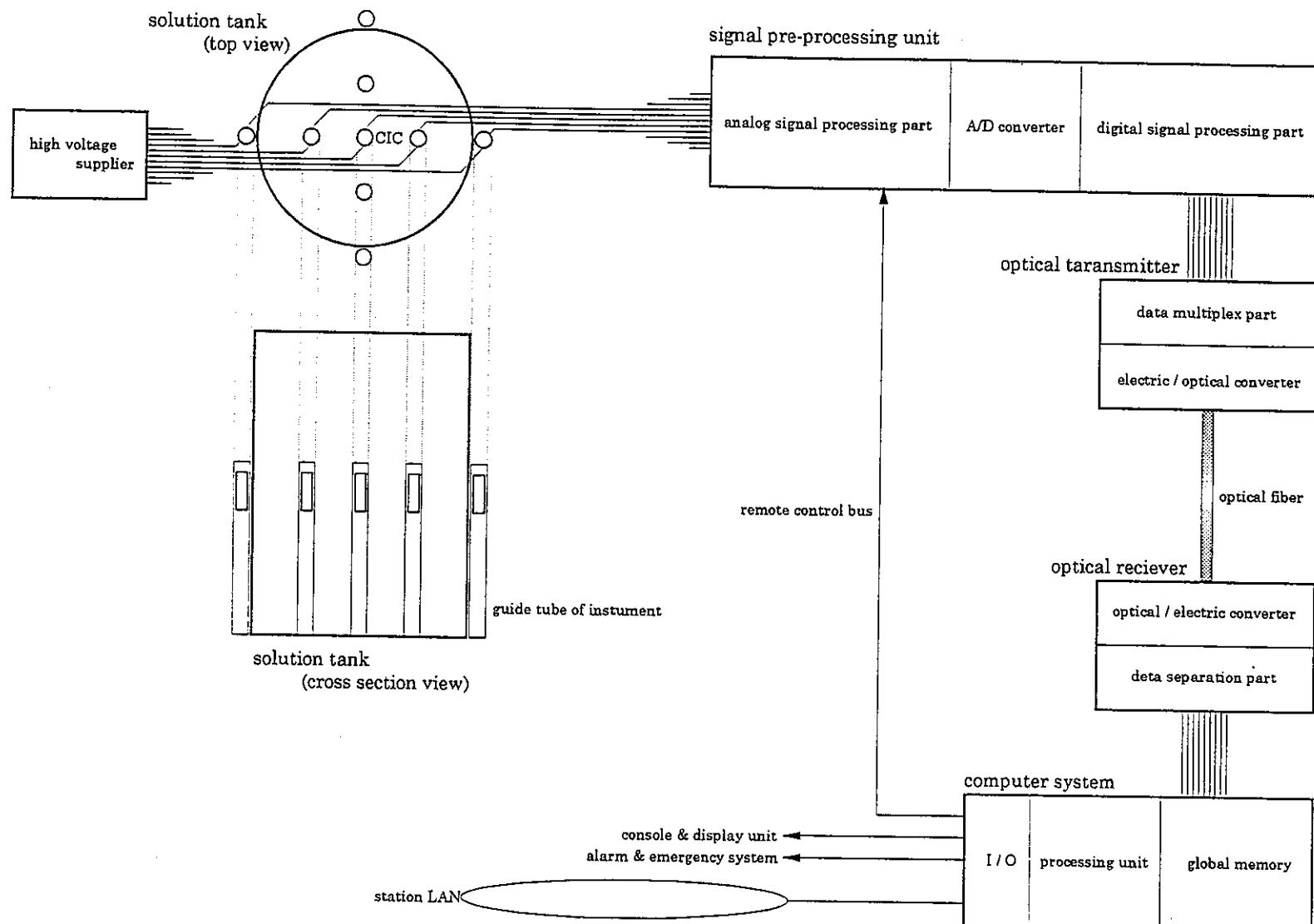


Fig. 4-1 Schematic diagram of on-line criticality surveillance system.

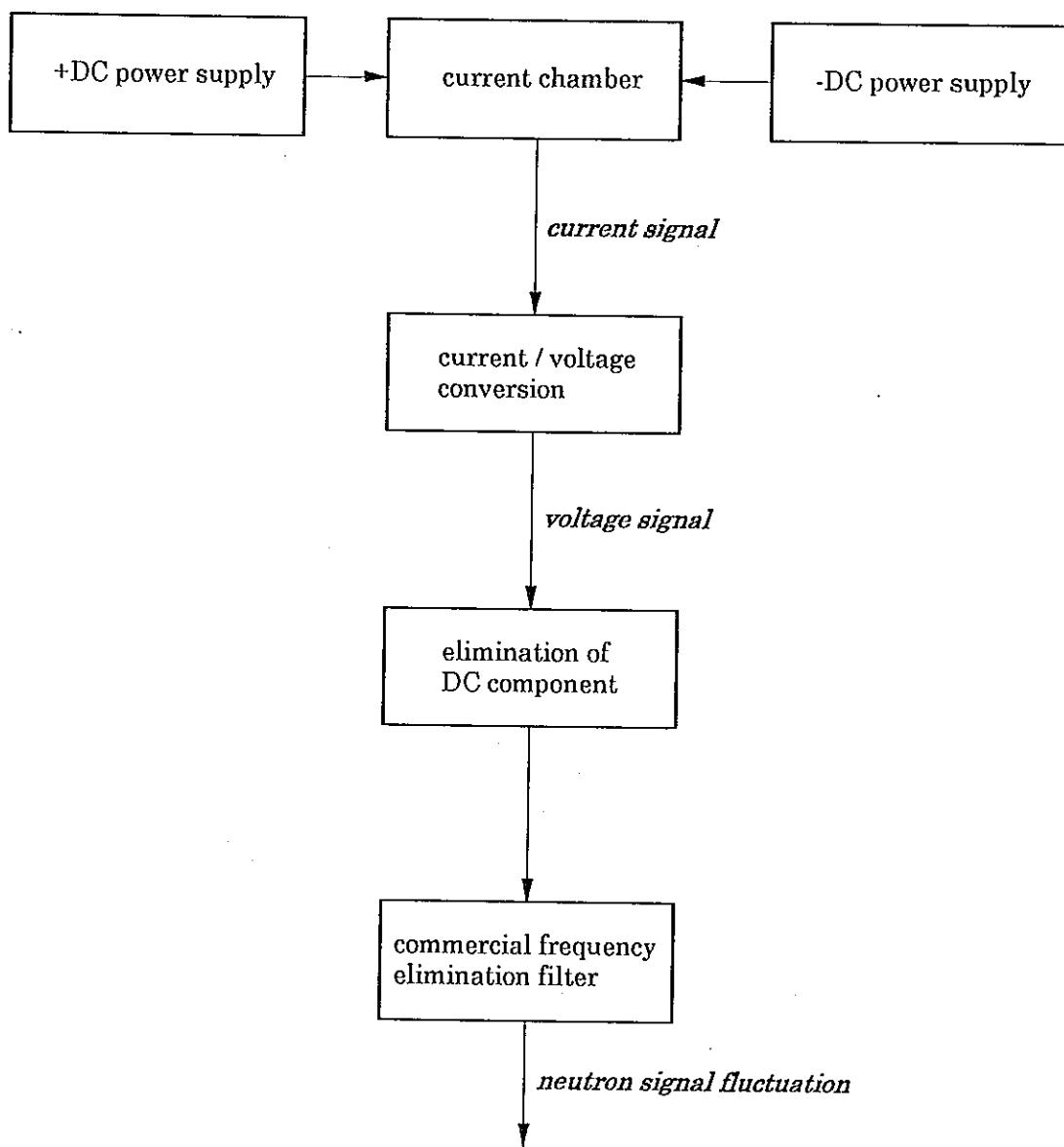


Fig. 4-2 Schematic diagram of current chamber type neutron detection system.

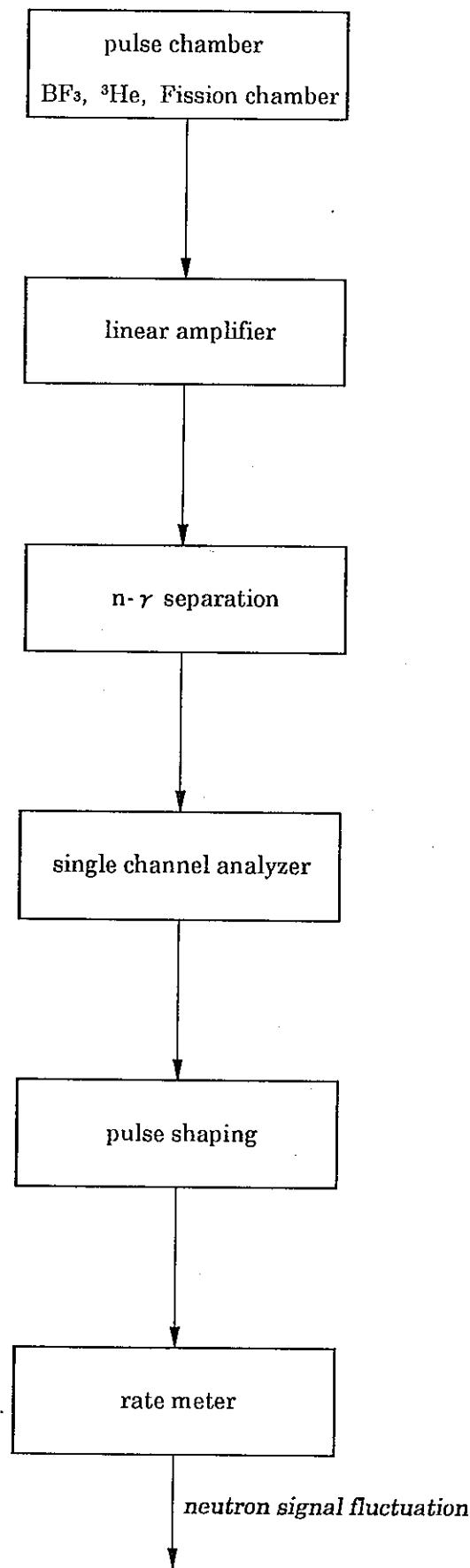


Fig. 4-3 Schematic diagram of pulse type neutron detection system.

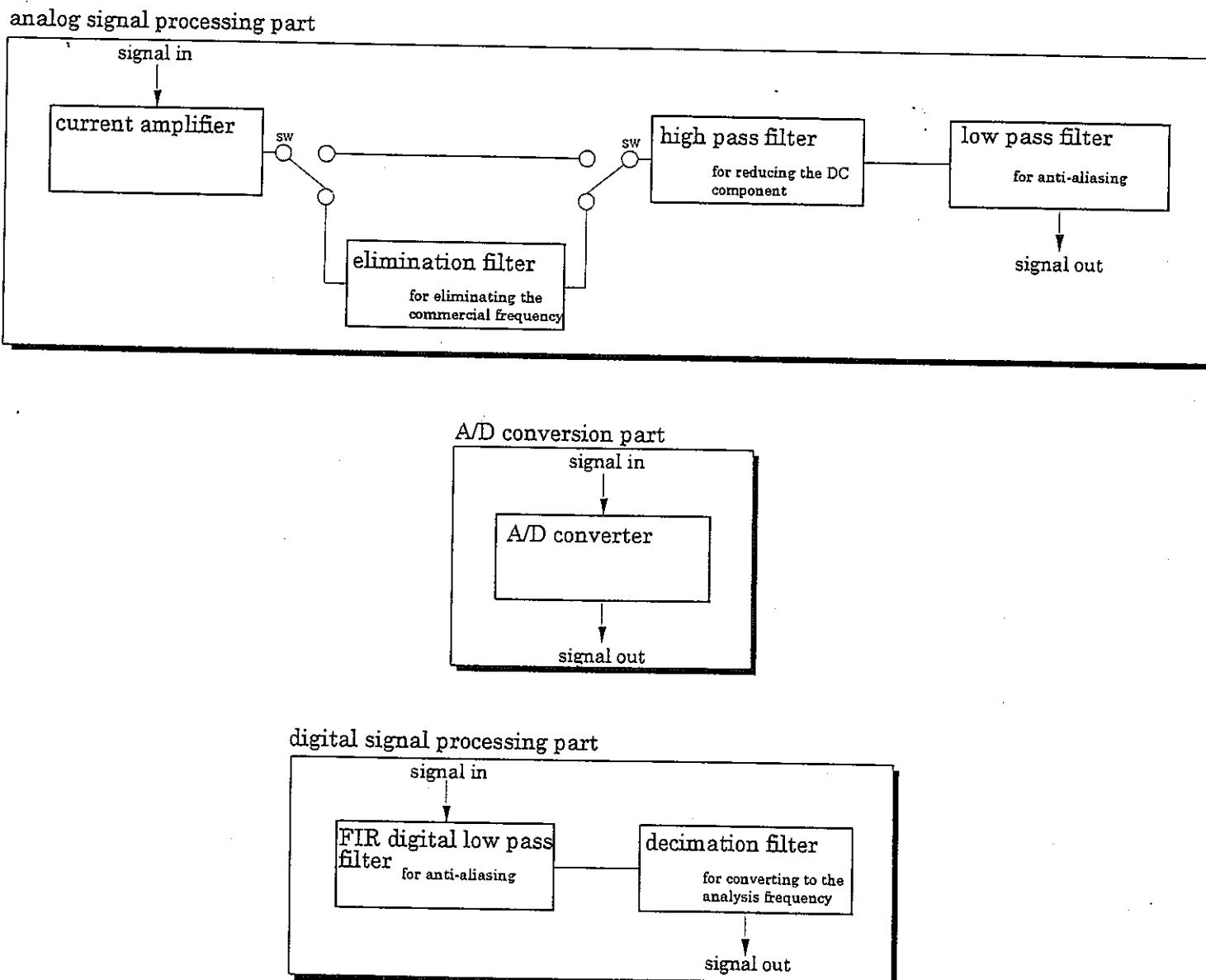


Fig. 4-4 sequence of signal processing in the signal pre-processing unit.

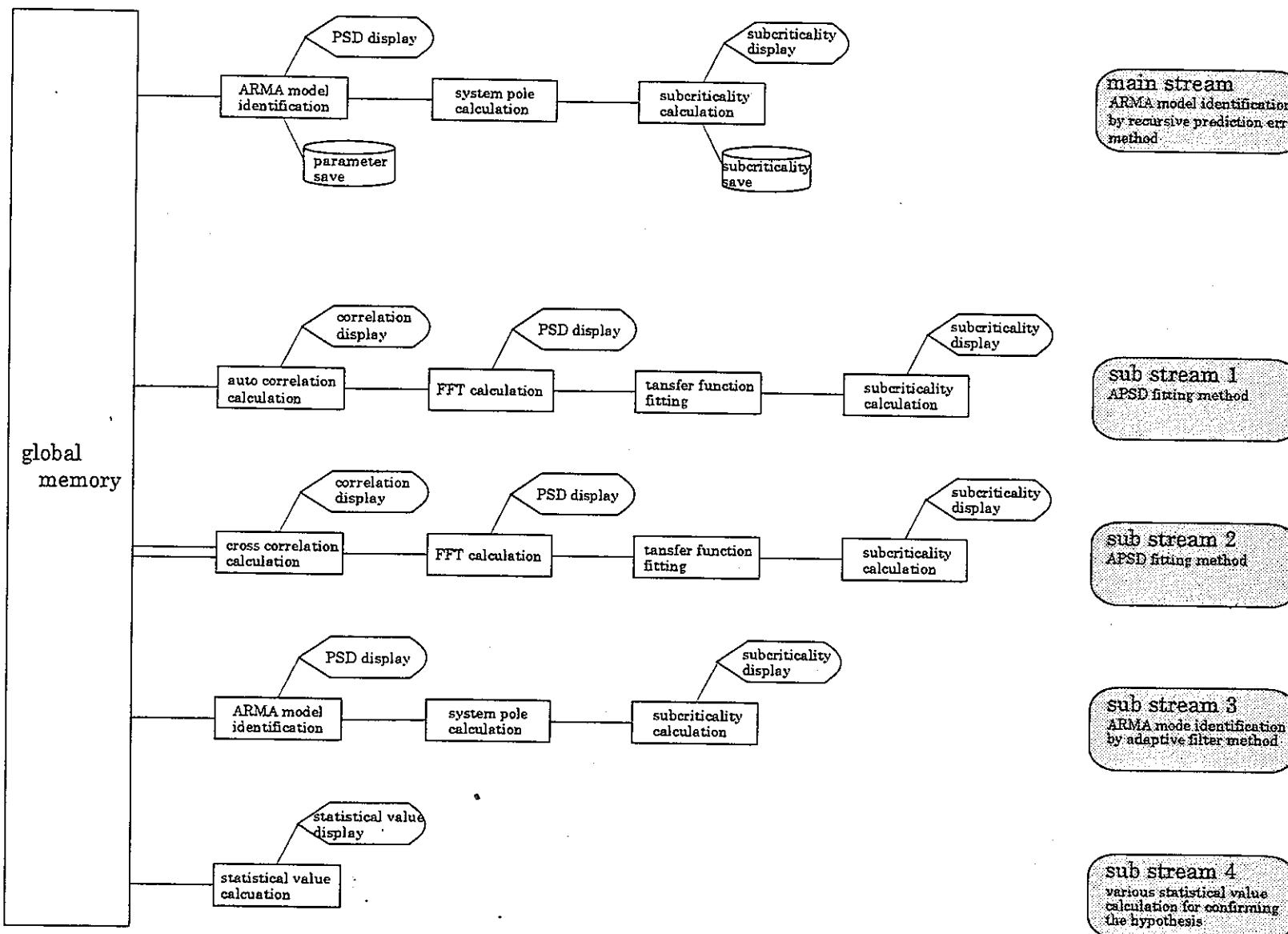


Fig. 4-5 Analysing streams in the computer section.

付録

適応ディジタルフィルタ

この章では、ディジタル信号処理技術として脚光を集めている適応ディジタルフィルタ（adaptive digital filter, ADF）の原理を述べる。

適応フィルタ（adaptive filter）とは、信号の性質が時間的に変化するような場合に、フィルタの係数をその変化に追従させつつ高度な信号処理を行うものである。適応フィルタは、入力信号のほかに理想出力（あるいは参照入力）信号を用いることで、フィルタ係数を自動的に変更しながら希望のフィルタ動作を実現するものである。

A.1 ADF の原理

まず、non-recursive ADFについて述べ、引き続いて recursive ADFについて述べる。図 A.1 に ADF の基本モデルを示す。図 A.1において、 x_j , y_j は ADF の入出力、 e_j は目標値 d_j との誤差信号を示し、 j は時間添字を示している。

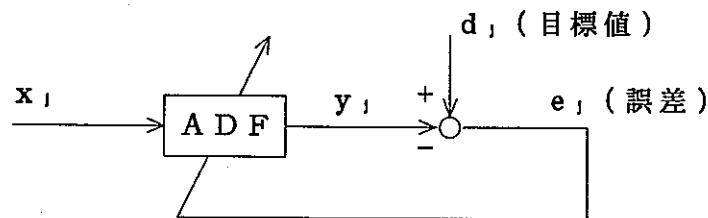


図 A.1 ADF のモデル

また、入出力関係はフィルタの次数を N として、

$$y_j = \sum_{k=0}^N b_{k,j} x_{j-k} \quad (A.1)$$

で与えられるものとする。但し、 $b_{k,j}$ は時刻 j におけるフィルタの重み計数である。

ADFとは目標値 d_j とフィルタの出力 y_j との誤差 e_j を減少させるようにフィルタの係数 $b_{k,j}$ を適応的に決定することである。

ここで、

$$B_j = (b_{0,j}, \dots, b_{n,j})^T, \quad X_j = (x_j, x_{j-1}, \dots, x_{j-N})^T$$

とおけば、

$$y_j = B_j^T X_j \quad (\text{A.2})$$

$$e_j = d_j - y_j = d_j - B_j^T X_j \quad (\text{A.3})$$

となる。まず、次の評価関数 J_b を最小とする最適重み係数 B^0 を求めてみよ。

$$J_b = E[e_j^2] = R_d - 2 B_j^T R_{xd} + B_j^T R_x B_j \quad (\text{A.4})$$

$$R_d = E[d_j^2],$$

$$R_x = E[X_j X_j^T],$$

$$R_{xd} = E[X_j d_j] \quad (\text{A.5})$$

B_j に関する J_b の勾配を 0 とおけば、

$$\nabla_{B_j} J_b = -2 R_{xd} + 2 R_x B_j = 0 \quad (\text{A.6})$$

すなわち

$$R_x B^0 = R_{xd} \quad (\text{A.7})$$

を得る。上式はウイナー・ホッフ方程式と呼ばれ、 R_x が正則であれば R_x^{-1} が存在し、

$$B^0 = R_x^{-1} R_{xd} \quad (\text{A.8})$$

となる。従って、 R_x , R_{xd} を決定すれば、 J_b を最小にする最適重み係数 B^0 は式 (A.8) で決定される。ところが、実データから空間平均である $E[\cdot]$ の演算を行って式 (A.5) の相関行列を求めることはかなり困難であり、しかも求めた相関行列 R_x が正則とならないことがしばしば生じてくる。また、データが連続的に入手される場合には式 (A.8) のバッチ演算よりも以下に述べる逐次演算の方が優れている。ウィドロは最急勾配法に基づいた以下に示す逐次アルゴリズムを提案した。

$$B_{j+1} = B_j - v \nabla_{B_j} J_b = B_j + v (R_{xd} - R_x B_j) = B_j + v E_j \quad (\text{A.9})$$

$$E_j = R_{xd} - R_x B_j, \quad v = 2v > 0 \quad (\text{A.10})$$

のとき、 $0 < v < 2/\lambda_{\max}$ ($\lambda_{\max} = R_x$ の最大個有値) ならば

$$B_j \rightarrow B^0 \quad (j \rightarrow \infty) \quad (\text{A.11})$$

が成立する。なぜならば、式 (A.7) と式 (A.9) とから

$$B_{j+1} - B^0 = (I - v R_x) (B_j - B^0)$$

すなわち

$$D_{j+1} = (I - v R_x) D_j, \quad D_j = B_j - B^0 \quad (\text{A.12})$$

は対称な半正定値行列であるから、ある直交行列 T が存在して、 λ_i を R_x の個有値とすれば

$$T^T R_x T = \Lambda, \quad T^T = T^{-1}, \quad \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{N+1})$$

となる。いま、式 (A.12) の両辺に T^{-1} を左から、 T を右から作用させると

$$D_{j+1} = (I - v \Lambda) D_j, \quad D_j = T^{-1} D_j T \quad (\text{A.13})$$

となる。 λ_i ($i = 1, \dots, N+1$) を正と仮定すると、 $-1 < 1 - v \lambda_{\max} < 1$ ならば式 (A.13) の D_j は 0 に収束する。従って、 $0 < v < 2 / \lambda_{\max}$ ならば式 (A.11) が成立する。さらに、ウイドロは次の noisy L M S (noisy least mean squares) と呼ばれるアルゴリズムを提案した。

$$\begin{aligned} B_{j+1} &= B_j - v \nabla_{B_j} e_j^2 = B_j - 2v e_j \nabla_{B_j} e_j \\ &= B_j + v [X_j d_j - X_j X_j^T B_j] \\ &= B_j + v X_j e_j \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

これは、 $J_v = E[e_j^2] \approx e_j^2$ とおいたものである。これによって空間平均を取る操作が省略され信号処理の見地からは都合がよいが、理論的側面からはあまりにも大胆すぎるようと思われる。この近似の故に ADF の進歩が遅れたようであるが、ウイドロは引き続き膨大なシミュレーションを繰り返し、このアルゴリズムによっても最適な重み係数 B^0 へ近似的に収束することを示した。またこのアルゴリズムにおいて、 v を v/j とおきかえれば B_j が B^0 へ平均収束することが示される。もちろん、式 (A.14) の両辺の期待値を取れば、式 (A.9) と同じ関係式が成立するから、 $E[B_j] \rightarrow B^0$ ($j \rightarrow \infty$) は明白である。

なお、 z^{-1} を時間遅延作用素とするとき、式 (A.1) から

$$y_j = G(z)x_j, \quad G(z) = \sum_{k=1}^N b_{k,j} z^{-k} \quad (\text{A.15})$$

となる。従って、non-recursive ADF のパルス伝達関数 $G(z)$ は z^{-1} の多項式となる。すなわち、

$$\left. \begin{aligned} G(z) &= \frac{Y(z)}{X(z)} = \sum_{k=0}^N b_{k,j} z^{-k}, \\ X(z) &= \sum_{n=0}^{\infty} x_n z^{-n}, \quad Y(z) = \sum_{n=0}^{\infty} y_n z^{-n} \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.16})$$

ところが、制御、通信システムなどにおいてはフィードバック機構を有することが多く、式 (A.1) または式 (A.16) のシステム記述では不十分な場合が多い。これらのフィードバック機構を有するシステム記述に対応するフィルタは以下に示される入出力機構を有する recursive ADF である。

$$y_j = \sum_{k=0}^N b_{k,j} x_{j-k} + \sum_{l=1}^M a_{l,j} y_{j-l} \quad (A.17)$$

または

$$G(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{k=0}^N b_{k,j} z^{-k}}{1 - \sum_{l=1}^M a_{l,j} z^{-k}} \quad (A.18)$$

いま、

$$W_j = (b_{0,j}, \dots, b_{N,j}, a_{1,j}, \dots, a_{M,j})^T$$

$$Z_j = (x_j, x_{j-1}, \dots, x_{j-N}, y_{j-1}, \dots, y_{j-M})^T$$

とおくと

$$y_j = W_j^T Z_j \quad (A.19)$$

$$e_j = d_j - y_j = d_j - W_j^T Z_j \quad (A.20)$$

したがって、 $J_b = E [e_j^2]$ を最小にする W_j を決定するための逐次アルゴリズムとして、次式を得る。

$$W_{j+1} = W_j - \hat{S} \nabla_{W_j} e_j^2 = W_j - S e_j \nabla_{W_j} e_j \quad (A.21)$$

$$S = 2 \hat{S}, \quad \hat{S} = \text{diag} (\hat{s}_0^b, \dots, \hat{s}_N^b, \hat{s}_1^a, \dots, \hat{s}_M^a)$$

いま、 $\hat{s}_0^b = \dots = \hat{s}_N^b = v / 2$, $\hat{s}_1^a = \dots = \hat{s}_M^a = u / 2$, $u, v > 0$ とおき、 e_j の $a_{p,j}$ および $b_{q,j}$ に関する勾配を、それぞれ $\alpha_{p,j}$ および $\beta_{q,j}$ とおく。

$$\alpha_{p,j} = - \frac{e_j}{\partial a_{p,j}} = \frac{y_j}{\partial a_{p,j}} \quad p = 1, 2, \dots, M \quad (A.22)$$

$$\beta_{q,j} = - \frac{e_j}{\partial b_{q,j}} = \frac{y_j}{\partial b_{q,j}} \quad q = 1, 2, \dots, N \quad (A.23)$$

このとき、 $\alpha_{p,j}$ および $\beta_{q,j}$ は式 (A.17) から次の関係式で与えられる。

$$\alpha_{p,j} = y_{j-p} + \sum_{l=1}^M a_{l,j} \alpha_{p,l-1}, \quad p = 1, 2, \dots, M \quad (A.24)$$

$$\beta_{q,j} = x_{j-q} + \sum_{l=1}^N a_{l,j} \beta_{q,l-1}, \quad q = 0, 1, \dots, N \quad (A.25)$$

ただし、上式の右辺において、

$$y_{j-1} / \partial a_{p,j} \simeq \alpha_{p,j-1}, \quad y_{j-1} / \partial b_{q,j} \simeq \beta_{q,j-1}$$

と近似した。このとき、式(A.21)から

$$a_{i,j+1} = a_{i,j} + u e_j \alpha_{i,j}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (A.26)$$

$$b_{k,j+1} = b_{k,j} + v e_j \beta_{k,j}, \quad k = 0, 1, \dots, N \quad (A.27)$$

を得る。

もちろん、 $u \equiv 0$ とおけば前述の non-recursive ADF と一致することは明らかである。これらの式(A.24 ~ A.27)の関係を recursive ADF という。なお、このアルゴリズムは Whiteによって導出されたもので、Whiteのアルゴリズムともいう。このアルゴリズムを修正したものとして、以下の手法が提案されている。

(A1) Feintuch アルゴリズム

$$\alpha_{i,j} \simeq y_{j-1}, \quad \beta_{k,j} \simeq x_{j-k} \quad (A.28)$$

(A2) 確率近似アルゴリズム

$$a_{i,j+1} = a_{i,j} + \frac{v}{j+c} e_j \alpha_{i,j} \quad (A.29)$$

$$b_{k,j+1} = b_{j,k} + \frac{u}{j+c} e_j \beta_{k,j} \quad (A.30)$$

ただし、cはある正の定数である。

(A1)はWhiteのアルゴリズムと比べて計算時間が短く、(A2)のアルゴリズムは逐次アルゴリズムの収束性を保証できる特徴を有している。

A.2 修正係数の選択

式(A.14)には誤差 e_j の2乗平均を最小にする最適重み係数 B_j を決定するための逐次アルゴリズムを示した。この式におけるvを μ とおくと、

$$\begin{aligned} B_{j+1} &= B_j - \mu \nabla_{B_j} e_j^2 \\ &= B_j + 2\mu e_j X_j \end{aligned} \quad (A.31)$$

となる。ここに μ は修正係数と呼ばれる値であり、比較的小さな値でなければならない。大きすぎると安定に最適解に収束しなくなる。その限界についての理論的な考察を以下に示す。各サンプル時刻ごとにフィルタ出力 y_j を計算し、

目標信号とフィルタ出力との差を求め、安定に収束する範囲の修正係数を用いて、式(A.31)に基づいて修正を繰り返していくと、十分に時間が経過すれば、 B_{j+1} は最適な値に収束する。

式(A.31)による修正後の最適重み係数を用いて時刻 j の出力 $y_{j'}$ を計算してみると、次のようになる。

$$\begin{aligned} y_{j'} &= B_{j+1}^T X_j \\ &= (B_j + 2\mu e_j X_j)^T X_j \\ &= y_j + 2\mu e_j |X_j|^2 \end{aligned} \quad (\text{A.32})$$

従って、このときの誤差は、

$$\begin{aligned} e_{j'} &= d_j - y_{j'} \\ &= e_j - 2\mu e_j |X_j|^2 \\ &= e_j \{1 - 2\mu |X_j|^2\} \end{aligned} \quad (\text{A.33})$$

$|X_j|^2$ は正であるから

$$0 < \mu < \frac{1}{|X_j|^2} \quad (\text{A.34})$$

ならば絶対値は減少し、特に

$$\mu = \frac{1}{2|X_j|^2} \quad (\text{A.35})$$

ならば $e_{j'}$ を最小にできる。

よって式(A.34)での右辺に示した値 $1/|X_j|^2$ よりも修正係数 μ が小さければ、 B_j の収束は理論的には約束される。このような μ のうちの最大値を本研究では μ_{\max} と記し、解析に用いた時系列データの μ_{\max} を第5、6章でデータの特性表に示した。また、 μ が式(A.35)に示す値であるときには、誤差が0となって理論的には B_{j+1} は最適な重み係数となるのである。

また、修正係数 μ は小さな値とするということは、すでに述べたが、実際に信号 x_j の相関行列の N 個の固有値の中で最大のものを λ_m とすれば、

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_m} \quad (\text{A.36})$$

の範囲であれば収束することが知られている。

A.3 ADFによるARMA過程のシステム同定

システム同定を行う場合、実際入手されるデータは入出力データではなくて、出力データのみである場合が多い。入力が白色なランダムな時系列で未知システムの伝達関数がARMAモデルで与えられると考えられるような場合、ADFによって同定されるARMAモデルとの間には1対1の対応が付く。即ち、この時系列同定の原理は、図A.2の点線部分に示すようなADFによって逆システムを構成することである。

$$H(z) = \frac{d(z)}{\varepsilon(z)} = \frac{1 + \theta_1 z^{-1} + \cdots + \theta_m z^{-m}}{1 + \phi_1 z^{-1} + \cdots + \phi_n z^{-n}} \quad (A.37)$$

ここに、 $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n)$ は、未知システムの伝達関数のパラメータを示し、 n, m は固定された非負の整数を示す。時間領域で記述すると、

$$d_j = -\phi_1 d_{j-1} - \cdots - \phi_n d_{j-n} + \varepsilon_j + \theta_1 \varepsilon_{j-1} + \cdots + \theta_m \varepsilon_{j-m} \quad (A.38)$$

いま、

$$D_0^{j-1} = \{d_0, d_1, \dots, d_{j-1}, \varepsilon_0, \varepsilon_1, \dots, \varepsilon_{j-1}\}$$

とおくと、 D_0^{j-1} に基づいた d_j の最適な予測値 \hat{d}_j は D_0^{j-1} のもとでの d_j の条件付き期待値で与えられる。

$$\begin{aligned} \hat{d}_j &= E[d_j | D_0^{j-1}] \\ &= -\phi_1 d_{j-1} - \cdots - \phi_n d_{j-n} + \theta_1 \varepsilon_{j-1} + \cdots + \theta_m \varepsilon_{j-m} \end{aligned} \quad (A.39)$$

式(A.38)と(A.39)との両辺の差を取ると、

$$\varepsilon_j = d_j - \hat{d}_j \quad (A.40)$$

であるから、式(A.40)を、式(A.39)へ代入すると、

$$\begin{aligned} \hat{d}_j &= -\phi_1 d_{j-1} - \cdots - \phi_n d_{j-n} \\ &\quad + \theta_1 (\hat{d}_{j-1} - \hat{d}_{j-1}) + \cdots + \theta_m (\hat{d}_{j-m} - \hat{d}_{j-m}) \\ &= \eta_k d_{j-1} + \cdots + \eta_k d_{j-n} - \theta_1 \hat{d}_{j-1} - \cdots - \theta_m \hat{d}_{j-m} \end{aligned} \quad (A.41)$$

ただし、

$$\eta_k = \begin{cases} -\phi_k + \theta_k & (k = 1, 2, \dots, m) \\ -\phi_k & (k = m+1, \dots, n) \end{cases}$$

図 A.2において $e_j \approx \varepsilon_j$ であれば $d_j \approx y_j$ であるので、 d_j は x_j （すなわち d_{j-1} 以前の値）から予測できるので、1段予測機構として利用できる。このADFの入力出力特性は次式で与えられる。

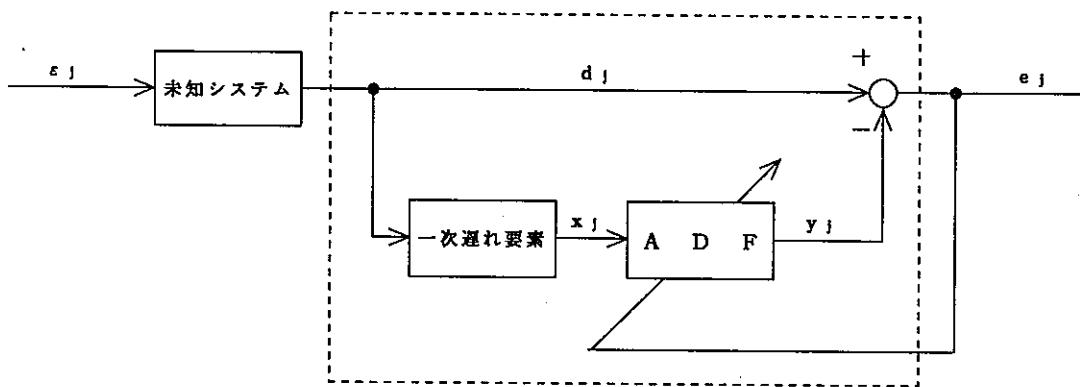


図 A.2 時系列同定への ADF の応用

未知システムの伝達関数 : $H(z)$	未知システム入力 : ε_j
一時遅れ要素 : z^{-1}	目標値 : d_j
ADFの伝達関数 : $G(z)$	誤差 : e_j
ADFの入力 : x_j	ADFの出力 : y_j

$$\begin{aligned} y_j &= b_{1,j}x_j + \dots + b_{n,j}x_{j-p+1} + a_{1,j}y_{j-1} + \dots + a_my_{j-m} \\ &= b_{1,j}d_{j-1} + \dots + b_{n,j}d_{j-p} + a_{1,j}y_{j-1} + \dots + a_my_{j-m} \end{aligned} \quad (\text{A.42})$$

他方、図 A.2 より、伝達関数 $H(z)$ の推定値 $\hat{H}(z)$ は次式となる。

$$\hat{H}(z) = \frac{d(z)}{\varepsilon(z)} = \frac{1}{1 - G(z)z^{-1}} \quad (\text{A.43})$$

ただし、ADFの伝達関数 $G(z)$ は式 (A.37) から次式のようになる。

$$G(z) = \frac{y(z)}{x(z)} = \frac{b_1 + b_2 z^{-1} + \cdots + b_n z^{-n}}{1 - a_1 z^{-1} - \cdots - a_m z^{-m}} \quad (\text{A.44})$$

したがって、式 (A.44) を式 (A.43) に代入して整理すると、

$$\hat{H}(z) = \frac{1 - a_1 z^{-1} - \cdots - a_m z^{-m}}{1 - (a_1 + b_1) z^{-1} - \cdots - (a_n + b_n) z^{-n}} \quad (\text{A.45})$$

を得る。ただし、 $a_k = 0$, ($k = m + 1, \dots, n$)

よって、式 (A.37) における未知のパラメータ ϕ_k , θ_k の推定値 $\hat{\phi}_k$, $\hat{\theta}_k$ として次式を得る。

$$\hat{\phi}_k = -(a_k + b_k) \quad (k = 1, 2, \dots, n)$$

$$\hat{\theta}_k = -a_k \quad (k = 1, 2, \dots, m)$$

以上により、ADFを式 (A.44) のように構成することにより、ARMA(n, m)過程の伝達関数式 (A.37) を推定することができる。