研究論文

1164. グレイボックスモデルを用いた反応度係数の推定法, (I)

減速材温度係数推定法の提案

森 治嗣¹, 加賀見 雄一¹, 兼本 茂^{2,*},
玉置 哲男³, 榎本 光広², 河村 真一郎⁴

New Proposal of Moderator Temperature Coefficient Estimation Method using Gray-box Model in NPP, (I)

Michitsugu MORI, Yuichi KAGAMI, Shigeru KANEMOTO, Tetsuo TAMAOKI,
Mitsuhiro ENOMOTO and Shinichiro KAWAMURA

The purpose of the present paper is to establish a new moderator temperature coefficient (MTC) estimation method based on gray box modeling concept. The gray box model consists of a point kinetics model as the first principle model and a fitting model of moderator temperature kinetics. Applying Kalman filter and maximum likelihood estimation algorithms to the gray box model, MTC can be estimated. The verification test is done by Monte Carlo simulation, and, it is shown that the present method gives the best estimation results comparing with the conventional methods from the viewpoints of non-biased and smallest scattering estimation performance. Furthermore, the method is verified *via* real plant data analysis. The reason of good performance of the present method is explained by proper definition of likelihood function based on explicit expression of observation and system noise in the gray box model.

KEYWORDS: BWR type reactors, moderator temperature coefficient, reactivity estimation, Kalman filter, maximum likelihood estimation, noise analysis

I. はじめに

原子炉から観測される中性子束信号のゆらぎには、炉心の物理特性や異常状態に関する豊富な情報が含まれており、そのゆらぎの物理的挙動の理解に関する研究に加えて、プラント診断などの工学応用の研究が長年にわたって続けられており、実用化技術も多く出てきている。ある意味では成熟技術ともいえるが、その一方で、ゆらぎ信号に含まれる情報を、十分に理解して最適な形で利用しきれているかと問われると、利用しきっていない情報がまだ多く残されているというべきであろう。その原因の一つに、ゆらぎ信号に含まれる真の情報、すなわち、プラントのダイナミクス特性を反映した情報と、この真の情報を隠してしまう観測ノイズとの識別の難しさがある。少数の観測信号からプラントダイナミクスを推定する問題は、観測ノイズの存在を考慮すると、いわゆる悪構造(ill-posed)問題と呼ばれるものの一つといえる。そこでは、観測信号のみから

統計的にシステム同定を行うブラックボックスモデル的アプローチと、物理モデルを仮定しその中のパラメータの一部を観測信号から同定する手法が通常用いられることが多いが、いずれも一長一短であるのが現実である。そこで本報では、この両者の利点を生かしたモデルを導入し、推定問題の最適化を図ることを試みるが、そのためのモデルをグレイボックスモデルと称することにする。グレイボックスモデルという呼び方はあまりポピュラーではないが、文献9)で用いられている例がある。炉心の高燃焼度化へのニーズに伴って、新型燃料やMOX燃料の導入などの技術進展が進む中で、炉心の監視技術はますます重要視されることが考えられるが、その中のひとつの可能性として、観測信号から非観測のキーパラメータを最適に推定する問題を検討しておくことは重要であろう。

このような背景の中で、炉心の過渡解析や出力振動解析などで重要な炉物理パラメータである温度やボイド率に関する反応度係数の計測手法の高精度化を図ることが、本報の目的である。これまでの研究では、これらのパラメータの計測手法として、外乱印加による推定法だけでなく、定常運転時のゆらぎ信号を用いた反応度係数推定などいくつかの方法が提案されている¹⁻⁶⁾。特に、PWRでは、燃料取替え後起動時の減速材温度係数(MTC)の計測が必要であることから、その計測法の合理化に関する研究が多く進められている⁴⁾。また、欧州でも、定格出力状態で燃焼サイクルを通してMTCが負であることが要請されているため、定格出力状態での温度ゆらぎ信号を用いた推定法の研

¹ 東京電力㈱技術開発研究所(R & D Center, Tokyo Electric Power Co.)

² ㈱東芝 電力・社会システム技術開発センター(Power and Ind. Sys. R & D Center, Toshiba Corp.)

³ アイテル技術サービス㈱(AItel Corp.)

⁴ ㈱東芝 炉子エンジニアリングセンター(Isogo Nucl. Eng. Center, Toshiba Corp.)

(2003年 7月22日 受理; 2003年 10月14日 査読通過)

* 著者連絡先: Tel. 045-770-2373, Fax. 045-770-2313,
E-mail: shigeru.kanemoto@toshiba.co.jp

究が進められているが、定常ノイズを用いた方法は、外乱印加法に比べてその絶対値を過小評価してしまうことが指摘されており、その改良方法の研究が進行中である^{5,6)}。一方、BWR では、大きな負のボイド反応度係数(VRC)が設計可能であり、実炉での計測技術としてはあまり積極的には取り組まれていないが、最近、MOX 導入後の炉物理試験の準備として、定格運転時の VRC 推定法の研究や、起動時の MTC 推定法の研究が行われている¹⁻³⁾。

これらの反応度係数は、中性子束の計測値から逆時間方程式を用いて計算される反応度の変化率と、温度やボイドの変化率の比として定義されるが、その推定のためには、直接計測の可能な温度信号と、炉心流量などから間接的に推定する必要のあるボイド率では方法が異なってくる。玉置らは、非観測のボイド率を用いた反応度係数の推定のために、1点炉近似動特性モデルを用いた定常ノイズシミュレータを用いて、炉心流量と中性子束の伝達関数の形状と VRC の関係を事前に求めておき、これを利用して計測される伝達関数から VRC を求める方法を提案している²⁾。一方、MTC の場合、反応度と温度の両方とも計測されるため、比較的簡単に係数を求めることができるが、両信号に含まれる観測ノイズの影響を考慮して精度よく反応度係数を求めるために、因子分析法¹⁾や周波数分析法⁴⁾の適用が試みられている。

これらの係数推定問題は、前述のように、計測信号に大きな観測ノイズが含まれるという点で、悪構造問題^{7,8)}のひとつとみなすことができる。この悪構造問題を工学的に解決するには、設計情報などの既知の情報に基づいた制約条件を加味することと、パラメータ推定のための適切な評価関数を設計するということが重要である。本報では、これの観点から、既知の第一原理モデルと未知の工学パラメータのフィッティングモデルを組み合わせたグレイボックスモデルとカルマンフィルタを組み合わせた新しい反応度係数推定法を提案する。本報では、その第 I 報として、MTC の推定法を提案するが、そこでは、核定数を設計条件から求めた 1 点炉近似動特性方程式を第 1 原理モデルとして用い、温度の挙動を回帰モデルで表現して、残る未知パラメータである反応度係数を求める。また、推定のための評価関数は、カルマンフィルタを用いて求める尤度関数¹⁰⁾を用いる。ここでは、設計モデルそのものが推定時の制約条件になっており、従来の反応度の推定を介さず、中性子束と温度の観測信号から直接反応度係数を推定している。これが推定の精度向上にどこまで寄与するかを評価することが本報の目的である。

以下では、この新しい提案手法を定式化するとともに、従来手法としての、1 次回帰フィッティング法や周波数分析法、我々の提案した因子分析法などとの関係を議論する。さらに、シミュレーションによる各手法の性能評価の結果を比較評価して、本報の提案手法の優位性を示す。また、最後に実データへの適用により本提案手法の実用性も

検証する。

II. 従来の減速材温度係数推定法

減速材温度係数は、次の 1 点炉近似動特性モデルの中で、反応度と温度の比例定数 K_T で定義される。ここで、減速材温度係数は、燃料温度の変化も含んでおり、本来は、等温温度係数と呼ぶべきものであるが、ここでは、従来のこの分野での呼び方にならって、減速材温度係数と呼ぶ。

$$\frac{dn}{dt} = \frac{\rho - \beta}{l} n + \lambda C + V_1$$

$$\frac{dC}{dt} = \frac{\beta}{l} n - \lambda C + V_2$$

$$\frac{dT}{dt} = u(t) + V_3$$

$$\rho = K_T T + \rho_0$$

(1)

ここで、ゼロ出力状態でのモデルを想定し、中性子束から温度へのフィードバックは無視して、温度の時間変化が外乱 $u(t)$ のみにより決まる構造を仮定した。また、簡易化のため遅発中性子先行核濃度は一群で近似した。このモデルの拡張については、後述する。なお、(1) 式の記号は Table 1 のように定義した。

(1) 式には、中性子束や温度のランダムな挙動を模擬するためのシステムノイズを加えているが、併せて、下記のように、中性子束と温度の観測信号 (Y_1, Y_2) に、計測に当たって必然的に加わる観測ノイズ (W_1, W_2) を考慮した観測モデルを仮定する必要がある。従来、この観測ノイズは、システムノイズと明確に区別して表現されないことがあるが、本報の目的である最適なパラメータ推定法を考えるには、この両者の区別が重要である。

$$Y_1 = n + W_1$$

$$Y_2 = T + W_2$$

(2)

従来の減速材温度係数の推定では、まず、炉内ないし炉外のセンサーで計測される中性子束信号から、下記の逆時間公式を用いて反応度を計算する。

Table 1 Symbol definitions in one point approximation reactor dynamics model

n	: Neutron density (Normalized by initial value)
C	: Delayed neutron precursor concentration
T	: Moderator temperature (°C)
u	: Temperature disturbance
ρ	: Reactivity (\$)
ρ_0	: Initial bias of reactivity
K_T	: Moderator temperature coefficient (\$/°C)
l	: Neutron generation time (0.00004 s)
β	: Delayed neutron fraction (0.0056)
λ	: Delayed neutron precursor decay constant (0.008 s ⁻¹)
V_i	: System noise

$$\rho(t) = \beta - \frac{l}{n(t)} \lambda C(t)$$

$$C(t) = e^{-\lambda(t-t_0)} C(t_0) + \frac{\beta}{l} \int_{t_0}^t e^{-\lambda(t-\tau)} n(\tau) d\tau \quad (3)$$

さらに、この反応度と温度計測値に下記の線形関係を仮定し、最小2乗法で係数を求める。ここで、 ε は観測誤差を、 δ は定常値からの偏差を表している。

$$\delta\rho = K_T \delta T + \varepsilon \quad (4)$$

このとき、最小2乗法による係数は、観測データの相関係数から下記のように求まる。

$$K_T = \frac{\langle \delta\rho\delta T \rangle}{\langle \delta T\delta T \rangle} \quad (5)$$

ただし、 $\langle \rangle$ は時間平均を意味するものとする。

一方、計測信号に必ず存在する観測ノイズを ε_ρ 、 ε_T で表すと、(4)式は、次のように書き換えられる。

$$\delta\rho = K_T(\delta T + \varepsilon_T) - \varepsilon_\rho \quad (6)$$

このとき、(5)式と同じ最小2乗法で減速材温度係数を求めると、入力信号の観測ノイズが分母に入ってくるため、下記のように、 $\langle \varepsilon_T \varepsilon_T \rangle$ だけ推定値がバイアスを持つてくることがわかる。

$$K_T = \frac{\langle \delta\rho\delta T \rangle}{\langle \delta T\delta T \rangle + \langle \varepsilon_T \varepsilon_T \rangle} \quad (7)$$

ここで、観測ノイズは、白色で状態変数と無相関、すなわち、 $\langle \delta T \varepsilon_T \rangle = 0$ と仮定した。

このような場合に推定値のバイアスをなくすためには、本来は、下記の観測ノイズを明確に考慮したモデル、すなわち

$$\begin{aligned} \delta\rho &= \delta\hat{\rho} + \varepsilon_\rho \\ \delta T &= \delta\hat{T} + \varepsilon_T \\ \delta\hat{\rho} &= K_T \delta\hat{T} \end{aligned} \quad (8)$$

に従って、係数を推定する必要がある。これは、反応度と温度に比例関係があるという仮定の元では、共通因子として真の温度変化を用いた因子分析モデルになっていることがわかる。したがって、因子分析アルゴリズムを適用することで、入力信号側が観測ノイズを持っていたとしてもバイアスを持たない減速材温度係数を推定することが可能になる。

ただし、実用的には、温度をランプ状に変化させて減速材温度係数を求める場合、入力の温度信号を移動平均処理することで、観測ノイズの影響を減らして、バイアスのない係数を推定することが可能になる。また、ランプ状外乱の場合、(8)式で、反応度と温度を下記のようにそれぞれ時間の関数としてフィッティングし、その傾きの比として減速材温度係数を求めることでバイアスのない推定値を得ることもできる。

$$\begin{aligned} \delta\rho &= a_\rho t + \varepsilon_\rho \\ \delta T &= a_T t + \varepsilon_T \\ K_T &= a_\rho / a_T \end{aligned} \quad (9)$$

もう一つの方法として、(6)式を周波数変換してその比をとることで温度係数を求めることもできる。(6)式

を周波数領域で表現した式と考え、両辺に温度信号の共役複素数をかけて平均を取ることで、下記のような、コヒーレンス関数と伝達関数(周波数応答関数)を得ることができる。

$$\begin{aligned} CF(f) &= \frac{\langle \delta\rho\delta T^* \rangle \langle \delta\rho\delta T^* \rangle}{(\langle \delta T\delta T^* \rangle + \langle \varepsilon_T \varepsilon_T^* \rangle) (\langle \delta\rho\delta\rho^* \rangle + \langle \varepsilon_\rho \varepsilon_\rho^* \rangle)} \\ TF(f) &= \frac{\langle \delta\rho\delta T^* \rangle}{\langle \delta T\delta T^* \rangle + \langle \varepsilon_T \varepsilon_T^* \rangle} \end{aligned} \quad (10)$$

ここで、 $\langle \rangle$ は周波数領域での平均化を、 $*$ は複素共役を意味している。また、(10)式を求める際に、観測ノイズは、状態変数と無相関という仮定を用いた。このとき、入力である温度信号の観測ノイズ $\langle \varepsilon_T \varepsilon_T \rangle$ が無視できる場合、伝達関数のゲインは、すべての周波数領域で一定値となり、これが減速材温度係数になる。また、温度外乱が十分大きければ、反応度の観測ノイズも無視できるため、コヒーレンス関数は1.0になる。しかしながら、通常はこのような条件は満たさないため、例えば、ランプ状の外乱の場合、低周波数領域ではコヒーレンス関数が1.0に近くなるが、高周波数領域では、小さな値となる。この高周波数領域では、温度の観測ノイズも無視できなくなるため、すべての周波数領域の平均として求める減速材温度係数は、バイアスを持つてくることになる。

島津⁴⁾らにより提案された周波数領域を用いた温度係数推定法は、コヒーレンス値の大きいところの伝達関数ゲインの平均で温度係数を求めているが、これは、上記観点から妥当な考え方といえる。下記のように、コヒーレンス関数の大きい部分だけ選んで平均することで、観測ノイズ $\langle \varepsilon_T \varepsilon_T \rangle$ の影響の小さい部分を選択することができ、バイアスを小さくできる。ここで、 K_T は減速材温度係数、 M は平均をとる個数である。

$$K_T = \frac{1}{M} \sum_{CF(f) > \alpha} TF(f) \quad (11)$$

以上、時間領域と周波数領域における従来の反応度係数の推定法を述べたが、いずれも、反応度の推定を介した後のフィッティングである。この反応度の推定計算には観測ノイズを含んだ中性子束信号からの微積分の演算処理が必要であり、誤差が増幅されている可能性がある。このため、観測される中性子束信号と温度信号をそのままの形で利用するという観点から、本来の状態方程式(1)に戻った最尤推定法を次章で提案する。これは、計測された観測ノイズに処理を加えない形で利用するため、統計的推定という観点からは理論的な整合性が取れていると考えられる。

III. カルマンフィルタによる最尤推定法

前述の従来の減速材温度係数推定法は、データの1次回帰フィッティングを用いているという観点で、ブラックボックスモデルに基づいた方法といえることができる。しかしながら、フィッティングの前処理として行う反応度計算には、核定数という物理モデル(ホワイトボックスモデル)

を用いている。本章での提案は、状態方程式に基づいて反応度計算とパラメータ推定問題と統合した方式であり、これにより、減速材温度係数の推定性能を上げることを目的としている。状態方程式では、反応度計算を行う物理モデルと、温度の挙動をモデル化するフィッティングモデルを組み合わせており、その観点から、グレイボックスモデルと呼ぶことにする。また、状態方程式にカルマンフィルタを適用することで、観測ノイズを明示的に取り扱った最尤推定法により温度係数を求める。ここで、推定性能は、推定値のバイアスとバラツキの程度で評価する。特に、バラツキの小さいことは、短時間で高精度の推定が可能になることを意味しており実用的な価値も大きい。

(1), (2)式で表現したシステム状態空間モデルは、このままの非線形での扱いも可能であるが、数値計算の簡易さと実用性を考えて、線形化近似と即発跳躍近似をすることで、下記のような線形の状態方程式に変換して考える。このとき、状態変数 X は、先行核密度 C と、冷却材温度 T の2信号になり、観測変数 Y は、中性子束密度と冷却材温度になる。

$$\begin{aligned} \frac{dX}{dt} &= AX + BU + V \\ Y &= HX + W \\ X &= [\delta C, \delta T]^T \\ A &= \begin{bmatrix} 0, & \frac{1}{l} n_0 K_T \\ 0, & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ a \end{bmatrix} \\ H &= \begin{bmatrix} \frac{l\lambda}{\beta}, & \frac{n_0 K_T}{\beta} \\ 0, & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

ここで、 U は温度にランプ状変化を与えるためのステップ入力、 a はその振幅を与える係数であり、温度計測データのフィッティングで求めるパラメータである。また、 V と W は、システムノイズと観測ノイズである。他の記号はすでに定義した。次に、(12)式を離散系に変換すると、次式ようになる。

$$\begin{aligned} X_n &= FX_{n-1} + GU_n + Q_n \\ Y_n &= HX_n + R_n \\ F &= e^{A\Delta t} \\ G &= A^{-1}(e^{A\Delta t} - I)B \end{aligned} \quad (13)$$

文献10)の手法に沿って、この離散系状態方程式にカルマンフィルタを適用すると、下記の逐次式が得られる。ここでは、同時に得られる対数尤度もあわせて示している。

1step-prediction

$$\begin{aligned} X_{n|n-1} &= FX_{n-1|n-1} + GU_n \\ M_{n|n-1} &= FM_{n-1|n-1} + Q_n \end{aligned}$$

Filter

$$\begin{aligned} K_n &= M_{n|n-1} H^T (H M_{n|n-1} H^T + R_n)^{-1} \\ X_{n|n} &= X_{n|n-1} + K_n (Y_n - H X_{n|n-1}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} P_{n|n} &= (I - K_n H) M_{n|n-1} \\ Y_{n|n-1} &= H X_{n|n-1} \\ D_{n|n-1} &= H M_{n|n-1} H^T + R_n \\ E_n &= Y_n - Y_{n|n-1} \\ L(\theta) &= -\frac{1}{2} \left\{ N \log 2\pi + \sum_n \log |D_{n|n-1}| \right. \\ &\quad \left. + \sum_{n=1}^N E_n^T D_{n|n-1}^{-1} E_n \right\} \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、 $X_{n|n-1}$ は、 $n-1$ 時点までの観測値を用いた状態量 X_n の推定値で、 $M_{n|n-1}$ は、その分散、 $X_{n|n}$ は、 n 時点までの観測値を用いた状態量 X_n の推定値、 $P_{n|n}$ はその分散である。状態量と分散の初期値 $X_{0|0}$, $P_{0|0}$ を与えることで、逐次、状態量、カルマンゲイン K_n , 対数尤度 $L(\theta)$ を求めることができる。

この中で、システムモデルの未知パラメータである減速材温度係数 K_T は、対数尤度を最大化する値として、非線形計画法で求めることができる。すなわち、(14)式は、 N 点の計測データと K_T を与えると、対数尤度が得られる構造であるので、非線形計画法で K_T を繰り返し与えることで、対数尤度を最大にする値を数値的に求めることができる。

システムノイズ Q_n と観測ノイズ R_n の分散も同時に推定することも可能であるが、ここでは、反応度外乱を印加することを前提としているため、システムノイズの影響は小さいとみなすことができると考えて、 $Q_n=0$ とし、観測ノイズについては、実データの観測値を考慮して、外乱による温度変動幅の30%程度の観測ノイズを仮定した固定値として、推定パラメータには入れていない。反応度の変動幅は、システムモデルの係数 a により調整できるが、この係数は、別途、温度変動のフィッティングで求めておく。これらの減速材温度係数以外の不確定パラメータは、実測データを模擬できるよう既知の値としているが、最終的には、減速材温度係数推定値に与える影響を感度解析により評価している。また、場合によっては、その一部を推定パラメータに加えることで影響を評価しており、これらの結果も後述する。

(1)式では、核加熱状態を想定して、中性子束から温度へのフィードバックを無視し、また、ランプ状の人為外乱を想定したモデルとしたが、高出力運転状態で人為外乱のない定常ゆらぎを利用した推定を行う場合、

$$\frac{dT}{dt} = c_1 n - c_2 T + V_3 \quad (15)$$

といったモデルで表現することが必要である。ここでは、温度に関して1次遅れのモデルとしたが、ゆらぎの構造に依存して、

$$T_k = \sum_m a_m T_{k-m} + \sum_m b_m n_{k-m} + v_3 \quad (16)$$

といった1入力1出力の自己回帰 (ARX) モデルで表現することも可能である。この係数は、温度と中性子束の観測

値から(14)式のカルマンフィルタ-アルゴリズムとは独立に求めることができるため、(14)式の減速材温度係数推定アルゴリズムにそのまま組み込むことが可能である。グレイボックスモデルの考え方の利点がここにあるといえる。

以下では、ここで提案した新しい推定法と従来法を数値シミュレーションで比較評価した結果を示す。

IV. シミュレーションによる性能比較

提案した手法の有効性を検証するため、模擬乱数を用いたシミュレーション実験を行った。本来は、(1)式为非線形モデルでデータを生成するのが妥当であるが、ここでは、提案した手法の有効性の検証が主目的であるので、(12)式の線形化・即発跳躍近似をしたモデルを用いて検証データの作成を行っている。なお、非線形モデルに基づいた数値実験でも結果は同様であったことを追記しておく。また、遅発中性子束に関しても、1群のままで数値実験を行っているが、手法の多群化は容易であり、また、本報の目的である推定性能の検証には本質的な影響はないため、このような扱いとした。Fig. 1は、 $\Delta t = 10$ msで、ランプ状の温度外乱に対して1,024点分の長さの応答をシミュレーションしたものである。ここで、システムノイズは、ほぼゼロ、観測ノイズは、 $W_1 = 0.37(\%)$ 、 $W_2 = 0.375$ (deg)の標準偏差の白色ノイズとして与えた。システムノイズをほぼゼロとしたのはランプ状の温度外乱に対して無視できると考えられることによる。一方、観測ノイズについては、ゼロ出力状態での実機計測データ¹⁾を参考に大き

さを決めた。他のパラメータは、Table 1に記載した通りである。また、Fig. 2には、この1,024点のフーリエ変換により求めた伝達関数とコヒーレンス関数も示しておく。ランプ状の外乱印加に起因して、低周波数領域でコヒーレンス値が大きくなっていることがわかる。なお、後述する実データ解析では16,000点(1,600 s)のデータを用いているが、ここでは、計算時間の短縮のため、温度変化を早くして1,024点(10 s)のデータで代替した。温度と反応度変化とそれに付随した観測ノイズの大きさは、実データとおおよそ等価になっており、手法の検証という観点では問題ないとみなせる。

本報では、提案した推定法の推定性能を確認するため、1回あたりのデータを上述の方法で1,024点として減速材温度係数を評価し、これを、乱数系列を変えて50回繰り返すことで、推定値のバラツキも評価している。Fig. 3には、この推定結果の代表例として、本報で提案したカルマンフィルタによる最尤推定法による結果と、(5)式で示した単純回帰分析による結果を比較して示した。減速材温度係数の真値 $0.45 \text{ }^{\circ}\text{C}/^{\circ}\text{C}$ に対して、カルマンフィルタを用いた最尤推定法は、バイアスもなく、かつ、バラツキも小さい推定値を得ていることがわかる。なお、最尤法による最適値の推定は、MATLABTMによる非線形計画法の関数を利用した。これに対して、反応度と温度との単純な1次回帰フィッティングによる値は、真値から小さい値の方にバイアスしているのに加えて、バラツキも大きい。バイアスの理由は、(7)式で述べたように、入力信号である

Fig. 1 Raw signal waveform for neutron flux (%), reactivity (¢) and moderator temperature (°C)

Fig. 2 Coherence function and transfer function between neutron flux and moderator temperature

Fig. 3 Estimation results of moderator temperature coefficients (Kalman filter vs. Simple regression analysis)

Fig. 4 Estimation results of moderator temperature coefficients (Kalman filter vs. Simple regression analysis with moving averaging)

温度に含まれる観測ノイズを正しく処理していないためである。このバイアスを解決する方法として、Figs. 4, 5 に、移動平均後の単純回帰分析による結果と、(11)式の周波数分析法による結果を示す。前者については、反応度と温度の観測信号に5点の移動平均をとって平滑化した後に、1次回帰モデルのフィッティングを行っている。また、周波数分析法については、生データに対するウィンドウ処理を行った後、1,024点のFFTの結果にスペクトルウィンドウをかけて Fig. 2 の伝達関数を求め、さらに、コヒーレンス関数を参考にして低周波数側の2点を選んで平均処理を行って係数を求めた。平均処理の点数については、いくつかのサーベイをしているが、結果は大差なかったため、この2点の結果を図示している。いずれの手法も、入力温度信号の観測ノイズを処理することで、推定バイアスはなくなっているが、推定値のバラツキは大き

Fig. 5 Estimation results of moderator temperature coefficients (Kalman filter vs. Frequency analysis)

いままであることがわかる。

Table 2 には、前記4通りの推定法の結果に加えて、個

別回帰分析による結果もあわせて、50回のシミュレーションによる推定結果の平均値と標準偏差をまとめて示す。個別回帰分析は、(9)式のように、ランプ状外乱に対してのみ適用できる方法で、反応度と温度をそれぞれ時間の一次式でフィッティングして、その傾きの比から係数を求める方法であり、因子分析法と同等の方法となるが、バラツキの大きさは従来法と同程度である。

Table 2の結果は、カルマンフィルタによる最尤推定法が、バイアスのない、しかも、バラツキを最小にする推定法であることを示している。特に、バラツキの大きさが、他の方法と比べて約1/7ほどに小さくなっており、短時間で高精度の推定値を得る上で実用的な価値も大きい手法であるといえる。本手法では、中性子束、温度信号とも、観測ノイズに関する前処理は不要であり、その特性を尤度関数という形でそのまま用いている点が、統計誤差を小さくした原因と考えられる。これに比べて、反応度推定計算を介する方法は、中性子束の観測ノイズを微積分演算により変換しているため、これが統計誤差に影響していると推定される。これは、(12)式の線形モデルを正しいモデルと仮定した場合明らかで、ここで提案した最尤推定法は白色の観測ノイズ特性を尤度関数として利用しているため、統

計的には最適な方法である。一方、反応度計算などの前処理をした場合、観測ノイズの白色性がくずれ、統計的な最適さから離れて誤差が拡大していると考えられる。この(12)式を、(1)式の実線形モデルに戻しても、本質的な問題は観測ノイズの前処理だと考えられるので結論は変わらない。ただし、実機への適用まで考えると、空間依存性の問題や観測ノイズの非白色性など検証すべき点が残っている点に注意は必要である。

Fig. 6は、カルマンフィルタにより求めた(14)式の尤度関数値と、反応度と温度の1次回帰分析による誤差の分散値の、温度係数への依存性を、50回の異なる乱数系列によるシミュレーションごとに調べた結果をまとめて示したものである。この最小値から最適な係数推定値を求めているが、カルマンフィルタにより求めた最尤値は、真値の周りで安定しているのに対して、1次回帰分析による分散値は、関数形状そのものが大きくばらついている。この評価関数の形状の安定性が、結果的には、減速材温度係数の推定値のバラツキの小ささに寄与しているものと考えられることができる。

このカルマンフィルタによる推定法の有効性確認のため、以下のような感度解析も行った。前記のシミュレーシ

Table 2 Summary of moderator temperature coefficients estimation results

	Maximum Likelihood method by Kalman filter	Simple regression analysis	Simple regression analysis with moving averaging	Frequency analysis	Individual regression analysis
Mean of estimated value	-0.451	-0.383	-0.445	-0.454	-0.452
Standard deviation	0.010	0.058	0.070	0.072	0.070

Fig. 6 Parameter dependence of estimation criterion and its variation with individual trials

ヨンでのカルマンフィルタによる最尤法では、減速材温度係数だけを推定値としたが、(12)式のモデル内では、温度外乱の印加幅も本来は未知であり、推定値に含める必要がある。この2つを推定値に入れて非線形計画法で推定した結果を、Table 3に示す。推定値のバイアスもバラツキもほとんど変化しないことがわかる。これは、外乱の大きさは、温度の変化傾向だけから決まることに対して、減速材温度係数は、温度と反応度の変化の比で決まるため、2つのパラメータ変化が(14)式的最尤値に与える影響が分離されていることによると考えられる。この特徴は、(16)式のように、温度がランプ状外乱ではなく、定常ノイズなど複雑な構造をもった場合でも同様に、温度信号の特性だけから温度の動特性を表現するパラメータが決まり、減速材温度係数の推定値への影響は少ないことを意味している。

Table 3 Sensitivity analysis of moderator temperature coefficient in Maximum Likelihood estimation

	MTC estimation (base case)	MTC and Disturbance amplitude estimation	MTC estimation with different observation noise
Mean of estimated value	-0.451	-0.450	-0.451
Standard deviation	0.010	0.011	0.010

また、カルマンフィルタで仮定した観測ノイズについても、前述の推定で用いた値を5倍にして、同様の推定を行ってみた。その結果もTable 3に示しているが、結果はほとんど変わらず、カルマンフィルタによる最尤法は安定した結果を与えることがわかる。本報では、シミュレーションによる評価のみ示しているが、ここで述べたモデルの不確定さに関わる部分の感度解析の結果は、本手法が、実際のデータに適用する場合でも十分な実用性を備えていることを示すものである。

V. 実データへの適用

BWRの起動前の冷却材昇温時のデータを用いて、カルマンフィルタによる減速材温度係数推定法の有効性を検証する。使用したデータは、Fig. 7に示すように、サンプリング周期0.1sで、1,600s間にわたって収集した中性子束と冷却材温度の計測データである。反応度は、6群の逆時間方程式で求めたものを示している。また、中性子束は、初期値からの相対変化、すなわち、

$$\hat{n}(t) = \frac{n(t) - n_0}{n_0} \quad (17)$$

という単位で示している。

実データへのカルマンフィルタの適用に当たっては、データ採取期間の中性子変化量が、約0.7と大きいことを考慮して、非線形カルマンフィルタを適用した。これは、

Fig. 7 Example of time trend of neutron flux, moderator temperature and reactivity signals under BWR startup period

Fig. 8 Estimation results based on Kalman filter

(White line : Predicted trend, Solid line : Measured trend)

Fig. 9 Simple regression analysis results for reactivity and moderator temperature

(14)式の状態予測方程式を、下記のように非線形モデルに置き換えることで容易に実現できる。

$$X_{n|n-1} = f(X_{n-1|n-1}, U_n) \quad (18)$$

また、1点炉近似動特性モデルも、実炉の核定数を考慮した6群モデルに置き換えている。さらに、Fig. 7からわかるように、制御棒引抜きにより一定の正の反応度が加わり、それが温度上昇による反応度で相殺される構造になっているため、(1)式の温度と反応度の関係式の中の ρ_0 も推定パラメータに加わることになる。温度上昇率については、観測データより、 $a = 7.1830 \times 10^{-4} (\text{deg/s})$ を用いている。Fig. 8は、この推定結果で、計測値の時間変化と、カルマンフィルタによる状態予測値を示したものである。この時の減速材温度係数 K_T と初期反応度印加値 ρ_0

の推定値も図内に示しているが、状態予測値の変化から考えて妥当な値と判断される。

Fig. 9は、(5)式による反応度と温度の単純回帰分析と、(9)式による個別回帰分析で求めた減速材温度係数の結果を示したが、個別回帰分析による結果は、カルマンフィルタによる結果とよく一致しており、前記のカルマンフィルタによる推定結果の妥当性を裏付けるものである。

VI. 考察とまとめ

本報では、減速材温度係数のカルマンフィルタによる最尤推定法を中心に従来法との比較を行い、その優位性を示した。推定値のバラツキが大きく改善される点は、実用面でも、係数の推定に必要なデータ計測時間を短縮することに役立つ。

バラツキの少ない良好な推定値が得られたのは、グレイボックスモデルという考え方に基づいて、第1原理モデルとデータから決めるフィッティングモデルを組合せ、評価関数を、尤度関数という合理的なものにしたためであると考えられる。従来の方法では、反応度の計算を介しているため、反応度と温度の傾きの推定に際しての尤度関数は、必ずしも本報でのカルマンフィルタにより求めた尤度関数と等価ではない。反応度計算に際しての微積分演算により観測ノイズが増幅し推定値のバラツキを増大させたものと考えられる。カルマンフィルタによる定式化では、観測ノイズをシステムノイズと明確に区別して扱っており、状態方程式モデル上では最適の推定法になっているとみなせる。このため、従来の方法に比べてより良い結果が得ら

れたものと考えることができる。ただし、今回のシミュレーションによる検証は、1点炉近似で、かつ、計測ノイズも白色という仮定の範囲に留まっており、実機での空間依存性や計測特性を考慮した本来のモデルでの検証は今後の課題として残されている。

減速材温度係数は、PWR では重要な監視指標であるが、BWR の場合、ボイド反応度係数の方がより重要な監視指標となる。この場合、ボイド率というキーパラメータが直接計測できないという問題があり、本報で述べたグレイボックスモデルよりもさらに複雑なモデルが必要となる。また、カルマンフィルタという時間領域のモデルではなく、周波数領域のモデルでの推定が、工学的にはよりよい結果を与える¹¹⁾。第II報で、このボイド反応度係数の推定法については詳述したい。

動的システムにおける推定問題では、時間領域と周波数領域の扱いがありうるし、さらに、本報で述べたように、推定問題の定式化によって推定性能は大きく異なることがある。もちろん、最適な定式化は適用対象によって異なるが、経験的知見だけでなく、より理論的な裏づけが望まれるところである。

— 参考文献 —

- 1) 玉置哲男, 榎本光広, 兼本 茂, 他, 統計分析手法による BWR 減速材温度係数の測定, 原子力学会「2000春の年会」要旨集, R51, (2000).
- 2) 玉置哲男, 榎本光広, 江畑茂男, 他, 炉雑音処理によるボイド係数推定(2); マッピング法による推定, 原子力学会「2001秋の大会」予稿集, H32, (2001).
- 3) 後藤幸徳, 高崎達郎, 増原康博, 他, 炉雑音処理によるボイド係数推定(1); 多回帰モデルによる推定, 原子力学会「2001秋の大会」予稿集, H31, (2001).
- 4) Y. Shimazu, "A new method of estimation for moderator temperature coefficient using Fourier transform," *J. Nucl. Sci. Technol.*, **32**[7], 622~628 (1995).
- 5) C. Demaziere, I. Pazsit, T. Andersson, *et al.*, "Analysis of an MTC noise measurement performed in Ringals-2 using Gamma-thermometers and in-core neutron detectors," *SMORN-8*, May 27~31, 2002, Goteborg, Sweden, (2002).
- 6) T. Andersson, C. Demaziere, A. Nagy, *et al.*, "Development and application of core diagnostics and monitoring for the Ringhals PWRs," *SMORN-8*, May 27~31, 2002, Goteborg, Sweden, (2002).
- 7) 日本機械学会編, 逆問題のコンピュータアナリシス, コロナ社, (1991).
- 8) 板垣正文, 栗原研一, 原子力における逆問題—古くて新しい問題解決のアプローチ, 原子力誌, **44**[12], 873~878 (2002).
- 9) C. Rotander, "Semi-physical identification of stability properties in a thermohydraulic channel," *SMORN-8*, May 27~31, 2002, Goteborg, Sweden, (2002).
- 10) 赤池弘次, 北川源四郎編, 時系列解析の実例(II), 朝倉書店, (1995).
- 11) 森 治嗣, 加賀見雄一, 兼本 茂, 他, 炉内計装を用いた BWR 炉心流量推定システムの開発; 観測ノイズを考慮した BWR 炉心動特性パラメータ推定法, 原子力学会「2003春の年会」要旨集, K45, (2003).