粒子フィルタを用いたパラメータ推定による回転機械の劣化診断*

安福 大輔[†]・藤井 彰[†]・山本 裕[‡]

A New Approach to Fault Diagnosis of Rotating Machine by Using Particle Filter as Parameter Estimation*

Daisuke YASUFUKU[†], Akira FUJII[†] and Yutaka YAMAMOTO[‡]

In this paper, we describe a new approach to fault diagnosis method of rotating machine by parameter estimation. At first, we derive the moving equations of rotating machine including failure parameters and the observing equation. Next we define the parameter estimation problem to detect symptoms of failure. This parameter estimation problem is divided into two types by terms including failure parameter. In order to apply particle filter to these problems, the moving equations are discretized by Euler-Maruyama method and an approximated parameter estimation problem is defined. Then we conducted numerical simulations, so estimators are effective to detect failure parameters. Moreover log likelihood is confirmed to decide which failure model is better or not. By using these parameter estimation and model comparison method, we can treat more complex fault diagnosis of rotating machine.

1. はじめに

回転機械の保守方法として、劣化を定量的に把握することで設備の寿命を見極め、保全計画へと反映させる状態監視保全の考え方は、設備管理の高度化に伴い年々重要となっている。

とくに回転機械の劣化診断法の代表的なものに振動法が挙げられる。振動法は運転中の軸受振動をセンサにて測定し、振動波形をFFTアナライザなどで解析することで異常の有無と原因を判別する方法であり[1]、高速域での検出精度の高さと解析の容易性から製鉄設備に代表されるプラント設備において数多く適用されている。

従来より回転機械の劣化診断に関する研究は、振動法に関する波形の信号処理方法を中心におこなわれてきた。具体的には特徴パラメータを用いた劣化診断手法[4]や、統計的手法を用いた診断手法[5]など数多くの研究事例が挙げられる[1–7]。

しかしながら単純な回転機械における劣化を除いては、特徴量と劣化との物理的な因果関係が明らかにされていないのが現状であり、ラインシャフトや減速機を介した複雑な回転機械や、駆動部がケーシングなどに内蔵されて直接振動が測定できないような回転機械の設備診断においては、試行錯誤的に特徴量と劣化判別方法を選ばざるを得ない。

そのため劣化を示すパラメータを陽な形で回転機械の物理モデルに組み込み、計測されたデータから劣化パラメータを予測する診断手法の確立が望まれる。

以上の背景のもと、著者は軸受要素に注目し、代表的な劣化である圧痕疵を含むラジアル方向振動、スラスト方向振動の定式化をおこない、実際の軸受診断への適用をおこないその有効性を示した[8,9]。しかしこれらの手法は単一の機械要素に注目されているため、回転機械全体の挙動を表すことはできない。また劣化パラメータも1種類を想定しているため、複数の劣化パラメータが表れる場合に適用することは困難である。

そこで本研究では、最も基本的な回転機械のモデルとして2点支持4自由度回転系を考え、劣化モードに対応したパラメータの推定問題として劣化診断問題の定式化をおこない、さらにそれを数値的に解くためにEuler-Maruyama法による離散近似をおこなった。得られた近似問題はパラメータと状態との同時推定問題とな

* 原稿受付 2011年11月30日

[†] 新日本製鐵(株)名古屋製鐵所 Nippon Steel Corporation Nagoya Works; 3-5, Tokai machi, Tokai city, Aichi 476-8686, JAPAN

[‡] 京都大学 大学院 情報学研究科 Graduate School of Informatics, Kyoto University; Yoshida-Honmachi, Sakyo ward, Kyoto city, Kyoto 606-8501, JAPAN

Key Words: fault diagnosis, estimate, filtering, particle filter.

り、非線形モデルでの扱いが必要となる．そこで状態推定手法として近年注目を集めている粒子フィルタを適用することで、具体的な劣化パラメータ推定アルゴリズムを導出した．

本論文ではまず 2. にて、回転機械の運動方程式を導出し、劣化推定問題を定義する．つぎに 3. では、劣化モードと劣化パラメータの具体的な事例について述べる．4. では定義した劣化推定問題を Euler-Maruyama 法を用いて離散時間での近似問題におきかえ、5. にてこの近似問題に対する粒子フィルタの適用をおこなう．最後に 6. で数値計算事例を示し本手法の有効性について述べる．

2. 問題設定

2.1 回転機械の運動方程式

ここでは 2 点支持 4 自由度回転系の運動方程式ならびに観測方程式を導出し、劣化推定問題の定式化をおこなう．

本論文で考察する 2 点支持 4 自由度回転系のモデルを Fig. 1 に示す．これは質量 m 、長さ $l = l_1 + l_2$ の剛体がばね定数 k_1, k_2 の軸受 1, 2 で支持されて回転する運動であり、回転体には既知の外力

$$f(t) = \begin{bmatrix} f_x & f_y & n_x & n_y \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

ならびに平均が 0、共分散行列 Σ_v が既知の正規分布状のプロセスノイズ

$$v(t) = \begin{bmatrix} v_x & v_y & v_{\theta_x} & v_{\theta_y} \end{bmatrix}^T \sim N(0, \Sigma_v) \quad (2)$$

を受けるものとする．このとき z 軸を回転体の中心線に一致させ、剛体 M の重心に原点を一致させた座標系 $O-xyz$ をとり、重心の変位ならびに傾きを

$$x(t) = [x, y, \theta_x, \theta_y]^T \quad (3)$$

とすると、以下の無次元化された運動方程式を得る [11]．

$$\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = f(t) + v(t) \quad (4)$$

ただし K, C は以下の式で表すことができる．

$$K = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & \beta & 0 \\ 0 & \alpha & 0 & \beta \\ \gamma & 0 & \delta & 0 \\ 0 & \gamma & 0 & \delta \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & i_p \omega \\ 0 & 0 & -i_p \omega & 0 \end{bmatrix}$$

ここで $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ は軸受 1, 2 のバネ定数 k_1, k_2 ならびに重心からの距離 l_1, l_2 および質量 m 、慣性モーメント I から定まる以下の定数である．

$$\alpha = \frac{k_1 + k_2}{m}, \quad \beta = \frac{k_1 l_1 - k_2 l_2}{m} \quad (5)$$

$$\gamma = \frac{k_1 l_1 - k_2 l_2}{I}, \quad \delta = \frac{k_1 l_1^2 + k_2 l_2^2}{I} \quad (6)$$

また i_p はそれぞれ回転体 M の z 軸に対する慣性モー

Fig. 1 2bearings and 4DOF(degree of freedom) rotating system

ント I と慣性主軸モーメント I_p との比 $i_p = I/I_p$ である．

2.2 観測方程式

前節で述べた回転機械の運動は、レーザ変位計による軸変位の測定や軸受に取り付けられた振動計や変位計を用いて測定される．本論文では簡単のため、変位のみ測定可能であるとする．この場合測定値 $z(t)$ は

$$z(t) = C_c x(t) + w(t) \quad (7)$$

変数 $x(t)$ の一次結合で表すことができる．ただし $w(t)$ は、平均 0、共分散行列 Σ_w が既知の正規分布状の観測ノイズ

$$w(t) = \begin{bmatrix} w_x & w_y & w_{\theta_x} & w_{\theta_y} \end{bmatrix}^T \sim N(0, \Sigma_w) \quad (8)$$

とする．

C_c は回転系へのセンサ構成によって異なり、具体的な事例を以下に示す．

(1) 支持点 1, 2 両方に振動センサをつけた場合

支持点 1, 2 両方に振動センサをつけた場合、支持点 1, 2 での変位 x_1, y_1, x_2, y_2 に関して

$$x_1 = x + l_1 \theta_x, \quad y_1 = y + l_1 \theta_y \quad (9)$$

$$x_2 = x - l_2 \theta_x, \quad y_2 = y - l_2 \theta_y \quad (10)$$

の関係がある．そのため C_c は

$$C_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & l_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & l_1 \\ 1 & 0 & -l_2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -l_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

と表すことができる．

(2) 支持点 1 のみに振動センサをつけた場合

支持点 1 のみに振動センサをつけた場合は、 x_1, y_1 の変位のみ検出可能であるため、 C_c は

$$C_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & l_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & l_1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

と表すことができる．

(3) 重心 x, y が直接測定可能な場合

回転機械にレーザ変位計などで回転体を直接測定する

場合，重心位置の変位 x, y を測定することが可能である．
このとき C_c は

$$C_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

と表すことができる．

2.3 劣化パラメータ推定問題

前節までで得られた運動方程式 (4) 式ならびに観測方程式 (7) 式を用いて，劣化診断のための劣化パラメータ推定問題を定める．

回転機械の劣化は圧痕やフレーキングのように軸受起因のものや，アンバランス，ミスアライメントのように軸や据付によるものなど多岐にわたるが [1, 2]，本論文ではこれらの回転機械の劣化を示す特徴量を劣化パラメータ θ で表し，劣化の種類に応じて (4) 式内に表れるパラメータの組合せで表すこととする．

代表的な劣化に対応する θ の具体的な組合せは後述するが，ここでは一般的な場合を考え，劣化パラメータ θ を用いて (4) 式内の定数項 M, C ならびに外力項 $f(t)$ が， θ の関数として表せるものとし，以下のように陽な形で置き換える．

$$K_\theta := K(\theta), C_\theta := C(\theta), f_\theta(t) := f(\theta, t) \quad (14)$$

この劣化パラメータ θ は劣化の進行に伴い変化するが，月・日単位という長期間にわたって緩やかに変動する特性を持つため，分・秒単位でおこなう劣化診断の期間においては時不変であると仮定して差し支えない．

このとき，回転機械の劣化推定問題を以下のように定義する．

【定義 1】（劣化パラメータ推定問題） 以下の連続時間システムにおいて観測値 $z(t)$ と，プロセスノイズ v_c ，観測ノイズ w_c の統計量が与えられたとき，時不変な劣化パラメータ θ の推定値 $\hat{\theta}$ をもとめよ．

$$\ddot{x}(t) + C_\theta \dot{x}(t) + K_\theta x(t) = f_\theta(t) + v(t) \quad (15)$$

$$z(t) = C_c x(t) + w(t) \quad (16)$$

3. 劣化モードの分類と劣化パラメータ

ここでは回転機械の劣化を表す劣化パラメータ θ について具体例を示す．前述のように回転機械の劣化は (15) 式の $K_\theta, C_\theta, f_\theta(t)$ 内のパラメータの組合せで表されるが，Table 1 に示すように剛性に影響を及ぼす劣化（状態行列型）と外力に影響を及ぼす劣化（外力項型）との二つに分類することができる．

3.1 状態行列型劣化

状態行列型の劣化は軸受内部の摩耗や油温度上昇によるばね定数の変化や，回転数の変動に起因する劣化であ

Table 1 Classifications of rotating machine failure

分類	劣化の種類	反映される項
状態行列型	軸受内部の摩耗	K_θ, C_θ
	油温上昇	
	回転数の変化	
外力項型	軸受内部の疵	$f_\theta(t)$
	アンバランス	
	ミスアライメント	

り， K_θ, C_θ 内のパラメータの変化で表すことができる．

たとえばころがり軸受内部の摩耗量 δ_1 とばね定数 k_1 との間には，近似的に以下の関係があることが知られている [10]．

$$k_1 = C(c_l + \delta_1) \quad (17)$$

ここで C は軸受構造から定まる定数であり， c_l は初期の平均隙間である．このような劣化の場合，推定すべき劣化パラメータ θ は，ばね定数 k_1, k_2 から定まる定数 $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ であるため， K_θ 内のパラメータを用いて，

$$\theta := [\alpha, \beta, \gamma, \delta]^T \quad (18)$$

とすることができる．

また，制御系の異常などにより回転数が目標から変動するような場合を考えると，劣化パラメータ θ として C_θ 内のパラメータを用いて，

$$\theta := \omega - \omega_r \quad (19)$$

とすることができる．ただし ω_r は目標回転数である．

3.2 外力項型劣化

外力項型の劣化は疵通過時の衝撃荷重や回転軸のアンバランス，ミスアライメントなどに起因する劣化であり，外力項 $f_\theta(t)$ 内のパラメータの変化で表すことができる．

たとえばアンバランスの場合，重心からのずれを ϵ ，慣性主軸からの傾きを τ とし，慣性主軸が傾く平面と重心の方向とのなす角が ϕ の場合， $f_\theta(t)$ は以下の式で表すことができる [11]．

$$f_\theta(t) = \begin{bmatrix} \epsilon \omega^2 \cos \omega t \\ \epsilon \omega^2 \sin \omega t \\ (1 - i_p) \tau \omega^2 \cos(\omega t + \phi) \\ (1 - i_p) \tau \omega^2 \sin(\omega t + \phi) \end{bmatrix} \quad (20)$$

このような場合，推定すべき劣化パラメータ θ は

$$\theta := [\epsilon, \tau, \phi] \quad (21)$$

とすることができる．

また軸受に発生した疵の場合，疵の通過周期を $T[\text{sec}]$ とすると，以下の式で表すことができる [8, 9, 12]．

$$f_{\Theta}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \begin{bmatrix} F\delta(t-kT) \\ G\delta(t-kT) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (22)$$

ここで F, G は衝撃の程度を表す定数であり, ψ は疵の位置から定まる定数である. このような場合, 推定すべき劣化パラメータ Θ は

$$\Theta := [F, G] \quad (23)$$

となる.

4. 劣化推定問題の離散近似

4.1 Euler-Maruyama 近似による離散化

定義 1 で定めた劣化推定問題は連続時間でのパラメータ推定問題であるが, 数値計算をおこなうためには離散時間近似をおこなう必要がある. 確率微分方程式の離散近似手法には Euler-Maruyama 近似 [13] や Milstein 近似 [14], Kusuoka 近似 [15] など多くの数値解法が研究されているが, 本論文では最も基本的な Euler-Maruyama 近似を用いた離散時間近似をおこなう.

【定義 2】(Euler-Maruyama 近似) $f(X) \in R^n \rightarrow R^n$, $g(X) \in R^n \rightarrow R^{n \times d}$ とし, $W(t)$ を d 次元ブラウン運動とする. このとき区間 $[0, T]$ で定義された連続時間確率微分方程式

$$dX(t) = f(X)dt + g(X)dW(t) \quad (24)$$

の解 $X(t)$ に対する $t_n = n\Delta t$ での Euler-Maruyama 近似とは, 以下の離散時間確率過程 $\tilde{X}_n$ のことをいう.

$$\tilde{X}_{n+1} = \tilde{X}_n + f(\tilde{X}_n)\Delta t + g(\tilde{X}_n)\Delta W_n \quad (25)$$

ただし $\tilde{X}_0 = X(0)$ であり, Δt , ΔW_n は以下の式で定義される.

$$\Delta t = \frac{T}{L}, \quad \Delta W_n = W(t_{n+1}) - W(t_n) \quad (26)$$

Euler-Maruyama 近似によって得られる近似列 $\tilde{X}_n$ は元の $X(t)$ に次数 1/2 で強収束し, 次数 1 で弱収束することが知られている [13]. したがって, 十分大きな分割数 L をとることで, 元の連続時間確率微分方程式の近似的な挙動を数値計算にて求めることが可能である.

この結果をもとに (15) 式の Euler-Maruyama 近似をおこなう. まず補助変数として,

$$y(t) := \dot{x}(t) \quad (27)$$

とすると, 定義により (15) 式は以下の式で表すことができる.

$$\dot{y}(t) + C_{\Theta}y(t) + K_{\Theta}x(t) = f_{\Theta}(t) + v(t) \quad (28)$$

このとき (27), (28) 式の $t_n = n\Delta t$ における Euler-Maruyama 近似をおこなうことで, $x(t)$, $y(t)$ の近似列 x_n , y_n はそれぞれ以下の離散時間確率過程となる.

$$x_{n+1} = x_n + y_n\Delta t \quad (29)$$

$$y_{n+1} = y_n + (-C_{\Theta}y_n - K_{\Theta}x_n)\Delta t + f_{\Theta,n}\Delta t + v_n \quad (30)$$

ただし $v_n = v(t_n) - v(t_{n-1})$ であり, 正規分布の性質から v_n は

$$v_n \sim N(0, \Delta t \Sigma_v) \quad (31)$$

に従う. 一方, 観測方程式 (16) 式の離散化は時刻 t_n での値をとればよいので, 以下の式で表すことができる.

$$z_n = C_c x_n + w_n \quad (32)$$

ここで w_n は

$$w_n \sim N(0, \Sigma_w) \quad (33)$$

である.

4.2 近似劣化パラメータ推定問題の導出

前節で得られた離散時間確率過程をもとに, 劣化パラメータ推定問題を離散時間状態推定問題に置き換える. まず劣化パラメータ Θ を陽な形

$$\Theta_n := \Theta \quad (34)$$

で表し, 状態変数 X_n を以下の式で定義する.

$$X_n = [x_n y_n \Theta_n]^T \quad (35)$$

このとき (29), (30), (32) 式は

$$X_{n+1} = F(X_n) + v_n \quad (36)$$

$$z_n = G(X_n) + w_n \quad (37)$$

と表すことができる. ただし,

$$F(X_n) = X_n + \Delta t \begin{bmatrix} O & I & O \\ -K_{\Theta} & -C_{\Theta} & O \\ O & O & O \end{bmatrix} X_n + \Delta t \begin{bmatrix} 0 \\ f_{\Theta,n} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$G(X_n) = \begin{bmatrix} C & O & O \end{bmatrix} X_n \quad (39)$$

である. ここで O, I はそれぞれ適当なサイズの零行列と単位行列, 0 は適当なサイズの零ベクトルである. $F(X_n)$ は (38) 式第 2 項により, 一般に状態変数 X_n に関して非線形となる.

これらの関係式を用いることで, 劣化パラメータ推定問題は, 以下の非線形離散時間システムの状態推定問題

として置き換えることができる．

【定義 3】（近似劣化パラメータ推定問題）以下の離散時間システムにおいて観測値 z_n と、近似プロセスノイズ v_n 、近似観測ノイズ w_n の平均、共分散行列が与えられたとき、 X_n の推定値 $\hat{X}_n$ をもとめよ．

$$X_{n+1} = F(X_n) + v_n \quad (40)$$

$$z_n = G(X_n) + w_n \quad (41)$$

5. 粒子フィルタによるパラメータ推定

ここでは近似劣化パラメータ推定問題を解くための手法として粒子フィルタをとり上げ、状態変数 X_n の推定アルゴリズムの導出をおこなう．さらに定数推定において発生しやすい数値計算の不安定性を解消するための方法として、roughening(後述、5.2 参照) によるアルゴリズムの改善についても述べる．

5.1 粒子フィルタアルゴリズムの適用

前章で述べたように、回転機械の劣化推定問題は非線形離散時間システムにおける状態変数 X_n の推定問題としてとらえられる．そのため拡張カルマンフィルタ [16,17] や無香料カルマンフィルタ [18]、粒子フィルタ [19] などの非線形システムで適用可能な状態推定手法を用いることで X_n の推定が可能である．

本論文では粒子フィルタを用いた状態推定に着目する．粒子フィルタとはパーティクルフィルタ、モンテカルロフィルタともよばれる手法であり、状態空間中の多数の粒子をもちいて状態の分布を近似し、システムの挙動をそれぞれの粒子ごとに再現することで状態を推定する手法である [19–21]．粒子フィルタは近年計算機の能力が向上する中で、そのアルゴリズムの簡便さや非ガウス性のノイズに対しても有効である点で注目を集めている．

粒子フィルタを用いると (36), (37) 式の状態変数 X_n の推定値 $\hat{X}_n$ は以下の手順で求めることができる [19–21]．

(1) 時刻 $n=0$ のとき．

粒子数 M 個の初期分布 $\hat{X}_0^{(j)}, j=1, \dots, M$ をもとめる．

(2) 時刻 $n=1, \dots, N$ のとき．

以下のステップを実行する．

ステップ 1 観測ノイズ $v_n^{(j)}$ を生成し、以下の式を用いて $\tilde{X}_{n+1}^{(j)}$ を生成する．

$$\tilde{X}_{n+1}^{(j)} = F(\hat{X}_n^{(j)}) + v_n^{(j)} \quad (42)$$

ステップ 2 観測値 z_{n+1} をもとに、以下の式を用いて重み $w_{n+1}^{(j)}$ をもとめる．

$$w_{n+1}^{(j)} = \frac{p(z_{n+1} | \tilde{X}_{n+1}^{(j)})}{\sum_{j=1}^M p(z_{n+1} | \tilde{X}_{n+1}^{(j)})} \quad (43)$$

ステップ 3 $\tilde{X}_{n+1}^{(j)}$ から重み $w_{n+1}^{(j)}$ に比例した確率で復元抽出をおこない推定値 $\hat{X}_{n+1}^{(j)}$ をもとめる．

ステップ 4 $\hat{X}_{n+1}^{(j)}$ から、平均をとり状態変数 X_{n+1} の推定値 $\tilde{X}_{n+1}$ を求める．

$$\tilde{X}_{n+1} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \hat{X}_{n+1}^{(j)} \quad (44)$$

ここで $p(z_n | \tilde{X}_n^{(j)})$ は、 $\tilde{X}_n^{(j)}$ のもとでの z_n となる条件付き確率であり、これは観測ノイズ w_n が $w_n \sim N(0, \Delta t \Sigma_v)$ であることから多変数正規分布の定義により、

$$p(z_n | \tilde{X}_n^{(j)}) := \frac{1}{(2\pi)^2 (\Delta t \Sigma_v)^{1/2}} \times \exp\left(-\frac{1}{2\Delta t} e_n^T \Sigma_v^{-1} e_n\right) \quad (45)$$

$$e_n := z_n - G(\tilde{X}_n^{(j)}) \quad (46)$$

とすることができる [19]．

5.2 Roughening によるアルゴリズムの改善

(36) 式のうち劣化パラメータ Θ_n に関する状態推移は、定義からも明らかのように

$$\Theta_{n+1} = \Theta_n \quad (47)$$

である．このとき粒子フィルタによる推定値 $\tilde{\Theta}$ は一点に収束する挙動を示す．このような定数推定の場合、時間経過につれ粒子フィルタが有効な推定値を生成できる確率が極めて小さくなり、推定アルゴリズムが正常に動作しない場合が知られている．

そこで安定的に計算をおこなうための手法として roughening をおこなう [21,22]．これは個々の粒子の推定値 $\tilde{X}_n$ に対しガウスノイズ c_n を加える方法である．

文献 [21,22] に従えば、このガウスノイズはそれぞれ独立であり、平均 0、標準偏差 $\sigma = KEM^{-1/d}$ で与えられる．ただし E は roughening 前の推定値の区間巾、 d は状態変数 X_n の次元、 K は調整パラメータである．したがって、粒子数 M が多いほど roughening によるガウスノイズの分散は大きくなり、推定値を分散させる効果が大きくなる．

6. 数値計算

本論文で考案した劣化パラメータ推定手法の有効性の確認のために、数値計算をおこなった．回転機械の諸元は Table 2 とし、原信号は $\Delta t = 1/4096$ [sec] で Euler-Maruyama 近似による数値計算で求め、粒子フィルタの計算条件は Table 3 に示す条件で離散時間近似システムを求めて実施した．なおプロセスノイズならびに観測ノイズの共分散行列は以下とした．

$$\Sigma_v = \begin{bmatrix} 4 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 16 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 16 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 16 \end{bmatrix}, \Sigma_w = \begin{bmatrix} 0.0625 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.25 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.25 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.25 \end{bmatrix}$$

また観測行列 C_c は軸受 1, 2 それぞれにセンサーがある場合を考えて,

$$C_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & l_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & l_1 \\ 1 & 0 & -l_2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -l_2 \end{bmatrix} \quad (48)$$

とした. このとき状態行列型劣化ならびに外力型劣化それぞれの場合について, 粒子フィルタを用いたパラメータ推定をおこなった.

Table 2 Rotating machine parameters

α	β	γ	δ	i_p	ω	l_1	l_2
10.0	0.3	4.0	23.0	2.0	18.8	0.35	0.45

Table 3 Simulation parameters

Δt	N	M
1/512	500	500

6.1 Case1. 状態行列型劣化推定問題

状態行列型劣化推定問題として 3.1 で述べた軸受の剛性を推定する場合の数値計算をおこなう. 劣化パラメータ θ は

$$\theta = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \\ \delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10.0 \\ 0.3 \\ 4.0 \\ 23.0 \end{bmatrix}$$

と定義し, 離散時間観測波形 z_n から粒子フィルタを用いてこの劣化パラメータを推定した. また roughening の定数 K は 0.002 とした. 変位 x_n の推定結果を Fig. 2 に, 各劣化パラメータの推定結果を Figs. 3~6 に示す.

まず Fig. 2 からわかるように変位 x_n の誤差は微小であり, 推定値と真値との区別ができないほど一致した挙動を示し, 状態推定手法としての粒子フィルタの有効性を確認することができる. つぎに各劣化パラメータの推定結果は変位 x の推定結果と比較すると収束性や精度が劣るが, いずれのパラメータも 0.2[sec] 付近では真値に収束し, 以降真値付近の値で安定することがわかる.

つぎに提案方法の有効性を確認するために, roughening をおこなわなかった場合と拡張カルマンフィルタを用いた場合との比較をおこなった. 計算条件は前述と同じとし, 計算を 50 回繰り返し, 各ステップごとの自乗平均平方根誤差 (RMSE) を比較した.

Fig. 2 Estimated values of x_n (dashed line: true values, solid line: estimated values)

Fig. 3 Estimated values of α

Fig. 4 Estimated values of β

Fig. 5 Estimated values of γ

Fig. 6 Estimated values of δ

変位の RMSE を Fig. 7 に, 劣化パラメータの RMSE を Fig. 8 に示す. roughening をおこなった推定値は変位および劣化パラメータいずれにおいても有効に機能し, roughening をおこなわなかった場合と拡張カルマンフィルタの場合よりも誤差の小さいことがわかる.

特に拡張カルマンフィルタの場合、劣化パラメータ推定に対しては初期値誤差からの低減がみられない。これは劣化パラメータに対するカルマンゲインが微小であり更新後の推定値がほぼ一定値であるためであるが、このことから提案手法の有効性を確認することができる。

Fig. 7 RMSE of state x Fig. 8 RMSE of parameters Θ

6.2 Case2. 外力項型劣化推定問題

外力項型劣化推定問題として3.2で述べたアンバランスにより外力を受ける場合の数値計算をおこなった。ここでは $\phi=0$ の場合を考え、劣化パラメータは

$$\Theta = \begin{bmatrix} \epsilon \\ \tau \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.0 \\ 0.1 \end{bmatrix}$$

と定義し、離散時間観測波形 z_n から粒子フィルタを用いてこの劣化パラメータを推定した。またrougheningの定数 K は0.02とした。変位 x_n の推定結果をFig. 9に示す。また ϵ の推定結果をFig. 10に、 τ の推定結果をFig. 11に示す。

まずFig. 9からわかるように変位 x_n の誤差は微小であり、推定値と真値との区別ができないほど一致した挙動を示し、外力項型劣化モデルにおいても状態推定手法としての粒子フィルタの有効性を確認することができる。

また、 ϵ の推定は変位 x と比較すると収束性が劣るが、開始後から急速に収束し0.05[sec]付近で真値1.0に収束する。 τ は ϵ と比較すると収束は遅いが、0.4[sec]以降でほぼ真値0.1に収束する。

これらの結果より外力パラメータの推定は、状態変数の推定には劣るものの真値に漸近する傾向を示し、劣化

Fig. 9 Estimated values of x_n (dashed line: true values, solid line: estimated values) Fig. 10 Estimated values of ϵ Fig. 11 Estimated values of τ

パラメータの推定方法として十分であることがわかる。

つぎに、本ケースにおいてもrougheningの効果を確認するために比較計算を実施した。計算条件は前述と同様とし、計算を50回繰り返し、各ステップごとのRMSEを比較した。変位のRMSEをFig. 12に、劣化パラメータのRMSEをFig. 13に示す。rougheningをおこなった推定値は変位および劣化パラメータいずれにおいても有効に機能し、rougheningをおこなわなかった場合よりも誤差の小さいことがわかる。

Fig. 12 RMSE of state x

Fig. 13 RMSE of parameters Θ

6.3 尤度によるモデル判別

実際の劣化推定をおこなう場合、懸念される劣化があらかじめ予測できない場合も多い。そのため実用上は複数のパラメータ推定結果を比較する方法が重要となる。そこで対数尤度を用いて判別をおこなう。

対数尤度 $l(X)$ は粒子フィルタの場合、以下の式で近似的に求めることができる [23]。

$$l(X) = \sum_{k=1}^N \log \left(\sum_{j=1}^M w_k^j \right) - N \log M \quad (49)$$

この式で得られる対数尤度 $l(X)$ が小さいほど相対的に良いモデルであると判断することができる。そこで、上式で定義された対数尤度を用いて前述の劣化モデルの比較をおこなった。計算条件は6.2, 6.3と同様とし、それぞれ劣化パラメータを含む運動方程式に対し各劣化パラメータ推定手法を用いて計算をおこなった。

このようにして得られた各ステップごとの重み係数 w_k^j をもとに $l(X)$ を求めた。結果を Table 4 に示す。いずれの場合も劣化に対応したパラメータ推定手法を用いる方が $l(X)$ が小さくなることが確認できる。

このことから、あらかじめ発生する劣化が予測できないような場合であっても、粒子フィルタの計算アルゴリズムにて得られる $l(X)$ の値を比較することで劣化モデルそのものの優劣の判断をおこなうことができると考えられる。

Table 4 $l(X)$ Parameters

劣化モデル 推定手法	Case1	Case2
Case1	-708	-1101
Case2	-4003	-698

7. おわりに

本論文では回転機械の劣化診断を目的として、2点支持4自由度回転系における劣化診断問題を定式化し、Euler-Maruyama法による近似手法を介して粒子フィルタによる推定アルゴリズムを導出した。さらに数値計算

によりその有効性を確認し、応用上問題となる実際の劣化状態が予測できない場合においても、対数尤度を用いることで劣化モデルの優劣判別がおこなえることを示した。今後は本手法を実際の回転機械診断に適用し、有効性の検証をおこなうことが望まれる。

また一方で、劣化パラメータ推定方法のさらなる適用範囲の拡大も今後の課題であり、以下に述べる取り組みが今後望まれる。

● 非ガウス性プロセスノイズの考慮

本研究では、プロセスノイズはガウス性を仮定したが、実際の回転機械では尖り度や歪度が零ではない非ガウス性の外乱入力加わることが知られており [6]、提案した粒子フィルタはこのような非ガウス性のノイズが混入する場合において特にその効果が期待される。しかし、非ガウス性のノイズを含んだ連続時間確率微分方程式を離散化することは一般には困難であるため、たとえば離散近似方法の知られている Lévy 過程での劣化診断問題の定式化をおこなない、推定アルゴリズムを導出する必要がある。

● 安定な離散化手法の考案

本研究で劣化パラメータ推定アルゴリズム導出に用いた Euler-Maruyama 法は十分短い時間刻み Δh が必要であり、時間刻みが大きい場合は計算誤差やシステムノイズなどの影響により発散する。このため高速で回転する回転機械の場合は、十分な推定時間や実用的な時間刻みを確保できない懸念があり、安定な離散化手法と組み合わせたパラメータ推定方法の研究も今後望まれる。

● アルゴリズムの高速化

粒子フィルタは拡張カルマンフィルタと異なり逆行列の計算が不要であるため、各粒子ごとの計算時間は短い。しかし精度をあげるためには粒子数を数百～数千個とる必要があり、各時間ごとでの計算時間は拡張カルマンフィルタと比較して一般的に数十倍必要となる。そのため実設備において劣化診断をおこなうためには推定精度と計算速度のバランスをとることや、高速化に向けたアルゴリズムの改善が望まれる。

参考文献

- [1] 豊田: 回転機械診断の進め方, 日本プラントメンテナンス協会 (1991)
- [2] 豊田: 設備診断のための信号処理の進め方, 日本プラントメンテナンス協会 (1996)
- [3] 豊田, 陳, 溝田: スペクトルの統計的検定による故障信号の抽出; 精密工学会誌, Vol. 58, No. 6, pp. 1041-1046 (1992)
- [4] 陳, 三笥, 里永, 豊田: 時間領域の有・無次元特徴パラメータの統合による回転機械設備の状態診断法; 日本設備管理学会誌, Vol. 19, No. 2, pp. 56-65 (2007)

- [5] 古屋, 陣: 低速回転軸受の異常診断法 (1) -SP 波形によるデータの圧縮と診断-; 日本機械学会九州支部講演論文集, Vol. 2003, No. 56, pp. 207-208 (2003)
- [6] 陳, 千場, 谷口, 奈須, 豊田: 可変運転条件における機械設備の異常診断 (第1報, 遺伝的プログラミングとウェーブレット解析による回転機械の異常診断方法); 日本機械学会論文集 (C編), Vol. 65, No. 640, pp. 4790-4795 (1999)
- [7] 劉, 豊田, 陳, 馮, 二保: Information Divergence による回転機械の異常診断; 精密工学会誌, Vol. 66, No. 1, pp. 157-162 (2000)
- [8] 安福, 藤井, 山本: ラジアル荷重下における転がり軸受振動の定式化と低速回転域での劣化診断への適用; 日本機械学会論文集 (C編), Vol. 76, No. 771, pp. 2947-2954 (2010)
- [9] 安福, 藤井, 山本: スラスト荷重下における転がり軸受振動の定式化と低速回転域での劣化診断への適用; 日本機械学会論文集 (C編), Vol. 77, No. 779, pp. 2627-2641 (2011)
- [10] 田村, 津田: 玉軸受のばね特性について (第1報, 多数の玉をもつ軸受の極限特性); 日本機械学会論文集, Vol. 45, No. 398, pp. 1101-1108 (1978)
- [11] 山本, 石田: 回転機械診断の力学, コロナ社 (2001)
- [12] 五十嵐, 浜田: 欠陥をもつころがり軸受の振動・音響に関する研究 (第1報, 1個のきずがある玉軸受の振動); 日本機械学会論文集, Vol. 47, No. 422, pp. 1327-1336 (1981)
- [13] G. Maruyama: Continuous Markov processes and stochastic equations; *Rendiconti del Circolo Matematico di Palermo*, Vol. 4, No. 1, pp. 48-90 (1955)
- [14] G. N. Milstein: *Numerical Integration of Stochastic Differential Equations*, Kluwer Academic Publishers Group (1995)
- [15] S. Kusuoka: Approximation of expectation of diffusion process and mathematical finance; *Advanced Studies in Pure Mathematics, Proceedings of Final Taniguchi Symposium*, Nara 1998 (T. Sunada, ed.), Vol.— 31, pp. 147-165 (2001)
- [16] L. Ljung: Asymptotic behavior of the extended Kalman filter as a parameter estimator for linear systems; *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 24, No. 1, pp. 36-50 (1979)
- [17] 片山: 応用カルマンフィルタ, 朝倉書店 (2000)
- [18] S. J. Julier, J. K. Uhlmann and H. F. Durrant-Whyte: A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators; *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 45, No. 3, pp. 477-482 (2000)
- [19] G. Kitagawa: Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models; *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol. 5, pp. 1-25 (1996)
- [20] 北川: モンテカルロ・フィルタおよび平滑化について; 統計数理, Vol 44, No. 1, pp. 31-48 (1996)
- [21] N. J. Gordon, D. J. Salmond and A. F. M. Smith: Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation; *IEEE Proceedings*, Part F: Radar and Signal Processing, Vol. 140, No. 2, pp. 107-113 (1993)
- [22] 杉江, 益田: 量子化出力を用いた粒子フィルタによる状態推定; システム制御情報学会論文誌, Vol. 24, No. 1, pp. 16-22 (2011)
- [23] 北川: 時系列解析入門, 岩波書店 (2005)

著者略歴

やす ふく だい すけ
安 福 大 輔 (正会員)

2003年3月京都大学大学院情報学研究科複雑系科学専攻修士課程修了。同年4月新日本製鐵株式会社に入社し現在に至る。日本機械学会, 設備管理学会などの会員。

ふじ い あきら
藤 井 彰

1990年3月関西大学大学院工学研究科機械工学特論専攻博士課程前期修了。同年4月新日本製鐵株式会社に入社し現在に至る。日本機械学会, 日本トライボロジー学会, 日本精密工学会, 設備管理学会などの会員。

やま もと ゆたか
山 本 裕 (正会員)

1974年京都大学大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了, 1978年フロリダ大学博士課程修了。同年京都大学工学部助手, 1987年同大学院工学研究科助教授, 1997年同教授, 1998年同大学院情報学研究科教授となり現在に至る。システム・制御理論, ことに実現理論, むだ時間系の制御, 学習・繰返し制御, モデリング, サンプル値制御理論, デジタル信号処理などの研究に従事。Ph.D(数学)。1996年IEEE CSS, George S. Axelby Outstanding Paper Award, 2007年度文部科学大臣表彰研究部門賞, 2009年IEEE CSS, Distinguished Member Awardなどを受賞。IEEE, 計測自動制御学会フェロー。2012年IEEE CSS次期会長。