逐次モンテカルロ法に基づく宇宙機異常診断法^{*1}

—パラメータと異常モードのオンライン同時推定によるアプローチ—

Spacecraft Fault Diagnosis by Combined Parameter and Mode
Online Estimation with Sequential Monte Carlo Methods河 原 吉 伸^{*2}・後 藤 耕 平^{*2}・矢 入 健 久^{*3}・町 田 和 雄^{*3}

Yoshinobu KAWAHARA, Kohei GOTO, Takehisa YAIRI and Kazuo MACHIDA

Key Words: Fault Diagnosis, Sequential Monte Carlo Method, Parameter Estimation, Real-Time Monitoring

Abstract: We propose a new framework for spacecraft fault diagnosis based on combined parameter and mode online estimation using a sequential Monte Carlo method. Our method can detect and diagnose faults as parameter changes and hence can be considered as a probabilistic approach for the parameter-estimation-based fault diagnosis method which is one of the methodologies on quantitative model-based diagnosis. We derive an algorithm for spacecraft fault diagnosis by describing the parameter-estimation-based fault diagnosis method as a probabilistic inference problem and applying a modified sequential Monte Carlo method, obtained by incorporating fault-modes, risk-sensitivities on modes and kernel-smoothing techniques into the original method, to the problem. The proposed fault-diagnosis algorithm was applied to an artificial data simulating malfunctions of thrusters in rendezvous maneuver of spacecraft, and the feasibility of the method was confirmed.

記 号 の 説 明

1. 序 論

下記の各々の量に関して、確率変数を X や Y のように大文字を用いて表し、その実現値を x や y のように小文字を用いて表す。またスカラー量は通常のフォントを用いて表すのに対し、ベクトル量は太字を用いる。

本文中で用いる記号

 $\mathbf{x}$: 状態量 ($\in \mathbb{R}^{n_x}$) $\mathbf{y}$: 観測量 ($\in \mathbb{R}^{n_y}$) $\mathbf{u}$: 制御入力 ($\in \mathbb{R}^{n_u}$) θ : モデル中のパラメータ z : 異常モード (cf. 4.1.1) $P(\bullet)$: 確率変数 $\bullet$ に関する確率分布 $P(\bullet_1, \bullet_2)$: $\bullet_2$ を条件とする $\bullet_1$ に関する確率分布 $V(\bullet)$: 確率変数 $\bullet$ に関する分散 $Cov(\bullet_1, \bullet_2)$: 確率変数 $\bullet_1, \bullet_2$ 間の共分散 $\mathcal{N}(\bullet; \mu, V)$: 確率変数 $\bullet$ に関する平均 μ , 分散 V の正規分布

添え字の説明

 $(\cdot)_t$: 時間 t における量 $(\cdot)_{t_1:t_2}$: 時刻 t_1 から t_2 までに得られたすべての量 $(\cdot)^{(i)}$: $(\cdot)$ に関する i 番目のパーティクル

人工衛星やロケットなどの宇宙機は、大規模かつ複雑なシステムであると同時に、宇宙環境という特殊な環境下にさらされるため、いかにその信頼性を確保するかは非常に重要な問題となる。近年では、宇宙ステーションへの自律ランデブーをはじめ、ミッションの高度化が加速し、その安全性への要求は更に高まっている。

現在多くの運用では、あらかじめ定めたりミット内に値が入っているかを監視する方法 (limit-value based supervision methods) が主に用いられている。この方法は、サンプルで信頼性のある方法であるが、比較的大きな状況変化を伴う場合しか扱えず、また詳細な診断は通常不可能であるという、本質的な限界がある。そのため近年では、計算機を用いたより高度な異常診断を行うための方法が研究あるいは開発されるようになってきている。宇宙機の異常診断方法としては、NASA や JAXA (旧宇宙科学研究所) では古くからエキスパート・システムに基づく診断システムに関する開発が行われており¹⁻³⁾、また、Remote Agent Experiment⁴⁾ の一部として Deep Space One に搭載された NASA のモデルベース診断システム Living Stone⁵⁾ に代表される、定性モデルベース診断に基づく診断システムの開発も行われている。特に近年では、より不確実性を明示的に扱うことが可能な、確率的なアプローチも研究や開発が行われるようになってきている⁶⁻¹⁰⁾。NASA では、惑星ローバーのための逐次モンテカルロ法を用いた異常診断法についても研究が進められている⁷⁾。この方法は、状態

^{*1} © 2007 日本航空宇宙学会

平成 19 年 1 月 9 日原稿受理

^{*2} 東京大学大学院工学系研究科航空宇宙工学専攻^{*3} 東京大学先端科学技術研究センター

量の追跡と共に、事前に想定した離散的なモードを推論し、その中でどの異常が発生したのかを判断することにより診断を行う。

本稿では、異常時にはシステムを記述する少数のパラメータが変化するという仮定の下、状態量に加えてパラメータ、およびパラメータ変化を操作する異常モードを、同時に逐次モンテカルロ法を用いてリアルタイムに推定し、異常検知および異常診断を行う方法を提案する。この方法では異常はパラメータ変化としてのみ定義されるため、得られる結果は極めて直感的であり、また事前にどのような異常が発生するかを設定する必要はない。提案する異常診断の枠組みは、工学システムの異常診断法の一つである、定量モデルベース診断の範疇に含まれるパラメータ推定に基づく異常診断の枠組みを、確率推論問題として捉えなおしたアプローチであるとみなすことが可能である。

本稿の構成は、以下のようなものである。まず2章では、提案する異常診断法の基礎知識として、状態空間モデルを用いた確率推論、およびその確率的近似計算法の一つである逐次モンテカルロ法について概説する。次に3章では、定量モデルベース診断の基礎概念を概説すると共に、その一つの方法論であるパラメータ推定に基づく異常診断法を確率推論問題として記述し、4章において、この確率推論問題を計算するための定式化を行い、具体的な異常診断アルゴリズムを導出する。そして5章では、導出した診断アルゴリズム検証のために行った実験に関する、結果および考察について述べる。最後に6章において、本稿の結論について述べる。

2. 逐次モンテカルロ法による確率推論

本章では、後述のアルゴリズム導出の背景知識として、まず2.1において状態空間モデルを用いた確率推論について述べ、次に2.2においてその確率的計算法の一つである逐次モンテカルロ法について、本稿に必要な範囲で概説する。

2.1 状態空間モデルを用いた確率推論 宇宙機などの工学システムの動的特性を記述するモデル表現として、しばしば次式で表される状態空間モデルが用いられる。

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) + \mathbf{v}_t \quad (1a)$$

$$\mathbf{y}_t = g(\mathbf{x}_t) + \mathbf{w}_t \quad (1b)$$

ここで、 $f: \mathcal{X} \times \mathcal{U} \mapsto \mathbb{R}^{n_x}$ および $g: \mathcal{X} \mapsto \mathbb{R}^{n_y}$ は、それぞれ状態の遷移および観測を定める連続関数である。また $\mathbf{v}_t$ および $\mathbf{w}_t$ は、それぞれシステムノイズおよび観測ノイズである。(1a)式は状態遷移モデル、(1b)は観測モデルと呼ばれる。このように表される動的システムは、制御器の設計などに利用されたり、あるいはモデル化に伴う不確実性を明示的に表す確率モデルとして表現され、確率推論による状態の追跡や予測などに利用される。

ここでいう確率推論とは、システム(1)を状態遷移確率分布 $P(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}, \mathbf{U}_t)$ および観測確率分布 $P(\mathbf{Y}_t | \mathbf{X}_t)$ を用いて表現し、現在までの観測 $(\mathbf{y}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T})$ から、状態量に関する事後分布 $P(\mathbf{X}_\tau | \mathbf{y}_{1:T}, \mathbf{u}_{1:T}) (\tau \leq T)$ を計算する

問題を意味する。このような問題を解くための最も一般的な方法論の一つであるベイズフィルタでは、逐次的に予測ステップと更新ステップと呼ばれる二つのステップを繰り返すことで、前述の事後周辺分布を $\tau = T$ の場合に関して計算する。より具体的には、まず予測ステップにおいて、状態遷移分布を用いて事前分布 $P(\mathbf{X}_{\tau-1} | \mathbf{y}_{1:\tau-1}, \mathbf{u}_{1:\tau-1})$ から予測分布 $P(\mathbf{X}_\tau | \mathbf{y}_{1:\tau-1}, \mathbf{u}_{1:\tau})$ を計算する。

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X}_\tau | \mathbf{y}_{1:\tau-1}, \mathbf{u}_{1:\tau}) \\ = \int_{\mathcal{X}_{\tau-1}} P(\mathbf{X}_\tau | \mathbf{X}_{\tau-1}, \mathbf{u}_\tau) P(\mathbf{X}_{\tau-1} | \mathbf{y}_{1:\tau-1}, \mathbf{u}_{1:\tau-1}) d\mathcal{X}_{\tau-1} \end{aligned} \quad (2)$$

そして更新ステップにおいて、観測分布と新たな観測 $\mathbf{y}_\tau$ を用いて、予測分布 $P(\mathbf{X}_\tau | \mathbf{y}_{1:\tau-1}, \mathbf{u}_{1:\tau})$ から事後分布 $P(\mathbf{X}_\tau | \mathbf{y}_{1:\tau}, \mathbf{u}_{1:\tau})$ を計算する。

$$\begin{aligned} P(\mathbf{X}_t | \mathbf{y}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}) \\ = \alpha \cdot P(\mathbf{y}_t | \mathbf{X}_t) P(\mathbf{X}_t | \mathbf{y}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t}) \end{aligned} \quad (3)$$

α は正規化係数である。これらの計算には、線形の場合はカルマンフィルタ、非線形であれば拡張カルマンフィルタ¹¹⁾や逐次モンテカルロ法 (cf. 2.2) などが適用される。

2.2 逐次モンテカルロ法 逐次モンテカルロ法は、前述の確率推論問題における状態量の事後分布計算を行うための、シミュレーションに基づく近似手法の一つである^{12, 13)}。この方法は、柔軟で実装や並列化が容易なアルゴリズムであり、様々な対象へ適用可能な汎用的枠組みとして知られている。システムが非線形である場合には前述の確率推論計算は厳密には計算不可能であるが、逐次モンテカルロ法では、状態量の事後確率を次式のように重み付けされた N 個のパーティクル^{*4} $\mathbf{x}_t^{(i)}$ を用いて近似的に計算する。

$$P(\mathbf{X}_t | \mathbf{y}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta(\mathbf{x}_t, \mathbf{x}_t^{(i)}) \quad (4)$$

ここで、 $\delta(\cdot, \cdot)$ はディラックのデルタ測度である。重み $w_t^{(i)}$ は、重点サンプリングの原理に基づいて選択される^{12, 13)}。すなわち、目的となる分布 $P(\mathbf{X})$ からのサンプリングが困難である場合に、サンプリング可能な提案分布^{*5} $q(\mathbf{X})$ を用いて、次式のように各サンプルに重みを割り当てる。

$$w_t^{(i)} \propto \frac{P(\mathbf{x}_{1:t}^{(i)} | \mathbf{y}_{1:t})}{q(\mathbf{x}_{1:t}^{(i)} | \mathbf{y}_{1:t})} \quad (5)$$

提案分布は $q(\mathbf{X}_{1:t} | \mathbf{y}_{1:t}) = q(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{1:t-1} \mathbf{y}_{1:t}) q(\mathbf{X}_{1:t-1} | \mathbf{y}_{1:t-1})$ のように分解可能な形として与えることが多く、このような場合には、重みも次のように再帰的計算が可能となる。

^{*4} i.i.d. (independent and identically distributed) なシミュレーションにより得られる乱数。またこの際に行うシミュレーションの各試行は、サンプリングと呼ばれる。

^{*5} 重点分布とも呼ぶ。通常 $q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_t) = P(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})$ のように事前分布を用いる。この際(6)中 $\hat{w}_t^{(i)}$ は $P(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)})$ となる。

```

1 for  $i = 1 : N$ 
2   Sample  $\mathbf{x}_0^{(i)} \sim P(\mathbf{x}_0)$  and set  $t = 1$ .
3 for  $i = 1 : N$ 
4   Sample  $\tilde{\mathbf{x}}_t^{(i)} \sim P(\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1})$ .
5   Evaluate the importance weights  $\tilde{w}_t^{(i)} = P(\mathbf{y}_t | \tilde{\mathbf{x}}_t^{(i)}, \mathbf{u}_t)$ .
6 Normalise the importance weights.
7 Resample with replacement  $N$  particles  $\mathbf{x}_t^{(i)} (i = 1, \dots, N)$ 
  from the set  $\tilde{\mathbf{x}}_t^{(i)} (i = 1, \dots, N)$  according to  $\tilde{w}_t^{(i)}$ .
8 Set  $t \leftarrow t + 1$  and go to step 3.

```

アルゴリズム 1 Bootstrap Filter

```

1 for  $i = 1 : N$ 
2   Sample  $\mathbf{x}_0^{(i)} \sim P(\mathbf{x}_0)$  and set  $t = 1$ .
3 for  $i = 1 : N$ 
4   Calculate  $\mu_t^{(i)} = E[\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1}]$ .
5 Sample auxiliary integer variables from  $\{1, \dots, N\}$  with
  probabilities proportional to
   $g_t^{(j)} \propto w_{t-1}^{(j)} P(\mathbf{y}_t | \mu_t^{(j)})$ ;
  Call the sampled index  $k$ .
6 for  $i = 1 : N$ 
7   Sample  $\mathbf{x}_t^{(i)} \sim P(\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(k)}, \mathbf{u}_{t-1})$ .
8   Evaluate the corresponding weights
       $w_t^{(k)} \propto \frac{P(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(k)})}{P(\mathbf{y}_t | \mu_t^{(k)})}$ .
9 Set  $t \leftarrow t + 1$  and go to step 3.

```

アルゴリズム 2 Auxiliary Particle Filter

$$\begin{aligned}
 w_t^{(i)} &\propto \frac{P(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) P(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}) P(\mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)} | \mathbf{y}_{1:t-1})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t}) q(\mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)} | \mathbf{y}_{1:t-1})} \\
 &= \frac{P(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) P(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{1:t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t})} w_{t-1}^{(i)} \quad (6) \\
 &\equiv \hat{w}_t^{(i)} \times w_{t-1}^{(i)}
 \end{aligned}$$

このような方法は逐次重点サンプリング (SIS) と呼ばれ、その具体的なアルゴリズムとして最も一般的なものは、アルゴリズム 1 に示す手順により実行される、Bootstrap Filter である。通常直接 SIS を実行すると時間の経過と共にパーティクルが縮退してしまうという問題があるが、Bootstrap Filter では、重みの小さいパーティクルを取り除いて、重みの大きいパーティクルを増殖させる操作を加えることでこのような問題を解決している^{*6}。ま

^{*6} 再サンプリングと呼ばれる。アルゴリズム 1 中のステップ 7。

^{*7} この際、APF で推定する同時分布 $P(\mathbf{X}_t, i | \mathbf{y}_{1:t})$ は

$$\begin{aligned}
 P(\mathbf{X}_t, i | \mathbf{y}_{1:t}) &\propto P(\mathbf{y}_t | \mathbf{X}_t) P(\mathbf{X}_t, i | \mathbf{y}_{1:t-1}) \\
 &= P(\mathbf{y}_t | \mathbf{X}_t) P(\mathbf{X}_t | i, \mathbf{y}_{1:t-1}) P(i | \mathbf{y}_{1:t-1}) \\
 &= P(\mathbf{y}_t | \mathbf{X}_t) P(\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}) w_{t-1}^{(i)}
 \end{aligned}$$

となるため、各パーティクルの重みは次式ようになる。

$$w_t \propto w_{t-1}^{ij} \frac{P(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) P(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{ij})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{y}_{1:t})} = \frac{P(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)})}{P(\mathbf{y}_t | \mu_t^{ij})}$$

^{*8} 定量モデルベース診断以外にも、異なる原理に基づいた有用な異常診断アプローチが様々提案されている。これらの概要および定量モデルベース診断の位置づけに関しては、文献 16) 等を参照。

た提案分布を $q(\mathbf{X}_t, i | \mathbf{y}_{1:t})$ と選択し、 $\{\mathbf{x}_t^{(i)}, i^j\}$ (i^j は時刻 $t-1$ におけるパーティクルのインデックス) の組をサンプリングすることにより、Bootstrap Filter と比べてより真の状態に近いパーティクルを生成することを実現する Auxiliary Particle Filter (APF)¹⁴⁾ というアルゴリズムも提案されている (cf. アルゴリズム 2)。APF で用いる提案分布 $q(\mathbf{X}_t, i | \mathbf{y}_{1:t}) = q(i | \mathbf{y}_{1:t}) q(\mathbf{X}_t | i, \mathbf{y}_{1:t})$ は、通常 $q(\mathbf{X}_t | i, \mathbf{y}_{1:t}) \equiv P(\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})$ および $q(\mathbf{X}_t, i | \mathbf{y}_{1:t}) \propto P(\mathbf{y}_t | \mu_t^{(i)}) P(\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}) w_{t-1}^{(i)}$ ($\mu_t^{(i)} = E[\mathbf{X}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}]$) として定義され、サンプリングを行う分布は最終的に $q(i | \mathbf{y}_{1:t}) \propto P(\mathbf{y}_t | \mu_t^{(i)}) w_{t-1}^{(i)}$ となる (アルゴリズム 2 中ステップ 5)^{*7}。このように APF では、前時刻 $t-1$ におけるパーティクルから直接的なサンプル生成が可能となり、精度向上が期待できることが知られている。

3. 確率推論問題としての異常診断

定量モデルベース診断の方法論の一つであるパラメータ推定による異常診断 (以後、パラメータ推定法と呼ぶ) は、パラメータ推定を伴う確率推論問題として扱うことが可能である。本章では、まず 3.1 において定量モデルベース診断とパラメータ推定法について概説し、続く 3.2 において、パラメータ推定法を確率推論問題として記述する。

3.1 定量モデルベース診断とパラメータ推定法 工学システムの異常診断に関する研究・開発は、1970 年代前半頃から盛んに行われているが、宇宙機のように、数式で表現可能な解析モデルが豊富な対象への応用では、定量モデルベース診断と呼ばれるアプローチが有用である場合が多い^{*8}。一般に定量モデルベース診断では、第 1 図に示すように、数式を用いて表される各コンポーネントに関する診断モデルを用いて、異なる複数の観測間の依存関係からプロセスやアクチュエータ、センサー内の異常を検知する¹⁵⁾。その主な方法論としては、オブザーバーに基づく方法や、パラメータ推定による方法、およびバリエーション方程式を用いた方法などが含まれ、問題に応じてそれぞれ適用される。

オブザーバーやバリエーション方程式に基づく方法がモデル中のパラメータはあらかじめ既知であるとして観測や入力間の偏差から異常を検知するのにに対し、パラメータ推定法では、パラメータそのものを推定することにより、その変化から異常を検知する。つまりパラメータ推定法では、第 2 図に表されるように、プロセスやアクチュエータ、センサー

第 1 図 定量モデルベース診断による動的システムの異常診断

第2図 パラメータ推定法に用いられる異常モデル

第3図 パラメータ推定を伴う確率推論に用いる状態空間モデル

各コンポーネントに生じる異常が有限個のパラメータ変化に起因すると仮定し、観測からそのパラメータ変化を推定することで異常検知を行う。従って、システムに関するある程度正確なモデルを与えることが必要となるが、そのようなモデルが得られる場合には、この方法に基づく診断結果は極めて直感的であり、有用な場合が多い。

3.2 確率推論問題としてのパラメータ推定法 パラメータ推定に基づく異常診断法は、パラメータ推定を伴う確率推論問題として扱うことが可能である。通常、2.1 で述べた確率推論においては、各確率分布のパラメータはあらかじめ既知であるとして、一定な定数として扱われる。しかし本稿では、上述のように異常診断を目的としてパラメータ推定を同時に行うため、対象となる一部のパラメータは非定常であるとして扱う。つまり、状態量に加えてパラメータも含む事後周辺分布 $P(X_{1:T}, \theta_{1:T} | y_{1:T}, u_{1:T})$ を逐次的に計算する。従って、状態遷移分布 $P(X_{t+1} | X_t, U_t, \theta_t)$ および観測分布 $P(Y_t | X_t, \theta_t)$ に加え、パラメータの時間的遷移を表す条件付き確率分布 $P(\theta_{t+1} | \theta_t)$ を明示的に与える必要がある (cf. 第3図^{*9})。この際、通常定常であるパラメータを人為的に励起する方法の一つは、各時間において白色ノイズ $\xi_t \sim \mathcal{N}(0, V(\xi_t))$ を加えて、 $\theta_{t+1} = \theta_t + \xi_t$ としてパラメータを更新するというものである。つまりこの場合、パラメータの遷移分布は次式ようになる。

$$P(\theta_{t+1} | \theta_t) = \mathcal{N}(\theta_{t+1}; \bar{\theta}_t, V(\theta_t) + V(\xi_t)) \quad (7)$$

ここで $\bar{\theta}_t$ は θ_t の平均値である。このようなモデルを用いて、状態量に加えてパラメータをリアルタイムで同時に推定することで、本来一定であるパラメータの正常時からの偏差として、異常を検知することが可能となる。更に、どのパラメータが変化したかを見ることで異常箇所を特定し

^{*9} このようなグラフ構造は、確率モデルを表現するためにしばしば用いられる。グラフ中、黒ノードは観測可能な変数、白ノードは観測不可能な変数（隠れ変数）を表す。また弧によって表される構造により、各変数は自分を到達ノードとする弧の出発ノードにのみ依存する、という変数間の条件付き独立性が表現されている。

たり、そのパラメータの変化の状態から異常状態を推定することが可能となる。ただし、この推論問題を計算するのは一般に非常に困難である。本稿では、次章でこの問題を解くための推論アルゴリズムを導出する。

4. パラメータ・モード同時推定による異常診断法

本節では、前節で述べたパラメータ推定を伴う確率推論問題を計算するためのアルゴリズムを導出する。まず 4.1 では、この確率推論問題へ直接逐次モンテカルロ法を適用した場合の問題点を提起し、その具体的な解決方法について述べる。そして 4.2 では、4.1 で述べる内容を基に、具体的な推論アルゴリズムを導出する。

4.1 問題点とその解決方法 3.2 で述べたパラメータ推定を伴う確率推論問題に対して、一般的な逐次モンテカルロ法の推論アルゴリズムを適用するには、相乗的な次の二つの問題点が挙げられる。まずパラメータ推定を伴う場合に共通の問題であるが、状態量に加えてパラメータも同時に推定する必要があるため、探索空間が大幅に増加してしまうという点である。従ってこれらを正確に同時推定するためには、莫大な数のパーティクルが必要となる。更に異常診断独特の問題として、そもそも異常が発生する確率は非常に低確率であるという点である。つまり、通常の逐次モンテカルロ法では、状態の事後確率に従いサンプリングを行うため、発生する確率が極めて低い異常状態に関するパーティクルの数は非常に少なくなり、その少数のパーティクルでパラメータ推定を行わなければならなくなってしまう。

そこで本研究では、これらの問題を解決するためにいくつかの技術的な改良を加えることにより、前述のパラメータ推定を伴う推論問題を計算する。まず、異常発生の特異性、つまり異常が同時に複数発生することは非常に稀であるという仮定を利用する方法として、4.1.1 において異常モードを導入する。更に 4.1.2 では、その異常モード上での“リスク”を組み込む。この異常モード・リスクは、サンプリングする事後確率にバイアスをかけ、低確率下で発生する異常状態に関するパーティクルがサンプリングされやすいように機能する。また 4.1.3 では、パラメータ推定の発散を防ぐためにカーネル平滑化を利用する方法について述べる。

4.1.1 異常モードの導入 前述のように、パラメータ推定に伴う探索空間の増大を削減するため、本研究では、異常モードを導入することにより異常の独立性を利用する。異常モードの定義は、次のように与えられる。

定義 1 (異常モード) 推定対象となるパラメータ θ が与えられたとき、異常モード z は、次のような条件を満たす離散確率変数として定義される。

- ・各モードには、それぞれ少数（通常一つか二つ程度）のパラメータが割り当てられる。
- ・各モードのとり得る値は、0（正常）または 1（異常）の 2 値のみであり ($z = 0$ or 1)、各々割り当てられたパラメータに対して次のような影響を与える。
 - 0: パラメータが時間と共に変化しない。

第 4 図 異常診断に用いる状態空間モデル

— 1: パラメータが時間と共に変化する．

一つ目の条件は、異常の独立性を具体的に表現するためのものである。つまり、すべてのパラメータに影響を与える異常というのは通常極めて稀で、例えば宇宙機の複数のスラスタの異常診断を行う必要がある場合を考えると、同時にすべてのスラスタが異常になるというのは考えにくく、どれか一つ、あるいは必要であれば同時に二つのスラスタが異常になる可能性があると考えれば十分である。そして二つ目の条件により、第 2 図で表される、パラメータ偏差としての異常を具体的に表現する。つまりある異常が発生した場合には、それに関連するパラメータ（これは一つ目の条件により定められる）のみが、正常時の規定値からの逸脱を開始する。より具体的には、 θ_i を異常モード z_j に割り当てられたパラメータとすると、次式のように表される。

$$P(\theta_{t+1,i}|\theta_{t,i}, z_{t,j}) \sim \begin{cases} \mathcal{N}(\theta_i, V_0), & z_{t,j} = 0 \\ \mathcal{N}(\theta_{t,i}, V_1), & z_{t,j} = 1 \end{cases} \quad (8)$$

ここで、 θ_i はパラメータ θ_i の規定値であり、また V_0 および V_1 は各々正常時および異常時のパラメータ遷移に伴う分散行列であり、 $V_0 \ll V_1$ として設定する。正常時にも分散 V_0 を与えて、一定な平均値を持つ分布からサンプリングを行うのは、状態の遷移分布にシステムノイズを与えるのと同等の理由であり、パラメータの縮退を防ぐためである。この異常モードを導入することにより、パラメータ推定に必要な探索空間は、例えば各々のモードに一つのパラメータが割り当てられた場合には $\mathbb{R}^{n_p}$ から $n_p \times \mathbb{R}$ となるように、飛躍的に減少する。なお、異常モードを導入した場合の状態空間モデルのグラフ表現は、第 4 図のようになる。この場合のように、離散変数（モード）を起点として状態の遷移が決まる状態空間モデル（一般にスイッチング・モデルなどと呼ばれる）は、時間の経過と共に離散的な状態が指数関数的に増加するため（離散値の数を K とすると $\mathcal{O}(K^t)$ ）、拡張カルマンフィルタのような厳密推論に基づく方法では計算が困難であることが知られている¹⁷⁾。

4.1.2 異常モード・リスクの導入 通常の逐次モンテカルル口法では、状態の事後確率のみに比例してパーティクルが生成される。従って、異常のように非常に低確率で稀にしか発生しない状態は極少数のパーティクルのみで追尾されることとなるため、このような状態を正確に追跡して異

常を迅速に検知するためには、膨大な数のパーティクルが必要になってしまう。そこで本研究では、このような異常発生率低確率性を克服するための工夫として、モードに対する“リスク”という概念を導入する。リスクを導入した逐次モンテカルル口法は Thrun らにより Risk Sensitive Particle Filters (RSPFs) として提案されており¹⁸⁾、ここでは RSPFs を前述の診断モデルに適した形で適用する。

一般に RSPFs では、状態の事後確率 $P(X_\tau|y_{1:T}, u_{1:T})$ からでなく、次式のように、事後確率と、状態に依存するリスク関数 $r(x_t)$ の積からサンプリングを行う。

$$\gamma_t r(x_\tau) P(X_\tau|y_{1:T}, u_{1:T}) \quad (9)$$

ここで $\gamma_t = [\int r(x_t) P(X_\tau|y_{1:T}, u_{1:T}) dX]^{-1}$ は正規化係数である。このようにサンプリングを行うことで、計算リソース（つまりパーティクル）を状態のリスクに応じてバイアスをかけて分配する効果がある。このようなサンプリングは、通常の逐次モンテカルル口法において、次の二つの変更を行うことのみで可能となる。まず一つは、初期時刻における状態量のサンプリング（アルゴリズム 1 および 2 のステップ 1, 2）を行う分布を、次の分布に置き換える必要がある。

$$\gamma_0 r(x_0) P(X_0) \quad (10)$$

そしてもう一つの変更点として、アルゴリズム 1 および 2 のステップ 5 において計算する、各サンプルの重点重み $\tilde{w}_t^{(i)}$ 、あるいは補助重み $g_t^{(i)}$ を次式のように置き換える必要がある。

$$\tilde{w}_t^{(i)} = r(x_t^{(i)})/r(x_{t-1}^{(i)}) \cdot P(y_t|x_t^{(i)}) \quad (11)$$

$$g_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} r(x_t^{(i)})/r(x_{t-1}^{(i)}) \cdot P(y_t|x_t^{(i)}) \quad (12)$$

リスク関数 $r(x_t)$ は明示的に設定する必要があるが、ここでは単純に、異常である場合はリスクが高く、逆に正常である場合はリスクが低いとして設定する。つまり、本研究で用いる診断モデルでは異常に関する情報はすべて異常モード z_t が持っているので、リスク関数は z_t のみに依存する関数として与え、 $r(z_t^i = \text{正常}) \ll r(z_t^i = \text{異常})$ として設定する。これにより、(9) 式に応じたサンプリングが可能となり、低確率で発生する異常状態の追跡が可能となる。

4.1.3 パラメータ推定におけるカーネル平滑化 前述のように、本来一定であるパラメータを推定するためには、パラメータを人為的に励起する必要がある。その際、(7) 式のように単に白色ノイズを加えるだけでは、パラメータに関する分散が時間と共に増加する一方になり、推定が非常に困難になってしまう。このような“情報の損失”を防ぐための方法として、次のように、パラメータに関するパーティクルにカーネル平滑化を利用することが可能である^{12, 19, 20)}。

逐次モンテカルル口法において (7) 式のように白色ノイズを加える操作は、 θ_{t+1} に関する分布を、重み $w_t^{(j)}$ のパーティクル $\theta_t^{(j)}$ を用いて次式のように近似することと等価である。

$$P(\theta_{t+1}|\mathbf{y}_{1:t}) \approx \sum_{j=1}^N w_t^{(j)} \mathcal{N}(\theta_{t+1}|\theta_t^{(j)}, h^2 V_t) \quad (13)$$

ここで、 V_t は時刻 t におけるパーティクルから計算したパラメータの分散であり、また $h(>0)$ は加えるノイズから決まる。パーティクルに関する分散値は、時刻 $t+1$ において $(1+h^2)V_t$ のように増加してしまう。そこで、パーティクル $\theta_t^{(j)}$ をそのまま用いるのではなく、より縮退したパーティクル $\mathbf{m}_t^{(j)}$ を用いて、次式のように分布を近似する。

$$P(\theta_{t+1}|\mathbf{y}_{1:t}) = \sum_{j=1}^N w_t^{(j)} \mathcal{N}(\theta_{t+1}|\mathbf{m}_t^{(j)}, h^2 V_t) \quad (14)$$

この際、縮退したパーティクルは、次式のように定められる。

$$\mathbf{m}_t^{(j)} = a\theta_t^{(j)} + (1-a)\bar{\theta}_t \quad (15)$$

ここで $\bar{\theta}$ は $\theta_t^{(j)}$ の平均値、 $a = \sqrt{1-h^2}$ である。結果として、 θ_{t+1} に関する分布は時刻 t の時と同じく V_t となる^{*10}。

4.2 診断アルゴリズム これまでに述べた内容を元に導いた異常診断アルゴリズムは、アルゴリズム 3 のようになる。基本的には APF (アルゴリズム 2) と同様の手順で実行可能であるが、状態量に加え、パラメータおよび 4.1.1 で述べた異常モードを推定対象とし、4.1.2 で述べた異常モード上のリスク、4.1.3 で述べたパラメータ推定におけるカーネル平滑化を加えたものとなっている。異常モード・リスクは、ステップ 2 における初期モードのサンプリングとステップ 7 における補助重みの計算に、カーネル平滑化は、ステップ 6 において事前点推定を行う点に反映されている。本アルゴリズムにより、推定される異常モードの実現確率 (すなわち $P(z_t^i = \text{異常})$)、および推定されるパラ

^{*10} このような操作は、観測 $\mathbf{y}_{1:t}$ と与えた時のノイズ ξ_t が、白色ノイズではなく、パラメータ θ_t と相関を持つ有色ノイズであると仮定していることに相当する。つまり、時刻 $t+1$ における θ に関する分散が、次式のように与えられと仮定している。

$$V(\theta_{t+1}|\mathbf{y}_{1:t}) = V(\theta_t|\mathbf{y}_{1:t}) + W_{t+1} + 2\text{Cov}(\theta_t, \xi_{t+1}|\mathbf{y}_{1:t})$$

このとき、パラメータに関する分散が時間と共に一定、つまり $V(\theta_{t+1}|\mathbf{y}_{1:t}) = V(\theta_t|\mathbf{y}_{1:t}) = V_t$ とするには、ノイズ ξ_t とパラメータ θ_t の事後共分散を、 $\text{Cov}(\theta_t, \xi_{t+1}|\mathbf{y}_{1:t}) = -W_{t+1}/2$ のように与えればよいことがわかる。このようなノイズとパラメータの負の相関を与えると、時刻 $t+1$ におけるパラメータの条件付き分布は、次式のように与えられる。

$$P(\theta_{t+1}|\theta_t) = \mathcal{N}(\theta_{t+1}|A_{t+1}\theta_t + (I - A_{t+1})\bar{\theta}_t, (I - A_{t+1}^2)V_t)$$

$A_{t+1} = I - W_{t+1}V_t^{-1}/2$ である。このとき、 $W_{t+1} = V_t(1/\delta - 1)$ 、 $A_{t+1} = aI$ ($a = (3\delta - 1)/2\delta$) として与えると、上記の分布は次式のようになり、(14) および (15) 式と同様になることがわかる。

$$P(\theta_{t+1}|\theta_t) = \mathcal{N}(\theta_{t+1}|a\theta_t + (1-a)\bar{\theta}_t, h^2 V_t)$$

^{*11} 本シミュレーションは、Princeton Satellite Systems 社によって販売されている MATLAB ソフトウェア Spacecraft Control Toolbox (www.psatsatellite.com/products/html/sct.php) を用いて作成したものである。

```

1 for  $i = 1 : N$ 
2   Sample  $\mathbf{x}_0^{(i)} \sim P(\mathbf{x}_0)$ ,  $\theta_0^{(i)} \sim P(\theta_0)$ ,  $\mathbf{z}_0^{(i)} \sim r(\mathbf{z}_0)P(\mathbf{z}_0)$ 
   and set  $t = 1$ .
3 for  $i = 1 : N$ 
4   Sample  $\mathbf{z}_t^{(i)} \sim P(\mathbf{Z}_t|\mathbf{z}_{t-1}^{(k)})$ .
5 for  $i = 1 : N$ 
6   Calculate the prior point estimates of  $(\mathbf{x}_t, \theta_t)$  given
   by  $(\mu_t^{(i)}, \mathbf{m}_t^{(j)})$ , where  $\mu_t^{(i)} = E[\mathbf{X}_t|\mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{u}_{t-1}, \theta_t^{(i)}]$ 
   can be computed from the state evolution density and
    $\mathbf{m}_t^{(j)} = a\theta_t^{(j)} + (1-a)\bar{\theta}_t$  is the  $j$ th kernel location
   from Eq. (15).
7 Sample auxiliary integer variables from  $\{1, \dots, N\}$  with
   probabilities proportional to

$$g_t^{(j)} \propto w_{t-1}^{(j)} r(\mathbf{z}_t^{(j)})/r(\mathbf{z}_{t-1}^{(j)}) P(\mathbf{y}_t|\mu_t^{(j)}, \mathbf{m}_t^{(j)})$$

   Call the sampled index  $k$ .
8 for  $i = 1 : N$ 
9   Sample  $\theta_t^{(i)} \sim P(\theta_t|\theta_{t-1}^{(k)}, \mathbf{z}_t^{(i)})$ .
10  Sample  $\mathbf{x}_t^{(i)} \sim P(\mathbf{X}_t|\mathbf{x}_{t-1}^{(k)}, \mathbf{u}_{t-1}, \theta_t^{(i)})$ .
11  Evaluate the corresponding weights

$$w_t^{(k)} \propto \frac{P(\mathbf{y}_t|\mathbf{x}_t^{(k)}, \mathbf{u}_t)}{P(\mathbf{y}_t|\mu_t^{(k)}, \mathbf{u}_t)}$$

12 Set  $t \leftarrow t + 1$  and go to step 3.
```

アルゴリズム 3 提案する異常診断アルゴリズム

メータの正常時からの逸脱を追うことで、リアルタイムでの異常検知、更には異常個所の特定や状況の把握などの異常診断が可能となる。なお、次章において、本アルゴリズムの具体的問題への適用方法や適用例について述べる。

5. 検証実験

本実験は、宇宙機のランデブー・プロセスにおけるスラスト異常を模擬したシミュレーション・データを用いて行った。実験では、スラスト異常の検知と、異常スラストの特定、およびその推力低下の推定を目的としたものである。本節では、まず 5.1 において本実験に用いるデータ生成のために行ったシミュレーション概要を述べ、5.2 において本実験における提案手法の事前設定について述べる。そして 5.3 では、本実験の適用結果とその考察について述べる。

5.1 シミュレーション概要 ランデブーを行う宇宙機は、14 機のスラストを用いて姿勢および並進制御を行い、データはこのスラストへの 16 段階のコマンド 14 系列 ($\mathbf{u}$) と、宇宙機の状態 (位置、速度、姿勢角、角速度) の観測系列 12 系列 ($\mathbf{y}$) の、計 26 系列から成る。データは 0.125 秒間隔で、1000 秒間のシミュレーションとなっている^{*11}。用いた運動方程式は、次式で表されるヒルの方程式 (16) とオイラー方程式 (17) である。

$$\begin{aligned} \ddot{r}_x &= 2n\dot{r}_z + T_x \\ \ddot{r}_y &= -n^2 r_y + T_y \\ \ddot{r}_z &= 3n^2 r_z - 2n\dot{r}_x + T_z \end{aligned} \quad (16)$$

第5図 スラスタの配置

$$\begin{aligned} I_x \dot{\omega}_x + n(I_y - I_z)\omega_z &= M_x \\ I_y \dot{\omega}_y &= M_y \\ I_z \dot{\omega}_z - n(I_x - I_y)\omega_x &= M_z \end{aligned} \quad (17)$$

ここで、 r_i , ω_i , T_i , M_i および I_i ($i = x, y, z$) は各軸に関する並進距離, 角速度, 並進力, モーメント, および慣性モーメントであり, n は円軌道平均運動である. また, 各軸周りのオイラー角に関する方程式は, 次式で表される.

$$\dot{\theta} = [\omega_x + n\theta_z, \omega_y + n, \omega_z - n\theta_x]^T \quad (18)$$

シミュレーションに用いた宇宙機は総重量 15,000 [kg] であり, 慣性モーメントは $I_x = 33,000$, $I_y = I_z = 120,000$ [kg·m²], その重心は (5300, 0, 0) [mm] である. また各スラスタの推力は 120 [N] であり, その配置は第5図のように仮定した. 姿勢および並進運動は各々フィードバック制御されており, 目標姿勢 ($\theta_i = 0$) および目標相対位置 ($x = y = 0, z = z_c$) 付近に保たれている (ランデブーは $-z$ 方向であり, z_c は各時刻で指定). この際, 制御は目標からのずれが一定値より大きくなった場合に, 各状態量ごとに第1表に示すスラスタを用いて行われる. ずれから各スラスタへの要求パルス幅への変換は, 内点法を用いて最適化計算される.

なお第6図は, 正常にランデブーが行われた場合の各スラスタへのコマンド入力である. $-z$ 方向への制御に用いられる, スラスタ#4 および#9 が他のスラスタに比べて多用されており, 最も重要なスラスタであると言える.

5.2 設定について 前編で導出した診断アルゴリズム実行のためには, いくつかのパラメータを設定する必要がある. まず一つは, 4.1.1 で導入した異常モード遷移確率 $P(z_t^i | z_{t-1}^j)$ である. 基本的には, 正常から正常または異常, 異常から正常または異常, の四つの遷移確率を設定すればよい. 異常から正常への遷移は現実的には考えにく

第1表 スラスタの使用表

	ϕ		θ		ψ		x		y		z	
	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-	+	-
1			○								○	
2	○				○					○		
3		○			○					○		
4				○								○
5	○				○				○			
6		○			○				○			
7			○								○	
8				○					○			
9		○									○	
10				○					○			
11							○					
12							○					
13							○					
14							○

第6図 正常なランデブー時の各スラスタへのコマンド入力

いが, 実用上 0 でない確率を設定する必要がある. なぜなら, 正常と異常が等価となる場合に (例えば今回の場合ではスラスタを噴かなければ, 異常と正常の区別はできない), 正常から異常へパーティクルがすべて移ってしまうのを防ぐためである. 次に, 4.1.2 で述べた各モードのリスク

第2表 実験の事前設定

異常モード・リスク	$r(z_t^i = \text{正常}) = 0.8$ $r(z_t^i = \text{異常}) = 10.0$
異常モード遷移確率	$P(z_t^i = \text{正常} z_{t-1}^i = \text{正常}) = 1.0$ $P(z_t^i = \text{正常} z_{t-1}^i = \text{異常}) = 1.0e^{-2}$ $P(z_t^i = \text{異常} z_{t-1}^i = \text{正常}) = 1.0e^{-4}$ $P(z_t^i = \text{異常} z_{t-1}^i = \text{異常}) = 1.0$
パラメータ遷移分散	$V_0 = 10.0$ $V_1 = 0.01$
スムージングパラメータ	$h = 0.1$
初期状態量の分散値	$V(x_0^i) = 1.0e^{-4}$
状態遷移分布の分散値	$1.0e^{-6} (1 \sim 6), 1.0e^{-9} (7 \sim 12)$
観測分布の分散値	$1.0e^{-2} (1 \sim 3), 1.0e^{-5} (4 \sim 9),$ $1.0e^{-7} (10 \sim 12)$

第7図 異常ケース (a) におけるスラスタ#4の推力低下

$r(P(z_t^i) = \text{異常}, \text{正常})$ を $r(z_t^i = \text{異常}) \gg r(z_t^i = \text{正常})$ として設定する必要がある．各異常ごとに与えることも可能であるが，全異常モードのリスクは共通で一つ設定すれば十分である．またこの他に，(8) 式中の異常・正常時それぞれのパラメータ遷移分布の分散 $V_0, V_1, 4.1.3$ 中に出てくるパラメータ遷移時に加わるノイズの分散を調整する $h(> 0)$ ，および推論に用いる状態遷移・観測分布の分散値や初期時刻における状態量の平均値と分散値を設定する必要がある．

次節の実験では，全異常ケース共通に，第2表に示すようにこれらのパラメータを設定した^{*12}．またパーティクル数は10000個であり，状態量初期値の平均値はシミュレーション初期値と同じ値に設定した．

5.3 実験結果と考察 実験では，スラスタが全壊に至る異常，複雑な推力変化を伴うスラスタ異常，および微小な推力低下が発生する異常の三つの場合について行った．

5.3.1 スラスタが全壊に至る異常ケース (a) 一つ目の異常ケースとして，第7図のように，スラスタ#4が時刻250秒から60秒間かけて推力を完全に失う異常に対し，提案手法を適用した結果を示す．

まず第8図は，各スラスタの異常確率の推移を，全スラスタが正常である確率の推移と共に図示したものである．つまり， $P(z_t^i = \text{異常})$ ($i = 1, \dots, 14$) および $P(z_t^1 = \text{正常}, \dots, z_t^{14} = \text{正常})$ について図示したものである．図が

*12 ただし異常モード遷移確率に関しては，比のみが有意であるので，表中の確率は1に正規化されていない．また遷移・観測分布の分散値の括弧内の数字は，状態量の次元（1～3：変位，4～6：速度，7～9：姿勢角，10～12：各速度）を表す．

第8図 異常ケース (a) における異常確率の推移

第9図 異常ケース (a) における予測尤度の推移

第10図 異常ケース (a) における推定推力の推移

らわかるように，異常発生後しばらくして（40秒程度），急激に正常である確率が減少し，逆に $P(z_t^4 = \text{異常})$ が増加している．なおこの40秒間には，推力がまだ完全に失われているわけではなく，また観測やコマンド系列も正常時との差異がほとんどないため，単に観測とコマンド入力のみを監視しているだけでは検知は極めて困難である．本手法では，この時間内に異常個所の特定も実現している．また第9図は，この異常における予測尤度の推移を図示したものであるが，ほぼ異常発生直後に減少が見られるため，異

第 11 図 異常ケース (b) におけるスラスタ#4 の推力低下

常検知のみであればこの推移を監視することで、より迅速に可能となる。そして第 10 図は、異常が発生したスラスタ#4 の推定推力である。異常時のパラメータが、やや時間遅れを伴うものの、正確に推定されていることがわかる。なお、いずれも時刻 800 秒以後は複雑な変動を示しているが、これはこの時点で既に宇宙機が完全に制御不能になっているためである。

5.3.2 複雑な推力変化を伴う異常ケース (b) 二つ目の異常ケースとして、第 11 図に示すように、時刻 250 秒から 300 秒周期の $\sin$ 波状の複雑な推力変化を伴う異常ケースに対して適用した結果を示す。

まず第 12 図は、第 8 図同様、各スラスタの異常確率と全スラスタが正常である確率の推移を図示したものである。第 11 図の推力変化と連動して、正常時からの偏差が大きい時間帯は、すべてのスラスタが正常である確率 $P(z_t^1 = \text{正常}, \dots, z_t^{14} = \text{正常})$ が大きく減少し、逆にスラスタ#4 が異常である確率 $P(z_t^4 = \text{異常})$ がほぼ 1 付近まで増加している。また、第 13 図は第 9 図同様に予測尤度の推移を図示したものであり、第 14 図は第 10 図同様に異常スラスタの推定推力である。前異常ケースでもそうであったが、予測尤度の推移は、第 13 図に示されるように、異常発生直後（正常からの偏差の拡大開始時）に大きく低下することがわかる。そしてその後、第 12 図の各スラスタの異常確率や第 14 図のパラメータ推定値が、やや時間遅れを伴って真値に近づくにつれ、予測尤度は再び元の値に戻っていることがわかる。本ケースでも、時刻 900 秒後半以降は宇宙機が制御不能となっている。

5.3.3 微小な推力低下が発生する異常ケース (c) もう一つの異常ケースとして、第 15 図のように、時刻 250 秒から規定推力の 70% へ推力が低下する異常ケースに関する適用結果を示す。本ケースは、前二つのケースに比べて異常の規模が小さいため、状態の正常時との差異が小さく、異常検知や診断は極めて難しいケースであると言える。

まず第 16 図は、これまで同様、各スラスタの異常確率と全スラスタが正常である確率の推移を図示したものである。前述のように本ケースは比較的難しい異常ケースであるため、これまでに比べて明確な結果ではないが、図のように異常発生後明らかにスラスタ#4 の異常確率が増加している。第 17 図は予測尤度の推移であるが、異常発生直後に微

第 12 図 異常ケース (b) における異常確率の推移

第 13 図 異常ケース (b) における予測尤度の推移

第 14 図 異常ケース (b) における推定推力の推移

小な低下が見られるものの、前ケースに比べるとその変化は小さい。しかし、第 18 図に示すように、異常スラスタの推定推力は、正確な推定が可能であることがわかる。なお本ケースに関しては、全パーティクルを用いた推定値に加え、 $P(z_t^4 = \text{異常})$ であるパーティクルのみを用いた場合の推定値を同時に図示している。

6. 結 論

本稿では、システムを記述するパラメータと、そのパラ

第15図 異常ケース(c)におけるスラスタ#4の推力低下

メータの変化を決める異常モードとをリアルタイムで同時に推定することにより、異常検知および異常診断を行うためのアルゴリズムを提案した。提案した異常診断法は、定量モデルベース診断の枠組みの一つであるパラメータ推定法を、確率推論問題として扱ったものと考えることができ、システムの不確実性に対してロバストであり、更にリアルタイムでの実行が可能な枠組みとなっている。本研究では、パラメータ推定を伴う確率推論へ逐次モンテカルロ法を適用する際に問題となる、探索空間の増大と異常の低確率性に対して、異常の独立性を明示的に利用可能な異常モード、その異常モード上のリスク、およびパラメータ推定のためのカーネル平滑化を導入することにより、迅速な異常検知と異常診断を実現するアルゴリズムを提案した。更に本稿では、宇宙機のランデブー・プロセスにおけるスラスタ異常を模擬したシミュレーション・データを用いて、提案する異常診断アルゴリズムの検証実験を行い、その有用性を確かめた。

提案したアルゴリズムは、対象とするシステムを記述する推論モデルを事前に与える必要がある。しかし場合によっては、対象に関する知識が乏しかったり、あるいは対象の不確実性が高く、事前に正確なモデルを与えることが困難となることが考えられる。そのような場合には、対象から得られたデータを用いてシステムを記述するモデルを獲得する学習（同定）手法を用いる必要がある。今後、提案する異常診断手法をこのような学習手法と組み合わせ、知識が乏しかったり不確実性の高い対象に対しても適用可能な異常診断の枠組みを構築していく予定である。

本研究を進めるにあたり、宇宙航空研究開発機構（JAXA）の山中浩二氏、稲場典康氏には、専門家の立場から様々な知見や情報を頂きました。深く感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Tallo, D. P., Durkin, J. and Petrik, E. J.: Intelligent Fault Isolation and Diagnosis for Communication Satellite Systems, *Telematics and Informatics*, **9** (1992), pp. 173-190.
- 2) Ciceri, F. and Marradi, L.: Event Diagnosis and Recovery in Real-Time On-Board Autonomous Mission Control, *Proc. of the 1st Ada-Europe Symp.*, 1994.
- 3) Nishigori, N., Hashimoto, M., Choki, A. and Mizutani, M.: Fully Automatic and Operator-Less Anomaly Detecting Ground Support System for Mars Probe 'NOZOMI,' *Proc.*

第16図 異常ケース(c)における異常確率の推移

第17図 異常ケース(c)における予測尤度の推移

第18図 異常ケース(c)における推定推力の推移

of the 6th Int. Symp. on Artificial Intelligence and Robotics and Automation in Space (I-SAIRAS 2001), 2001.

- 4) Muscettola, N., Nayak, P. P., Pell, B. and Williams, B. C.: Remote Agent: To Boldly Go Where No AI System Has Gone Before, *Artif. Intell.*, **103** (1998), pp. 5-48.
- 5) Williams, B. C. and Nayak, P. P.: A Model-Based Approach to Reactive Self-Configuring Systems, *Proc. of the 13th National Conf. on Artificial Intelligence and Eighth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conf.*, 1996.
- 6) Jensen, F. V., Kjaerulff, U. and Kristiansen, B.: The SACSO Methodology for Troubleshooting Complex Systems, *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manu-*

- facturing (AIEDAM), **15** (2001), pp. 321–333.
- 7) Deaden, R., Willeke, T. and Hutter, F.: Real-Time Fault Detection and Situational Awareness for Rovers: Report on the Mars Technology Program Task, Proc. of IEEE Aerospace Conf., 2004.
 - 8) 河原吉伸, 矢入健久, 町田和雄: Dynamic Bayesian Networks を用いた宇宙機異常診断法, 人工知能学会論文誌, **21** (2006), pp. 45–54.
 - 9) Takadama, K., Murakami, T. and Kawahara, Y.: Detecting Failure of Spacecraft Using Separated States in Particle Filters, Proc. of the 25th Int. Symp. on Space Technology and Science (ISTS 2006), 2006.
 - 10) Horvath, G., Ingham, M., Chung, S., Martin, O. and Williams, B.: Practical Application of Model-Based Programming and State-Based Architecture to Space Missions, Proc. of the 2nd IEEE Int. Conf. on Space Mission Challenges for Information Technology (SMC-IT 2006), 2006.
 - 11) Julier, S. J. and Uhlmann, J. K.: A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems, Proc. of AeroSense: The 11th Int. Symp. on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls, 1997.
 - 12) Doucet, A., de Freitas, N. and Gordon, N.: Sequential Monte Carlo Methods in Practice, Statistics for Engineering and Information Science, Springer, Berlin, 2001.
 - 13) Arulampalam, M. S., Maskell, S., Gordon, N. and Clapp, T.: A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking, IEEE Trans. Signal Proc., **50** (2002), pp. 174–188.
 - 14) Pitt, M. and Shephard, N.: Filtering via Simulation: Auxiliary Particle Filters, J. Am. Statist. Assoc., **94** (1999), pp. 590–599.
 - 15) Isermann, R.: Model-Based Fault-Detection and Diagnosis—Status and Applications, Ann. Rev. Control, **29** (2005), pp. 71–85.
 - 16) Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K. and Kavuri, S. N.: A Review of Process Fault Detection and Diagnosis Part I–III, Comput. Chem. Eng., **27** (2003), pp. 293–346.
 - 17) Murphy, K. P.: Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning, Doctoral Thesis, California Univ., 2002.
 - 18) Thrun, S., Langford, J. and Verma, V.: Risk Sensitive Particle Filters, Advances in Neural Information Processing Systems 14, MIT Press, Conbridge, London, 2002.
 - 19) West, M.: Approximating Posterior Distributions by Mixtures, J. Royal Statist. Soc., **55** (1993), pp. 409–422.
 - 20) West, M.: Mixture Models, Monte Carlo, Bayesian Updating and Dynamic Models, Computing Science and Statistics, Newton, J. H., ed., Interface Foundation of North America, Fairfax Station, Virginia, 1993, pp. 409–422.