

# 各種統計的フィルタ理論の合成に基づく 非線形構造同定アルゴリズムの開発

佐藤忠信<sup>1</sup>・坂上貴士<sup>1</sup>・吉田郁政<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 京都大学 防災研究所 (〒 611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

<sup>2</sup> 東電設計株式会社 (〒 110-0015 東京都台東区東上野 3 丁目 3 番 3 号)

The purpose of this study is to apply Monte Carlo Filter for identifying dynamic parameters of structural systems and improve its algorithm. Identifying process using Monte Carlo Filter sometimes becomes unstable, especially when a parameter has a weak effect on structural responses. In order to overcome this problem, we developed a hybrid algorithm combining the Kalman Filter and Monte Carlo Filter.

A study to investigate the relationships between Genetic Algorithm and Monte Carlo Filter has been conducted. Based on this study, we developed an algorithm taking into account Genetic Algorithm to speed up convergence of Monte Carlo Filter to identify stationary structural systems.

*Keywords: Kalman Filter, Monte Carlo Filter, Genetic Algorithm*

## 1 はじめに

地震発生後、構造物の被災状況を迅速かつ定量的に把握する事は二次災害の防止や適切な補修の為に大変重要であり、損傷診断に関する技術の確立が早急に求められている。このような要望に対して、各種の構造物のヘルスマニタリング手法が開発されているが、本研究では北川<sup>1)</sup>によって開発されたモンテカルロフィルタ (MCF) を基にした新しい構造同定手法を提案する。

MCF は古くから構造同定に用いられてきたカルマンフィルタ<sup>2)</sup> (KF) とは異なり、非線形非ガウス空間の取り扱いが可能で、より一般的な構造モデルへの適用が可能である。

佐藤<sup>3)</sup>は全質点の加速度、速度、変位が観測されるという条件で MCF を用いた構造同定法を提案し、さらに適応ノイズと名付けた人為的なノイズを付加する事で、非定常な構造系の同定を可能とした。また、吉田<sup>4)</sup>はシステムノイズに非ガウス型ノイズである  $UD$  分布を用いる事を提案し、同定結果の非定常性への追従性を高める手法を開発した。さらに吉田<sup>5)</sup>は空間的、時間的に相関を有するノイズをシステムノイズに採用する事で、構造系の破壊過程を考慮した構造同定手法を開発した。また、星谷<sup>6)</sup>や佐藤<sup>7)</sup>によって非線形構造系の同定を試みる研究もなされている。

しかし、いずれの研究においても構造系の応答を時刻で見た時の影響が小さなパラメータ (例えば減衰定数) に対しての同定結果は不安定であり、その点を改善する

手法の開発はなされていない。そこで、本研究は同定結果の収束性向上を目標に、MCF と KF を混合したハイブリッド型構造同定アルゴリズムを開発する。

また、樋口<sup>8)</sup>によって、MCF と遺伝的アルゴリズム (GA) のアルゴリズムの類似性に関する研究が行われており、MCF に GA の Crossover などの操作を導入する改良法などが提案されている。そこで、MCF に突然変異的な操作を導入した GA-MCF を開発し、非定常問題への追従性を向上する方法論を展開する。

## 2 統計的フィルタ理論

### (1) 状態空間モデル

北川は、時刻  $n-1$  から時刻  $n$  への状態量  $\mathbf{x}$  の遷移と、時刻  $n$  における状態量と時刻  $n$  において得られた観測量  $\mathbf{z}$  の関係式を次式で表される状態空間モデルを構築した。

$$\mathbf{x}_n = F(\mathbf{x}_{n-1}, \mathbf{w}_n) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_n = H(\mathbf{x}_n, \mathbf{v}_n) \quad (2)$$

ここで  $F, H$  は任意関数であり、 $\mathbf{w}_n$  はシステムノイズ、 $\mathbf{v}_n$  は観測ノイズである。ここで、各変数の下付文字は時刻を表す。一般に式 (1) は状態方程式、式 (2) は観測方程式と呼ばれる。カルマンフィルタ、モンテカルロフィルタとも、以上の状態空間モデルより誘導される。

## (2) カルマンフィルタ (KF)

KF は状態空間モデルの線形性、ノイズのガウス性が仮定される場合にのみアルゴリズムが構成される。よって、状態方程式は、式 (1) に線形性の制約を課した、次式で表現されるものとする。

$$\mathbf{x}_n = \Phi_n \mathbf{x}_{n-1} + \Gamma_n \mathbf{w}_n \quad (3)$$

ここで、 $\Phi_n$  は遷移行列と呼ばれる。 $\Gamma_{n-1}$  はシステムノイズの遷移を支配する既知の行列である。また観測方程式についても線形性の制約を課した、次式で表現されるものとする。

$$\mathbf{z}_n = \mathbf{H}_n \mathbf{x}_n + \mathbf{v}_n \quad (4)$$

以上の状態量空間モデルをもとに KF は以下のアルゴリズムで構成される。

1. 状態量初期値  $\mathbf{x}_0$  と初期共分散  $\mathbf{P}_0$  を仮定する。
2. 状態量の事前推定量  $\bar{\mathbf{x}}_n$  と事前共分散  $\mathbf{M}_n$  を次式で求める。

$$\bar{\mathbf{x}}_n = \Phi_n \hat{\mathbf{x}}_n + \Gamma_n \hat{\mathbf{w}}_n \quad (5)$$

$$\mathbf{M}_n = \Phi_n \mathbf{P}_{n-1} \Phi_n^T + \Gamma_n \Omega_n \Gamma_n^T \quad (6)$$

3. 状態量の事後共分散  $\mathbf{P}_n$  を次式で求める。

$$\mathbf{P}_n = (\mathbf{M}_n^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \quad (7)$$

4. カルマンゲイン  $\mathbf{K}_n$  を次式で求める。

$$\mathbf{K}_n = \mathbf{M}_n \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{M}_n \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_n)^{-1} \quad (8)$$

5. 時刻  $n$  における状態量の最尤推定値  $\hat{\mathbf{x}}_n$  を次式で求める。

$$\hat{\mathbf{x}}_n = \bar{\mathbf{x}}_n + (\mathbf{z}_n - \mathbf{H} \bar{\mathbf{x}}_n) \quad (9)$$

## (3) モンテカルロフィルタ (MCF)

MCF は状態量の条件付確率分布を粒子と呼ばれる多数の実現値で近似し、その粒子を遷移、評価、復元抽出する事で非線形非ガウス空間の同定を可能としたアルゴリズムである。

MCF は式 (1),(2) で表される状態空間モデルをもとに構成されるため、KF よりもより一般的なモデルへの適用が可能となる。つまり、式 (1),(2) におけるシステムノイズ  $\mathbf{w}_n$  と観測ノイズ  $\mathbf{v}_n$  はそれぞれ任意の分布  $q(\mathbf{w})$  と  $r(\mathbf{v})$  に従うものとして良い。しかし、観測ノイズ  $\mathbf{v}$  は状態量  $\mathbf{x}_n$  と観測量  $\mathbf{z}_n$  が与えられると一意に定まり、観測

量  $\mathbf{y}_n$  により微分可能な関数  $G$  を用いて以下のように表されるものとする。

$$\mathbf{v}_n = \mathbf{H}^{-1}(\mathbf{z}_n, \mathbf{x}_n) = G(\mathbf{z}_n, \mathbf{x}_n) \quad (10)$$

分布  $P(\mathbf{x}_n | \mathbf{Z}_{n-1})$  に従う粒子を予測粒子  $\mathbf{b}_n$ 、分布  $P(\mathbf{x}_n | \mathbf{Z}_n)$  に従う粒子を予測粒子  $\mathbf{f}_n$  とすると、MCF は以下のアルゴリズムにより構成される。

1.  $j = 1 \sim m$  について乱数  $\mathbf{f}_0^{(j)} \sim p_0(\mathbf{x})$  を生成し、状態量の初期分布を作成する
2.  $n = 1 \sim N$  について以下の過程を繰り返す

(a)  $j = 1 \sim m$  について乱数  $\mathbf{w}_n^{(j)} \sim q(\mathbf{w}_n)$  を生成し、システムノイズ粒子を作成する。

(b)  $j = 1 \sim m$  について次式の状態方程式より粒子の遷移を計算する

$$\mathbf{b}_n^{(j)} = F(\mathbf{f}_{n-1}^{(j)}, \mathbf{w}_n^{(j)}) \quad (11)$$

(c)  $j = 1 \sim m$  について尤度を次式で計算する

$$\alpha_n^{(j)} = r(G(\mathbf{z}_n, \mathbf{b}_n^{(j)})) \left| \frac{\partial G}{\partial \mathbf{z}_n} \right| \quad (12)$$

(d)  $j = 1 \sim m$  について  $\alpha_n^{(j)}$  に比例する確率で  $\{\mathbf{b}_n^{(j)} \dots \mathbf{b}_n^{(m)}\}$  を復元抽出することにより  $\mathbf{f}_n^{(j)}$  を得る

$$\mathbf{f}_n^{(k)} = \mathbf{b}_n^{(k)} \quad \text{with probability} \quad \frac{\alpha_n^{(k)}}{\sum_{j=1}^{(m)} \alpha_n^{(j)}} \quad (13)$$

(e) (a) に戻る。

## 3 構造同定法

### (1) MCF を用いた構造同定法

線形構造システムは以下の運動方程式で表されるものとする。

$$\ddot{y} + 2h\omega\dot{y} + \omega^2 y = -\ddot{X}_g \quad (14)$$

ここで  $m, h, \omega$  はそれぞれ質量、減衰定数、固有円振動数であり  $y$  は構造システムの地盤に対する相対変位、 $\ddot{X}_g$  は地震による地動加速度を表す。

状態量  $\mathbf{x}$  は  $\mathbf{x} = \{z, \dot{z}, h, \omega\}$  で構成され、状態量の時間微分が一階の微分方程式で表される事を利用すると、次式の状態方程式が得られる。

$$\dot{\mathbf{x}}_n = \mathbf{g}(\mathbf{x}_{n-1}) + \mathbf{w}_n \quad (15)$$

ただし、 $\mathbf{g}$  の要素は以下の通りである。

$$\mathbf{g} = \{-2h\omega\dot{y} - \omega^2 y - \ddot{X}_g \quad \dot{y} \quad 0 \quad 0\}^T \quad (16)$$

状態量のうち相対速度, 変位が観測されると観測方程式は次式のように表される:

$$z = \mathbf{H}\mathbf{x} + v \quad (17)$$

ただし  $\mathbf{H}$  の要素は以下の通りである.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

## (2) ハイブリッド型フィルタを用いた構造同定法

ハイブリッド型フィルタを用いた構造同定法は, 構造系の応答に関してはガウス性を仮定し, KF を用いて状態量  $\mathbf{x}_\alpha = \{\dot{y}, y\}$  の更新を行い, 動特性に関しては粒子表現  $\mathbf{f}^{(j)} = \{h^{(j)}, \omega^{(j)}\}$  を用いた MCF で同定を行う. 以下, 簡単にアルゴリズムを示す.

1. 状態量の初期値  $\mathbf{x}_{\alpha,0}$  と初期共分散  $\mathbf{P}_0$  を設定する. 動特性については初期分布  $p(\mathbf{f}_0)$  に従う  $m$  個の粒子  $\mathbf{f} = \{h_0^{(j)}, \omega_0^{(j)}\}$  を発生させる.
2. 以下の過程を繰り返す.

- (a) 動特性に関するシステムノイズ粒子  $\mathbf{w}_n^{(j)}$  を発生させる.
- (b) 動特性粒子  $\mathbf{f}_{n-1}^{(j)}$  に動特性に関するシステムノイズを付加し,  $\tilde{\mathbf{f}}_{n-1}^{(j)}$  を作る.

$$\tilde{\mathbf{f}}_n^{(j)} = \mathbf{f}_{n-1}^{(j)} + \mathbf{w}_n^{(j)} \quad (19)$$

- (c) 動特性の各粒子  $\tilde{\mathbf{f}}_n^{(j)}$  を用いて応答に関する状態方程式を作成する.

$$\mathbf{x}_{\alpha,n}^{(j)} = \Phi^{(j)}(\mathbf{x}_{\alpha,n-1}) + \mathbf{w}_{\alpha,n} \quad (20)$$

- (d) 上式を線形化し KF を適用する. ただし遷移行列  $\Phi_n$  は次式のようになる.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 - 2\tilde{h}_n^{(j)}\tilde{\omega}_n^{(j)}\Delta t & -\tilde{\omega}_n^{(j)2} \\ \Delta t & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

- (e) 各粒子について, カルマンゲイン  $\mathbf{K}_n^{(j)}$ , 状態量の最尤推定値  $\hat{\mathbf{x}}_{\alpha,n}^{(j)}$  と事後共分散  $\mathbf{P}_n^{(j)}$ , 尤度  $\alpha_n^{(j)}$  を次式で求める.

$$\mathbf{K}_n^{(j)} = \mathbf{P}_n^{(j)}\mathbf{H}\mathbf{R}_n^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{\alpha,n}^{(j)} = \bar{\mathbf{x}}_{\alpha,n} + \mathbf{K}_n^{(j)}(\mathbf{z}_n - \mathbf{H}\bar{\mathbf{x}}_{\alpha,n}) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_n^{(j)} = (\mathbf{M}_n^{(j)-1} + \mathbf{H}^T\mathbf{R}_n^{-1}\mathbf{H})^{-1} \quad (24)$$

$$\alpha_n^{(j)} = p(\mathbf{z}_n | \hat{\mathbf{x}}_{\alpha,n}^{(j)}) \quad (25)$$

- (f) 尤度  $\alpha_n^{(j)}$  に応じて動特性を復元抽出し,  $\mathbf{f}_n^{(j)}$  を生成させる. 状態量に関する情報は何らかの方法で一意に定め, 次時刻に受け継ぐ.

ここで, 次時刻に受け継ぐ応答に関する情報,  $\mathbf{x}_\alpha$  とその共分散  $\mathbf{P}$  をどのように決定するか, であるが,

方法 1 各粒子により得られた  $\hat{\mathbf{x}}_{\alpha,n}^{(j)}, \mathbf{P}_n^{(j)}$  のうち, 平均的なものを次時刻に受け継ぐ.

方法 2 各粒子より得られた  $\hat{\mathbf{x}}_{\alpha,n}^{(j)}, \mathbf{P}_n^{(j)}$  のうち, 最大尤度を与えたものを次時刻に受け継ぐ.

などが考えられる. しかし, どちらの方法も全粒子についてカルマンゲイン  $\mathbf{K}_n^{(j)}$ , 事後事前共分散  $\mathbf{M}_n^{(j)}$ , 事後共分散  $\mathbf{P}_n^{(j)}$  を求めねばならない. そこで方法 3 として, 上記アルゴリズム (c) において, 遷移行列を  $\tilde{\mathbf{f}}_n^{(j)}$  の平均値から作成する方法を検討した.

これにより  $\mathbf{K}_n^{(j)}, \mathbf{M}_n^{(j)}, \mathbf{P}_n^{(j)}$  については一意に定まる為, 他の方法に比べ計算量は少なくて済む. また方法 3 では  $\hat{\mathbf{x}}_{\alpha,n}^{(j)}$  については平均的なものを次時刻に受け継ぐ.

## (3) 数値解析例

### a) 1 自由度線形構造系

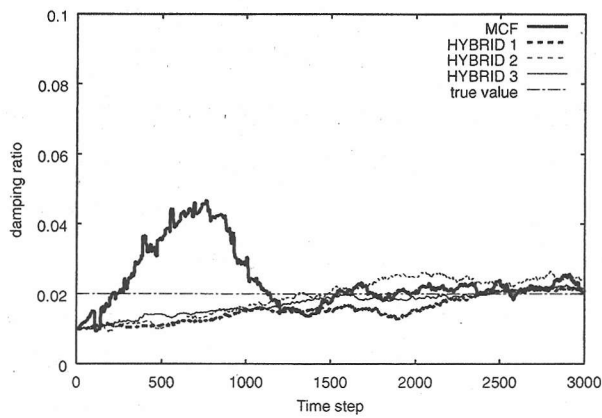
1 自由度線形構造系を対象に MCF とハイブリッド型同定アルゴリズムにより動特性の同定を行い, 各手法の有効性を検証する. 対象とする構造系は 1 自由度せん断質点系とし, 構造系の諸元は質量  $0.12553\text{kgf} \cdot \text{sec}/\text{cm}$ , 減衰定数  $0.02$ , 固有円振動数  $13.97\text{rad}/\text{sec}$  とした. 入力は最大加速度  $25\text{gal}$  に補正した El centro 地震加速度記録とした. 観測波形は, 設定したモデルに入力を用いて順解析を行い, 応答波形を作成し, それに観測ノイズを付加する事で得た. 観測ノイズはホワイトノイズとし, その振幅は応答値とノイズの標準偏差の比を規準に定めた.

減衰定数と固有円振動数の初期分布は, 真値の 50% を平均値とするガウス分布を仮定した. 解析に用いた粒子数は 2000 個, 観測ノイズは 3% とした.

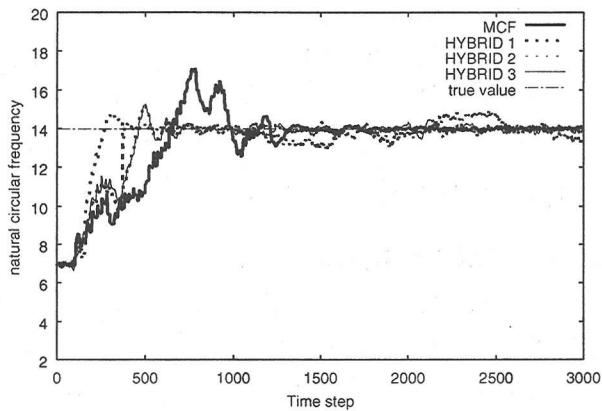
図-1 は MCF と 3 方法のハイブリッド型同定アルゴリズムより得られた減衰定数と固有円振動数の粒子群からヒストグラムを作成し, そのモード値を時間方向に連ねたものである. 図-1 よりハイブリッド型同定アルゴリズムを用いた結果は MCF を用いた場合に比べ, いずれの場合も真値への収束の早い事が分かる. またハイブリッド型同定アルゴリズムの 3 つの方法について比較すると, 方法 1, 3 の場合が方法 2 よりも安定していることが分かる. 方法 3 は他に比べ, 計算量が少なく, 同定結果の精度も十分な事から, 以下, ハイブリッド型同定アルゴリズムとしては方法 3 を用いるものとする.

### b) 5 自由度非定常構造系

次に動特性が時間的に変化する非定常構造系を対象に MCF と方法 3 のハイブリッド型同定アルゴリズムを用



減衰定数



固有円振動数

図-1 同定結果比較 (モード表示)

いて同定を行った. 同定の対象となる構造系は図-2で表される5自由度系で, 質点1における動特性が同定開始から500ステップ後に20%低下し, 1500ステップ後から再び漸増する系である. 動特性の初期分布は真値を平均値とするガウス分布に従うものとする. 解析に用いた粒子数は30000個, 観測ノイズは3%とした. 図-3はMCF

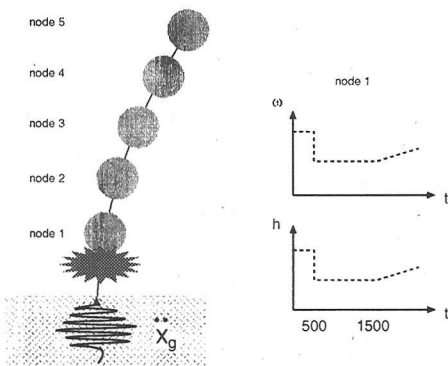
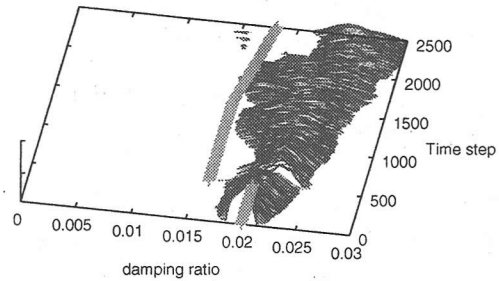


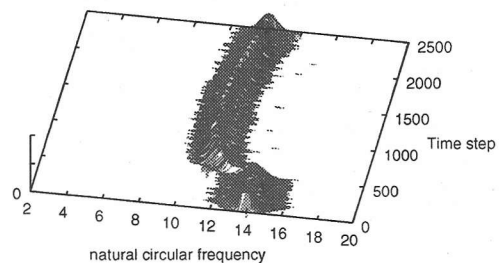
図-2 5自由度非線形構造モデル

を用いた場合の減衰定数と固有円振動数の同定結果である. 固有円振動数の同定結果は非定常性へ追従できているが, 減衰定数については非定常性へ追従できてはいない.

図-4はハイブリッド型同定アルゴリズムを用いた場合の減衰定数と固有円振動数の同定結果である. 固有円振動数の同定結果は非定常性へ追従できている. 減衰定数の同定結果はMCFによるそれに比べると, 非定常性の追従が良くなっている.



減衰定数



固有円振動数

図-3 MCFによる同定結果

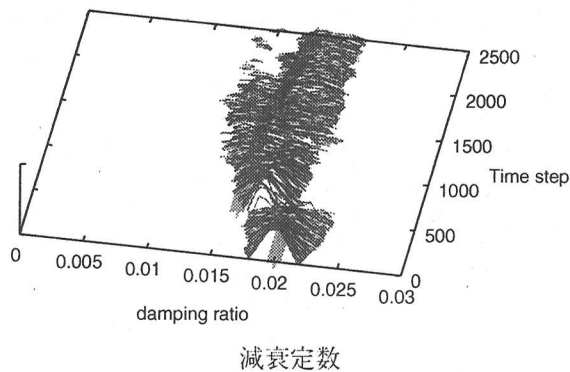
## 4 GA-MCF

### (1) GA と MCF

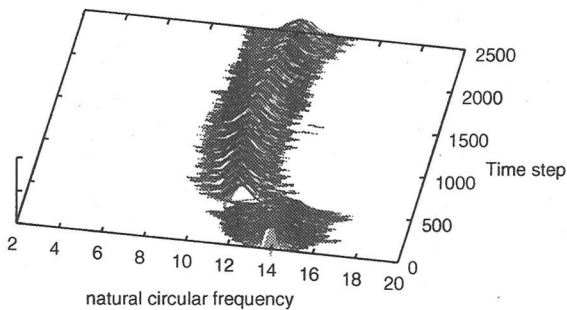
GA と MCF のアルゴリズムが類似していることが樋口によって報告されている. そこで樋口の説明に基づき, GA のアルゴリズムを説明し, GA のコンセプトがMCFのそれと類似していることを示す.

GA が提唱されて以来, 数多くの手法が研究されているが, いずれも目的関数の最大化 (あるいは最小化) 問題に帰結する. そこで GA を目的関数  $f(z)$  を最大化する解  $z^*$  を個体  $z$  の  $m$  個の集合  $\{z_i | i = 1, \dots, m\}$  から求める問題と定義し, 広義の GA について説明する.

遺伝的アルゴリズムの特徴は, 最適解を求めていくアルゴリズム各ステップにおいて常に  $m$  個の最適解候補を保持する点にある. その目的は  $f(z)$  の値ができるだけ大きく, かつ解の多様性も残るように最適解の更新を行う点にある. 以後, 第  $n$  世代における  $m$  個の個体を  $\{z_n^{(j)} | j = 1, \dots, m\}$ , その集合群を  $Z_n$  とする.



減衰定数



固有円振動数

図-4 ハイブリッド型同定アルゴリズムによる同定結果

各ステップにおける個体群の進化過程は以下の4ステップで構成される。

1.  $Z_{n-1}$  からランダムにペアを形成し、各ペアに対して  $p_c$  の確率で交叉を行う。ここで交叉とは各個体を形成する情報をペア間で交換する事を意味する。次の世代  $Z^n$  を各ペアごとに2個ずつ発生させる。
2. 得られた各  $Z_n$  に対して、確率  $p_n$  で適当な突然変化を与える。
3. 各  $z_n^{(j)}$  の目的関数値  $f(z_n^{(j)})$  を求め、各  $z_n^{(j)}$  を  $p(z_n^{(j)}) = \frac{f(z_n^{(j)})}{\sum_{k=1}^m f(z_n^{(k)})}$  の確率で復元抽出し、淘汰後の  $Z_n$  を構成する。
4. 1. に戻る。

次に GA と MCF の対応関係を考察する。まず GA における第  $n$  世代の個体  $Z_n$  と、時刻  $n$  の粒子  $f_n$  を対応させると、MCF のステップ 2-(b) は GA のステップ 1,2 と類似している。MCF では、状態方程式という明確な形で新たな粒子が生成されるのに対し、GA では交叉、突然変異といったランダム性に支配された形で新たな粒子が生成される。

次に MCF のステップ 2-(c) における尤度計算は、GA におけるステップ 3 の目的関数の値を求める作業に値する。また MCF のステップ 2-(d) において尤度をもと

にフィルタ粒子を復元抽出する作業は、GA のステップ 3 における目的関数をもとに構成された適応度関数を用いて次世代の粒子を復元抽出を行う作業に一致する。ただし、GA における目的関数、適応度関数は不変だが、MCF においては尤度を求める為の関数形は観測の過程に支配され、不変であるが与えられる時系列データの関数となっている。

## (2) 適応型 GA-MCF

MCF では、実現値が常に過去の観測情報を持った条件付確率分布の下で発生する為、あるステップにおいて異常な観測値が得られても、その影響を軽減する機能を有している。しかし、その機能は非定常なシステムの同定を行なう際には過去の情報を常に引きずる事となり、非定常性への追従性を低下させる事になる。一方 GA では交叉や突然変異により、MCF では発生しないような特異な実現値を発生する可能性を有している。

よって、MCF に一部、GA 的な操作を導入する事で MCF の異常な観測値に対する頑健性と GA の非定常な系に対する追従性の両者を共有するアルゴリズム、適応型 GA-MCF、が構成できる。

以下、考案したアルゴリズムを示す。

1.  $p(x_{n-1}|Z_{n-1})$  に従う粒子  $f_{n-1}^{(j)}$  から式 (1) を用いて  $P(x_n|Z_{n-1})$  に従う粒子  $b_n^{(j)}$  を得る。
2. 得られた各粒子  $b_n^{(j)}$  の尤度  $\alpha_n^{(j)} = P(z_n|b_n^{(j)})$  を求める。
3.  $k$  個の大きな尤度を与えた予測粒子群  $B = \{b_n^{(1)}, b_n^{(k)}\}$  を構成する。
4. 予測粒子群  $B$  を発生させたフィルタ粒子群に GA 的な操作を施し、新たなフィルタ粒子群  $F = \{f_{n-1}^{(1)}, f_{n-1}^{(k)}\}$  を構成し、式 (1) より予測粒子群  $\hat{B} = \{b_n^{(1)}, b_n^{(k)}\}$  を得る。
5.  $B$  と  $\hat{B}$  の各粒子について、尤度を比較し、新に得られた粒子の尤度がもとの粒子より大きければ  $\hat{B}$  を  $B$  に置き換える。
6.  $\alpha_n^j$  に基づき、 $b_n^j$  から復元抽出を行い、 $p(x_n|Z_n)$  に従う粒子  $f_n^{(j)}$  を得る。
7. 1. に戻る。

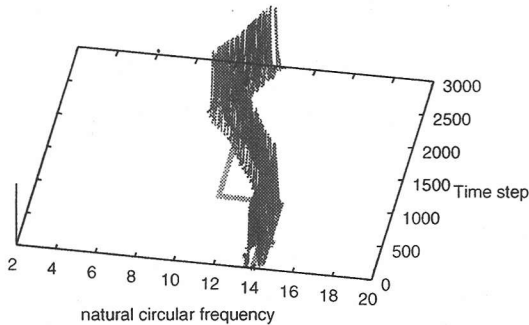
## (3) 数値解析例

開発した適応型 GA-MCF を用いて非定常構造系の同定を行う。解析に用いたモデルは5自由度構造系で質点1における動特性が、同定開始から1000ステップ後に20%低下する。動特性の初期分布は真値を平均値とするガウス分布、解析に用いた粒子数は3000個である。

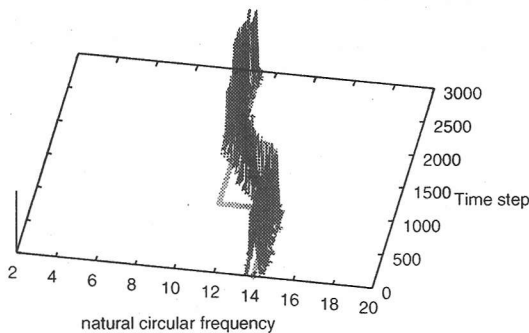
適応型 GA-MCF において、各ステップで GA 的な操作を施す粒子数は 100 個とした。また GA 的な操作として、粒子群  $F$  に対して、平均値 0、分散 0.01 のガウス分布に従う実現値を付加した。比較の為、MCF も用いて同定を行う。

図-5 は MCF と適応型 GA-MCF によって得られた質点 1 における固有円振動数の同定結果をフィルタ分布で示したものである。図-5 より、適応型 GA-MCF よる同定結果の方が、非定常性に追従性できていることが分かる。

また図-6 は適応型 GA-MCF の各ステップにおいて、GA 的な操作より得られた粒子が、元の粒子に置き換えられた数を示したものである。図-6 より、系が定常状態では粒子の更新が行われないが、非定常状態になった 1000 ステップ直後から、活発に粒子が更新されている事が分かる。また更新される粒子の数は同定ステップ後半では、再び減少している事が分かる。よって適応型 GA-MCF が系が非定常な時にのみ働いている事が分かる。



モンテカルロフィルタ



GA-MCF(100)

図-5 固有円振動数の同定結果 (node1)

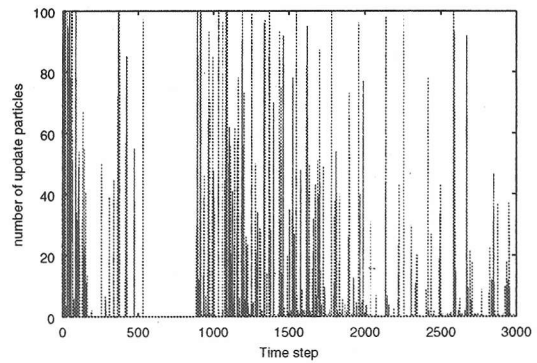


図-6 GA-MCF により更新された粒子の数

## 5 おわりに

本研究では同定結果の収束性を向上させる為に、KF と MCF を混合したハイブリッド型同定アルゴリズムを開発した。さらに非定常な構造系に対する同定結果の追従性を向上させる為に、GA における突然変異的な操作を MCF に導入した適応型 GA-MCF を開発した。

今後は Versatile 型復元モデルで表現される非線形構造系に対して、提案手法の適用性を検討する予定である。

## 参考文献

- 1) 北川源四郎: モンテカルロフィルタおよび平滑化について, 統計数理, 第 44 巻第 1 号, pp.31-48, 1996
- 2) 加藤寛一朗: 最適制御入門, 東京大学出版会, 1987
- 3) 佐藤忠信・梶啓介: モンテカルロフィルタを用いた構造同定, 土木学会論文集, No.675/I-55, pp.161-170, 2001
- 4) Ikumasa Yoshida: Damage Detection Using Monte Carlo Filter Based on Non-Gaussian Noises, 8 th International Conference on Structural Safety and Reliability, June 2001
- 5) 吉田郁政・佐藤忠信: モンテカルロフィルタを用いた排他的非ガウスプロセスノイズによる損傷同定, 構造工学論文集, Vol.48A, 2000.3(投稿中)
- 6) 星谷勝・丸山収・西家晃徳: BF/MCF による動的非線形システムのパラメータ同定, 第 56 回土木学会年次学術講演会論文集, I-B008, 2001 年 10 月
- 7) 佐藤忠信・原田俊崇: モンテカルロフィルタを用いた構造物の非線形動特性の同定, 第 56 回土木学会年次学術講演会論文集, I-B007, 2001 年 10 月
- 8) 樋口知之: 遺伝的アルゴリズムとモンテカルロフィルタ, 統計数理, 第 44 巻第 1 号, pp.19-30, 1996