

進化論的デジタルフィルタに関する研究

阿部 正英

東北大学大学院工学研究科電子工学専攻

1. まえがき

本研究では、著者が提案している進化論的計算手法による適応デジタルフィルタである進化論的デジタルフィルタ (EDF: Evolutionary Digital Filter) について、フィルタ構造と適応アルゴリズムの検討とその性能の評価を行っている [1-21]。

従来の適応信号処理における適応アルゴリズムの導出には、解析的・代数的手法が用いられている。これらの手法は、これまでのほとんどの科学技術の分野において用いられており、「かたいシステム」を分析・設計する場合には、都合のよい方法である。一方、最近では、生命や生物の特質をモデルとして「やわらかいシステム」を分析・設計する手法が提案されている。このような手法として、例えば、ニューラルネットワーク、人工生命、遺伝的アルゴリズムなどの研究があげられる。

「やわらかいシステム」として生物集団の動作をみると、これまでの人工的な単一の「かたいシステム」にはない特質がある。ここでは、例として、ハチの場合を見てみる。個々のハチは、「シンプルなルール」により行動し、「8の字ダンス」などによる簡単な情報伝達のみを行い、全体を統括するような立場のハチはいない。それでも、ハニカム構造の巣を作り、えさを集め、分業して巣を維持している。このように、個々の生物の能力はそれほど高くなく、また、その生物の構造は単純なものでも、生物集団の動作を見ると、環境にすばやく適応する能力や、自然な並列処理能力、自己組織化能力などすぐれた特質を持つ。このような特質は、適応デジタル信号処理において要求される基本的な特質である。

そこで、著者は、新しい適応信号処理の実現を目指して、進化論的デジタルフィルタ (EDF: Evolutionary Digital Filter) を提案している [1-21]。

提案している EDF には、従来の適応アルゴリズムである LMS アルゴリズムを用いた適応フィルタ (LMS-ADF) と比べて、(1) 多峰性の評価関数空間において極小値にとらわれることなく最小値を探索できる、(2) 応用にあわせて評価関数を選択できる、という利点がある。

しかし、EDF には、LMS-ADF よりも、1 入力あたりの乗算回数が多いという問題点がある。これは、

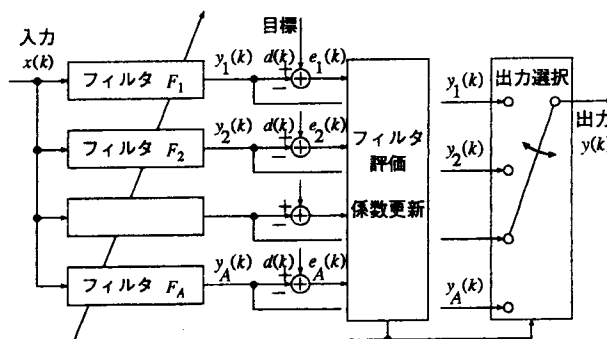


図 1: EDF の構造

EDF が多くの内部フィルタを持ち、これにより多点探索を行っているからである。

一方、進化論的計算手法の 1 つである遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm: GA) では、すでに並列実現に関する研究が行われている [22]。GA を並列分散処理する利点は、処理の高速化の他に、個体群を分割したり融合したりすることで収束初期の誤収束を防止し、最適解への到達確率を向上できる点である。

そこで、本稿では、EDF の収束特性の向上と並列実現を目的として、並列形の EDF である分散形 EDF を提案する。分散形 EDF では、生物群を分割して並列化を行う。この分割した生物群に EDF の構造と適応アルゴリズムを適用するために、本稿では、遺伝的アルゴリズム (GA) を並列プロセッサ上で実現するための分散形 GA の分割方法 [22] を用いる。

本稿では、まず、EDF の構造と適応アルゴリズムについて概説する。次に、GA の並列実現法について述べる。その上で、分散形 EDF の構造と適応アルゴリズムを提案する。実験では、生物個体数は同じであるにもかかわらず、分散形 EDF が、従来の EDF よりも収束速度が速く、収束後の 2 乗誤差の大きさが小さいという意味で収束特性がすぐれていることを示す。

2. 進化論的デジタルフィルタ

2.1 EDF の構造

図 1 は、EDF を実現するためのフィルタ構造をブロック図で表したものである。

EDF の各内部フィルタ F_i は、それぞれ、同一の構造を持つ係数可変フィルタである。この構造は、次節

で述べる EDF の適応アルゴリズムに依存せずに自由に選択することができる。

EDF への入力 $x(k)$ は、内部フィルタ F_i に共通に分配する。本稿では、それぞれの内部フィルタの出力 $y_i(k)$ を、

$$y_i(k) = - \sum_{n=1}^N a_{n,i}(k) y_i(k-n) + \sum_{m=0}^M b_{m,i}(k) x(k-m) \quad (1)$$

とする。ここで、内部フィルタ F_i の係数ベクトルを

$$\mathbf{W}_i(k) = [a_{1,i}(k), a_{2,i}(k), \dots, a_{N,i}(k), b_{0,i}(k), b_{1,i}(k), \dots, b_{M,i}(k)] \quad (2)$$

とおく。 M と N はフィルタの次数である。

内部フィルタ F_i の時刻 k における出力誤差 $e_i(k)$ は、

$$e_i(k) = d(k) - y_i(k) \quad (3)$$

である。この誤差によって、各内部フィルタのそれぞれの評価値 $g_i(k)$ を決定する。各内部フィルタの評価値 $g_i(k)$ は、誤差 $e_i(k)$ の瞬時値、またはある期間 T_0 の誤差 $e_i(k)$ の統計量を用いて求める。本稿では、時刻 k における内部フィルタ F_i の評価値 $g_i(k)$ を、

$$g_i(k) = \frac{1}{T_0} \sum_{j=0}^{T_0-1} e_i^2(k-j) \quad (4)$$

とする。さらに、EDF では、係数更新を期間 T_0 に 1 回行う。

次に、EDF におけるデジタルフィルタの適応動作と生物の進化戦略のモデルの対応関係を示す。まず、1 つの内部フィルタ F_i を 1 個体の生物 F_i に対応させる。この内部フィルタ F_i の係数ベクトル \mathbf{W}_i を生物 F_i の遺伝子とする。さらに、内部フィルタ F_i の評価値 $g_i(k)$ と生物の適応度 $f_i(k)$ を対応づける。ここで、EDF では、評価値 $g_i(k)$ と適応度 $f_i(k)$ との関係は

$$f_i(k) = \frac{1}{g_i(k)} \quad (5)$$

と定義する。これにより、最小値探索問題を最大値探索問題に変換している。つまり、適応アルゴリズムはフィルタの評価値 $g_i(k)$ の最小値を探索する手法であるのに対して、EDF の適応アルゴリズムでは生物の適応度 $f_i(k)$ の最大値を探索する手法であるためである。

EDF では、最も適応度の高い内部フィルタの出力を全体の出力 $y(k)$ として選択する。また、複数の内部フィルタの適応度 $f_i(k)$ を用いて、次節で述べる適応アルゴリズムにより内部フィルタ F_i の係数 \mathbf{W}_i を求める。

2.2 EDF の適応アルゴリズム

本節では、EDF の適応アルゴリズムについて、生殖手法の選択法と係数更新法を概説する。ここで、 P は生物の集団、 N は生物の数を表す。また、添字 a と s

はそれぞれ無性生殖と有性生殖を、添字 p と c はそれぞれ親と子孫を示すこととする。

EDF では、適応度の高い生物が無性生殖を行う。この無性生殖では、親と同じ遺伝子を持つ子孫を生成する。これにより、適応度の高い N_{ap} 個体の親 P_{ap} は、それぞれ、無性生殖を行うことで適応度の高い N_{ac} 個体の子孫 P_{ac} を生成することができる。これにより、選択されやすい子孫を残していくことができる。この手法は、適応度曲面上の最大値の近傍（目標値の近傍）を集中的に探索することに対応する。

一方、EDF では、適応度が低い生物が有性生殖を行う。適応度の低い親は、無性生殖を行っても適応度の低い子孫しか生成できない。この適応度の低い子孫は淘汰される可能性が高い。そこで、適応度の低い N_{sp} 個体の親 P_{sp} は、適応度が高い子孫が生成される可能性を増やし、子孫を残そうとする。EDF では、このための戦略として有性生殖を行い、異種の遺伝子を取り込み、多様な子孫 P_{sc} を生成する。この手法は、適応度曲面上を大域的に探索することに対応する。

以上のように、EDF の適応アルゴリズムは、環境に応じて無性生殖と有性生殖を切り替える生物をモデルとして、相反する性質の探索である近傍探索と大域探索を同時に行う探索手法である。このことから、適応度曲面が多峰性になっても最適なフィルタ係数を有効に探索できる。

以上の考え方に基づき、EDF における無性生殖と有性生殖を、それぞれ以下の式により実現する。

$$\mathbf{W}_{ac,i,j} = \mathbf{W}_{ap,i} + r \cdot \mathbf{n}_{i,j} \quad (6)$$

$$\mathbf{W}_{sc,m} = \frac{1}{2} (\mathbf{W}_{sp,k(m)} + \mathbf{W}_{sp,l(m)}) + s \cdot \mathbf{n}_m \quad (7)$$

ここで、 $k(m)$ と $l(m)$ は、 $\{1, 2, \dots, N_{sp}\}$ の中から重複なく選択されるものとし、 $i = 1, 2, \dots, N_{ap}$ 、 $j = 1, 2, \dots, N_{ac}$ 、 $m = 1, 2, \dots, N_{sp}/2$ とする。

EDF の生殖においては、実際の生物の遺伝子が転写ミスを起こすのと同様に、各生物の遺伝子も転写ミスを起こすものとした。この転写ミスを、遺伝子にそれぞれ $r \cdot \mathbf{n}_{i,j}$ と $s \cdot \mathbf{n}_m$ を加えることで実現する。ここで、 r と s は転写ミスの大きさを表すパラメータで、 $\mathbf{n}_{i,j}$ と \mathbf{n}_m は平均 0、分散 1 のガウス雑音ベクトルである。

2.3 EDF の計算量

EDF は、内部フィルタが複数個あるため内部フィルタが 1 個しかない LMS-ADF と比較して計算量が多くなる。そこで、本節では、LMS-ADF と EDF の計算量を比較する。ここでは、適応デジタルフィルタは、IIR フィルタであるとする。評価においては、計算量として乗算回数を比較する。

表 1 は、入力信号 1 サンプルあたりの LMS-ADF と EDF の乗算回数を示している。

表 1: 入力信号 1 サンプルあたりの EDF と LMS-ADF の乗算回数

アルゴリズム (構造)	フィルタリングの乗算回数	係数更新の乗算回数
EDF	$A(N + M + 1)$	$(A - N_{ap} - \frac{1}{2}N_{sp})(N + M + 1)/T_0$
LMS-ADF	$N + M + 1$	$3N + M + 1$

LMS-ADF の適応アルゴリズムとして、RPE (recursive prediction error) アルゴリズム [23] を考える。RPE アルゴリズムのフィルタリング過程における乗算回数は、フィルタが 1 個なので $N + M + 1$ 回である。また、係数更新では、乗算回数は $3N + M + 1$ 回である。

一方、EDF のフィルタリング過程における乗算回数は、内部フィルタが A 個あるので $A(N + M + 1)$ 回である。ここで、 A は EDF における総生物数、すなわち、内部フィルタの総数で、 $A = N_{ap} + N_{ap}N_{ac} + N_{sp} + \frac{1}{2}N_{sp}$ である。

また、EDF の適応アルゴリズムでは、入力信号 T_0 サンプルごとに係数を更新する。よって、EDF の適応アルゴリズムによる係数更新では、1 サンプルあたりの乗算回数は、 $(A - N_{ap} - \frac{1}{2}N_{sp})(N + M + 1)/T_0$ 回である。このうち、無性生殖手法では、遺伝子の転写ミス量の計算 ($r \cdot n_{i,j}$) に $N_{ap}N_{ac}(N + M + 1)$ 回の乗算を行っている。有性生殖手法では、子孫の遺伝子の計算 ($\frac{1}{2}(\mathbf{W}_{sp,k(m)} + \mathbf{W}_{sp,l(m)})$) に $\frac{1}{2}N_{sp}(N + M + 1)$ 回と遺伝子の転写ミス量の計算 ($s \cdot n_m$) に $\frac{1}{2}N_{sp}(N + M + 1)$ 回の乗算を行っている。

以上のように、EDF は、内部フィルタの数が増加したため、計算量が多くなっていることがわかる。よって、EDF の並列化などにより、処理時間を削減する必要がある。

3. 遺伝的アルゴリズムの並列実現

GA では、すでに並列実現に関する研究が行われている [24]。R. Tanese は、文献 [22] において、GA の並列実現として分散遺伝的アルゴリズム (distributed genetic algorithm: DGA) と分割遺伝的アルゴリズム (partitioned genetic algorithm: PGA) の性能を評価している。

ここでは、まず、DGA と PGA について概説する。DGA では、集団全体を S 個の部分集団に分割する。各部分集団では、並列ではない従来の GA を独立に実行する。そして、DGA では、ある時間間隔で部分集団間の遺伝子を交換する。これを移民と呼び、実際には一部の遺伝子情報をプロセッサ間で通信することで交換する。

一方、PGA では、DGA と同様に集団を分割し、各部分集団で独立に GA を実行する。しかし、この場

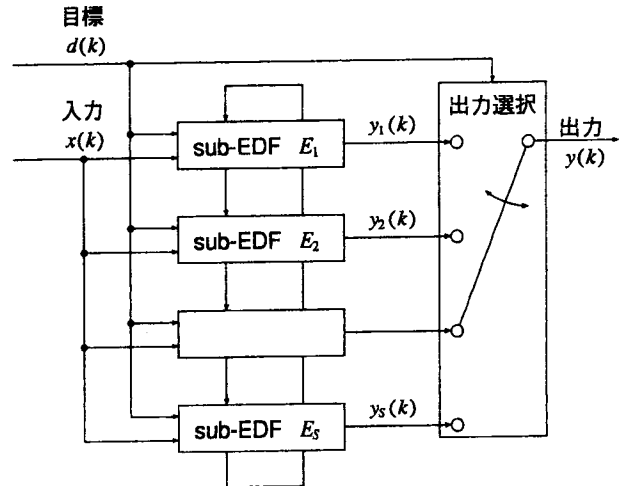


図 2: 分散形 EDF の構成

合、部分集団間で遺伝子情報のやりとりを行わない。

文献 [22] では、以上の PGA と DGA について、分割を行わない従来の GA (traditional genetic algorithm: TGA) も含めて以下の比較結果を示している。

- PGA と DGA は、比較的小さな部分集団を用いたとき、TGA と比較して適応度の高い個体を見つける。
- PGA は、DGA と同程度に適応度の高い個体を見つける。
- PGA は移民を行わないため、DGA と比較して、各部分集団の平均適応度が低い。

以上の結果からは、EDF の並列実現において PGA と DGA のどちらの手法に基づく分割法が EDF の性能向上に有効であるかはわからない。そこで、本稿では、DGA の分割方法を EDF の分割に用いる。さらに、比較のために PGA の分割方法、すなわち、DGA で移民を行わない手法も実現する。

4. 分散形進化論的デジタルフィルタ

本節では、並列プロセッサ上で EDF を実現するために、分散形 EDF を提案する。分散形 EDF では、生物群を分割することによりフィルタリングと係数更新を並列化する。この分割した生物群に EDF の構造と適応アルゴリズムを適用するために、前節で述べたよ

うに DGA の分割方法を用いる。

図 2 は、分散形 EDF のブロック図である。

分散形 EDF は、複数の sub-EDF と出力選択部からなる。各 sub-EDF には、同一の入力 $x(n)$ を与える。出力選択部では、もっとも適応度の高い sub-EDF の出力を全体の出力 $y(n)$ として選択する。また、分散形 EDF では、各 sub-EDF をリング状に結合し、隣接する sub-EDF 間で個体を交換する。DGA では、並列接続としてバイナリ n -cube を用いている [22] が、EDF では、並列化の容易性や通信量の点からリング状に結合して考えている。

本稿では、同じサイズの S 個の小さな生物群に元の EDF の生物群を分割する。各 sub-EDF は、分割された生物群を 1 つ持ち、生物数が少なくなった点を除いて、元の EDF と同じ処理を行う。また、ある時間間隔で各 sub-EDF の個体を交換する。

分散形 EDF のアルゴリズムを以下に示す。

while 入力信号がある。

step 1. T_m 世代の間、各 sub-EDF で生殖、評価、選択・淘汰を行う。

step 2. すべての sub-EDF に対して以下の手続きを行う。

step 2-1. sub-EDF E_i の個体の中で適合度の高い順に N_m 個体を隣接する sub-EDF E_{i+1} にコピーする。

step 2-2. sub-EDF E_{i+1} では、 N_m 個体をランダムに選択し、 E_i からコピーされた個体と置き換える。

end

ここで、分散形 EDF の計算量を検討する。各 sub-EDF では、無性生殖と有性生殖を行う親の数は、それぞれ N_{ap}/S と N_{sp}/S となる。したがって、適応度が評価される個体の総数は、分散形 EDF と元の EDF で等しくなる。すなわち、

$$A_p = SA_s = A \quad (8)$$

ここで、 A_p は分散形 EDF において適応度が評価される個体の総数で、 A_s は以下に示すようにそれぞれの sub-EDF で適応度が評価される個体の総数である。

$$A_s = \frac{N_{ap}}{S} + \frac{N_{ap}}{S} N_{ac} + \frac{N_{sp}}{S} + \frac{1}{2} \frac{N_{sp}}{S} \quad (9)$$

表 2 に、評価される個体数の詳細を示す。

5. システム同定による収束特性の比較

本稿では、分散形 EDF の収束特性を評価するために、システム同定の実験を行う。図 3 は、本実験で用いるシステム同定のブロック図である。入力 $x(k)$ は、平均 0 分散 1 の正規白色雑音である。ここでは、適応フィルタとして EDF と分割形 EDF、分散形 EDF を用い、システム同定を実現する。

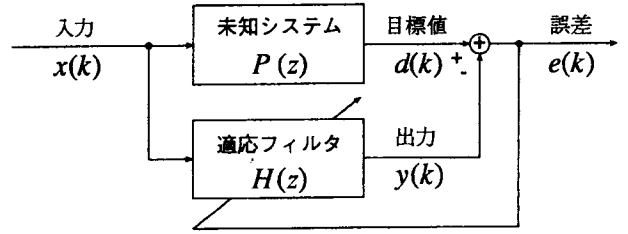


図 3: システム同定の構成

表 3: EDF のパラメータとその設定値

N_{ap}	32	無性生殖を行う親の数
N_{ac}	32	無性生殖を行う 1 匹の親が生成する子孫の数
r	0.1	無性生殖の転写ミスの大きさ
N_{sp}	32	有性生殖を行う親の数
s	0.5	有性生殖の転写ミスの大きさ
T_0	10	評価期間
S	4	生物群の分割数 (sub-EDF の数)
T_m	1	個体を交換する世代の間隔
N_m	1	sub-EDF 間で交換する個体数

さらに、本稿では、従来の LMS アルゴリズムを用いた適応フィルタ (LMS-ADF) と単純遺伝的アルゴリズムを用いた適応フィルタ (SGA-ADF) との収束特性の比較を行うことで EDF の有効性を示す。

Case 1: 図 3 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システム $P(z)$ と適応フィルタ $H(z)$ の伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{-0.2 - 0.4z^{-1} + 0.5z^{-2}}{1 - 0.6z^{-1} + 0.25z^{-2} - 0.2z^{-3}} \quad (10)$$

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1} + b_2(k)z^{-2}}{1 + a_1(k)z^{-1} + a_2(k)z^{-2} + a_3(k)z^{-3}} \quad (11)$$

と設定した。この場合、未知システムと適応フィルタの伝達関数の次数が同じであるので、探索対象となる 2 乗平均誤差曲面は単峰性となる [25]。

Case 2: 図 3 に示したシステム同定におけるフィルタの構成において、未知システム $P(z)$ と適応フィルタ $H(z)$ の伝達関数をそれぞれ

$$P(z) = \frac{0.5 - 0.4z^{-1} + 0.89z^{-2}}{1 - 1.4z^{-1} + 0.98z^{-2}} \quad (12)$$

$$H(z) = \frac{b_0(k) + b_1(k)z^{-1} + b_2(k)z^{-2}}{1 + a_1(k)z^{-1} + a_2(k)z^{-2}} \quad (13)$$

と設定した。この場合、未知システムと適応フィルタの伝達関数の次数が同じであるので、探索対象となる 2 乗平均誤差曲面は単峰性となる。しかし、未知システムの極が単位円に極めて近いため、LMS-ADF を用いた場合は探索が困難である。

表 3 は、EDF のパラメータと本稿での設定値を表している。

表 2: EDF と分散形 EDF の個体数の比較

	EDF	Sub-EDF	分散形 EDF
無性生殖における親の数	N_{ap}	N_{ap}/S	N_{ap}
無性生殖を行う親 1 個体が生成する子孫の数	N_{ac}	N_{ac}	N_{ac}
有性生殖における親の数	N_{sp}	N_{sp}/S	N_{sp}

表 4: SGA のパラメータとその設定値

個体数	$N_{ap} \times N_{ac} + N_{sp}$
遺伝子長	$(N + M + 1) \times 9$
交叉率	0.6
突然変異率	$1/\{(N + M + 1) \times 9\}$

図 4 と 5 は、それぞれ、Case 1 と Case 2 について EDF と 分割形 EDF, 分散形 EDF, LMS-ADF, SGA-ADF によるシステム同定を行ったときの学習曲線である。ここで分割形 EDF とは、分散形 EDF において、sub-EDF 間で個体を交換しない並列形の EDF である [2]。それぞれの学習曲線は、収束特性の比較と図示のために、200 回の独立したシステム同定実験を行い、10 サンプルごとに平均した 2 乗誤差について集合平均を取ったものを用いた。

LMS-ADF では、IIR フィルタを用いた適応フィルタを構成するために、FIR フィルタ用の LMS アルゴリズムを IIR フィルタ用に拡張しなければならない。このようなアルゴリズムとして、RPE (Recursive prediction error) アルゴリズムや PLR (Pseudolinear regression) アルゴリズムなどがある [23]。本稿では、適応フィルタとしての収束特性が良い RPE アルゴリズムを LMS-ADF の適応アルゴリズムとして用いた。ここで、ステップサイズパラメータは 0.0001 とした。

SGA-ADF では、遺伝的オペレータとして、(1) 選択としてルーレット選択、(2) 交叉として一点交叉、(3) 突然変異として通常の突然変異を用いた。これは、SGA で用いる遺伝的オペレータとして与えられているものである。ここで、パラメータの値は表 4 のように設定した。

以上の結果より、まず、EDF は、LMS-ADF や SGA-ADF よりも収束速度が速く、収束後の 2 乗誤差の大きさが小さいという意味で収束特性がすぐれていることがわかる。その上で、今回提案している分散形 EDF について EDF と 分割形 EDF と比較すると、これらよりさらに収束特性がすぐれていることがわかる。

このことを各個体の平均 2 乗誤差値の分布により確認する。図 6 と 図 7 は、Case 2 のシステム同定において EDF と 分割形 EDF, 分散形 EDF についてある期間の世代の全個体の平均 2 乗誤差値に関する頻度分布である。図 6 は、第 1 世代から第 20 世代、図 7 は、第 21 世代から第 40 世代に関する頻度分布を示している。

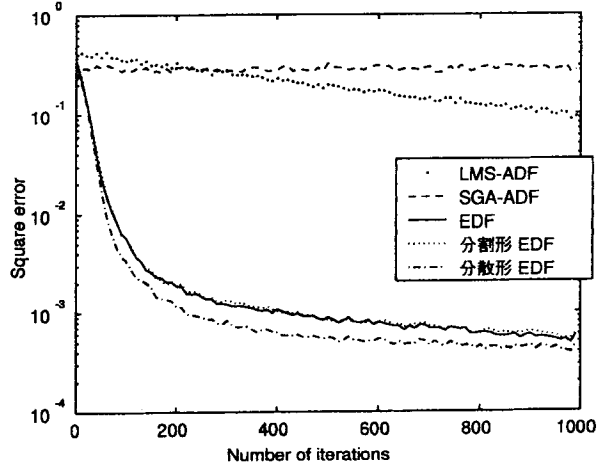


図 4: Case 1 のシステム同定における学習曲線

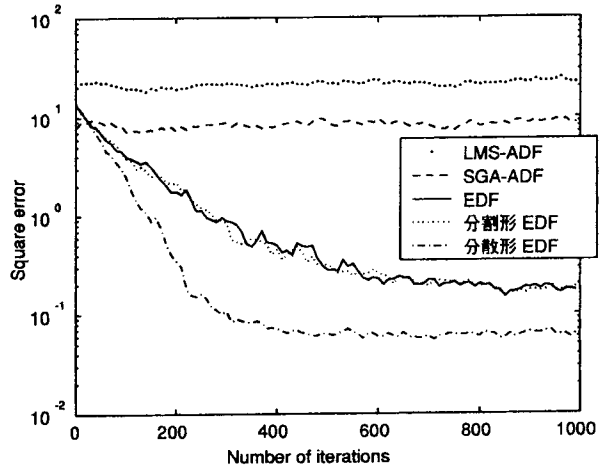


図 5: Case 2 のシステム同定における学習曲線

図 6 より、初期の世代においては、どの EDF においても同様の分布となっている。しかし、図 7 に示されるように世代が進むと、分散形 EDF は、EDF や 分割形 EDF と比べて平均 2 乗誤差の小さい、つまり、適応度の高い個体が多くなっていることがわかる。これは、分散 EDF において、適応度が高い個体を移民させることにより、これらの個体が図 7 に示されるように増加し、これにより探索能力が向上したものと考えられる。以上より、sub-EDF 間で個体を交換することにより、生物群の多様性が増し、探索能力が向上している。

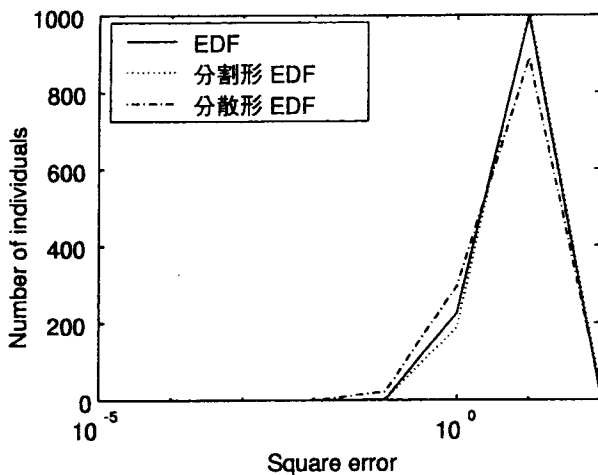


図 6: Case 1 のシステム同定において第 1 世代から第 20 世代までの全個体の 2 乗誤差の分布

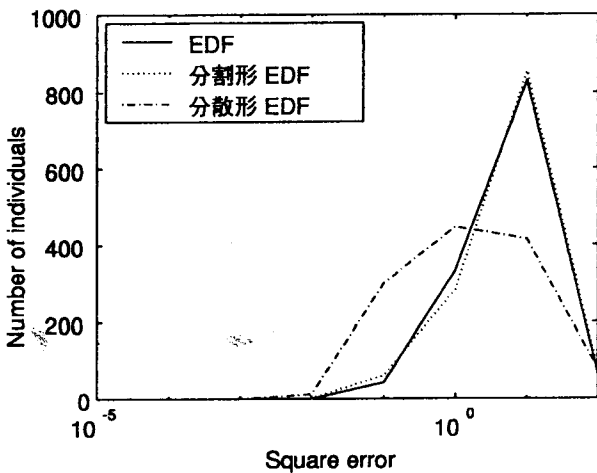


図 7: Case 1 のシステム同定において第 21 世代から第 40 世代までの全個体の 2 乗誤差の分布

6. むすび

本稿では、分散形 EDF を提案し、その上で、分散形 EDF を用いたシステム同定を実現し、その収束特性を評価した。その結果、分散形 EDF は、個体数が同じであるにもかかわらず、EDF と分割形 EDF よりも収束速度が速く、収束後の 2 乗誤差の大きさが小さいという意味で収束特性がすぐれていることを示した。

EDF のアルゴリズムと同様に、生物の進化戦略をモデルとしたアルゴリズムに遺伝的アルゴリズム (GA) がある。適応アルゴリズムにこの GA を用いた IIR 適応デジタルフィルタについては、文献 [26–28] などに述べられている。以下では、これらについて概説し、提案している EDF と比較検討する。

GA は、大域的探索手法であるので、必ずしも最小点を探索できない。しかし、最小点近傍に収束することができる。そこで、文献 [26] では、GA だけで適応アルゴリズムを構成するのではなく、LMS アルゴリ

ムなどの勾配形探索アルゴリズムの初期点を探索するために GA を用いることを提案している。しかし、この場合の収束速度は、LMS アルゴリズムの収束速度よりも速くなることはない。したがって、図 4 と 5 の実験結果より、EDF の方が収束特性がすぐれている。

文献 [27] でも、GA のみを適応アルゴリズムに用いたのでは収束特性が悪いとしている。そこで、文献 [27] で提案されている方法は、適応アルゴリズムに GA を用いるのではなく、遺伝的探索手法として LMS アルゴリズムとランダム探索を組み合わせた手法となっている。

文献 [28] では、単純 GA を改良したアルゴリズムである Genitor を適応アルゴリズムに用いている。これにより、収束特性の向上を図っている。しかし、この手法には、フィルタ係数値を GA の遺伝子 (ビット列) にコーディングするのが難しいという問題がある。これに対して、EDF で用いている遺伝子は、フィルタ係数値を実数値としてそのまま用いることができるためコーディングの問題がない。

謝辞

本研究に対し、石田 (實) 記念財団から御援助頂きました。ここに深く感謝致します。

参考文献

- [1] 阿部正英, 川又政征, “分散形進化論的デジタルフィルタの収束特性,” 2000 年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. A-4-11, p. 102, Sept. 2000.
- [2] 阿部正英, 川又政征, “分割形進化論的デジタルフィルタの収束特性,” 第 13 回回路とシステム (軽井沢) ワークショップ論文集, pp. 403–408, April 2000.
- [3] M. Abe and M. Kawamata, “A single DSP implementation of evolutionary digital filters,” Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 253–257, Nov. 1998.
- [4] 阿部正英, 川又政征, “進化論的デジタルフィルタの単一 DSP 上での実現,” 1998 年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. A-4-29, p. 78, Sept. 1998.
- [5] M. Abe and M. Kawamata, “Evolutionary digital filtering for IIR adaptive digital filters based on the cloning and mating reproduction,” IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, vol. E81-A, no. 3, pp. 398–406, March 1998.

- [6] M. Abe and M. Kawamata, "Comparison of convergence behavior of evolutionary digital filters and simple genetic algorithm based adaptive digital filters on a multiple-peak surface," Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. S16.2.1-S16.2.5, Nov. 1997.
- [7] M. Abe and M. Kawamata, "Comparison of the convergence of IIR evolutionary digital filters and other adaptive digital filters on a multiple-peak surface," Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, vol. 2, pp. 1674-1678, Nov. 1997.
- [8] 阿部正英, 川又政征, "多峰性の評価関数空間における進化論的デジタルフィルタとその他の適応デジタルフィルタの収束特性の比較," 1997年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. SA-4-8, pp. 227-228, Sept. 1997.
- [9] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "多峰性の評価関数空間における進化論的デジタルフィルタとLMS適応デジタルフィルタの収束特性の比較," 第10回回路とシステム軽井沢ワークショップ論文集, pp. 47-52, April 1997.
- [10] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタにおけるフィルタ係数の収束動作の解析," 電子情報通信学会技術研究報告, no. DSP96-96, ICD96-151, pp. 87-94, Oct. 1996.
- [11] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタにおける有性生殖手法の収束動作の解析," 1996年電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. A-80, p. 81, Sept. 1996.
- [12] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "多峰性の評価関数空間における進化論的デジタルフィルタとLMSアルゴリズムを用いた適応フィルタの係数探索動作の比較," 平成8年度電気関係学会東北支部連合大会講演論文集, no. 117, p. 316, Aug. 1996.
- [13] M. Abe, M. Kawamata and T. Higuchi, "Convergence behavior of evolutionary digital filters on a multiple-peak surface," Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, vol. 2, pp. 185-188, May 1996.
- [14] M. Abe, M. Kawamata and T. Higuchi, "Evolutionary digital filtering based on the cloning and mating reproduction," IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, vol. E79-A, no. 3, pp. 370-373, March 1996.
- [15] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "多峰性の評価関数曲面上での進化論的デジタルフィルタの収束特性の検討," 第18回情報理論とその応用シンポジウム予稿集, pp. 801-804, Oct. 1995.
- [16] 川又政征, 阿部正英, 樋口龍雄, "生物の環境適応をモデルとする適応信号処理," 電子情報通信学会基礎・境界ソサイエティ大会講演論文集, no. PA-2-6, pp. 244-245, Sept. 1995.
- [17] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタの提案とそのシステム同定への応用," 第8回回路とシステム軽井沢ワークショップ論文集, pp. 43-48, April 1995.
- [18] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタとその応用," 計測自動制御学会東北支部第151回研究集会, no. 151-11, Dec. 1994.
- [19] M. Kawamata, M. Abe and T. Higuchi, "Evolutionary digital filters — adaptive digital filters based on evolutionary strategies of organisms —," Proceedings of IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 263-268, Oct. 1994.
- [20] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタ," 電子情報通信学会秋季大会講演論文集, no. A-108, p. 108, Sept. 1994.
- [21] 阿部正英, 川又政征, 樋口龍雄, "進化論的デジタルフィルタ — 生物の適応戦略をモデルとした適応フィルタ —," 電子情報通信学会技術研究報告, no. CAS94-37, VLD94-37, DSP94-59, pp. 123-130, 1994.
- [22] R. Tanese, "Distributed genetic algorithms," Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithm, pp. 434-439, June 1989.
- [23] J. J. Shynk, "Adaptive IIR filtering," IEEE ASSP Magazine, vol. 6, no. 2, pp. 4-21, April 1989.
- [24] 伊庭齊志, "遺伝的プログラミング," 東京電機大学出版局, 1996.
- [25] S. D. Stearns, "Error surfaces of recursive adaptive filters," IEEE Transactions on Circuits and Systems, vol. CAS-28, no. 6, pp. 603-606, June 1981.
- [26] S. D. Stearns, R. A. David and D. M. Etter, "A survey of IIR adaptive filtering algorithms," Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 709-711, 1982.
- [27] S. C. Ng, S. H. Leung, C. Y. Chung, A. Luk and W. H. Lau, "The genetic search approach — a new learning algorithm for adaptive IIR filtering —," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 13, no. 6, pp. 38-46, Nov. 1996.

- [28] Q. Ma and C. F. N. Cowan, "Genetic algorithms applied to the adaptation of IIR filters," *Signal Processing*, vol. 48, no. 2, pp. 155–163, Jan. 1996.