

Exploration からExploitation への変化を加速する 手法の提案

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

裴, 岩
九州大学大学院芸術工学府

<https://hdl.handle.net/2324/1434434>

出版情報 : 進化計算研究会. 4, pp.96-101, 2013-03. 進化計算学会
バージョン :
権利関係 :

Exploration から Exploitation への変化を加速する手法の提案

高木英行[†], 裴岩^{††},

九州大学大学院芸術工学研究院[†], 九州大学大学院芸術工学府^{††},

1 はじめに

進化計算の探索性能向上は, 進化計算研究の代表的な研究方向である. 歴史的に見ても, 進化計算黎明期の遺伝的アルゴリズム, 進化戦略, 進化的プログラミング, 遺伝的プログラミング等^{3, 5)}に続き, ここ20年近くの間には差分進化 (DE)^{3, 5)}, particle swarm optimization (PSO), ant colony optimization, beeアルゴリズム等, 様々な新しい進化的アルゴリズムが開発提案されてきた⁴⁾. 別の角度から, 様々なアルゴリズムに適用して個々の探索性能を向上させる手法も多々提案されてきた. 例えば, 局所探索に優れる memetic手法との組合せ, fitness景観の近似, 進化計算の演算やcodingの改良や提案, 等である. 本論文の取り組みもこの後者に該当する.

本論文の目的は, explorationからexploitationへの偏移を加速する方法を提案し, その過程を観察し, 進化計算高速化のヒントを得ることである. そのための加速法として, fitnessが低いまま数世代変化のない個体を削除し, その分の新個体を fitnessの高い個体周辺に生成することを考える. この考え方は, ノイズ感度が高いPSOを対話型進化計算に利用するための対策として提案した4つの手法^{1, 2)}のうちの1つである「不良個体の淘汰」に基づく. この手法を一般化するために, 本論文ではDEに組み合わせて観察を行う.

2 ExplorationからExploitationへの加速

基本的な考え方は, Fig. 1のように, fitnessの悪いまま変化のない個体を切り捨て, 同数の新規個体を fitnessの良い個体の周辺に生成しようとするものである.

この考え方は以下のようにパラメトリックな

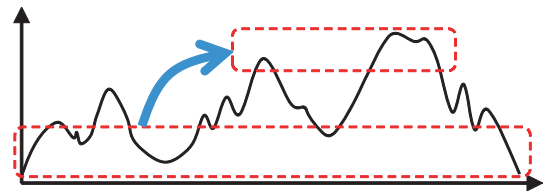


Fig. 1 提案手法の概念. 一定世代以上変化のないfitnessの低い不良個体を捨て, 同数の新規個体を優良個体の周辺にランダムに生成する.

ルールで表現できる.

IF	最悪 M 個体中, 過去 G 世代変化のない不良個体があれば
THEN	その個体を削除し, 最良 N 個体の周辺に新規個体を生成する.

どのようにして最良 N 個体の周辺に新規個体を生成するかには, 色々はバリエーションが考えられる. 第3節では, その1つの実現方法として上位 N 個体の中でルーレット選択をし, 選択された優良個体を中心とする正規乱数で新規個体を生成することにする.

本提案手法は, 親個体群から子個体群を生成する遺伝的アルゴリズムのような進化計算には適用できない. DEやPSOのように, 1つの親個体が1つの子個体を生成する進化計算手法に適用が限定される.

3 提案手法の評価実験

3.1 実験条件

本論文では, Table 1の実験条件下で, DEを用いて提案手法の評価を行う.

提案手法を具体的に実現するには, 第2節で述べたパラメータ (M, N, G), および, 最良 N 個体の中から新規個体を生成するための優良個体の選択方法 (本節での実験ではルーレット選択を採用), 選択した優良個体の近傍を決定するパラメータ (本論文では正規乱数の標準偏差 $\sigma_i = i$ 次元変数の探索範囲 $\times k$. Table 3を参照) によつ

Proposal of a Method for Accelerating Transition from Exploration to Exploitation

[†] Hideyuki Takagi (<http://www.design.kyushu-u.ac.jp/~takagi/>)

^{††} Yan Pei (peiyang@kyudai.jp)

Faculty of Design, Kyushu University ([†])

Graduate School of Design, Kyushu University (^{††})

Table 1 本論文でのDEの実験条件

個体数	500
scale factor (F)	1.0
交差率	0.9
DE演算	DE/best/1/bin
最大世代数	200
試行数	30
タスク	Table 2の10次元14関数

て色々な実現形態が考えられる。

また提案手法の性能は、タスクの特性とこれらのパラメータに依存するであろう。そこで本論文では、提案の第1段階として、これらのパラメータを変えながら提案手法の性能を観察する。

ベンチマーク関数はCEC2005ベンチマーク関数セット⁶⁾からTable 2に示す10次元の $F_1 \sim F_{14}$ を用いる。これらの関数は最小値を0とする最小化問題である。

Table 2 評価実験に用いる14ベンチマーク関数。関数の性質は以下の記号で表す(Uni=Unimodal, Mul=Multimodal, Sh=Shifted, Rt=Rotated, GB=Global on Bounds, NS=non-separable, and S=separable.)

No.	関数名	探索範囲	性質
F_1	Sh Sphere	$[-100,100]^{10}$	Sh-Uni-S
F_2	Sh Schwefel 1.2	$[-100,100]^{10}$	Sh-Uni-NS
F_3	Sh Rt Elliptic	$[-100,100]^{10}$	Sh-Rt-Uni-NS
F_4	F_2 with Noise	$[-100,100]^{10}$	Sh-Uni-NS
F_5	Schwefel 2.6 GB	$[-100,100]^{10}$	Uni-NS
F_6	Sh Rosenbrock	$[-100,100]^{10}$	Sh-Mul-NS
F_7	Sh Rt Griewank	$[0,600]^{10}$	Sh-Rt-Mul-NS
F_8	Sh Rt Ackley GB	$[-32,32]^{10}$	Sh-Rt-Mul-NS
F_9	Sh Rastrigin	$[-5,5]^{10}$	Sh-Mul-Sep
F_{10}	Sh Rt Rastrigin	$[-5,5]^{10}$	Sh-Rt-Mul-NS
F_{11}	Sh Rt Weierstrass	$[-0.5,0.5]^{10}$	Sh-Rt-Mul-NS
F_{12}	Schwefel 2.13	$[-100,100]^{10}$	Mul-NS
F_{13}	Sh 拡張 F_8, F_2	$[-3,1]^{10}$	Sh-Mul-NS
F_{14}	Sh Rt Scaffer F_6	$[-100,100]^{10}$	Sh-Rt-Mul-NS

3.2 予備実験

最初、Table 3の予備実験Exp1-1で提案手法の有無による収束状況を比較観測した。その結果、(DE + 提案手法)は5関数($F_3, F_8, F_{11}, F_{12}, F_{14}$)で通常DEと同等性能か最終世代で若干良い程度であるが、残りの9関数では顕著な収束高速化が見られた。

そこで、DEで各パラメータ自体の最適化を試みる。ただし数日では計算が終了しない程計算

Table 3 2つの予備実験でのパラメータ条件。PSとSRは個体数と探索範囲を示す。

実験No.	M	N	k	G
Exp1-1	PS \times 0.25	PS \times 0.01	SR \times 0.05	5
Exp1-2	PS \times 0.30	PS \times 0.30	SR \times 0.37	6

コストが高いので、このパラメータ最適化では、Table 4の簡略化した条件で行った。適当にパラメータ値を決定した予備実験Exp1-1より良くなればよい、という程度の目安である。こうして得られた14関数のパラメータ値(M, N, k, G)の平均値が、Table 3の予備実験Exp1-2の値である。

Table 4 簡略化した提案手法パラメータ最適化の実験条件

個体数	100
scale factor (F)	1.0
交差率	0.9
DE演算	DE/best/1/bin
最大世代数	20
試行数	30
タスク	Table 2の5次元14関数

しかし、予備実験Exp1-2の収束高速化の効果は明らかに予備実験Exp1-1より悪く、通常DEと変わらなかった(Fig. 2参照)。もちろん、Table 3の予備実験Exp1-2の値は、少ない個体数と少ない世代で、異なる次元数のタスクを用い、さらに、14関数でのパラメータの平均値であるので、最適とはとても言えないが、それにしても効果の差極端に異なった。そこで、次節で、この提案手法のパラメータ値と収束性能の関係を観察することにする。

3.3 提案手法のパラメータ値と収束性能

収束性能が悪かった予備実験Exp1-2の4つのパラメータ値を、1つずつ収束性能が良かった予備実験Exp1-1のパラメータ値に置き換えて収束状況を観察する。Table 5にこれらのパラメータ値を示す。

結果をFig. 2に示す。また、第10, 100, 200世代目での通常DEと提案法(通常DEにTable 5の各Exp条件の提案手法を加えた方法)の収束特性に有意な差があるかどうかをWilcoxonの符号検定で調べ、Table 6に示す。

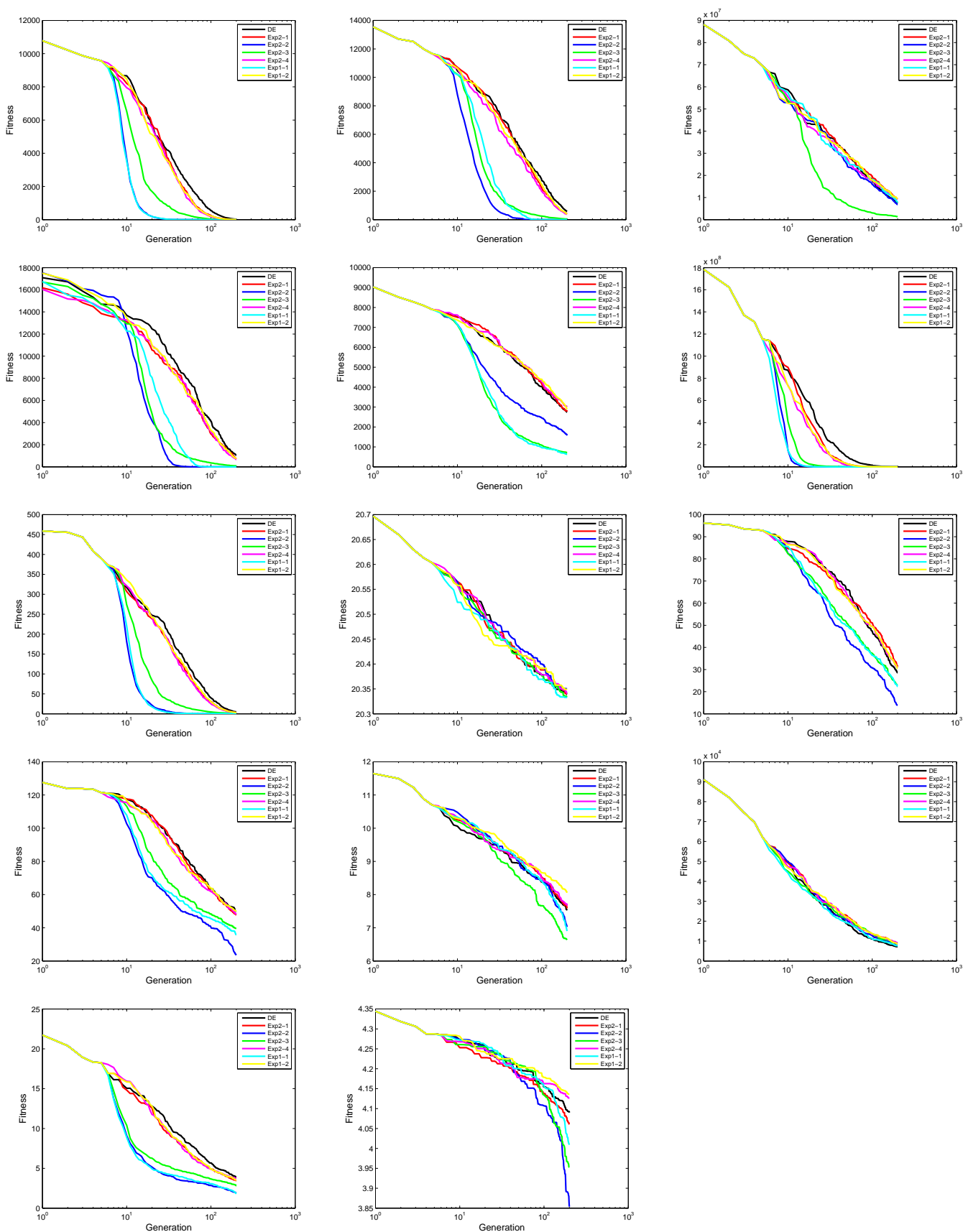


Fig. 2 提案手法のパラメータを変えた場合の収束特性. グラフ中のExp番号はTable 5を参照. 適用ベンチマーク関数は上段から順に左から右にかけて $F_1 \sim F_3$, $F_4 \sim F_6$, $F_6 \sim F_9$, $F_{10} \sim F_{12}$, $F_{13} \sim F_{14}$.

Table 6 Fig. 2の第10, 100, 200世代目における, 通常DEとDE + 提案手法との収束差のWilcoxonの符号検定結果. Exp番号はTable 5を参照. **と*は各々危険率1%, 5%で有意であることを示す.

検定世代	DE vs.	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈	F ₉	F ₁₀	F ₁₁	F ₁₂	F ₁₃	F ₁₄
第10世代	Exp1-1	**				*	**	**			**			**	
	Exp1-2														
	Exp2-1														
	Exp2-2	**	*				**	**		**	**	**		**	
	Exp2-3	**					**	*		*			*	**	
Exp2-4															
第100世代	Exp1-1	**	**		**	**	**	**		**	**			**	
	Exp1-2	**					**	**				*	*	**	
	Exp2-1	**	**		**		**	**					*	**	
	Exp2-2	**	**		**	**	**	**		**	**			**	
	Exp2-3	**	**	**	**	**	**	**		**	**	**	*	**	
Exp2-4	**	**		*		**	**					*	**		
第200世代	Exp1-1	**	**		**	**	**	**		**	**	*		**	
	Exp1-2	**	**	*	**		**	**				**		*	
	Exp2-1	**	**	**	**		**	**					*	**	
	Exp2-2	**	**		**	**	**	**		**	**		*	**	**
	Exp2-3	**	**	**	**	**	**	**		**	**	**	*	**	**
Exp2-4	**	**	*	**	*	**	**					*			

Table 5 2つの予備実験パラメータを組み合わせた評価実験. PSは個体数, SRは次元毎の探索範囲を示す.

実験No.	M	N	k	G
Exp2-1	PS×0.25	PS×0.30	SR×0.37	6
Exp2-2	PS×0.30	PS×0.01	SR×0.37	6
Exp2-3	PS×0.30	PS×0.30	SR×0.05	6
Exp2-4	PS×0.30	PS×0.30	SR×0.37	5
Exp1-1	PS×0.25	PS×0.01	SR×0.05	5
Exp1-2	PS×0.30	PS×0.30	SR×0.37	6

4 提案手法パラメータと性能の考察

Table 6とFig. 2を観察すると, Nとkが小さい場合(寒色系グラフのExp1-1, Exp2-2, Exp2-3)に収束性能が顕著になる. これらの値が大きい場合(暖色系グラフ)でもTable 6では通常DEよりも有意な性能差が見られるが, Fig. 2から明らかかなようにその効果は限定的になる. 不活発な不良個体を削除して新規に個体を生成する場合, なるべく上位の優良個体(実験で全個体の上位1%)のできるだけ近傍(標準偏差が探索範囲の5%の正規乱数)にした方が良い, という今回の観察結果は, 不良個体を切り捨てるのであれば, explorationからexploitationへの移行を早めた方がよい, ことを意味していると思われる.

通常この方針は早期に局所最適解に捕らわれやすくなりがちであると危惧される. しかし,

fitnessが悪く何世代も変化のない不良個体を抱えておくことが初期収束問題を防ぐわけではない. 今回の実験では, 通常DEの収束より悪化する(DE + 提案手法)がなかったことから, この手法によって初期収束は観察されていない. 本提案手法が初期収束を増やすのかどうか, 増やすとしたらどの程度の頻度か, など, 今後の提案手法の普及のためにこのリスク評価を行う必要がある.

次に, 収束状況を全個体の分布の標準偏差で観察する. 全個体分布の標準偏差を10次元関数の次元毎に求め30試行平均を得る. 次にこの10個の標準偏差の平均値を求める. こうして各世代で1つの平均標準偏差を得る.

$$\sigma_{\text{第}i\text{世代}} = \frac{1}{\text{次元数}} \sum_{g=1}^{\text{次元数}} \left(\frac{1}{\text{試行数}} \sum_{t=1}^{\text{試行数}} \sigma_{igt} \right)$$

この標準偏差の推移をFig. 3に示す. 極めて特徴的な点は, $\sigma_{\text{第}i\text{世代}}$ が小さくなっていく場合(すなわち全個体分布が小さくなっていく場合)は, 収束がうまく行っており, 提案手法の効果も顕著であるが, $\sigma_{\text{第}i\text{世代}}$ が大きくなる場合は, 収束がうまくいかず, 提案手法の改善効果も期待できないか少ない点である. $\sigma_{\text{第}i\text{世代}}$ は次元毎の標準偏差を次元で平均してしまっているためあくまで簡易指標であり, この数値からだけでは標準偏差の拡大が個体分布全体で起きているのか特定の次元のみで起きているのかは判らない. また, なぜ個体分布の拡大が生じるのか, 性能悪化の結

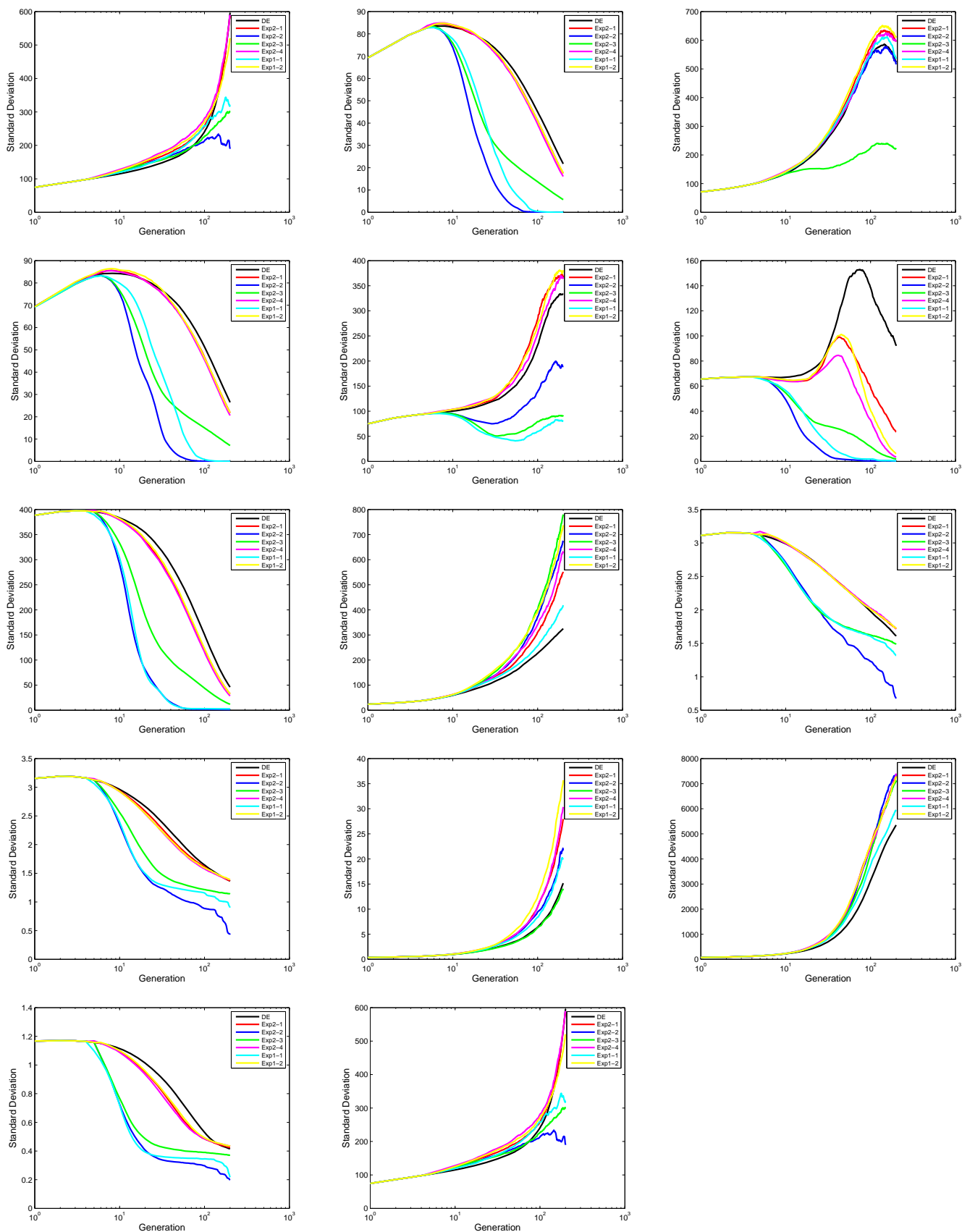


Fig. 3 提案手法のパラメータを変えた場合の全個体の標準偏差の遷移状況．グラフ中のExp番号はTable 5を参照．適用ベンチマーク関数は上段から順に左から右にかけて $F_1 \sim F_3$, $F_4 \sim F_6$, $F_6 \sim F_9$, $F_{10} \sim F_{12}$, $F_{13} \sim F_{14}$.

果が分布の拡大なのか，分布の拡大の結果が性能悪化なのかは，まだ解析できていない．今後の課題であるが，この解析からタスクの難易度や探索戦略の切替などの情報が得られる可能性もある．

5 結論

不良個体を淘汰し優良個体近傍に新規個体を生成することで進化計算の収束を加速する考え方を提案した．その具体的実現時のパラメータを変化させた時の収束特性と個体分布状況の観察を行った．その結果，提案手法はほとんどの場合にDEの収束性能を向上させ得ること，具体的実現時には提案手法のパラメータと性能について傾向を明らかにしたことと更なる改善がパラメータの最適化と観察から得られる可能性があること，個体群の分布の観察から更なる改善に繋がる知見が得られる可能性があること，などを示した．

更なる性能向上と，新たな高速化のヒントが得られる可能性があるので，第4節で述べた解析を続けていきたい．

謝辞

本研究は科学研究費（課題番号23500279）の助成を受けたものである．筆者の裴岩は吉田奨学会からの奨学金を受けて本研究を遂行した．ここに感謝する．

参考文献

- 1) Yu Nakano and Hideyuki Takagi, “Influence of Quantization Noise in Fitness on the Performance of Interactive PSO,” IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2009), Trondheim, Norway, pp.2146–2422 (2009).
- 2) 中野雄, 高木英行「対話型PSO」第19回インテリジェントシステムシンポジウム (FAN2009), 会津若松, pp.228–233 (2009年9月17-18日) .
- 3) Price, K., Storn, R., and Lampinen, J., “Differential evolution: A practical approach to global optimization,” Berlin, Germany: Springer-Verlag, (2005).
- 4) 「進化技術ハンドブック 第1巻 基礎編」電気学会進化技術応用調査専門委員会 (編集) 近代科学社 (2010年1月) .
- 5) Storn, R. and Price, K., “Differential evolution — A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces”, Journal of Global Optimization 11. Norwell, MA: Kluwer, pp.341–359 (1997).
- 6) P. N. Suganthan, N. Hansen, J. J. Liang, K. Deb, Y.-P. Chen, A. Auger, and S. Tiwari, “Problem

Definitions and Evaluation Criteria for the CEC 2005 Special Session on Real-Parameter Optimization,” in Technical Report. 2005. Nanyang Technological University, Singapore, May 2005 and KanGAL Report #2005005, IIT Kanpur, India. (<http://www3.ntu.edu.sg/home/EPNSugan/>).