

多種生成戦略を導入した植物進化アルゴリズム

余, 俊
九州大学

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/2556614>

出版情報 : 2020-02-28
バージョン :
権利関係 :



多種生成戦略を導入した植物進化アルゴリズム

余俊[†], 高木英行^{††}

JSPS 特別研究員 PD (九州大学)[†], 九州大学大学院芸術工学研究院^{††}

1 はじめに

進化戦略^{1, 2)} や遺伝的アルゴリズム³⁾ が新しい最適化技術の幕開けとなり、個体ベースの最適化技術である進化計算研究が展開された。その結果、生物や自然現象の振る舞いにヒントを得た、ACO, PSO, DE, ABC など数多くの進化計算アルゴリズムが提案されてきた^{5, 6, 7, 8, 4, 9, 10, 11, 12, 13)}。

植物進化 (VEGE) もそのようなアルゴリズムの一つで、基本的な POS や DE に比べて高い最適化能力を示した¹⁶⁾。VEGE の核となる考え方は、植物の二つの成長ステージ (成長期と成熟期) を模擬して大域的最適解探索を行うことで、最大の特徴は広域探索と局所探索のバランスを取るために、すべての個体でこの二つの成長ステージが繰り返し起きることである。筆者らは VEGE の各演算が性能に及ぼす影響を解析するため一連の実験を行い、収束性能に影響する演算に偏りがあることを掴んだ¹⁷⁾。この効果の少ない演算を改善するために新しい戦略を本論文で提案する理由である。

本論文の第1の目的は、成熟期の種個体拡散を促進するために多種生成戦略を提案することである。生殖メカニズムにヒントを得て、有性生殖と無性生殖の二つの種個体生成演算を加える。このように提案戦略は、元々の VEGE の個体生成法を含めて3種類の方法で種個体を生成することになり、各成熟個体はランダムに3種類の種個体生成法の一つを選択して種個体を生成する。この様子は、あたかも異なる植物が入り混じり、異なるメカニズムで種を拡散させる様子に見える。第2の目的は提案手法の性能と応用性の解析で、今後の議論点も示す。

2 植物進化アルゴリズム

自然界には色々な植物があり様々な戦略で種の生存を確保しているが、全体に共通したライフサイクルが見られる。すなわち、種から発芽して成長し、成熟すると新しい種を拡散させる、というサイクルである。適した環境に根付いた種は新しいライフサイクルを始め、そうでない環境での種は成長できない。したがって、VEGE は成長期と成熟期の二つの成長ステージを繰り返し模擬することで、大域的最適解へ解候補を向かわせる。VEGE の最適化の枠組みでは、成長期が局所探索、成長期が大域的探索に相当する。

多くの進化計算アルゴリズム同様、VEGE もランダムに初期個体群を生成し、各個体はそれぞれの局所領域でランダムな方向に子個体を生成する。これは植物の成長に類似しているとも言える。成長期では、予め決めておく回数分この成長演算を繰り返し、親個体よりも fitness が良い子個体のみを親個体と入れ替える。全個体が成熟期には入ると、各個体は多くの子個体 (種個体) を生成して植物の繁殖を模擬する。このステージでは一個体から複数個体を生成する方式を採用しているので、親個体 + 種個体の全個体は fitness の上位 PS 個体が次世代に生き残る。こうして選択された個体は各々のライフサイクルを始め、これを終了条件が満たされるまで繰り返す。Fig. 1 に、主として初期化、成長期演算、成熟期演算、選択からなる基本的な VEGE 最適化過程を示す。

3 多種生成戦略

環境変化に伴って死滅した動植物もあるが、厳しい環境を乗り越えるメカニズムで生存している動植物もある。VEGE は植物のライフサイクルを模擬して強力な最適化性能を実現する手法である。実際、植物には様々な環境に適応するための複雑なメカニズムがあり、これらは VEGA 改良のヒントになるし、実際の植物で観察されるメカニズムを VAGA に組み込むことで性能を

Multi-species Generation Strategy Based Vegetation Evolution

[†] Jun Yu (yujun@kyudai.jp)

^{††} Hideyuki Takagi (h.takagi.457@m.kyushu-u.ac.jp)

JSPS Research Fellow PD, Kyushu University ([†])

Faculty of Design, Kyushu University (^{††})

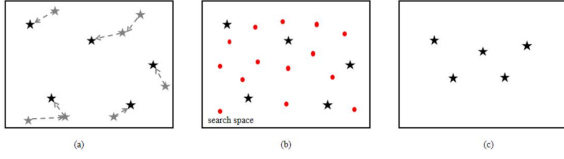


Fig. 1 VEGAアルゴリズムの探索過程. (a) 初期個体がランダムに生成される. 破線矢印は生成子個体が親個体よりも良い時の局所領域の個体成長方向を示す. (b) 各個体で複数の種個体を生成する. 赤点は種個体を表し、これら全体で種個体群を構成する. (c) 次世代個体はステップ(b)の全個体から選ばれる. ステップ(b)(c)を終了条件まで繰り返す.

更に向上させうる可能性がある. 以前の解析結果¹⁷⁾ から, 成熟期が重要な役割を果たし性能に大きく影響することが分かっており, ここの改良で性能向上ができ得る. オリジナルのVEGAは式(1)のみで種個体の拡散を行うが, 局所最適解に陥りやすく, 一つの生成法(式(1))のみでは多様性を十分に維持することが難しく, ある種の問題では局所最適解領域からの脱出が難しいことがある.

$$x_{seed}^j = x_i + MS * (x_1 - x_2) \quad (1)$$

ここで x_i は第 i 番目の成熟個体, x_1 と x_2 は第 j 番目の生成種個体の伝搬方向を決めるためにランダムに選択された x_i 以外の成熟個体, MS は次元毎の伝搬強度に影響を与えるランダムなベクトルである.

植物には色々な生殖方法があるが, これらは有性生殖と無性生殖に大別できる. 下等植物であるほど無性生殖能力が強い. 例えば, 藻類や菌類は無性生殖で子孫を増やし, 麦, トウモロコシ, キュウリなどのより進化した高等植物は有性生殖で子孫を増やす. しかし, ある種の高等植物は高い適応能力があり, 有性生殖と無性生殖の二つを併せ持つ. レンコンや葦が典型的植物である. 提案手法では, これら二つの模擬生殖法を更に加えることで, 成熟期での種個体の多様性を一層拡げ上述の問題点を克服することが期待できる.

ガウス分布の確率密度関数形状がベル型をしているので, 成熟個体をガウス分布の中心に置き, 分散を調整して種個体を拡散させることで周辺領域の探索能力を制御できる. これは植物の無性生殖を模擬しており, 成熟個体周辺に多

くの種個体をばら撒き, 遠くなる程ばら撒かれる種個体を少なくする. 無性生殖の種個体生成法を式(2)に示す.

$$x_{seed}^j = x_i + N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

ここで $N()$ は平均値0, 分散 σ^2 の正規乱数を生成する関数である.

有性生殖のポイントは個体間の遺伝情報を交換することにある. GAでは1点交差, 2点交差, 一様交差などがあるが, 植物の有性生殖模擬には, 個体間および親個体との差を最大にする二項交差を用いることにする. 式(3)は親個体 x_i と x_k の有性生殖のために, 二項交差で種個体を生成する式である. もちろん, 他の有性生殖の模擬方法でも構わない.

$$x_{seed}^j = \begin{cases} x_i^j & \text{if } rand() < 0.5 \\ x_k^j & \text{Others} \end{cases} \quad (3)$$

ここで, $rand()$ は $[0,1]$ の一様乱数生成関数, x_k はランダムに選択された x_i 以外の個体, j はベクトル x_{seed} , x_i , x_k の第 j 番目の要素である.

新規の種個体を生成するために, 提案戦略は更に二つの方法式(2)と式(3)をVEGAの元々の方法の式(1)に加える. 各世代の個体が成熟すると, 個体は種個体生成法をランダムに選択する. この方法は, 異なる生殖法を用いる他の植物種と比較するために用いられる. 端的に言えば, 提案手法は他の演算を進化させることなく成熟期の演算のみ変形させる

4 評価実験

提案の多種生成戦略の性能評価を行うために, 28のCEC 2013ベンチマーク関数群¹⁸⁾を用いた実験を設計する. この関数群は単目的最適化用に設計され, シフト, 回転, 単峰, 多峰など色々な属性の関数の集まりである. 安定した信頼のある結果を得るために, これら28関数×3種類の次元(2-D, 10-D, 30-D)×30試行の条件でVEGAと(VEGA+提案戦略)を比較する.

一定のfitness評価回数の終了条件に達したらWilcoxonの符号化検定でVEGAと(VEGA+提案戦略)の2方式の有意差検定を行う. 表1に検定結果を, Fig. 2に30次元の場合の28関数の平均fitness収束曲線を示す.

Table 1 終了条件時での30試行平均値間のWilcoxon符号検定結果. $A \gg B$ と $A > B$ は各々危険率1%と5%で有意にAがBよりも良く, $A \approx B$ は両者間に有意な差が見られなかったことを示す. また, Proposalは(VEGE + 提案手法)を意味する.

	2D	10D	30D
F1	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F2	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F3	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F4	Proposal $\approx$ VEGE	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE
F5	Proposal $>$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F6	VEGE $>$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F7	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F8	Proposal $\approx$ VEGE	VEGE $\approx$ Proposal	VEGE $\approx$ Proposal
F9	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F10	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F11	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F12	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F13	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F14	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F15	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F16	VEGE $\approx$ Proposal	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\approx$ VEGE
F17	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F18	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F19	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F20	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F21	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F22	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F23	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F24	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F25	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F26	Proposal $>$ VEGE	VEGE $\approx$ Proposal	Proposal $\gg$ VEGE
F27	Proposal $\approx$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE
F28	Proposal $>$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE	Proposal $\gg$ VEGE

5 考察

まず提案の多種生成戦略の優位性について述べる. 成熟期は種個体をできるだけ異なる場所に広く拡散させるように設計されている. 基本のVEGEでは差分情報を使って種個体を生成する方向を決定している. この方法では差分ベクトルの長さを適応的に決めるために個体分布情報を反映できるが, 収束するにつれて差分が小さくなるため生成個体が段々似てくるようになり, 効果的に広く拡散させる方向を決めることが難しくなる. そのため局所最適解に段々収束する場合の脱出が難しくなる. したがって, 成熟期のどの段階でも多様性ある種個体をいかに生成するかが研究のキートピックとなる. 特に収束の後半で重要である.

本論文では, 種個体の多様性を増すために, 実際の植物の生殖パターンを観察し, これらのパターンをVEGEに組み込んだ. 最初の取り組

みとして, これらの生殖パターンを無性生殖と有性生殖に大別し, この2種類のパターンを実現するために, 提案手法ではガウス分布と二項交差を用いた. これにより提案手法では局所最適解にトラップされることを避けるように色々な方法で種個体を生成でき, 各世代の個体は異なる種個体生成手法を自由に切り替えてあたかも異なる植物種のように振る舞うことで, ランダムネスと多様性を維持する.

また提案手法はfitness計算回数を増やすことなく, ランダムに生成法を切り替えることによるCPUタイムの増加は無視できる程度である. VEGE性能改善に使う提案手法は, 成熟期の元々の生成戦略を提案戦略に置き換えるだけで, その他の演算はそのままである. したがって, 提案戦略は低コストであり, 使いやすい.

第2に, 提案戦略の拡張性について述べる. 本論文例で用いた方法(ガウス分布と二項交差)に限定されることなく, 1個体から子個体を生成する無性生殖と2個体から子個体を生成する有性生殖を模擬するいかなる方法でも提案戦略に組み込み可能である. 例えば, 周辺領域に子個体を等確率で生成する無性生殖を模擬し, 指数交差で有性生殖を模擬してもよい. 実際の植物では色々な生殖法があるので, まだ改善の余地のあるVEGE性能を更に改善するための新しいヒントが得られるかもしれない. 植物には, 風や水や動物による散布等, 色々な種の拡散方法があり, 植物のライフスタイルをより正確に模擬するためにこれらのメカニズムを導入することも可能である. したがって, どのように種個体を効果的に拡散させるかという点も研究課題である.

次に今後の議論点について述べる. 提案手法は等確率で3種類の生成法を選択して種個体を生成する. この方法はランダム性を増やすが探索効率と収束速度を低下させる. 特に複雑でノイズのあるタスクで顕著である. したがってランダムに選択するのではなくどのように妥当な生成法を選択するかが今後のポイントである. 一つの可能性のある方法は, 各生成戦略の性能改善効果を記録し, 改善効果の高い手法程選ばれやすくなるよう手法の選択確率を上げることが考えられる. また, 最適化の過程で収集した情報に基づいて生成法を選択することもできる. 例えば, 個体分布密度や子個体生成ができた個体の割合である. さらに, 成熟期演算の改善に

限らず、成長期演算や選択演算の改良にも植物からヒントを得ることも可能であろう。

Wilcoxonの符号検定で標準VEGEと(VEGE+提案戦略)の間の有意差検定を行い、提案戦略によって収束が有意に早くなることを確認し、さらに、広く散らばる種個体のおかげで局所最適解領域に捕らわれることを避けることができた。探索次元の増加に伴い、収束の高速化の効果が顕著になる。これは、提案手法が種個体をより広く拡散させて有望な領域を早く探すことができるからである。しかし、提案手法は、低次元から高次元のいずれでも F_8 と F_{16} に改善効果が見られなかった。おそらく、これらの関数の局所最適解領域数が非常に多く、局所最適解領域を抜け出すことができなかったからではないかと思われる。VEGEの一層の性能改善のために、この理由の解析を続ける必要がある。

6 結論

植物の生殖方法にヒントを得て、異なる生成法を切り替えることで成熟期の種個体の拡散範囲を広げる多種生成戦略を提案した。実験結果から、この提案手法は効果的で収束速度を向上させ、その効果は探索次元数が増えると顕著になることを確認できた。

今後も、植物の生殖パターンを観察しVEGEに導入し、最適化過程と最適化問題の特性に基づいて、適切な生成法を適応的に選択する方法を開発する予定である。

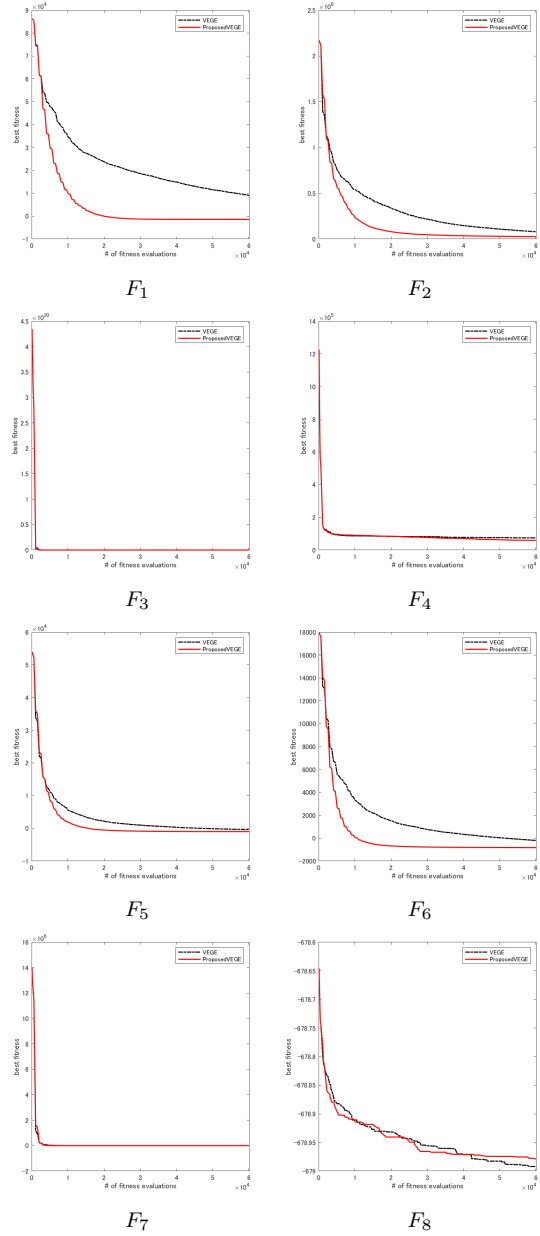
謝辞

本研究はJSPS科学研究費(課題番号 18K11470, 19J11792)の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) Ingo Rechenberg, “Evolutionsstrategie – Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution,” (PhD thesis in 1971) Reprinted by Fromman-Holzboog (1973).
- 2) Hans-Paul Schwefel, “Numerische Optimierung von Computer-Modellen,” (PhD thesis in 1974) Reprinted by Birkhäuser (1977).
- 3) John H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*, University of Michigan Press (1975).
- 4) J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization,” IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, pp. 1942–1948 (1995).
- 5) R. Storn and K. Price, “Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces,” Journal of Global Optimization, vol. 11, no. 4, pp. 341–359 (1997).
- 6) K. Dervis and B. Bahriye, “A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm,” Journal of Global Optimization, vol. 39, no. 3, pp. 459–471 (2007).
- 7) X. S. Yang and S. Deb, “Cuckoo search via Lévy flights,” The World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, Coimbatore, India, pp. 210–214 (2009).
- 8) Y. Tan and Y. Zhu, “Fireworks algorithm for optimization,” The First International Conference on Swarm Intelligence, Beijing, China, pp. 355–364 (2010).
- 9) *Handbook of Evolutionary Computation* T. Back, D. B. Fogel, and Z. Michalewicz (eds), IOP Publishing Ltd. (1997)
- 10) 「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).
- 11) S-C Chu, H. C. Huang, J. F. Roddick, and J. S. Pan, “Overview of Algorithms for Swarm Intelligence,” SpringerVerlag Berlin Heidelberg, vol 1, pp. 28–41 (2011).
- 12) X.-S. Yang and X.-S. He, “Swarm Intelligence and Evolutionary Computation: Overview and Analysis,” In: Yang X.S. (eds) Recent Advances in Swarm Intelligence and Evolutionary Computation. Studies in Computational Intelligence, vol 585. Springer (2015).

- 13) M. Jain, V. Singh, and A. Rani, “A novel nature-inspired algorithm for optimization: Squirrel search algorithm,” *Swarm and Evolutionary Computation* 44, pp. 148–175 (2019).
- 14) J. Yu and H. Takagi, “Acceleration for Fireworks Algorithm Based on Amplitude Reduction Strategy and Local Optima-based Selection Strategy,” *The 8th International Conference on Swarm Intelligence*, Fukuoka, Japan, pp. 477–484 (2017).
- 15) J. Yu, Y. Pei and H. Takagi, “Competitive Strategies for Differential Evolution,” *The 2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Miyazaki, Japan, pp. 268–273 (2018).
- 16) J. Yu and H. Takagi, “Vegetation Evolution for Numerical Optimization,” *JPNSEC International Workshop on Evolutionary Computation*, Shenzhen, China, pp.49–54 (2018).
- 17) J. Yu and H. Takagi, “Performance Analysis of Vegetation Evolution,” *The IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Bari, Italy, pp. 2214–2219 (2019).
- 18) J. Liang, B. Qu, P. N. Suganthan, and G. H. Alfredo, “Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2013 special session on real-parameter optimization.” http://al-roomi.org/multimedia/CEC_Database/CEC2013/RealParameterOptimization/CEC2013_RealParameterOptimization_TechnicalReport.pdf (2013).



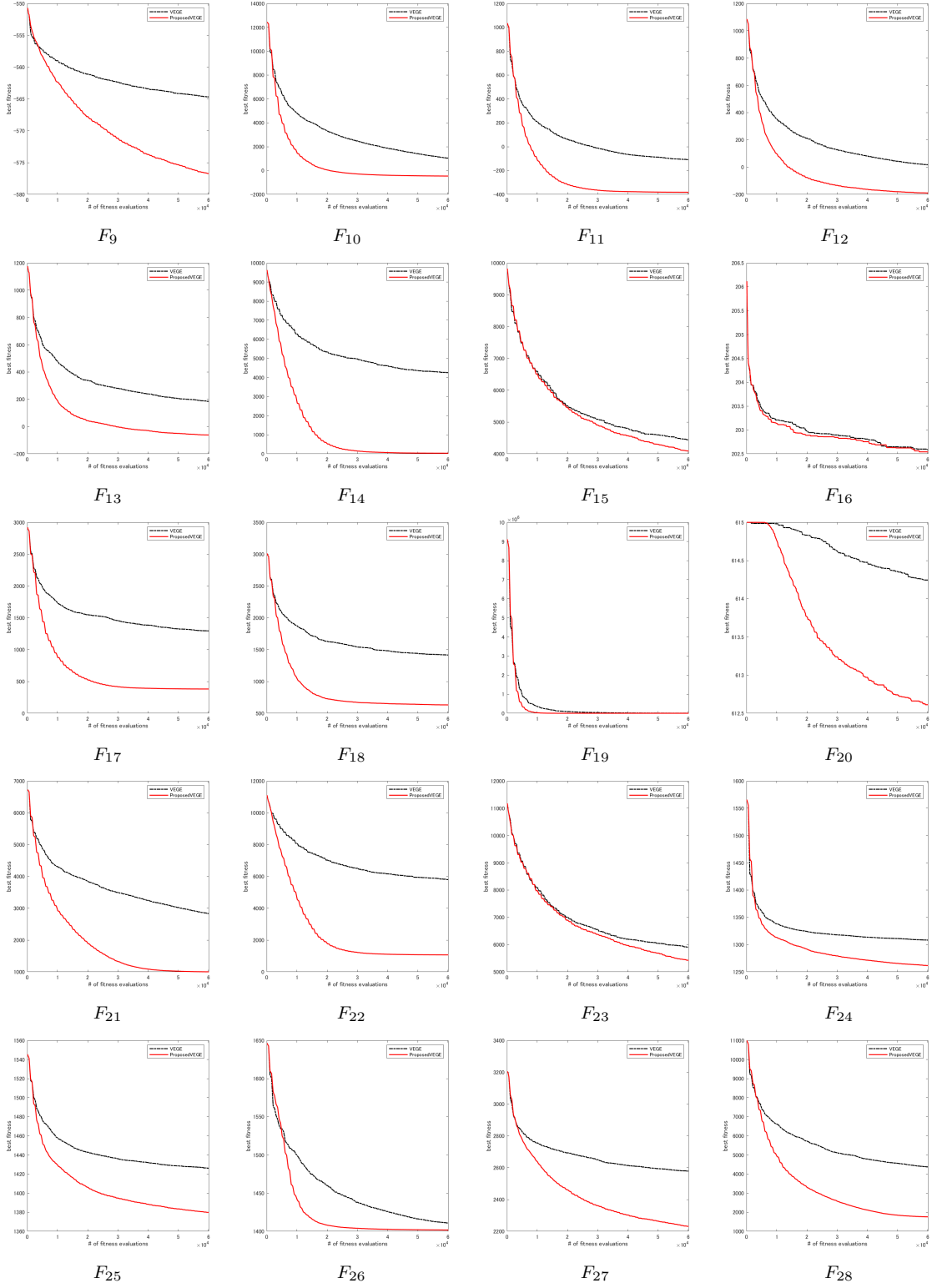


Fig. 2 30次元 F_1 – F_{28} ベンチマーク関数での収束曲線．赤線の(VEGE+提案戦略)は黒線の単独VEGEの収束を加速させる．