

適応度景観の近似と解析による進化計算の探索能力の向上

裴, 岩
九州大学大学院芸術工学府

高木, 英行
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/1434431>

出版情報：第14回日本知能情報ファジィ学会九州支部学術講演会, pp.21-24, 2012-12
バージョン：
権利関係：



適応度景観の近似と解析による進化計算の探索能力の向上

○裴 岩

高木 英行

九州大学大学院芸術工学府 九州大学大学院芸術工学府

Approximating and Analyzing Fitness Landscape for Evolutionary Search Enhancement

Yan PEI

Hideyuki TAKAGI

Graduate School of Design, Kyushu University Faculty of Design, Kyushu University

Abstract: We introduce two techniques to approximate and analyze fitness landscape for evolutionary search enhancement. One involves dimensionality reduction method used for fitness landscape approximation to reduce the computational complexity of the fitting. The other uses Fourier transform to obtain the frequency information of fitness landscape for search acceleration and multi-modal optimization. We briefly describe the inspirations, principles and results of the two techniques.

1 はじめに

進化計算の収束性能を向上させるための研究方向として、(1) 適応度景観の近似、(2) 進化計算アルゴリズムの性能を向上させるための新しい戦略や仕組みの開発、そして、(3) 生物や数学・物理現象・枠組みにヒントを得た新しい進化計算アルゴリズムの開発、がある。

本論文では、上記 (1) の取組である 2 つの適応度景観近似方法（探索空間の次元削減法とフーリエ変換）について述べる。

2 適応度景観の近似

2.1 本来の適応度景観近似による探索性能向上

我々の本来の提案法は n 次元単峰性関数で n 次元適応度景観を近似し、その単峰性関数のピーク点をエリート個体として個体群の最悪個体と入れ替えて高速化を図ることである [6]。

このアイデアは scale-space filtering [7] にヒントを得たものである。すなわち、時間波形の最も粗い近似は単峰性であり、そのピークは本来の波形の大局的ピークに近いところに位置することが期待できる、という考えに基づく。

元々 scale-space filtering は信号の細かいピークを検出するために開発され、今では画像のエッジ検出に広く使われている。小振幅区間の小さな信号波形ピークは大振幅区間の信号に重畳したノイズよりも小さいため、振幅閾値で大振幅信号上のノイズピークを検出せずに小振幅信号のピークを検出することはできない。しかし人間は視覚的に両者を区別できる。scale-space filtering では、徐々に分散が異なるガウス関数を次々に信号に畳み込む。Scale-space と

は、 x 軸を時間あるいは空間方向、 y 軸を畳み込むガウス関数の分散とする 2 次元空間のことで、この上に複数の畳み込まれた信号を並べ集める。分散が大きくなるにつれて畳み込まれた時間波形は鈍っていく、最も鈍った信号波形は単峰になる。この単峰ピークから分散の小さい方向 (y 軸の負方向) に順次近傍のピークを辿っていくと、最後には本来の時間波形のピークに辿り着く。大振幅信号に重畳したノイズのピークはその大振幅信号に隠れて検出されないが、小振幅区間の信号ピークは前述ノイズよりも振幅が小さくても検出できる。

我々の本来の提案 [6] の最大の特長は、*Low Risk and High Return* である点にある。例えエリート個体が拙い個体であってもそれよりも更に悪い最悪個体と入れ替えるだけであり大勢に変化はない。しかし、エリート個体が優秀であれば次世代での強力な親になり探索に寄与する。

2.2 次元削減した空間での適応度景観の近似

従来の近似法で本来の多次元空間上の正確な景観を得ることは容易ではない。代替方法は、本来の探索空間の次元数を削減し、低次元空間で近似曲線を得ることである [1]。この提案手法は進化計算の収束を加速する局所探索法に相当し、計算コストを低減できる [2]。この点がこの手法の最大の特長である。

2.2.1 探索空間の次元削減

提案する探索空間の次元数削減手法は、本来の近似手法 [6] のように n 次元の適応度景観を一気に近似するのではなく、低次元、例えば 1 次元のパラメータ軸毎に景観近似を行う。まず、 M 個の個体を (x_{i1}, y_1) , (x_{i2}, y_2) , ..., (x_{im}, y_m) のように第 i 番目の 1 次元空

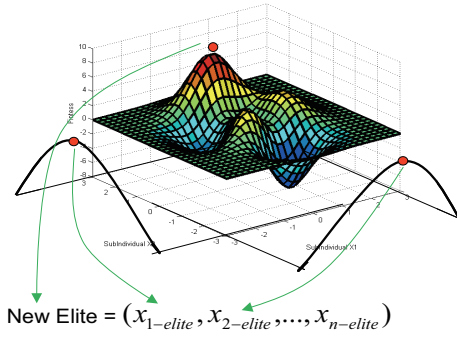


図 1: 探索次元を下げ、各次元でのエリート点を求め、これらからエリート個体を合成する方法。

間に写像する。次に、写像された個体群を使って各次元の景観近似をする。 n 次元パラメータ空間の景観は適応度関数 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ で与えられ、第 m 番目の個体の適応度は $y_m = f(x_{1m}, x_{2m}, \dots, x_{nm})$ ($m = 1, 2, \dots, M$) で与えられる。

2.2.2 低次元空間での景観近似とエリート合成

各 1 次元のパラメータ軸に写像された M 個の個体を内挿等をし、その 1 次元空間の適応度景観を近似する。次に、得られた近似景観の頂点からエリート点を求める。こうして得られた n 個の 1 次元回帰空間各々から n 個のエリート点を使って、次世代の進化計算の収束を加速させるために用いる n 次元エリート個体を次のように求める。(図 1)。

$$\text{新エリート} = (x_{1\text{-elite}}, x_{2\text{-elite}}, \dots, x_{n\text{-elite}})$$

提案手法では各世代の最悪個体をエリート個体で置き換える。大局的最適解が最悪個体の近傍にある可能性はわずかとは言え否定できないが、最悪個体が次世代の親個体として残っていく可能性も低く、その場合はその最悪個体によって大局的最適解が探索できる可能性も少ない。すなわち、最悪個体を除去することはリスクを最小にする妥当な方法と言える。

3 適応度景観のフーリエ解析

3.1 フーリエ変換による適応度景観の近似

離散フーリエ変換を適応度景観の近似と進化計算探索の高速化に使う方法を提案している [3]。この手法の実現には、(1) 本来の探索空間の再標本化、(2) 1 次元フーリエ変換、(3) 主成分周波数のフィルタリング、(4) 1 次元逆フーリエ変換、そして、(5) 次世代探索のためのエリート抽出、の 5 つのステップがある。

3.1.1 提案手法の考え

図 2 に提案手法の概要を示す。探索空間を等間隔に標本化した点の適応度を信号系列と見なしてフーリエ変換をすることで、適応度景観の周波数特性が得られる。この周波数領域でフィルタリングして逆フーリエ変換することで適応度景観の複雑度を軽減した近似が可能になる。フーリエ解析で探索する適応度景観を簡略化して高速化を狙う本提案手法は、(1) 式の三角関数回帰モデルで適応度景観を近似する方法と言ってもよいであろう。

$$EC(X) = \sum_{i=0}^N a_i \cos(2\pi\omega_i X + B_i) \quad (1)$$

3.1.2 主成分周波数の抽出

近似景観の三角関数回帰モデル ((1) 式) の中でも景観の主構造を決定する三角関数が最も重要であり、その三角関数は、最大パワースペクトラムの周波数とその周波数成分の位相で規定される。これらを主成分周波数と定義し、最大パワーの順に第 1 主成分周波数、第 2 主成分周波数、等と呼ぶことにしよう。

本来の適応度景観は 2π 周期ではないが、局所的な景観に限れば、任意の個数の三角関数を使うことで任意の精度で景観を近似できる。しかし、それに伴い計算コストが高くなるので、本論文では適応度景観近似には 1 つの三角関数だけ用いる、すなわち、第 1 主成分周波数だけを用いることにする。

主成分周波数によって適応度景観の主構造と形状が決まり、その主成分周波数は、標本化の範囲と標本化周波数によって決まる。

3.1.3 逆フーリエ変換による適応度景観の近似と探索の高速化

主成分周波数のフィルタリング後に逆フーリエ変換で回帰モデルを得ると、1 次元あるいは n 次元の局所的近似あるいは大局的近似の適応度景観が得られる。この近似景観特性からは、本来の少ない個体から得られる以上の探索情報が得られる。

進化計算高速化のための応用方法としては、三角関数回帰モデルで近似した適応度景観を解析して進化計算の探索方向決定に利用したり、新しいエリート個体を生成して次世代の探索に使う方法 [6] が考えられる。最大値探索問題であれば、 $k(1/4\omega) + b$ ($x > 0$) と $k(3/4\omega) + b$ ($x < 0$) 周辺に最適解があるのではと期待し、最小値探索問題であれば、 $k(3/4\omega) + b$ ($x > 0$) と $k(1/4\omega) + b$ ($x < 0$) 周辺に最適解があるのではと期待して探索を行う。この位置に相当する本来の探

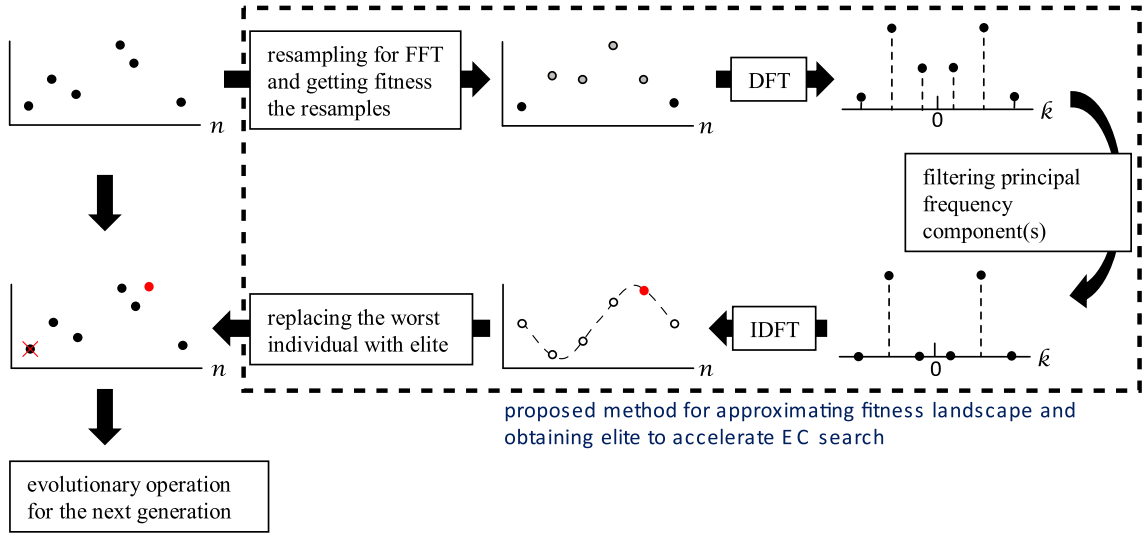


図 2: 提案手法のフローダイアグラム. 探索空間を等間隔に標本化し直して適応度を求め、フーリエ変換し、主成分周波数のみをフィルタリングして逆フーリエ変換することで、適応度景観を三角関数で近似する. 近似景観からエリートを求めて、進化計算の探索個体群中の最悪個体と入れ替えることで探索の高速化を図る.

探索空間での個体を次世代へのエリート個体とすることで、進化計算の収束を加速でき得る.

文献 [5] では、 n 次元フーリエ変換で主成分周波数を求めて進化計算探索を高速化する方法について評価している. その実験結果から、1 次元フーリエ変換では高速化が得られなかったベンチマーク関数でも高速化ができることが示された.

本化点をフーリエ変換することで、図 4 に示す振幅周波数特性が得られる.

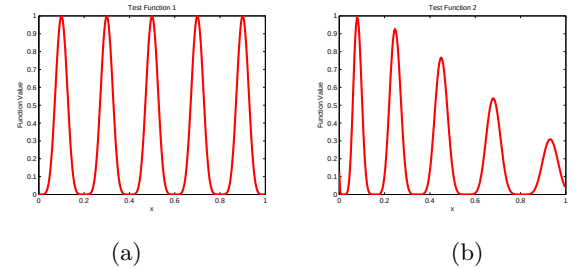


図 3: F1 と F2 の適応度景観

3.2 局所最適解を求めるためのフーリエ解析

フーリエ変換で適応度景観の周波数、振幅、位相情報を得、その情報から複数の局所最適解とその個数を推定するフーリエ・ニッチ法 [4] を紹介する.

3.2.1 適応度景観の周波数特性

離散的フーリエ変換で周波数特性を得るには、探索空間を等間隔に再標本化する必要がある. 色々な標本化方法が考えられる [3].

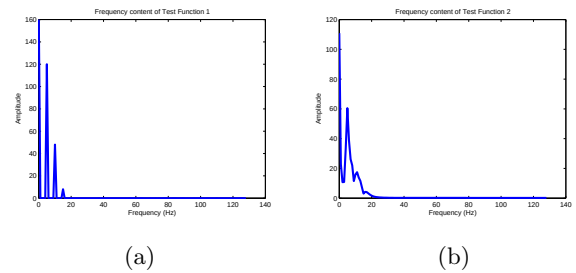


図 4: フーリエ変換で求めた F1 と F2 の周波数成分

表 1: 関数例			
No.	テスト関数	領域	n
F1	$f(x) = \sin^6(5\pi x)$	$[0, 1]$	1
F2	$f(x) = e^{-2(\ln 2)(\frac{x-0.01}{0.8})^2} \sin^6(5\pi(x^{0.75} - 0.05))$	$[0, 1]$	1

表 1 中の 2 種類の多峰性ベンチマーク関数 F1 と F2 を図 3 に示す. F1 は同じ振幅の局所最適解が等間隔に並び、F2 は異なる振幅の局所最適解が異なる間隔で並んでいる例である. これら適応度景観の標

3.2.2 局所最適解の存在範囲と個数の計算

適応度景観の次元毎に再標本化点をフーリエ変換し、角周波数 (ω_i), 位相 (b_i), 振幅 (A_i) を得た後、振幅の大きい成分の周波数のみをフィルタリ

グし、これを適応度景観の局所最適解の位置と個数の計算に利用する [3].

逆フーリエ変換によって、1次元探索空間の適応度景観は

$$f(x) = a_0 + \sum_{i=1}^n (a_i \cos(\omega_i x) + c_i \sin(\omega_i x) + b_i)$$

で表される. 提案手法では近似モデルとしてパワー振幅のみを用いるので, $a_p \cos(\omega_p x) + c_p \sin(\omega_p x)$, 即ち, $\sqrt{a_p^2 + c_p^2} \cos(\omega_p x + b_p)$ と $b_p = \tan^{-1}(a_p/c_p)$ とで表現できる. $\cos(x)$ 関数では $T_i = 1/F_i$ とすると最小値は $(T_i/2) + b_i$ に位置するので, 各次元での局所最適解は

$$k_i \left(\frac{1}{2 * F_i} \right) + b_i$$

周辺に存在する. ここで $Range_i$ を探索空間の i 番目の次元の探索幅 (上限-下限) とすると, k_i は,

$$k_i = \left\lfloor \frac{Range_i}{F_i} \right\rfloor$$

の床関数で求められる i 番目の次元の局所最適解数である. 1次元に写像した時の局所最適解の重なりも考えると, 全空間の局所最適解の数 N は, 以下の範囲の値になる.

$$\max(k_1, k_2, \dots, k_n) \leq N \leq \prod_{i=1}^n k_i$$

3.2.3 エリートの挿入と探索半径の導入

局所最適解の領域と数の情報から, 探索のエリート候補になる座標が局所最適解もしくはその周辺に得られる. これらの探索エリート点を個体群の最悪個体と入れ替えることで個体群に加える.

加えられたこれらのエリートがそのまま最終の局所最適解になるわけではない. なぜならば, 通常の進化計算では親個体はより適応度の高い子個体に置き換えられ, 置換点はどこにでも生じ得るからである. この点を考慮して, エリート個体が次世代で子個体に置き換えられる範囲を制限すべきであり, ここにエリート探索半径の概念を導入する.

探索半径はエリート個体が置き換えられる範囲を局所最適解の周辺領域に限るため小さな値とする. 例えば, m を調整パラメータとして, 探索半径 = $Range_i/(m * k_i)$ で与える.

4 結論

本論文では, 進化計算の探索能力向上のために適応度景観を近似する手法と分析する手法について, 筆者らの最近の研究を簡単に紹介した. 探索空間の次元削減とフーリエ解析がこれらの主要手法である. 今後もこれらの手法の長所短所, 制約等について研究を継続する予定である.

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] 裴岩, 高木英行「次元削減によって得られたエリートを用いた進化計算の高速化」第7回進化計算研究会・第7回進化計算フロンティア研究会合同研究会, 東京, pp.25-31 (2011年9月).
- [2] Pei, Y. and Takagi, H., "Comparative Evaluations of Evolutionary Computation with Elite Obtained in Reduced Dimensional Spaces", 3rd Int. Conf. on Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCoS2011), pp.35-40, Fukuoka, Japan (Nov./Dec., 2011).
- [3] 裴岩, 高木英行「適応度景観のフーリエ解析による進化的探索高速化の試み」進化計算シンポジウム 2011, 岩沼, pp.167-173 (2011年12月).
- [4] 裴岩, 高木英行「多峰性最適化のためのフーリエ・ニッチ法」第2回進化計算学会研究会第8回進化計算フロンティア研究会合同研究会, 豊中, pp.189-195 (2012年3月).
- [5] Pei, Y. and Takagi, H., "Comparative Study on Fitness Landscape Approximation with Fourier Transform," Sixth Int. Conf. on Genetic and Evolutionary Computation (ICGEC2012), pp.400-403, Kitakyushu, Japan (25-28, Aug, 2012).
- [6] 高木英行, 印具毅雄, 大西圭「単峰性関数当てはめによるGA収束高速化」知能と情報 (日本知能情報フレンジィ学会誌), vol.15, no.2, pp.219-229 (2003).
- [7] Witkin, A. P., "Scale-space Filtering: a New Approach to Multi-scale Description", IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP1984), pp.150-153, San Diego, CA, USA (Mar., 1984).