

演繹的および帰納的方法論に基づく拡張進化計算

大西, 圭
九州芸術工科大学

高木, 英行
九州芸術工科大学

<https://hdl.handle.net/2324/4482098>

出版情報 : Proceedings of Annual Conference of SOFT Kyushu Chapter. 3, pp.31-34, 2001-12-01. 日本知能情報ファジィ学会
バージョン :
権利関係 :

B202

演繹的および帰納的方法論に基づく拡張進化計算

Extended Evolutionary Computation with Inductive and Deductive Methods

○大西 圭 高木 英行

Kei Ohnishi Hideyuki Takagi

九州芸術工科大学

Kyushu Institute of Design

o-kei@rms.kyushu-id.ac.jp

takagi@kyushu-id.ac.jp

Abstract: We introduce our research on extending evolutionary computation in this paper. The research roughly consists of two approaches: deductive and inductive ones. The deductive one is an approach that uses global fitness landscape information to generate searching points. We approximate the fitness landscape and use the structure of the approximated function to generate the searching points as a practical matter. The inductive one is an approach that evolves the mechanism of generating searching points. We realize the adaptive structure of the mechanism rather than realizing adaptive parameters of the mechanism. Finally, we discuss the difference and trade-off between these two approaches.

Keyword: evolutionary computation, fitness landscape, searching mechanism, inductive method, deductive method

1 はじめに

最適化手法としての進化計算 [1] は, これまでに様々な問題に適用され, その有用性が示されてきた. また, 進化計算の遺伝子組換え演算の部分確率モデルで置き換えるアプローチの研究も, 最近盛んに行われ始めている [5].

本論文では, これまで我々が行ってきた拡張進化計算の研究についてまとめる. 研究アプローチは大きく2つに分類できる. 1つ目は, 従来法における探索点を生成する手続きに比べて, より演繹的なものであり, もう1つはより帰納的なものである. 以下では, これら2つのアプローチを, 演繹的なアプローチ, 帰納的なアプローチ, と呼ぶ.

続く第2節では, 従来の進化計算の枠組について述べる. 第3節と第4では, 演繹的なアプローチと帰納的なアプローチについて説明する. 第5節では, 演繹的, 帰納的なアプローチの間のトレードオフについて考察する.

2 進化計算の枠組

進化計算は, 生物進化に着想を得ている, という前提がある. しかし, 生物学から得られる新たな知識や, 純粋な工学的改良により, これまでに様々なアルゴリズムが提案されており, 明確に枠組を定義することは難しい.

ここでは, それら様々なアルゴリズムに共通する基本的な解探索の手続きを述べる. 以下に共通する手続きの項目を挙げる.

- (1) 複数の探索点を同時に保持する (多点解探索)
- (2) 現探索点の情報を利用して新探索点を生成する
- (3) 保持する探索点, 新探索点の生成に利用する探索点の決定に適応度を用いる

また, 図1に, 進化計算に共通する基本的な解探索手続きを示す.

ここで注目すべきことは, 新たな探索点は, 具体的な手

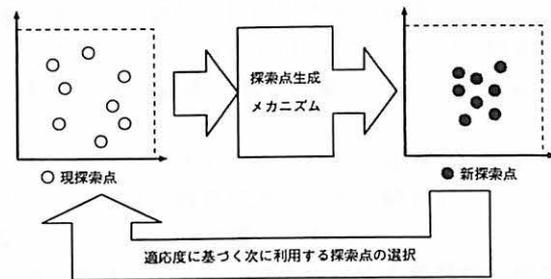


図1: 進化計算に共通する基本的な解探索手続き

続きの違いを無視すれば, 基本的には探索空間内の点から探索空間内への写像によって生成される, ということである. このとき, 新たな探索点が生成される可能性がある探索領域は, そのとき利用される現探索点に依存する. 例えば, 進化計算の一つである遺伝的アルゴリズムの交叉演算では, 演算が施される点が決まれば, 新探索点の生成可能な領域が決定され, 一般にその領域内に確率的に新たな探索点が生成される (図2). このような演算は, 演算を施される探索点のパターンを変えて複数回行う.

現在盛んに研究が行われ始めた確率モデルを用いた方法は, 上述した進化的演算部分を, 確率モデルの構築と利用という手続きに置き換えた方法である. これは, 現探索点の分布を, ある確率分布に従って生成されたものだと捉え, そのような確率モデルを構築し, 構築した確率モデルに基づいて探索点を生成する. 演算に基づく進化計算との大きな違いは, 探索点生成メカニズムを確率モデルという構造として保持するところにある.

3 演繹的なアプローチ

ここで言う演繹的なアプローチとは, 解の改善を行える根拠をもつ探索点生成手続きを予めもつものである. そ

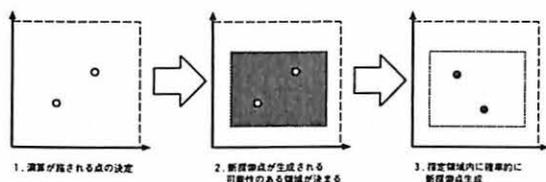


図 2: 進化計算の新探索点を生成する方法

の代表的なものとして、勾配法がある。進化計算の探索点生成においては、基本的に、それまでに得られている良い候補解の近傍にさらに良い解があることを期待する。そして、進化的演算により新たな探索点を生成する場合でも、確率モデルを構築して探索点生成に利用する場合でも、良い解の近傍に新たな探索点の生成可能な領域を確保できるようなメカニズムをもつ。このとき、第2節で述べたように、探索点から探索点の写像により新探索点を生成するので、勾配情報は使われない。ただし、新たな探索点生成に利用される探索点は、適応度を基準に選択されてきたものなので、有望な探索領域内にある可能性が高い。

我々が行ってきた従来法より演繹的なアプローチとは、新たな探索点生成のときに、直接的に適応度のランドスケープ情報を利用する、というものである。これは、勾配法のように適応度ランドスケープの局所的な情報を用いるのではなく、多点解探索法の利点を活かし、より大局的な適応度ランドスケープの情報を利用しようという試みである [2]。これは、適応度ランドスケープ上の点から探索点への写像により新たな探索点を生成するものである (図 3)。

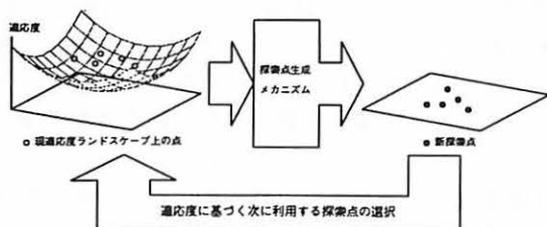


図 3: 大局的な適応度ランドスケープ情報の利用

大局的な適応度ランドスケープの情報を利用する具体的な方法として、我々は、適応度ランドスケープ近似と、近似により得た構造の新たな探索点生成への利用、に取り組んできた。もし、近似がある程度の精度で行われれば、当然近似で得た構造を利用して良い候補解が生成できるので、かなり演繹的な方法と言える。また、これは、確率モデルを用いる進化計算と似た考え方であるが、確率モデルを用いる方法は、有望な探索領域を過去に得た探索点から学習するものであるのに対して、我々のアプローチは、適応度ランドスケープ自体を学習する点が異なる。

適応度ランドスケープ近似で得た構造を利用する具体的なアルゴリズムとしては、(1) 適応度ランドスケープ近似

と遺伝的アルゴリズムのハイブリッド手法 [2]、(2) 適応度ランドスケープ近似にのみ基づいた方法 [3]、を提案している。これらは全て連続変数最適化問題の解法である。以下では、これら2つの方法の概要を説明する。

(1) 適応度ランドスケープ近似+遺伝的アルゴリズム [2]

メイン探索法の遺伝的アルゴリズムに、適応度ランドスケープ近似に基づく探索点生成法を付加した手法である。アルゴリズムの流れを図4左に示す。

適応度ランドスケープの近似は、単峰性凸関数により行う。単峰性凸関数を選ぶ理由は、最適化問題は閉空間のみを扱い、どのような非線形な閉空間でも最も粗く近似すると上向きか下向きの凸関数になるからである。

探索点生成は、適応度ランドスケープを近似する単峰性凸関数 (文献 [2] では2次関数) のピーク座標を新探索点とすることで行う。この新探索点の適応度が、遺伝的アルゴリズムの個体群中の最低適応度より高ければ、その最低適応度をもつ個体と新探索点を入れ換える。このランドスケープ近似から探索点を得るという点が、探索点から次の探索点を得る従来の進化計算と大きく異なる本節のアプローチである。

適応度ランドスケープの近似に基づく探索点生成を行うタイミングは、毎世代としたり、隔世代としたり、と様々なバリエーションが考えられる。

適応度ランドスケープを近似する単峰性凸関数は、それまでに得られている探索点と、最小二乗法、あるいは非線形最適化手法により求められる。最小二乗法に用いるランドスケープ上の探索点は、適応度が上位の点や、適応度と探索空間内での位置を考慮する方法などで選ばれる。

上記適応度ランドスケープ近似に基づいて生成される探索点は、凸関数の頂点に対応する1個だけであり、その1個の探索点が未探索領域にある高い適応度をもつものであればメイン探索法である遺伝的アルゴリズムの探索性能を向上させる可能性がある。逆に、生成される1個の探索点の適応度が高くなければ、遺伝的アルゴリズムの個体数に依るが、淘汰されるので遺伝的アルゴリズムの探索性能への影響は少ないと考えられる。つまり、近似のための演算コストは別にして、ローリスク、ハイリターン戦略と言える。

適応度ランドスケープ近似の精度は、用いる適応度ランドスケープ上の点のパターンに強く依存する。また、近似によって生成される探索点の適応度は、近似の精度と強く関係する。近似に基づいて生成される探索点が良い適応度を持つように、近似に用いる適応度ランドスケープ上の点を常に上手に選ぶことは難しい。

(2) 適応度ランドスケープ近似にのみ基づく方法 [3]

これは、適応度ランドスケープ近似に基づいた探索点生成を行う多点解探索法である。アルゴリズムの流れを図4右に示す。

適応度ランドスケープの近似は、文献 [3] ではガウス関数の足し合わせにより行った。ガウス関数の足し合わせを

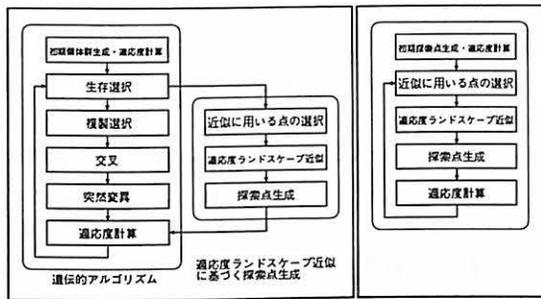


図 4: 適応度ランドスケープ近似に基づいた探索点生成法と遺伝的アルゴリズムのハイブリッド手法のアルゴリズムの流れ(左図). 適応度ランドスケープ近似にのみ基づく方法のアルゴリズムの流れ(右図).

選ぶ理由は、多峰性曲面を形成することができることと、探索点生成の方法に関係する。

適応度ランドスケープ近似によって得られたガウス関数の足し合わせは、新たに生成される探索点についての確率密度関数と見なされる。よって、新たな探索点は、各ガウス関数をもつ期待値、標準偏差をもつ正規乱数によって生成される。このとき、各ガウス関数に対応する正規乱数生成ルーチンで何個の探索点を生成するかは、ガウス関数のもつ振幅値の大きさに応じて決定される。例えば、最小化問題の場合、振幅値が小さい程、生成する探索点の数は多くなる。

適応度ランドスケープのガウス関数の足し合わせによる近似は、ガウス関数とそれまでに得られている適応度ランドスケープからの探索点との誤差を最小にするように、非線形最適化手法によりガウス関数のパラメータ(期待値、標準偏差、振幅)を決定することで行う。用いる適応度ランドスケープ上の点の選び方としては、適応度が上位の点や、適応度と探索空間内での位置を考慮する方法が考えられる。

この方法においては、適応度ランドスケープに近似に用いる点の選び方が探索性能に大きな影響を与える。例えば、複数の局所解がある複雑な適応度ランドスケープを、決められた数のガウス関数の足し合わせでだまかに近似しようとした場合、用いる点の偏りが局所解への収束、あるいは解探索の停滞を引き起こす可能性がある。一方で、最適解近傍を含む近似がある程度の精度で行われたとき、探索点の生成に正規乱数を用いることから効率的な探索が行える。良い探索性能を得るために、近似に用いる点を常に上手に選ぶことは難しい。

4 帰納的なアプローチ

ここで言う帰納的なアプローチとは、解探索の過程で得られていく探索点と適応度に基づいて、探索点生成戦略を適応させるものである。もし良い探索点を生成できる戦略であれば強化され、そうでなければ淘汰される。これは、実際最適化される変数より上位のレベルの最適化となる。

例えば、進化計算の一つである進化戦略における戦略パラメータの自己適応などもそのようなレベルの最適化である。

我々が行ってきた従来法より帰納的なアプローチとは、探索点生成メカニズム自体を最適化する、というものである。これは、進化計算の演算がもつパラメータ(例えば、前述した進化戦略の戦略パラメータや確率的演算が利用する確率など)の適応とは異なり、探索点生成の仕組み自体を構造として適応させるものである[4]。従来の確率モデルを用いた方法は、帰納的に構造を適応させるものであるが、そこでは競争に勝った探索点を構造獲得のための学習に用いるのに対して、我々のアプローチでは探索点生成メカニズム自体に競争関係がある点異なる。これを探索点生成メカニズムの進化に基づく最適化手法とよぶ。

探索点生成メカニズムの進化に基づく最適化手法の枠組は、(1)探索点生成メカニズムの構成要素を定義し、(2)構成要素を組み合わせて様々な探索点生成メカニズムを構成し、(3)構成した探索点生成メカニズムで探索点を決定して適応度を計算し、(4)各適応度を当該探索点を生成した探索点生成メカニズム、および構成要素に分配し、(5)分配された適応度あるいは適応度の累積値に基づいて探索点生成メカニズムの構成要素を淘汰生成して新しい探索点生成メカニズムを再構成する、というものである。この探索点生成メカニズムの進化に基づく最適化手法の枠組を、図5に示す。

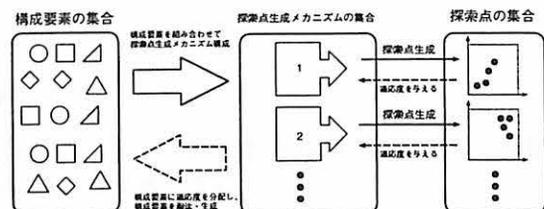


図 5: 探索点生成メカニズムの進化に基づく最適化手法の枠組

また、この枠組において、解探索における重要な戦略となることは、(a)探索点生成メカニズムに階層構造をもたせる、(b)有用な構造を再利用する、である。

(a)のいう階層構造の各階層は、それ自体で探索点生成メカニズムとなるものである。また、階層構造の下位の構造は、それより上位の構造によって探索点を生成するとき、生成される探索点の性質を制約する働きをする。この階層構造は、解探索過程において徐々に獲得されていく。

(b)は、解探索過程で得られる有用な構成要素、構成要素を組織化した構造、探索点生成メカニズム、を再利用するという意味で、進化計算における利用(exploitation)に相当するものである。

以下では、提案した枠組の中で実現した連続変数最適化手法[4]の概要を説明する。

探索点生成メカニズムの進化に基づく連続変数最適化手法[4]

探索点生成メカニズムの構成要素は、変数毎の様乱数生成ルーチンとし、乱数生成区間をパラメータとしてもつ。まず、構成要素をランダムに組み合わせ、全ての変数の値を同時に生成できる探索点生成メカニズムを複数構成する。次に、構成された各探索点生成メカニズムにより複数の探索点を生成する。生成された探索点は、適応度が計算される。そして、ある探索点生成メカニズムにより生成された探索点のもつ適応度のうち、最も高い適応度をメカニズムおよび構成要素に与える。最後に、構成要素のもつ適応度に基づいて、構成要素を淘汰生成する。以上の手続きが、進化計算における一世代の手続きに相当し、この手続きを決められた回数だけ繰り返す。

上記の手続きを決められた回数繰り返した後、それまでに得られている複数の適応度上位探索点生成メカニズムがカバーする探索領域をそれぞれ次の探索空間として、上記の手続きと同様のことを行う。このように、ある時点で得られている適応度上位探索点生成メカニズムがカバーする探索領域を次の探索空間として同様の解探索を行うことを決められた回数行う。分岐していく探索領域は、探索点生成メカニズムの階層構造に対応するものである。

このアルゴリズムの流れを、図6に示す。

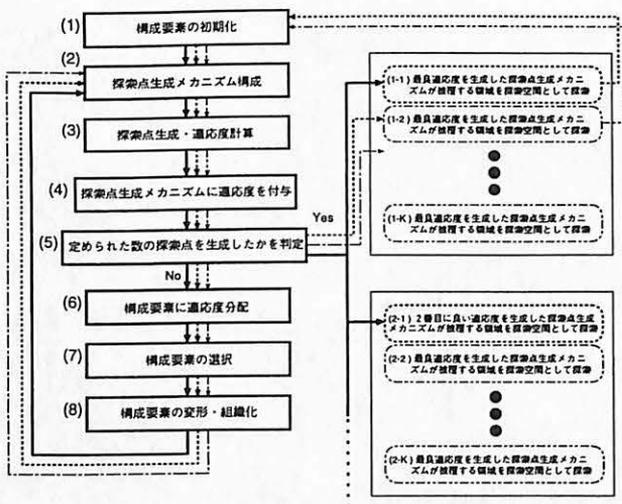


図6: 探索点生成メカニズムの進化に基づく連続変数最適化手法のアルゴリズムの流れ

5 演繹的、帰納的方法の間のトレードオフに対する考察

探索点生成の方法が演繹的になるということは、それによって良い解候補を得るための前提条件が厳しくなっていくことを意味する。例えば、適応度ランドスケープ近似の場合、近似に用いられる適応度ランドスケープ上の探索点のパターンに結果が強く依存する。一方、条件が満たされたときの効果は大きい。

探索点生成の方法が帰納的になるということは、結果か

ら探索点生成メカニズム自体を再構築・修正していくため、それによって良い解を得るための前提条件が緩くなる。一方、良い候補解を得るのに要する時間は長くなると思われる。良い解候補を得る保証は、構築可能な探索点生成メカニズムの自由度に依存するところが大きい、演繹的な方法よりも最終的に良い解を得る可能性は高くなると思われる。

以上のように、探索点生成の方法がより演繹的、あるいは帰納的になることで、様々なトレードオフが生じると考えられる。しかし、対象とする問題の性質に応じて柔軟にこれらの方法を使い分けることができれば良いと思われる。また、これまでに述べてきた演繹的、帰納的方法による解探索特性の違いは、定性的なものなので、これを数学的に記述していくことを今後の課題とする。

6 まとめ

本論文では、これまでに我々が行ってきた、進化計算の枠組を拡大する2つのアプローチをまとめて示した。1つ目のアプローチは、従来の方法より演繹的な方法であり、適応度ランドスケープ情報を探索点生成に直接利用するものであった。2つ目のアプローチは、より帰納的な方法であり、探索点生成メカニズム自体を適応させるものであった。

今後は、提案手法の改良と、本論文で述べてきた演繹的、帰納的な方法の解探索特性の違いについての定性的な記述を、より定量的に言うための努力をしていきたい。

謝辞

本論文は、科学研究費基盤研究(C)(2)(課題番号13680451)の補助を受けている。

参考文献

- [1] T. Bäck and H.-P. Schwefel, "Evolutionary Computation: An Overview", in Proc. of the Third IEEE Conf. on Evolutionary Computation (ICEC'96), pp. 20-29, 1996.
- [2] T. Ingu and H. Takagi, "Accelerating a GA Convergence by Fitting a Single-Peak Function", in Proc. of IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems, vol.3, pp.1415-1420, 1999
- [3] 大西 圭, 高木 英行, "適合度のランドスケープ情報を利用した最適化手法", 第17回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.435-438, 2001
- [4] 大西 圭, 高木 英行, "探索点生成メカニズムの進化に基づく最適化", MPS シンポジウム論文集, pp.187-192, 2001 (進化的計算シンポジウム 2001)
- [5] M. Pelikan, D. E. Goldberg, and F. Lobo, "A Survey of Optimization by Building and Using Probabilistic Models", IlliGAL Report No.99018, Illinois Genetic Algorithms Lab., Univ. of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL, 1999