

対話的遺伝アルゴリズムのニューラルネットワーク学習等価性

魚住 愛^{†1}, 森 康久仁^{†2}, 松葉 育雄^{†3}

あらまし

近頃、遺伝的アルゴリズムにより人間の感性情報を対話的に最適化する研究が多々行われている。その際、人間が各個体に対して直接評価値を入力するマンマシンであるがゆえの疲労が大きな問題であった。この問題を解決するために、進化の過程をニューラルネットワークにより学習し、自動的に最適化させることで疲労を軽減することが本研究のねらいである。前段階としてその機能を確認するために、多峰性関数の最適値を求めることが容易に可能な遺伝的アルゴリズムの進化の過程を階層型ニューラルネットワークに学習させることによって、最適値を求め、遺伝的アルゴリズムと等価な働きが可能であるかを検討する。

Study on equivalency of interactive genetic algorithms with neural networks

Ai Uozumi^{†1}, Yasukuni Mori^{†2}, Ikuo Matsuba^{†3}

Abstract

Recently, many researches on optimizing man's sensitivity information interactively are done using the genetic algorithms. Since people had to input an evaluation value directly, fatigue will be a problem. It is the aim of this research to solve this problem, fatigue is mitigated by making the process of evolution learn by the neural networks, and optimizing it automatically. In order to check the function, the optimal value is calculated by making the layered neural networks learn the process of evolution by genetic algorithms in which the optimal value of a function with local optima can be calculated easily. By doing so examines whether work equivalent to genetic algorithms is possible.

1. はじめに

代表的な最適化アルゴリズムの1つに遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: 以下GAと略す)がある。GAは、生物の進化過程をモデルとして考案された探索アルゴリズムである。最大の特徴は、多くの探索点間の相互作用に基づいて探索が行われるため局所解にとらわれることなく探索が進行し、大局的な最適解を見つけ得ることである[1]。最近では、デザインや音質の最適化のような人の感性情報における最適化を遺伝的アルゴリズムによって行う研究が多々行われている[2]。これらは特に、本来数式によって決定される評価値を人間が直接与えることから、対話型遺伝的アルゴリズムと言われている (Interact Genetic Algorithm: 以下IGAと略す)。

今までは、人工モデルを制作して行うしか方法がなかったデザインなどの最適化を、専門知識を持たない人でも簡単に行うことと、時代の流行などに対する柔軟性を持つことを可能にしたのがこのIGAであるといえる。しかし、現実には各世代、各個体にそれぞれ人間が評価値を入力しなくてはならないため、精度を落とさずに最適化するには人の疲労が大きいという欠点があった。

そこで、本報告では自動的に最適化することにより疲労軽減を行う。手法としては、人の趣向や個性を学習することにより他の条件においても自動的に最適化が可能であるかを検討する。その前段階として、最適化の際GAの進化過程をニューラルネットワーク (Neural Network: 以下NNと略す)に学習させることによりGAと等価な働き、つまり局所解に陥らずに最適解を求めることが可能であるかを検討する。N

^{†1} 千葉大学大学院 自然科学研究科 知能情報工学専攻

^{†2†3} 千葉大学 工学部 情報画像工学科

Nは、脳の仕組みの一部を数学的にモデル化した物であり、対する代表的な最適化法である誤差逆伝播法は多くの入力データによる誤差局面を、各回ごとに現在の入力データに対する誤差局面に対して降下することにより、全体としての誤差を最終的に減らそうとするものである。本研究で用いる階層型ニューラルネットワークは、学習データを内挿することにより未学習のデータに対しても妥当な値を出力でき、いったん学習が終了すれば簡単な積和演算だけで高速に出力が得られるという利点があるので対話型のマンマシンに対し有効であると思われる[3]。

2. IGAのデザインへの応用

一例であるが、女性の服飾デザインの最適化を行う場合について考える。この場合、画面に複数個デザインを表示しそれに対し人が評価値を入力し最適化するという作業を繰り返す。そのインタフェースの1例を図1に示した。



図1 インタフェースの1例

ここで、実際にシミュレーションした結果、最適化の精度を落とさず人の疲労度を考えると最大世代数は10程度、毎世代表示する個体は8つ程度とせざるを得ない[4][5][6]。さらに、この最適化を複数回繰り返すには人にかかる疲労が大きすぎる。その問題点を解決するために、このシステムを操作する人の趣味・嗜好をニューラルネットワークにより学習させることで、条件が変わっても次回以降最適化するときはある程度の値まで自動的に最適化するというのが本報告の目的である。

3. NNによる等価最適化

本研究ではデザインの最適化を行っているが、その前段階として、数式においてNNでGAと等価な最適化が可能であるか検討する。NNの構成は、入力層、

中間層、出力層からなる階層型ニューラルネットワークでその構成を図2に示す。図中のA、Bに関しては後述する。

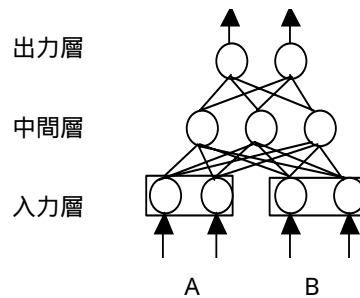


図2 階層型ニューラルネットワーク

3.1 4次多項式

簡単な例として4次多項式の最大値探索問題を用いる。まず、2つの関数をGAで最適化させ、その最適化の過程をNNで学習させる。そのNNを用いて未学習の関数においても最適値が求められるかを検討する。GAのパラメータは、最大世代数25、個体数100、交差率60%、突然変異率0.1%で、デザインと対応させる際に有効であるように値を2進数に変換したものをを用いた。NNの構成は、入力層数26、中間層数14、出力層数10である。各パラメータは学習率60%、前回学習したことを反映させる確率80%、初期重みを発生させる乱数発生範囲-0.2から0.2で、50000回学習を行った。入力にはGAの特質から2種類の値を用いた。図2におけるAの部分、GAにおける個体数をNとすると、

$$X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (1)$$

で表されるXを2進数変換したもので、Bの部分は

$$f(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i) \quad (2)$$

で表されるf(X)を2進数変換したものである。出力は次世代のxである。学習する過程の入力と出力の関係は、Fを各世代の動作、wを学習で決定する重みとすると、

$$F(\vec{X}_{n+1}) = F(w, \vec{X}_n, f(\vec{X}_n)) \quad (3)$$

と表される。学習に用いた2つの多項式は、

$$f_1(x) = -x^2(x+4.5)(x-5) \quad (4)$$

$$f_2(x) = -x^2(x-4.5)(x+5) \quad (5)$$

であり、GAによって求められた最大値は、

$$f_1(3.57) = 147.07 \quad (6)$$

$$f_2(-3.54) = 147.1 \quad (7)$$

である。シミュレーションに用いた未学習関数は、

$$g(x) = -(x-1.0)^2(x+3.5)(x-6) \quad (8)$$

であり、GAによって求められた最大値は、
 $g(4.55) = 147.1 \quad (9)$

である。いずれも x の定義域は $-5.11 \leq x \leq 5.11$ である。

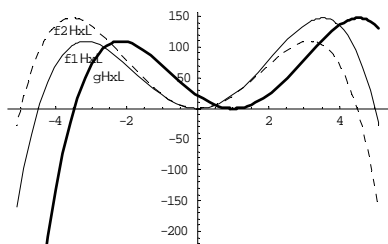


図3 シミュレーションに用いた関数

未学習な関数 $g(x)$ を用いてシミュレーションした結果を図4に示す。シミュレーションの際、初期値はランダムに設定し、1回のシミュレーションの動作を G とすると、入力と出力の関係は、

$$\vec{X}_{n+1} = G(\vec{X}_n, f(\vec{X}_n)) \quad (10)$$

として実行した。

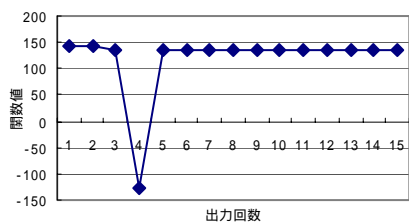


図4 シミュレーション結果

図4からも分かるように、シミュレーションによって求められた最大値は $g(4.77) = 144.575$ であった。よって、2つの関数のGAにおける進化の過程を学習することによって、未学習関数においても最大値を求めることができたといえる。

3.2 2次元関数

次に、より複雑な2次元関数の最小値探索問題においてGAの進化過程を学習させ、学習時と異なる初期

値でシミュレーションを行い、最適値探索が可能かどうかを検討する。2次元の関数として、Goldstein-price 関数[7]を用いてシミュレーションを行った。

$$h(x, y) = [1 + (x + y + 1)(19 - 14x + 3x^2 - 14y + 6xy + 3y^2)] \times [30 + (2x - 3y)(18 - 32x + 12x^2 + 48y - 36xy + 27y^2)]$$

$$s.t. -3.2 \leq x \leq 3.2 \quad -3.2 \leq y \leq 3.2 \quad (11)$$

関数 $h(x, y)$ の絶対値をとり、対数をとったもので計算した。

図5は、関数 $h(x, y)$ を等高線表示したもので、白い部分が低い値、点が最小値を示している。

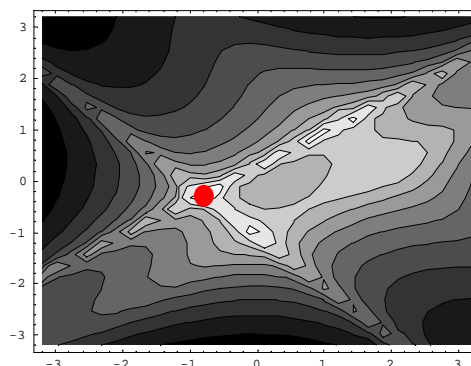


図5 等高線表示

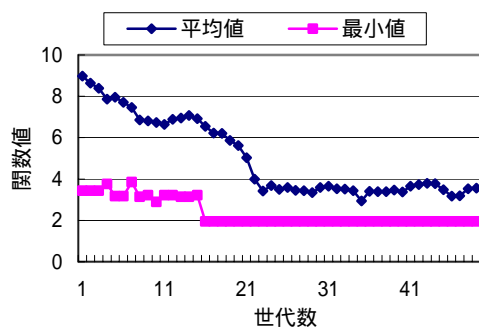


図6 各世代の最小値と平均値

図6は、GAによって $h(x, y)$ の各世代の最小値・平均値を求めたものであり、図5からも伺えるが最小値は 1.9640 で $x = -0.8$, $y = -0.2$ のときである。GAにおける各パラメータは個体数 100 交差率 0.6%, 突然変異率 0.02%, 最大世代数 50 とした。

図6から各世代の中で最小値をプロットしたものであり、世代16あたりで最小値である 1.9640 が求められていることが分かる。これに対し、各世代の平均値をとったものは 3.25 付近の値をとっている。平均値に

しても最小値に近い値を求めることが可能であることが分かる。ここで、各世代の100個体の各遺伝子座におけるビットごとの平均値を用いて、50000回学習し初期値を変えてシミュレーションした結果を図7に示す。初期値は、GAで最適化を行ったときの初期値 $x=2.0, y=1.8$ と異なる初期値 $x=-3.1, y=3.1$ の2つでシミュレーションした。

図8はその際の関数の等高線上における点の移動を示す。

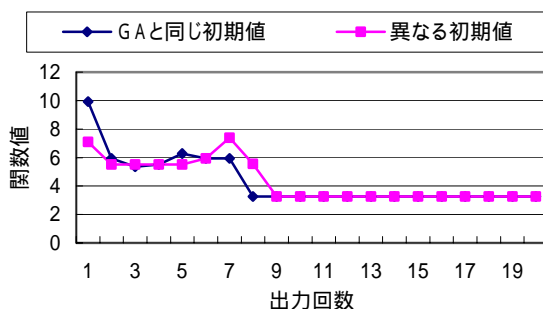


図7 出力回数と $h(x, y)$ の値

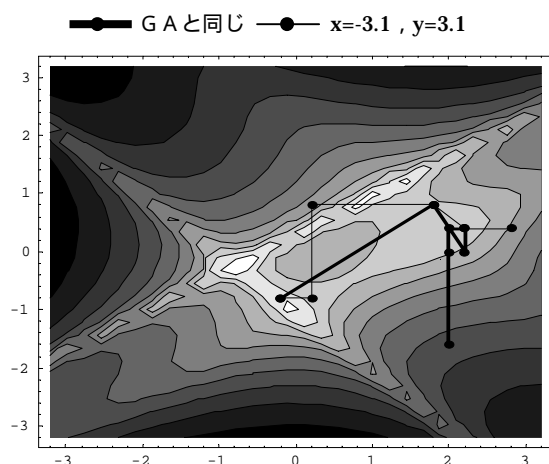


図8 関数上での点の移動

図7よりどちらの初期値においても最小値に近い値で収束し、 $h(x, y)$ の値が上下していることから、両者とも山登りしながら最適化を行っている様子が伺える。他にもあらゆる初期値でシミュレーションを行ったが、山登りのルートは違っても最終的にはどの点も最小値に近い値を求めることができた。

図8より初期値が異なる2つのシミュレーションが最小値を求めるにあたってどのようなルートで最適値に近い値を求めていったかが分かる。

4. 結論

本報告では、対話型遺伝的アルゴリズムによる最適化の際に人にかかる疲労を軽減することを目的とし、GAの進化過程をNNの学習に用いることによって、NNによって学習していない関数においても最適値が求めることが可能であるかを検討した。シミュレーションを行い、4次多項式においてこれが可能であることが示された。2次元のより複雑な関数においては、NNで初期値にあらゆる値を用いても局所解に陥らず適解を求めることが可能であることが示されたが、未学習関数においても適解を求めることが可能であるか今後検討が必要であると思われる。今後の課題としては、評価を数式で表すことができないデザイン最適化に関して基本的には数式の場合と同じ仕組みが成り立つのではないと思われることから、本報告を用いIGAにおいて人の疲労が少ないシステムを構築することが挙げられる。

文献

- [1] 安居院猛, 長尾智晴, “ジェネティックアルゴリズム,” 昭晃堂, 1993.
- [2] 高木英行, 畷見達夫, 寺野隆雄, “対話型進化計算法の研究動向,” 人工知能学会誌, vol. 13, no. 5, pp. 24-35, 1998.
- [3] 長尾智晴, “最適化アルゴリズム,” 昭晃堂, 2000.
- [4] Hee-Su Kim, Sung-Bae Cho, “Application of interactive genetic algorithm to fashion design,” Engineering Applications of Artificial Intelligence 13, 635-644, 2000.
- [5] 大崎美穂, 高木英行, “対話型EC操作者の負担軽減 - 評価値予測による提示インタフェースの改善 -,” 人口知能学会誌, vol. 13, no. 5, pp. 712-719, Sept. 1998.
- [6] 中西泰人, “選好関数を用いた対話型進化システムの制御と評価 - 遺伝的プログラミングのデザイン支援システムへの応用 -,” 人工知能学会誌, vol. 13, no. 5, pp. 36-43, 1998.
- [7] Chu Kwong CHAK and Gang Feng, “Accelerated genetic algorithm: combined with local search techniques for fast and accurate global search,” Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 378-383, Perth, Western Australia, 1995