

平成 12 年度知能システム科学専攻修士論文

探索の進行状況の定量評価に基づく世代交代モデルの提案

樋口 隆英

Generation Model with the Search Progress Estimation

Takahide Higuchi

提出年月日 平成 13 年 2 月 27 日 (再提出)

主査教官 山村 雅幸 助教授
審査教官 小林 重信 教授
審査教官 伊藤 宏司 教授
審査教官 長橋 宏 教授
審査教官 樺島 祥介 助教授

再提出版での変更箇所

- (2章) 突然変異を扱わない理由を加筆
- (3.1節) 統計量として平均や標準偏差を用いることの問題について加筆
- (5章冒頭) 加筆

探索の進行状況の定量評価に基づく世代交代モデルの提案

樋口 隆英

Generation Model with the Search Progress Estimation

Takahide Higuchi

Abstract: GAs are expected to be a powerful function optimization technique for real-world applications where it is often hard to formulate the objective function. However, it cost much labor to determine parameters of the generation model for lack of useful design guidelines. In this paper, we study a method of estimating progress of search and utilize it for determining parameters of generation model adaptively to avoid premature convergence.

1 はじめに

GA はメタヒューリスティクスを用いた関数最適化問題の近似解法の枠組みである。GA は枠組みに過ぎないため非常に設計の自由度が大きい。GA を構成するオペレータの性質に関して定量的な理解がまだ十分でないために GA のパラメータチューニングに関する定量的な設計指針が乏しく、実問題への GA の適用を難しくしている。

GA の設計は交叉オペレータの設計と世代交代モデルの設計に大別されるが、交叉オペレータと世代交代モデルが持つべき機能を明確にしなければそれぞれの設計を独立に行う際に見通しが悪い。この問題に対して、GA における集団は個体の確率分布に対するサンプル集合であると見なすとき交叉オペレータは個体の確率分布を変化させないべきであり、世代交代モデルは個体の確率分布を制御する機能を担うとする考え方(機能分担仮説)が提案された [山村 98][Kita 99]。実数値 GA の交叉オペレータに対しては機能分担仮説によく合致する定量的な解析が行われ、交叉オペレータに関する定量的な設計指針が示された [Kita 98]。この指針を用いて交叉パラメータ設計を行った例が数多く示されており [喜多 98][Higuchi 00][小野 00]、実数値 GA の交叉オペレータの設計に関してはパラメータ設計を含めて具体的な設計指針が確立している。

これに対して、世代交代モデルに関する定量的な解析は進んでおらず、子個体生成数や集団サイズなど世代交代モデルのパラメータは経験的に決定せざるを得

ない。子個体生成数と集団サイズは初期収束現象を回避して探索の頑健性を確保するためには十分大きな値をとる必要があるが、これらは最適化対象関数の評価回数に大きく影響するため、必要以上に大きな値にすることは望ましくない。しかもこれらのパラメータは問題依存であり、最適な値は探索の進行に応じて変化するものと考えられる。このようなトレードオフと問題依存性のために、世代交代モデルのパラメータ設計は設計者にとって負担が大きい作業となっている。そこで、探索の進行状況に対する定量的な評価を用いて世代交代モデルのパラメータを適応的に決定することができれば有用であると考えられる。ただし、遺伝子形の分布から得られる情報を用いると交叉オペレータや問題領域に対する依存性が生じ、世代交代モデルとしての一般性を損なうから、集団の適応度分布のみを用いて探索の進行状況を評価したい。

本論文では集団の適応度分布に着目して、探索の進行状況を定量的に評価し世代交代モデルのパラメータに反映させる方法を検討する。また、世代交代モデルのパラメータを適応的に変更する実験的な世代交代モデルを提案し、実数値 GA に適用して集団の適応度分布の挙動を観察する。

以下、本論文の構成を述べる。第 1 章では本論文の背景について述べた。第 2 章では本論文で扱う問題について述べる。第 3 章では既存の世代交代モデルを検討し、集団の評価値分布を可視化することによって初期収束が生じる場合の集団の挙動および初期収束を回

避する方法に関する仮説を提示する。

第4章では第3章における仮説に基づいて探索の進行状況を明示的に評価する実験的な世代交代モデルを提案し、数値実験によって提案手法の有効性を検討する。第5章では多峰性関数の最適化における世代交代モデルの課題について言及する。最後に、本論文の結論および今後の課題を述べる。

2 問題設定

世代交代モデルの設計目標は、初期収束や多峰性関数における望ましくない谷への収束といった探索失敗を回避しつつ、集団の分布が近似解へ収束するようにすることにある。初期収束とは、集団が最適解の近傍に到達する前に集団中のある個体の近傍に収束するために、集団の最良個体の改善が非常に小さくなり最適解の探索に失敗する現象である。多峰性関数における探索は、数多くある谷から最適点を含む谷を選択するプロセスと、選択した谷を単峰性関数として探索するプロセスに分けられる。前者のプロセスの失敗は、後者のプロセスの失敗である初期収束とは異なる問題であると考えられるので、多峰性関数における探索の失敗は2種類の問題を含んでいる。本論文ではこれら2種類の問題のうち単峰性/多峰性によらず含まれる問題である、初期収束による探索失敗を扱う。そのため考察の対象とする最適化対象問題を単峰性関数に限定する。

世代交代モデルの定性的な設計指針として、集団の多様性を十分維持することが重要であるとされている。多様性維持能力に優れた世代交代モデルにおいても、1章で述べたように子個体生成数および集団サイズを経験的に決定せざるを得ないが、これらのパラメータには依存関係が存在する。単峰性関数において子個体生成数が少ないために初期収束が生じるとき、集団サイズを大きくすることによって初期収束の発生を回避できる場合が多いが、集団サイズが大幅に少ないために初期収束が生じる場合には子個体生成数を十分大きくしても初期収束を回避することができない。このような特性から、集団サイズが十分大きいことを仮定すれば、子個体生成数が集団の多様性に及ぼす影響を独立に扱えるものと考えられる。そのため本論文では、集団サイズが十分大きい場合について子個体生成数が探索に及ぼす影響を考察し、子個体生成数を適応的に決定することを目的とする。

なお、多様性を維持するための工夫として突然変異を用いることがあるが、本論文では突然変異を扱わな

い。突然変異を導入することによってGAの設計において考慮すべき要素が増えて、初期収束が起きる原因が世代交代モデルのパラメータ設計と突然変異のどちらにあるのか切り分けることが難しくなると考えられる。突然変異はGAの構成において必ずしも必要なオペレータではないので、突然変異を導入することによって本論文で扱う問題を不必要に難しくしてしまうと考えるからである。

3 世代交代モデルに関する考察

3.1 MGG モデル

MGG モデル [佐藤 97] は実数値 GA による関数最適化においてよく用いられる世代交代モデルである。MGG モデルは表1の手順として記述され、次の4つの特徴をもつ。

1. 世代交代の連続化: 親個体にも生存の機会を与える
2. 世代交代の限定化: 世代交代の対象を親個体のみに限定している
3. 生存選択の局所化: 生存選択を行う範囲が親個体と子個体に局所化されている
4. 適応度を序数的に用いる

特徴1は評価値の良い個体が集団から失われることを防ぎ、特徴2は世代交代による集団の変化を緩やかにすることによって様々な評価値を持つ個体が一つの集団に共存することを可能にする。特徴3はある評価値の近辺の個体が度に何度も生存選択されることで集団の評価値が一様になることを防ぎ、特徴4は選択圧を適切にコントロールし多様性を維持するのに役立つ。これらの特徴によって、MGG モデルは多様性の維持能力に優れた世代交代モデルとなっている。

[佐藤 97] では、多様性の維持能力を他の世代交代モデルと相対的に比較するための尺度として評価値分布の分散を用いており、探索の序盤から終盤まで評価値分布の多様性を十分に保つことを示している。評価値分布を発生させる確率モデルが明らかでないので多様性を評価するために分散や平均といった統計量を用いるのは正しくないが、本論文では探索の進行状況と多様性の減少の関係を大まかに比較する意味で、集団の評価値分布の平均と標準偏差を比較する。

図1、図2は、MGG モデルを用いた実数値 GA を用いて単峰性関数の最適化を行った際の評価値分布の平均、標準偏差を世代数に対してプロットしたものであ

1. ある世代 i において、集団 G_i から 2 つの親個体 P_i をランダムに非復元抽出する
2. 交叉オペレータを用いて P_i から子個体集合 C_i を作る
3. P_i と C_i の和集合から最良個体および評価値の順位に比例するルーレット選択によって 1 個体を取り出し、これら 2 個体と G_i の和集合を G_{i+1} とする
4. $i=i+1$
5. 打ち切り条件に達していなければ 1 に戻る

表 1: MGG モデルのアルゴリズム

る。図 1 は探索成功の場合、図 2 は子個体数を意図的に小さく設定して初期収束を起こさせた場合である。このように評価値を対数軸で比較すると、初期収束を起こさない場合には集団の評価値分布の平均と標準偏差のオーダがよく近接していることがわかる。これは、探索の進行に応じて適切に集団の多様性のオーダが保たれていると解釈することができる。しかし初期収束を起こす場合には、評価値分布の平均に対して標準偏差のオーダが小さく、探索の進行につれてその差が拡大していく様子が観察される。

これらのグラフからは、集団の多様性のオーダは評価値分布の平均のオーダにあわせて適応的に調整されるべきであると考えることができる。しかし前述したように MGG モデルは子個体集合と親個体集合の和集合から最良個体と評価値の順位に比例したルーレット選択で親個体を置換する操作を行う世代交代モデルであり、集団の評価値分布の平均のオーダを明示的には考慮していない。図 2 のような初期収束を回避するためには、集団の評価値のオーダを明示的に考慮にいった操作を行う世代交代モデルが必要であると考えた。

ただし、集団の評価値を対数スケールで評価するためには、最適化対象関数が最適解 0 の最小化問題であるという前提があることに注意されたい。この前提に当てはまらない問題は最適解 0 の最小化問題に変換して考える必要がある。また、最適解が既知でない問題に関しては、最適解の代わりに求めたい解の値を与える必要があるものと思われる。

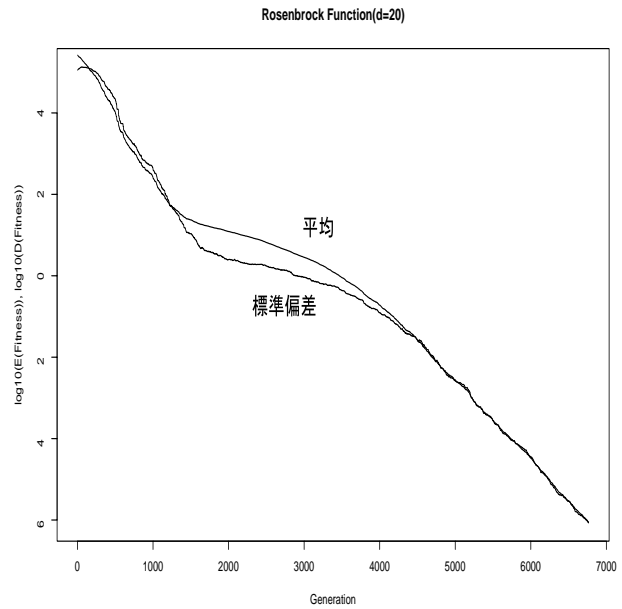


図 1: 初期収束しない場合の評価値分布の平均と標準偏差

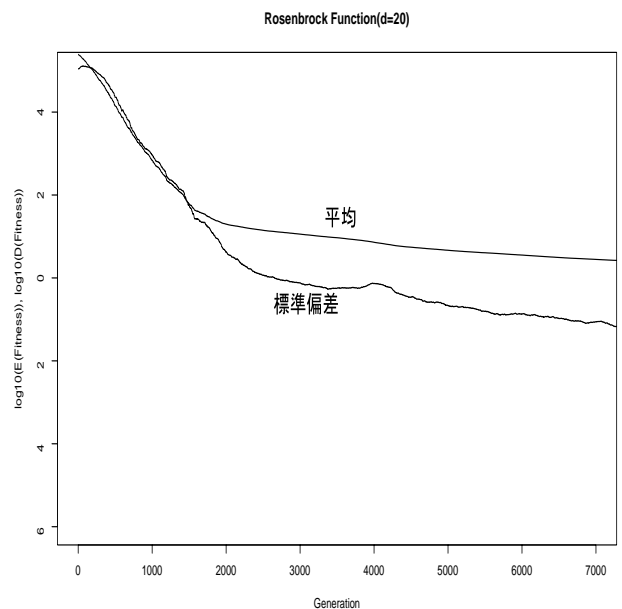


図 2: 初期収束する場合の評価値分布の平均と標準偏差

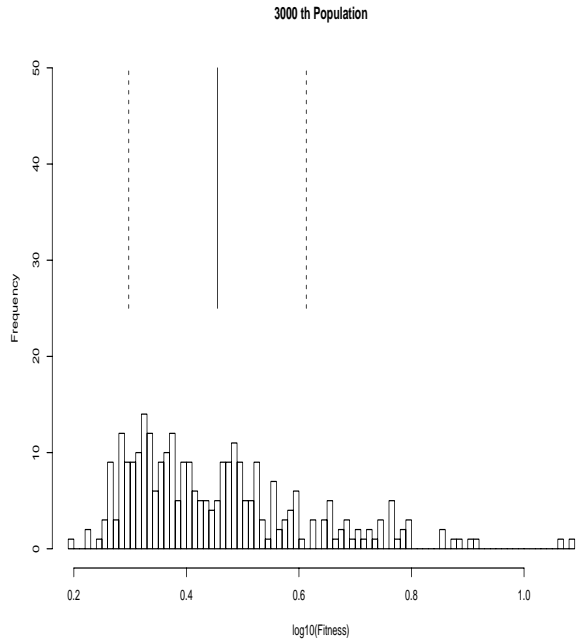


図 3: 初期収束しない場合の評価値分布のヒストグラム

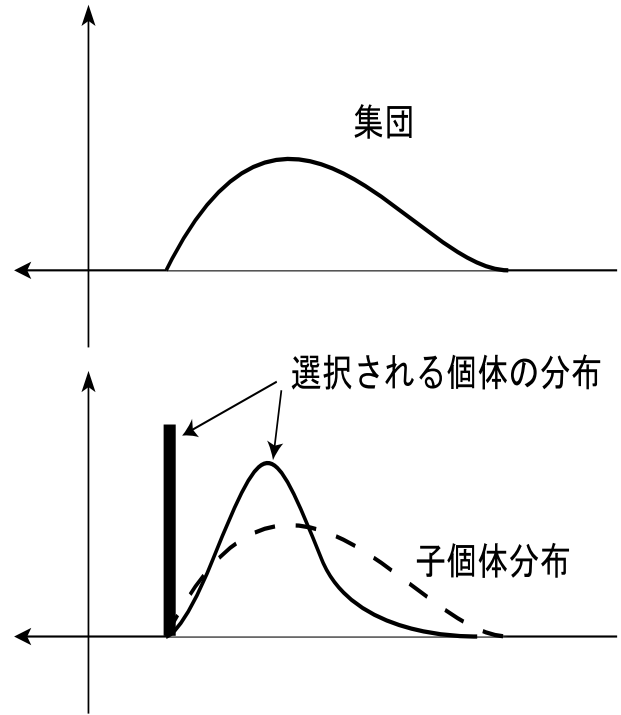


図 5: 集団と子個体の分布が同一である仮定の下で生存選択される個体の評価値分布の概略

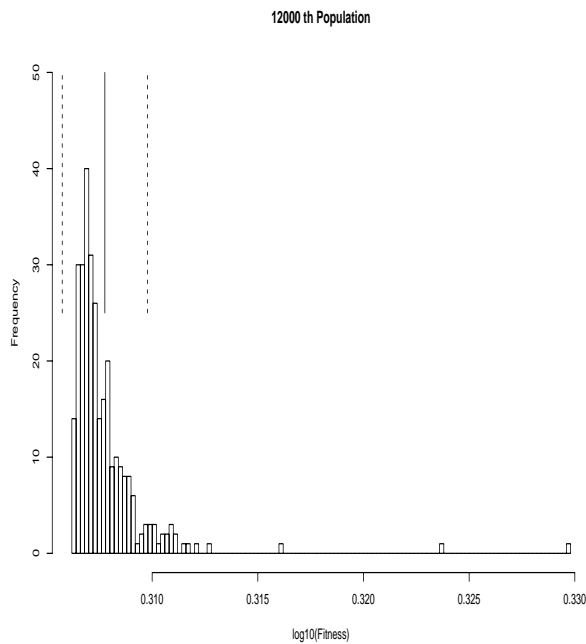


図 4: 初期収束する場合の評価値分布のヒストグラム

3.2 評価値分布の可視化

初期収束を起こす場合と起こさない場合における評価値分布の挙動の違いを調べるため、評価値分布の可視化を行った。図 3、図 4 はそれぞれ Rosenbrock 関数の探索中盤において初期収束を起こしていない場合と、子個体生成数が不十分なために初期収束を起こしている場合について評価値分布のヒストグラムをプロットしたものである。横軸は評価値の対数、縦軸は頻度 (個体数) であり、ヒストグラムの上にある実線、点線はそれぞれ評価値分布の平均、標準偏差を表している。Rosenbrock 関数の探索中盤に差しかかる段階 (図 1 の 1500 世代付近に対応する) においては、評価値分布が集団の最良個体の付近に収束して図 4 に似た分布が形成される様子が子個体生成数によらず観察されるが、子個体生成数が十分である場合には図 3 のような分布へと遷移し、子個体生成数が不十分である場合には図 4 のようにさらに収束が進んで評価値分布の広がり小さくなる様子 (初期収束) が観察される。

3.3 評価値分布の収束原因に関する考察

本節では、3.2 節で可視化したような評価値分布の収束が起きる理由について考察する。

MGG モデルでは親個体は集団からランダムかつ一様に選ばれるので、親個体の評価値分布は集団の評価値分布と一致するものと期待できる。交叉オペレータによって親個体の遺伝子型空間上の分布から子個体の遺伝子型空間上の分布が作られるが、定性的には形質遺伝性に優れた交叉オペレータは解探索性能がよいとされており、実数値 GA において交叉オペレータが統計量の遺伝 [Kita 98] に従って設計されている場合には親個体集団と子個体集団の遺伝子型空間上の分布の平均、分散が等しいから、親個体集団と子個体集団の遺伝子型空間上の分布は近傍にあることが期待できる。よって、子個体の評価値分布が子個体の遺伝子型空間の分布を評価関数で変換して作られることを考慮しても、親個体と子個体の評価値分布は異なる分布ではあるが程度近傍にあるものと考えられる。

ここで、親個体と子個体の評価値分布 (図 5 の上半分と、下半分の点線部分) が等しいことを仮定すると、親個体と集団の評価値分布は一致することが期待できるから、このとき子個体の評価値分布には集団の最良個体より優れた個体は含まれない。この中からルーレット選択によって選択される個体の分布は図 5 のように集団の分布と比較して最良個体側に偏っていると考えられる。さらに最良個体が必ず選択されることから、この仮定の下で MGG モデルの操作を繰り返すと集団の評価値分布は最良個体の付近に収束することが予想される。

このような仮定の議論から、子個体の評価値分布における最良個体の評価値が集団の評価値分布と比較して一定以上良くなっていなければ、図 4 のように集団の最良個体の周辺への収束が起きるものと考えた。図 6、図 7 は集団の評価値分布の平均値と子個体の最良個体のログスケールにおける差 x をプロットしたものであり、それぞれのグラフは図 1、図 2 に対応している。このようなグラフを様々な条件でプロットすると、初期収束しない場合 (図 6) には x がほぼ 0.1 以上に保たれており、初期収束に陥った状況 (図 6 の後半) には x が 0 に収束すること、子個体生成数を大きくすると探索の全体にわたって x の値が大きくなる傾向が読み取れる。

このような観察から、集団の評価値分布の平均値と子個体の最良個体のログスケールにおける差 x を一定値以上に保つように子個体生成数を適応的に調整する世代交代モデルを実装することによって、2 章で設定した問題を解決できるのではないかと考えた。

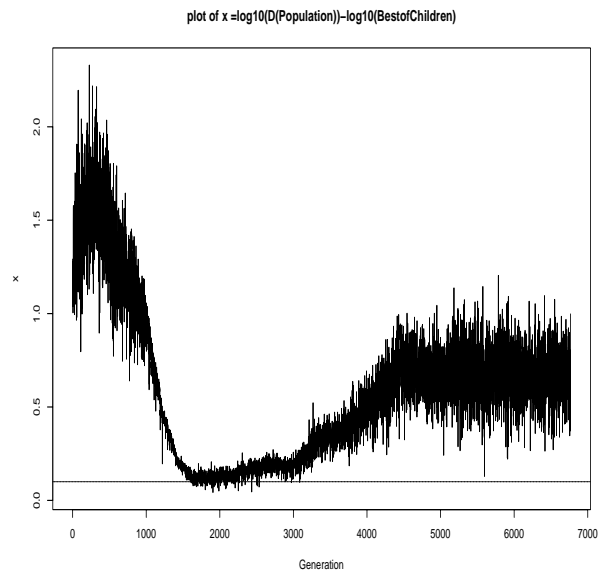


図 6: ログスケールにおける集団の平均と最良子個体の差 x (初期収束しない場合)

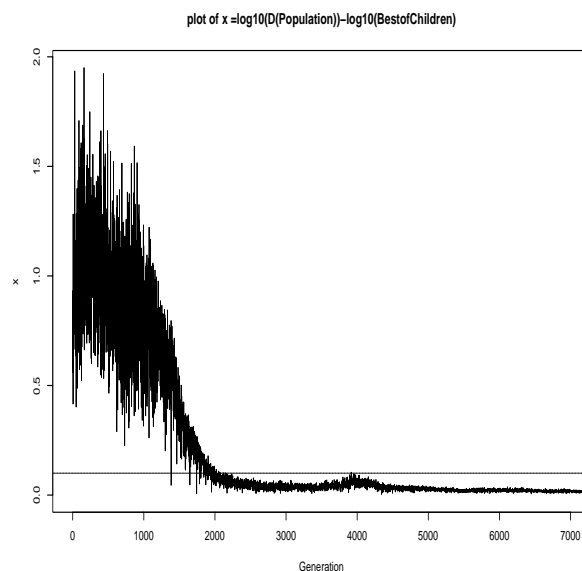


図 7: ログスケールにおける集団の平均と最良子個体の差 x (初期収束の場合)

4 提案手法および数値実験による検討

本章では3章の考察に基づいて実験的な世代交代モデルを提案し、数値実験によって提案手法の効果を検討する。

4.1 提案手法

本論文では3.3節の考察に基づき、集団の評価値分布の平均値と子個体の最良個体のログスケールにおける差 x が一定値以上になるように強制する世代交代操作を、子個体生成数を適応的に調節して実現する実験的な世代交代モデルを提案する。提案手法は以下の手順からなる。

1. $i=j=0$. 初期集団 G_0 を遺伝子空間における一様分布で与える
2. C_i を空にする。 $k=0$.
3. $j=j+1$. 世代 i における集団 G_i から親個体集合 P_i をランダムに非復元抽出する。
4. $k = k + 1$ P_i と交叉オペレータを用いて大きさ c の子個体集合を作り、 C_i に加える
5. G_i の評価値 g_i の平均 $E(g_i)$, C_i の最良個体の評価値 c_{best} から $x = \log_{10}(E(g_i)) - \log_{10}(c_{best})$ を求める
6. $x < \alpha$ かつ、繰り返し回数 $k < k_{Max}$ であれば4に戻る
7. $x < \alpha$ かつ、繰り返し回数 $j < j_{Max}$ であれば2に戻る
8. P_i からランダムに非復元抽出で2個体を抜き出し Q_i とする。
9. $Q_i + C_i$ から最良個体と、順位に比例したルーレット選択による1個体を選び、これらと G_i の和集合を $G_{(i+1)}$ とする。
10. $i=i+1$, $k = 0$ とし、打ち切り条件に達していなければ2に戻る

この世代交代モデルにおける親個体の選択および生存選択は MGG モデルと同じ操作であり、自然に x が十分大きくなる状況下では MGG モデルと等価である。ただし、手順8として3個以上の親個体を必要とする交叉オペレータに対応するための工夫を入れている。

親の選択および子個体生成の繰り返し上限 j_{Max}, k_{Max} を決めているのは、手順6,7の判定条件を満たさない場合に無限ループに陥ることを防ぐためである。これらの値は利用可能な計算資源に応じて設定すればよいが、 k_{Max} によって子個体生成数の調整範囲は限定されてしまうことに注意されたい。

4.2 実験

4.1節で提案した世代交代モデルおよび MGG モデルを用いて実数値 GA を構成し、様々な子個体生成数 c および集団サイズ p の組み合わせに対して10試行の最適化を行い、準最適解 1.0×10^{-7} に到達する回数を比較する。また、それぞれの場合について評価値分布の挙動を観察する

実験条件は以下の通りである。進化的計算手法の評価によく使われる sphere 関数を評価関数として用いていないのは、子個体生成数が非常に小さい(10以下)場合でも sphere 関数は最適化できてしまうために、提案手法によって子個体生成数を適応的に調整した場合と MGG モデルとの間に有意な違いが見いだせないと考えたためである。これに対して Rosenbrock 関数には探索序盤と終盤の探索は易しいが探索中盤では細長い谷を探索しなければならないという探索の難易度の変化があるため、Rosenbrock 関数を評価関数に用いると子個体生成数を適応的に変化させた時の効果を検討しやすいと考えた。

- 交叉オペレータ: SPX を用いた。パラメータは [Higuchi 00] の理論値を用いる。
- 打ち切り条件: 集団の最良個体が (1.0×10^{-7}) に達するか、十分長い世代数が経過したとき
- ベンチマーク関数: 20次元 Rosenbrock 関数
- 初期集団: 関数の定義域に一様かつランダムに生成
- 提案手法における親選択および子個体生成の繰り返し上限: それぞれ $j_{Max} = 10, k_{Max} = 5$

世代交代モデルに MGG モデル、提案手法 ($\alpha=0.10$)、提案手法 ($\alpha=0.08$) のそれぞれを用いて20次元 Rosenbrock 関数を最適化した場合の結果を表2に示す。

MGG モデルにおいて集団サイズが十分で子個体生成数 c が不足であるときに生じる初期収束(表2の網掛け部分)を、 $\alpha = 0.10$ としたときの提案手法はよく回避できている。これに対して $\alpha = 0.08$ とした場合

20次元 Rosenbrock 関数, 提案手法 ($\alpha = 0.10$)					
p= 500	10				
p= 400	10	10	10		
p= 300	9	10	10	10	10
p= 200	0	0	0	8	10
	c=25	c=50	c=100	c=200	c=300

20次元 Rosenbrock 関数, 提案手法 ($\alpha = 0.08$)					
p= 500	4				
p= 400	1				
p= 300	1	4	10	10	10
p= 200	0	0	0	4	10
	c=25	c=50	c=100	c=200	c=300

20次元 Rosenbrock 関数,MGG モデル MGG モデル					
p= 500	∞				
p= 400	∞	10	10		
p= 300	∞	∞	10	10	10
p= 200	0	0	0	3	7
	c=25	c=50	c=100	c=200	c=300

表 2: 子個体生成数, 集団サイズを変えた場合の、10 試行中近似解に到達した試行の回数。c: 子個体生成数, p: 集団サイズ, α : 提案手法のパラメータ

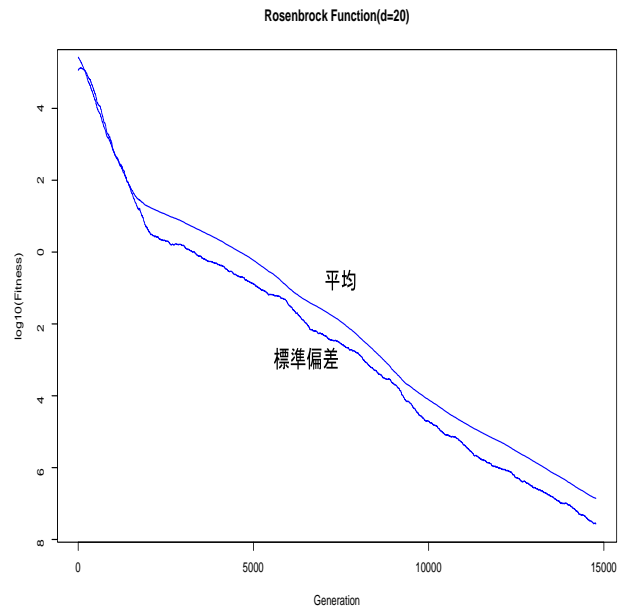


図 8: 提案手法 $\alpha = 0.10$ における、世代に対する評価値の平均、標準偏差 ($c=25, p=300$)

の提案手法は子個体生成数が不足した場合に初期収束に陥りやすい。

図 8 は、提案手法 ($\alpha = 0.10$) を用いて集団サイズ $p = 300$ 、子個体生成数 $c = 25$ とした場合の集団の平均および標準偏差を世代に対してプロットしたものであるが、標準偏差と平均のオーダが近接している。提案手法 ($\alpha = 0.10$) が集団の評価値分布の平均値と子個体の最良個体のログスケールにおける差を 0.1 以上に保つことによって、探索の進行状況に応じた多様性を維持できているものと判断できる。

図 9 は同様に $p=300, c=25$ とした場合の集団の平均および標準偏差を評価関数の計算回数 (計算コスト) に対してプロットしたものである。図 9 との比較のために、MGG モデルを用いて $p=300, c=50$ ($c=50$ は $p=300$ のときに高い確率で近似解が得られる子個体生成数の下限である) としたときのグラフを図 10 に示す。

探索が難しい探索中盤では、標準偏差と平均のオーダの離れかたが MGG モデルを用いた場合と同程度であり、この部分の探索を脱して探索終盤に遷移するまでに所要する評価回数は MGG モデルの場合とほぼ同程度である。探索が易しい序盤と終盤に関しては、 $c=50$ としている MGG モデルの場合に比べて計算コストが少なくなっている。この結果から、提案手法によって子個体生成数を探索の進行状況にあわせておおよそ適切な値に増加できることがわかる。

なお提案手法は集団サイズの不足に対する効果はほとんどない。集団サイズが不足しているパラメータの

組み合わせにおいては、親選択の繰り返し回数が上限値 j_{Max} を越えてしまい、 $x > \alpha$ を強制することができなくなることが観察された。

5 今後の課題

本論文では考察の対象とする問題を単峰性関数における初期収束の問題と、子個体生成数の適応的な決定に限定しており、より広い問題領域に適用できるように研究を拡張することが今後の大きな課題である。

本論文では探索の進行状況と多様性の関係を大まかに評価する指標として評価値分布の平均と標準偏差を用いたが、評価値分布を発生する確率モデルを考えずにこれらの統計量を用いることは正しくない。確率モデルを考えていないために、MGG モデルや提案手法においてルーレット選択で選ばれる生存個体が集団の評価値分布に及ぼす影響について十分な考察を行わず、提案手法においてもルーレット選択で選ばれる生存個体については考慮されていない。以上の問題点を解決するために、評価値分布を発生する確率モデルを立てて探索の進行状況と多様性の関係を正しく評価できるように研究を進めることが重要であると考えている。

本論文では集団サイズの決定を扱っていない。集団サイズが不足する(集団サイズが小さい)場合には集団の評価値分布の変化が速く分布のサンプル点(個体数)が少ないので、本論文で行ったように数値実験によって評価値分布を観察する手法によって集団サイズの影響を検討することには限界がある。集団サイズの決定手法にアプローチするには、前述した確率モデルの欠如とあわせて、実験にも工夫が必要である。

本論文で扱わなかった課題のうち評価値分布の視覚化によって観察された多峰性関数における評価値分布の挙動については次の節で述べる。

5.1 多峰性関数における評価値分布

MGG モデルを適用して Rastrigin 関数(多峰性)の最適化を行ったときの、集団の評価値の平均、標準偏差、および最良子個体の評価値を世代に対してプロットしたもの(図 11)、2000 世代目における集団、子個体それぞれの評価値分布(図 12)を示す。探索の中盤(約 2500 世代)までは遺伝子空間において谷に分布する個体と谷以外に分布する個体がみられるが、これを反映して集団の評価値分布は図 12 の A,B で示す 2 つの分布に分かれているように観察される。

この段階では遺伝子空間の複数の谷に個体が分布し

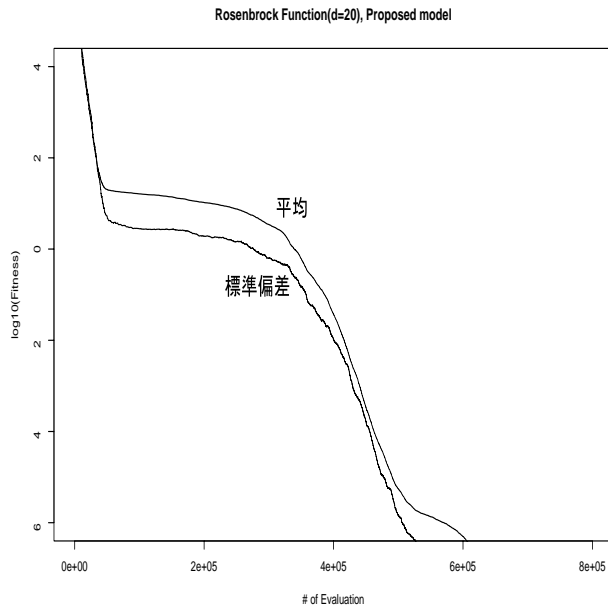


図 9: 提案手法 $\alpha = 0.10$ を用いた場合の評価回数に対する評価値の平均、標準偏差 ($c=25, p=300$)

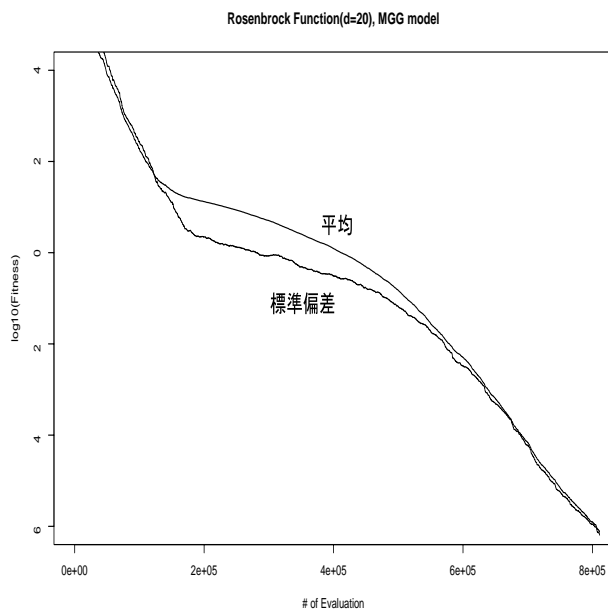


図 10: MGG モデルを用いた場合の評価回数に対する評価値の平均、標準偏差 ($c=50, p=300$)

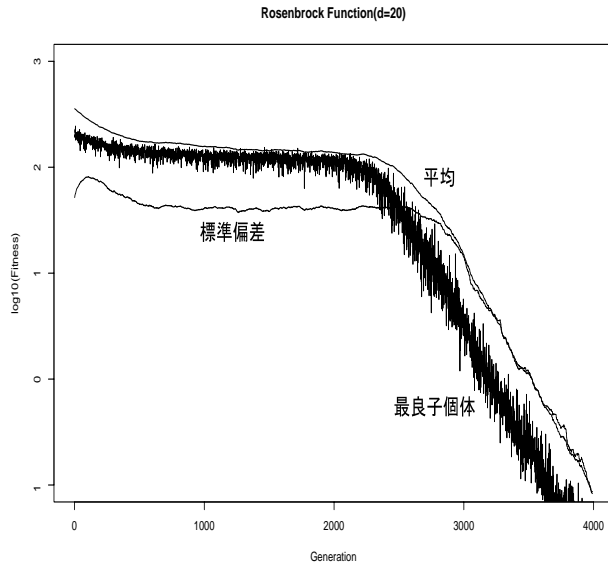


図 11: 多峰性関数 (Rastrigin 関数) における集団の評価値分布の平均、標準偏差、最良子個体の評価値

ており、図 12 の A で示す部分の分布はこれらの重ね合わせになっている。そのため、遺伝子空間上では複数の谷にまたがる子個体が生成されやすく、子個体の評価値分布は評価値の良くない個体 (図 12 の B の部分) が支配的になる。このため探索の中盤では集団の平均値はほとんど改善されない。

遺伝子空間において単一の谷に個体が分布するようになると、子個体は単一の谷に生成されるようになる。このとき子個体の評価値分布は図 12 において A で示す部分が支配的になって B の部分が淘汰され、急にローカルサーチが進むようになる。しかし、このようなローカルサーチへの遷移が起きる前後で、図 12 の A の部分の評価値分布には明白な違いが見られないので、間違った谷にローカルサーチが進んだ場合を評価値分布からは簡単に判別することができない。このように、多峰性関数における評価値分布の挙動は単峰性関数の場合と大きく異なり、特に子個体の評価値分布は集団の評価値分布に対して大幅に評価値が悪い方向にずれているため、本論文の提案手法をそのまま適用することには問題があると思われる。

間違った谷をローカルサーチする確率は集団サイズを大きくすることで減らすことができることが経験的に知られている。集団サイズが小さいと間違った谷をローカルサーチしてしまう理由を明らかにするためには、図 12 の A の部分が複数の谷に分布する個体の評価値分布の重ね合わせの状態から単一の谷に分布する評価値分布に遷移するプロセスを考察する必要がある。

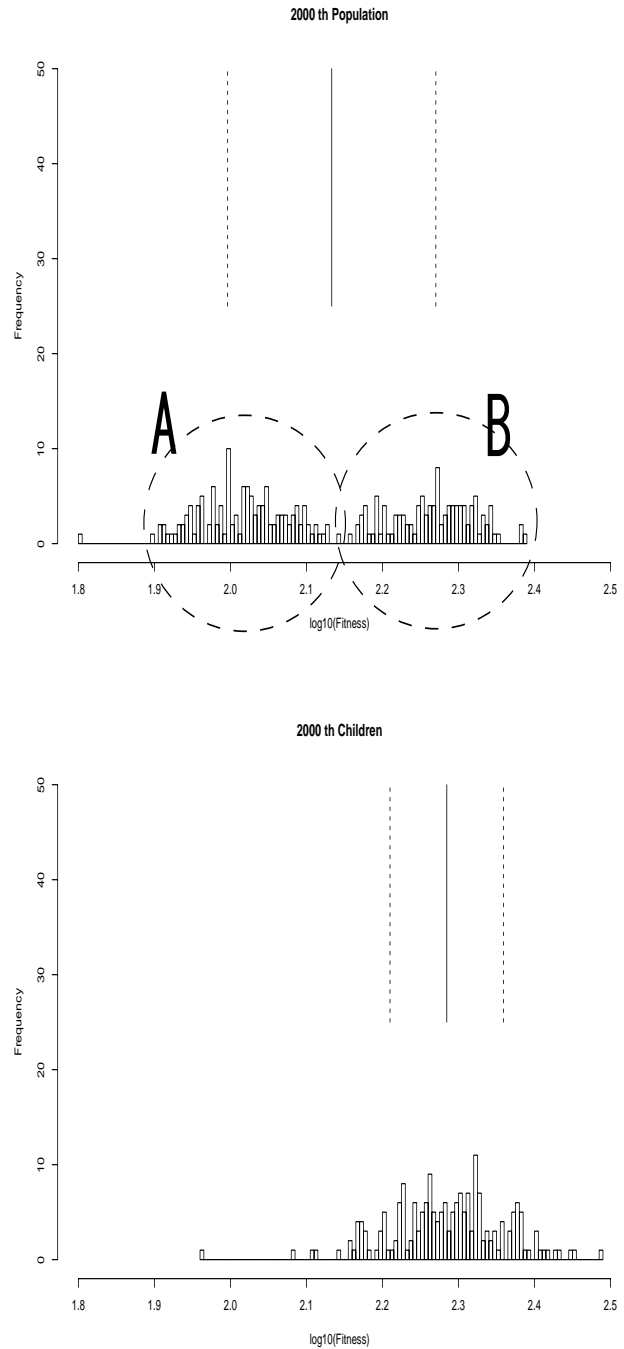


図 12: 図 11 における集団の評価値分布 (上)、子個体の評価値分布 (下)

この点は今後の課題である。

6 まとめ

本論文では、世代交代モデルに対する定量的な設計指針が欠如しているために世代交代モデルのパラメータ設計が難しいという問題の解決に向けて、単峰性関数における初期収束の発生を回避するために世代交代モデルのパラメータである子個体生成数を適応的に決定する方法を検討した。

集団の評価値分布の可視化および観察によって、子個体生成数が不足しているときには集団の評価値分布に対して相対的によい評価値を持つ子個体が生じなくなり、多様性が失われて初期収束が生じるといふ仮説を立てた。この仮説に基づいた実験的な世代交代モデルを実装し数値実験を行うことによって、子個体の最良個体の評価値が対数軸において集団の評価値平均より一定値以上良くなるような世代交代操作を強制することによって、子個体生成数を適切に調整して集団の多様性を維持できることを示した。これは、集団の評価値分布と子個体の評価値分布の相対的な違いを考慮することによって探索の進行状況を評価する世代交代モデルの可能性を示す結果であると考えている。

本論文では、探索の進行状況の定量評価の方法および、多様性維持に必要な世代交代操作については経験的に導き出された一方法を提示したに過ぎず、本論文で提案した実験的な世代交代モデルのパラメータの値も経験的に得られたものである。これは真に有用な世代交代モデルを構築するためにはまだ不十分である。本研究を通して集団の評価値分布の基本的な挙動に関して多くのデータを得たので、これを基にしてモデルを構築し理論的な解析を試みる必要があると考えている。

本論文では多峰性関数における世代交代モデルの問題を扱わなかったが、多峰性関数における実数値 GA の集団の評価値分布の挙動は単峰性関数の場合と本質的に異なるため、本論文で議論した探索の進行状況の評価基準は多峰性関数の最適化にそのまま適用することは適切でないことを 5.1 節で述べた。この点は今後の大きな課題である。

参考文献

- [Kita 98] Hajime Kita, Isao Ono and Shigenobu Kobayashi : Theoretical Analysis of the Unimodal Normal Distribution Crossover for Real-coded Genetic Algorithms, Proc. ICEC98, pp. 529-534 (1998).
- [Kita 99] Kita, H. and Yamamura, M.: A Functional Spacialization Hypothesis for Designing Genetic Algorithms, in *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, p. 250 (1999).
- [Higuchi 00] Takahide Higuchi, Shigeyoshi Tsutsui and Masayuki Yamamura: Theoretical Analysis of Simplex Crossover for Real-Coded Genetic Algorithms, Proc. Parallel Problem Solving from Nature VI, pp 365-374 (2000).
- [小野 00] 小野 功, 山村 雅幸, 喜多 一: 実数値 GA とその応用 人工知能学会誌 Vol. 15 No.2, pp.259-266(2000).
- [喜多 98] 喜多 一, 小野 功, 小林 重信: 実数値 GA のための正規分布交叉の多数の親を用いた拡張法の提案, SICE システム / 情報合同シンポジウム, pp. 157-162 (1998).
- [喜多 99] 喜多 一, 小野 功, 小林 重信: 実数値 GA のための正規分布交叉に関する理論的考察, 計測自動制御学会論文集, pp. 1333-1339(1999).
- [佐藤 97] 佐藤, 小野, 小林: 遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価, 人工知能学会誌, Vol. 12, No. 5, pp. 734-744 (1997).
- [山村 98] 山村 雅幸: モンテカルロ法による遺伝的オペレータの機能解析, SICE 自律分散システム・シンポジウム, pp.115-120 (1998).