遺伝的アルゴリズムにおける SRG 選択法の提案

小嶋和徳[†] 石亀昌明[†] 松尾広[††]

遺伝的アルゴリズムのプロセスの中で探索性能を最も大きく左右するのは選択手法である．しかし，最も一般的に使用されているルーレット選択法をはじめとする従来の選択法では，世代更新が進むと集団が一様化してしまうため，局所的な最適解にとらわれてしまう場合が多くある．これに対し，Adaptive GA や Sharing Function など，初期収束を防ぐ手法や集団の多様性を維持する手法が提案されているが，これらの手法では，他の手法との融合などを考えないと，性能的な向上は期待できない．本論文では，集団の多様性をある程度維持させ，かつ良い性能が得られるように改良した，新しい選択法である SRG 選択法を提案する．SRG 選択法ではランダムにかつ重複を許さず選択する方法，適応度の高い一定割合の個体をそのまま選択する方法，そして適応度の低い一定割合の個体を新しく生成しなおすという方法を組み合わせている．単峰性問題，多峰性問題，組合せ問題など，数種の問題に対して，SRG 選択法と従来の手法を比較し，SRG 選択法を使用することにより，より良い性能が得られることを示す．また，さまざまな検証実験を行い，SRG 選択法の妥当性を示す．

Proposal of SRG Selection for Genetic Algorithm

Kazunori Kojima,[†] Masaaki Ishigame[†] and Hiroshi Matsuo[††]

A process which controls the performance in the Genetic Algorithm is a selection operator. However by using the current selection operators, of which representation is the roulette selection, the population becomes to have more same individuals every generation, and the best solution gets stuck at local optimum solutions in many trials of the GA simulations. To solve this problem, Adaptive GA which prevent the premature convergence and Sharing Function which remain the diversity of population are proposed. However we can not expect better performance by using these methods. In this paper, we propose SRG selection which is improved to remain the diversity of the population and to get better performance. SRG selection is the method which combined with the method which select individuals ramdomly in order not to duplicate, the method which remains higher individuals at a constant rate and the method which generates new lower individuals at a constant rate. In some problems such as the unimodal function problem, the multi-modal function problem and the combination problem, we compared SRG selection with the current method, and present that the GA simulations show performance better by using SRG selection.

1. はじめに

遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm；以下，GA）[1)〜8)]を用いた探索は，初期探索では大域的な探索を行い，世代更新を繰り返すに従い，次第に局所的な探索になっていくという性質から，局所的な最適解にとらわれにくく，効率良く準最適解を得られる手法であると一般的に理解されている．しかし，実際にGA をさまざまな問題に適用してみると，局所的な最適解にとらわれてしまい，最適解のみならず準最適解にも到達できず，期待したほどの成果が得られない場合が多くある．

GA のアルゴリズムの特徴として大きく取り上げられるのが，自然淘汰，交叉，突然変異の 3 点であるが，これらの中で，GA の探索性能を大きく左右するのは自然淘汰，つまり，次世代の個体を生成させるために行われる個体の選択である．個体の選択は，次世代の探索点の基となるものであり，探索を行ううえで非常に重要な部分である．そのため，探索に有効な選択法の考案は非常に重要な課題である．また，GA の探索性能が向上すれば，他の最適化手法と融合した場合や並列 GA を用いる場合でも，効果が出ると思われ，さらなる性能の向上が期待できる．

GA を用いた探索において，局所的な最適解にとら

† 岩手県立大学ソフトウェア情報学部
Faculty of Software and Information Science, Iwate Prefectural University
†† 秋田大学工学資源学部情報工学科
Department of Computer Science and Engineering, Faculty of Engineering and Resource Science, Akita University

われてしまう原因として考えられるのは，集団の一様化である．最も一般的に使用されているルーレット選択法をはじめとする従来の選択法では，適応度の高い個体を優先的に選択するために，世代更新が進むと，まったく同じ特徴を持った個体が集団の多くを占めるようになり，突然変異の性質を利用して，ある個体が他の探索点に移動したとしても，その個体のほとんどが淘汰されてしまい，それ以上の探索は効率的には行えない．そこで，集団を一様化させないための手法が必要となる．

集団の初期収束を防ぐ手法としては，交叉率と突然変異率を適応的に変化させる Adaptive GA [9]がある．この手法は，世代更新の初期では，交叉率 p_c および突然変異率 p_m が高い値となるため，局所的最適解への初期収束を防ぐことができ，かつ最適解への収束も早いとされている．しかし，この手法では，集団の最良個体が改良されることはないので，集団サイズが小さいと，最適解に到達しにくくなるという問題がある．

また，集団の多様性を維持する手法として，Sharing Function を使用した手法[10]がある．この手法は，染色体の表現型が近いものが多ければ多いほど適応度が低くなるようにする手法で，この手法を使用することにより多峰性の問題でも 1 つのピークに収束するのを防ぐことができ，多様性を維持することができる．しかし，この手法では，性能的な面を考慮していないので，性能の向上をはかるためには，集団サイズの増加や他の手法との融合を考える必要がある．

本論文では，選択法について，適応度の低い個体も多く集団内に存在させ，かつ，より良い性能を得るために改良を加えた，新しい選択法である SRG 選択法を提案する．この手法は，集団内に適応度の低い個体も多く存在させることで，より広範囲に探索させ，より局所的な最適解にとらわれないようにするという考えに基づいたもので，適応度の高い一定割合の個体をそのまま選択する方法，適応度の低い一定割合の個体を無条件に淘汰させ，代わりに新しい個体を生成する方法，ランダムにかつ重複させずに一定割合の個体を選択する方法という 3 つの方法を組み合わせた方法である．

以下，本論文では，2 章で従来の手法とその問題点について示し，新しい選択法である SRG 選択法の提案を行う．3 章では，本研究で使用したさまざまな問題について述べ，4 章でそれらの問題に対して従来の手法との比較を行い，SRG 選択法の有効性について述べる．また，5 章では，SRG 選択法のアルゴリズムの検証を含め，パラメータについて考察する．そして 6 章では，SRG 選択法の有効性を確認し，結論を述べる．

2. 新しい選択手法の提案

2.1 従来の手法

ある問題に GA を適用する場合，選択法において最も一般的に使用されるのがルーレット選択法である．ルーレット選択法は，集団の各個体の適応度に比例して選択確率が決定されるため，適応度が高い個体ほど選択確率が高くなるという手法である．この手法は，適応度の低い個体が選択される可能性も残しており，これによりある程度集団の多様性を維持することができ，局所的な最適解にとらわれにくくなるという特徴を持っているものとされている．しかし，実際には局所的な最適解にとらわれてしまう場合が多くある．

ルーレット選択法のほかに，ランク選択法やトーナメント選択法などがあるが，これらは適応度の高い個体が優先的に選択されやすい手法であるため，数十世代で集団がある 1 点の探索点に収束し，局所的な最適解にとらわれてしまう場合が多くある．

GA を用いた探索では，初期集団の探索点がその後の探索にも影響するので，集団サイズが小さい場合，適応度の高い個体を優先的に選択する選択手法では，集団が一様化されやすく，局所的な最適解にとらわれてしまうのである．ランク選択法やトーナメント選択法は特に集団が一様化されやすいので，局所的な最適解にとらわれやすい．集団内のエリートを次世代に保存することにより，ある程度性能を向上させることが可能であるが，この場合でもやはり局所的な最適解にとらわれてしまう場合が多くある．このうえでさらにより良い結果を得るためには，集団サイズを大きくすることや世代更新数を多く行わなければならないなど，計算機に多くの負荷をかけてしまうという問題がある．

このような問題に対し，初期収束を防ぐ手法として，Adaptive GA（以下，AGA）が提案されている．この手法は，交叉率 p_c と突然変異率 p_m を集団の適応度に従い，適応的に変化させるようにしたもので，世代更新の初期では，p_c と p_m は高い値をとるので，局所的な最適解への初期収束を防ぐことができる．しかし，この手法では，集団の最良個体には，交叉も突然変異も行われないので，最良個体付近への収束が早い．初期収束は防ぐことができるが，最良個体の改良がほとんどないので，集団サイズが小さいと，最適解へは到達しにくくなるという問題がある．このため，集団サイズを多くしておかなければならないという問題がある．これは，上述したように，計算機に負担をかけ

る一因となる．

また，集団の多様性を維持する手法として，Sharing Function を使用し，適応度の再計算を行う手法がある．これは，探索点が近いものが多く存在すればするほど適応度が低くなるようにする手法で，この手法を使用することにより，多峰性の問題でも1つのピークに収束するのを防ぐことができ，多様性を維持することができる．しかし，この手法では，性能的な面を考慮していないので，この手法を使用するだけでは，性能の向上は期待できない．したがって，性能の向上をはかるためには，集団サイズの増加や他の手法との融合などを考える必要がある．また，問題により，類似度の計算方法や共有係数 σ_{share} を変える必要があるので，他の研究者にとっては，負担になるという問題がある．

2.2 SRG 選択法

前節での問題を考慮し，より少ない集団サイズでより効率良く最適解を得るために，本論文では以下に示す SRG 選択法を提案する．

本論文で提案する SRG 選択法は，以下のような手続きによるものである（図 1 参照）．

(1) 各個体を適応度により並べ替える．
(2) 上位 *top_rate*%の個体はそのまま選択し，交叉を行わない．
(3) 上位 $(100 - bottom\_rate)$%の個体の中からランダムに $\{100 - (top\_rate + bottom\_rate)\}$%の個体を重複を許さず選択し，子孫を生成する．
(4) 下位 *bottom_rate*%の個体を新たに生成する．

交叉は，(3) のランダムに選択した部分に行うようにし，(2) の上位の個体には行わない．また，突然変異は，すべての個体を対象とし，行うものとしている．

以下，本論文では，*top_rate* をエリート選択率，*bottom_rate* を新生成率と表現する．

従来の選択法のように，適応度の高い個体を優先的に選択するようにすると，世代更新を重ねるごとに特徴の似た個体が選択されやすくなり，効率良く探索が行えなくなってくる．そこで，本手法では，個体をランダムにかつ重複を許さず選択することにより，適応度の高い個体のみならず，適応度の低い個体の情報をも活用するようにしている．また，本手法では，下位の個体を毎世代新たに生成するようにしている．これにより，初期集団として生成された探索点にとらわれず，より広範囲な探索が可能となる．さらに，本手法では，ある程度の上位の個体をそのまま選択する方法を組み合わせている．これは，エリート保存を組み合わせた方法と似ているが，本手法では，残した個体にも他の個体と同様に突然変異を行わせるようにすることで，エリートのみにとらわれた探索を防ぐ働きがある．

なお，SRG とは，**"Some survival, Random competition and new Generation"** の頭文字をとったものである．

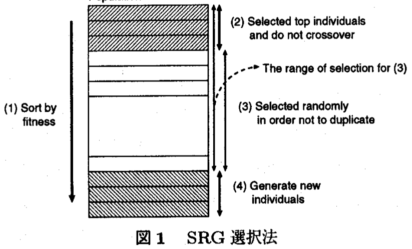


図 1 SRG 選択法
Fig. 1 SRG Selection.

3. 適用問題

本研究では，SRG 選択法の性能を評価するために，簡単な関数問題として Sine 関数にハミング窓をかけた関数（以下，Sine 関数 × ハミング窓関数），単峰性の関数問題として De Jong の関数の F_1，多峰性の関数問題から De Jong の関数の F_5，組合せ問題から円盤の数が 3 個の場合のハノイの塔問題と巡回セールスマン問題の 30 都市問題の問題を GA に適用し，検討を行った．

3.1 Sine 関数 × ハミング窓関数

Sine 関数 × ハミング窓関数は，Sine 関数にハミング窓を掛けた関数で，ハミング窓関数を

$$W_H(x) = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi x}{T}\right) \tag{1}$$

とすると，

$$f(x) = \left\{0.5\sin\left(\frac{2\pi n x}{T}\right)\right\} W_H(x) + 0.5 \tag{2}$$

で表される．本研究では，$n = 12$，$T = 1024$ とし，x を 10 bit の 2 進数で表現したものを染色体として使用している．

3.2 De Jong の関数 F_1

De Jong の関数 F_1 は，

$$F_1 = -\sum_{i=1}^{3} x_i^2 \tag{3}$$

で表される関数である．本研究では，x_i をそれぞれ 10 bit の 2 進数で表現した計 30 bit の文字列を染色体として使用している．

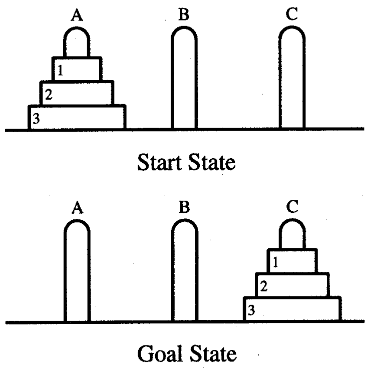


図2 ハノイの塔問題
Fig. 2 The Tower of Hanoi Problem.

3.3 De Jong の関数 F_5

De Jong の関数 F_5 は,

$$F_5 = -\left\{ \frac{-1}{500} + \sum_{j=1}^{25} \frac{1}{j + \sum_{i=1}^{2}(x_i - a_{ij})} \right\}^{-1} \quad (4)$$

で表される関数である．本研究では，x_i をそれぞれ 17 bit の 2 進数で表現した計 34 bit の文字列を染色体として使用している．

3.4 ハノイの塔問題

ハノイの塔問題[11]は,

(1) どれかの棒の頂上にある円盤を 1 回につき 1 個だけ残りのどちらかの棒の頂上に移す.

(2) 小さい円盤の上にそれよりも大きな円盤を乗せてはならない.

というルールに基づき，図2に示すようなスタート状態からゴール状態へ円盤を動かすパズルゲームである.

本研究では，表1に示すように，円盤の操作前の場所と操作後の場所により操作番号を設定し，この操作番号のスタート状態からゴール状態までの羅列を染色体として使用している．また，このとき，適合関数としては,

$$fitness = \frac{1}{length} + 0.2 \times goal\_flag \quad (5)$$

を使用している．ここで，$length$ は染色体の長さ，つまり手順の長さを示しており，$goal\_flag$ はゴール状態に到達しているかどうかを示すフラグで，ゴール状態に到達していれば 1，到達していなければ 0 である．なお，ハノイの塔問題への適用方法についての詳細は，文献 12) を参照されたい.

3.5 巡回セールスマン問題

巡回セールスマン問題（Traveling Salesman Problem；以下，TSP）は,「あるセールスマンがいくつかの都市を次々に 1 度ずつ訪問し，最後に出発点に戻らなければならないときに，最短の距離で回る巡回路を決定する問題」と定義される，最も有名な組合せ最適化問題の 1 つである．本研究では，表2に示す座標の 30 都市の問題を使用し，都市番号を羅列したパス表現を染色体として使用している．なお，このときの最短距離は，4.387226 である．また，この問題での交叉法には一部一致交叉を使用している.

表1 円盤の操作番号
Table 1 Operational numbers of discs.

Before replacement	After replacement	Operational number
A	A	0
A	B	1
A	C	2
B	A	3
B	B	4
B	C	5
C	A	6
C	B	7
C	C	8

表2 30 都市 TSP の都市座標
Table 2 Coordinates for 30 cities TSP.

x	y	x	y
0.396465	0.840485	0.462379	0.532596
0.353336	0.446583	0.787877	0.265612
0.318693	0.886428	0.982752	0.306785
0.015583	0.584090	0.600855	0.608716
0.159369	0.383716	0.212439	0.885895
0.691004	0.058859	0.304657	0.151860
0.899854	0.163546	0.337662	0.387477
0.159072	0.533065	0.643610	0.753553
0.604144	0.582699	0.603616	0.531628
0.269971	0.390478	0.459360	0.652488
0.293401	0.742377	0.327181	0.946370
0.298526	0.075538	0.368040	0.943890
0.404983	0.857378	0.007428	0.516600
0.941968	0.662831	0.272771	0.024299
0.846476	0.002755	0.591955	0.204964

4. 比 較 実 験

比較実験では，ルーレット選択法，AGA，Sharing Function を使用した手法，そして SRG 選択法の比較を行った．それぞれの問題で，集団サイズ 20，突然変異率 3%とし，1 回の試行の終了条件として,「最大適応度が 50 世代間変化しなかったら終了」という条件を使用した．これは，探索の速さと効率を評価するためである．ただし，世代更新が 10,000 世代に達した場合，条件を満たさなかったものとしてその試行を打ち切るものとした．なお，ここでは，エリート選択率

表 3 終了世代数の比較
Table 3 Comparison about generations.

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Roulette	4984.4	10000.0	10000.0	393.8	9993.9
AGA	70.5	330.0	286.6	84.2	136.3
Sharing	10000.0	10000.0	10000.0	10000.0	10000.0
SRG	181.0	10000.0	10000.0	68.1	370.9
Roulette(E)	63.4	147.4	206.4	75.1	334.2
AGA(E)	60.5	51.5	70.2	64.5	77.9
Sharing(E)	76.4	111.2	89.0	77.7	267.6
SRG(E)	69.6	91.3	212.8	69.7	319.1

表 4 最適解到達回数の比較
Table 4 Comparison about the number of reaching the optimum solution.

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Roulette	346	0	25	253	0
AGA	115	0	0	54	0
Sharing	0	0	2	1	0
SRG	983	0	128	984	0
Roulette(E)	591	383	405	591	0
AGA(E)	196	975	12	108	0
Sharing(E)	7	0	18	635	0
SRG(E)	900	945	900	964	0

表 5 平均最大適応度の比較
Table 5 Comparison about mean value of maximum fitness.

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Roulette	0.9859	0.9784	0.9843	0.9147	0.3616
AGA	0.9714	0.4519	0.2474	0.8170	0.3728
Sharing	0.5247	0.9521	0.7479	0.7033	0.3529
SRG	0.9997	0.9992	0.9899	0.9989	0.7023
Roulette(E)	0.9910	0.9999	0.9951	0.9644	0.6593
AGA(E)	0.9804	0.9998	0.9871	0.8458	0.4339
Sharing(E)	0.9243	0.9981	0.9914	0.9697	0.6031
SRG(E)	0.9984	1.0000	0.9978	0.9975	0.6960

および新生成率は 10%としている．

実験では 1,000 回の試行を行い，**表 3**，**表 5**，**表 6** はそれぞれ，終了条件を満たしたときの世代数の試行回平均値，集団の最大適応度の試行回平均値，「平均適応度/最大適応度」の試行回平均値を示しており，**表 4** では最適解に到達した回数を示している．また，**表 7** は，1 つの個体の他の個体とのハミング距離の平均値を示している．さらに，各表において「(E)」はエリート保存を行った場合を示している．なお，「平均適応度/最大適応度」は，集団の平均適応度が集団の最大適応度に対して低ければ低い値になるものであり，つまり，この値が低ければ，集団内により多く適応度の低い個体が存在していることになる．

Sine 関数 × ハミング窓関数およびハノイの塔問題では，ルーレット選択法を使用した場合，終了条件を満たすまでに多くの世代更新を必要とする（表 3 参照）．平均最大適応度（表 5 参照）はある程度高い値を示しているが，最適解到達回数（表 4 参照）は 346 回あるいは 253 回とかなり低い値となっている．AGA は，この手法自体がエリート保存を含んでいるので，終了条件を満たすまでの世代更新数はかなり低いものとなっているが，平均最大適応度や最適解到達回数など，性能的には良い結果が得られておらず，ルーレット選択法よりも悪い結果となっている．また，Sharing Function を使用した手法は，終了条件を満たすことができず，打ち切り世代としている 10,000 世代に到

表 6 「平均適応度/最大適応度」の比較
Table 6 Comparison about "mean fitness/maximum fitness".

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Roulette	0.8053	0.8792	0.7831	0.9493	0.8890
AGA	0.9973	0.9988	0.9965	0.9786	0.9989
Sharing	0.3938	0.6894	0.3120	0.7212	0.8406
SRG	0.6692	0.9007	0.2730	0.8787	0.8364
Roulette(E)	0.8338	0.9206	0.7528	0.9640	0.9514
AGA(E)	0.9971	0.6453	0.4892	0.9830	0.9998
Sharing(E)	0.2363	0.6560	0.2324	0.4979	0.6361
SRG(E)	0.7089	0.9210	0.3782	0.9087	0.9059

表 7 ハミング距離の比較
Table 7 Comparison about hamming distance.

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Roulette	2.293	10.891	9.259	24.143	15.164
AGA	0.054	0.117	0.091	26.617	0.328
Sharing	3.950	11.595	10.011	211.737	19.014
SRG	4.219	12.837	15.684	46.347	11.370
Roulette(E)	2.016	9.671	8.145	17.771	3.567
AGA(E)	0.050	13.484	6.671	19.006	0.214
Sharing(E)	2.612	9.906	6.182	106.646	10.719
SRG(E)	3.627	9.717	12.323	41.527	7.935

達しており，性能的にも，かなり悪いものとなっている．それらに対し，SRG 選択法を使用した場合，終了条件を満たすまでの世代更新数は AGA ほどではないが，少ない値となっている．これは，上位の個体を残したことによる効果が出ているためであると考えられる．しかも，平均最大適応度は他の手法よりも高い値となっており，最適解到達回数は 983 回あるいは 984 回と，ほとんどが最適解に到達できている．

De Jong の関数 F_1 および F_5 では，AGA を除き，すべての試行で終了条件を満たすことができず，打ち切り世代としている 10,000 世代に到達している．これは，染色体の長さが長くなると，突然変異によって個体が変化する頻度が多くなり，最良個体が破壊されてしまう可能性が高くなるためである．そのため，これらの問題では，F_5 で若干最適解に到達している場合もあるが，ほとんどが最適解に到達できていない．しかし，平均最大適応度を比較してみると，SRG 選択法が他の手法よりも高い値を示しており，また，若干最適解に到達している F_5 では SRG 選択法を使用した場合の方が多く最適解に到達できていることから，最適解に近い値を探索できていることが分かる．

TSP でも，ルーレット選択法を使用した場合および Sharing Function を使用した場合では，終了条件を満たすまでにかなりの世代更新が必要となるのに対し，AGA および SRG 選択法では少ない世代更新で終了条件を満たしている．我々が使用した実験条件では，すべての試行で最適解に到達することができなかったが，平均最大適応度は SRG 選択法を使用した方が他の手法を使用した場合よりも高い値を示している．

「平均適応度/最大適応度」の値を見ると（表 6 参照），問題によって順番が変わるものもあるが，ほぼ Sharing Function が一番低く，以下，SRG 選択法，ルーレット選択法，AGA の順で高くなっている．また，ハミング距離の値を見ると（表 7 参照），ここでも問題によって違いはあるが，Sharing Function を使用した手法と SRG 選択法で高い値となっており，AGA では低い値となっている．SRG 選択法では，新生成率分の個体が新しく生成されるため，適応度の低い個体が存在できていること，また，ランダムに，かつ重複を許さず選択することでも，適応度の低い個体が存在できていることを示しており，ルーレット選択法を使用する場合よりも，集団内に適応度の低い個体が多く存在することができていることを示している．

次に，De Jong の関数 F_1 および F_5 では，多くの手法で終了条件を満たすことができなかったので，エリート保存を行った場合での比較を行った．

すべての手法で，エリート保存を行うことにより，終了条件を満たすまでの世代更新が少なくてすむよ

うになり，平均最大適応度，最適解到達回数ともに，エリート保存を行わない場合に比べ良い値を示すようになる．しかし，この場合でも，ルーレット選択法で 40%から 60%程度しか最適解に到達できていない．AGA では，De Jong の関数 F_1 では良い性能を示しているが，他の問題では悪い結果となっており，Sharing Function を使用した場合も，良い結果は得られていない．しかし，SRG 選択法では，いずれの問題でも 90%以上が最適解に到達しており，良い性能を示しているといえる．

以上のように，SRG 選択法は，我々が適用したすべての問題で他の手法よりも良い性能を示しており，また，ある程度多様性も兼ね備えていることから，探索に有効な手法であることが確認された．

5. 考　　察

ここでは，本論文で提案する SRG 選択法の手法について，その妥当性の検証，考察を行う．

5.1 パラメータ

4 章の比較実験では，エリート選択率と新生成率を 10%として実験を行った．ここでは，これらのパラメータについて考察する．なお，ここでは，主な実験条件は 4 章で示した条件と同様の条件を使用している．ただし，集団サイズが小さいと，ランダム性に大きく左右されてしまうため，ここでは，より正確な特性を得るために，De Jong の関数 F_1 および F_5 では集団サイズ 50，TSP では集団サイズ 100 とした．また，すべての問題でエリート保存を行うようにしている．

図 3 は，各問題においてエリート選択率を 10%とし，新生成率を変化させたときの最適解到達回数の変動を示している．また，**図 4** は TSP における平均最大適応度の変動を示している．

それぞれの問題において若干傾向が異なるものの，新生成率が高くなると性能が落ちてしまう傾向がある．また，この割合が低くても性能が落ちてしまう傾向があり，全体的に見て，良い結果が得られるのは，10%から 40%程度であると判断できる．

図 5 は，各問題において新生成率を 20%とし，エリート選択率を変化させたときの最適解到達回数の変動を示している．また，**図 6** は TSP における平均最大適応度の変動を示している．

ここでも，エリート選択率が多すぎると性能が落ちるなどの傾向が見えており，全体的に見て，良い結果が得られるのは，10%から 30%程度であると判断できる．

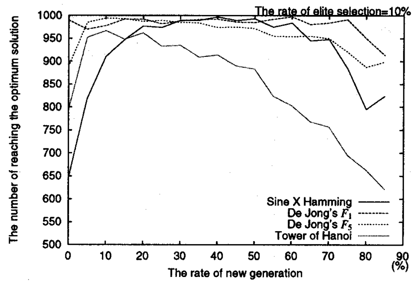


図 3 新生成率による性能の変動
Fig. 3 Performance for the rate of new generation.

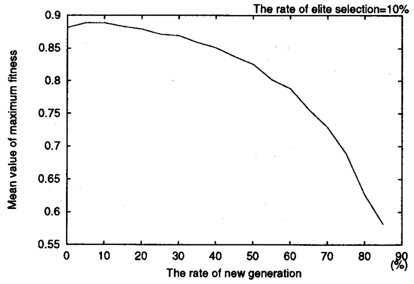


図 4 新生成率による性能の変動（TSP）
Fig. 4 Performance for the rate of new generation (TSP).

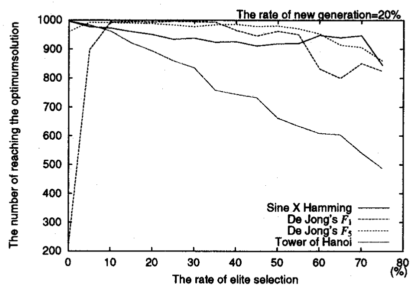


図 5 エリート選択率による性能の変動
Fig. 5 Performance for the rate of elite selection.

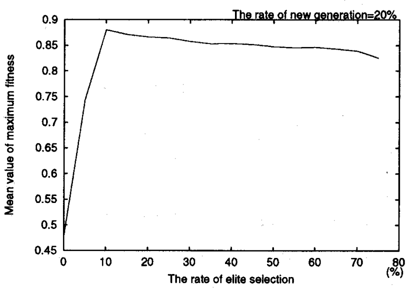


図 6 エリート選択率による性能の変動（TSP）
Fig. 6 Performance for the rate of elite selection (TSP).

表 8 競合手法の比較（最適解到達回数）
Table 8 Comparison about competition method (the number of reaching the optimum solution).

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Random(E)	900	945	900	964	0
Roulette(E)	837	890	566	663	0
Tournament(E)	825	1000	683	652	0

表 9 競合手法の比較（平均最大適応度）
Table 9 Comparison about competition method (mean value of maximum fitness).

	Sine× Hamming	De Jong's F_1	De Jong's F_5	Tower of Hanoi	TSP
Random(E)	0.9984	1.0000	0.9978	0.9975	0.6960
Roulette(E)	0.9973	1.0000	0.9962	0.9729	0.6521
Tournament(E)	0.9971	1.0000	0.9968	0.9721	0.6311

5.2 競合手法

2.2 節の (3) で述べたように，SRG 選択法では，次世代の個体を生成するための個体を選択する手法として，ランダムにかつ重複させないように選択するようにしている．ここでは，この手法の有効性を確認するために，ランダムにかつ重複させないように選択する場合，ルーレット選択法を使用して選択する場合，そしてトーナメント選択法を使用して選択する場合の比較を行う．

表 8 および**表 9** は，各問題における競合手法の比較結果を示している．なお，ここでは，実験条件は 4 章で示した条件と同様の条件を使用しており，すべての問題でエリート保存を行っている．

Sine 関数 × ハミング窓関数では，競合手法としてルーレット選択法やトーナメント選択法を使用した場合，ランダムに選択した場合と比較して悪い結果となっている．

De Jong の関数 F_1 ではトーナメント選択法を使用した場合の方が良い結果となっているが，その他の問題では，Sine 関数 × ハミング窓関数での結果と同様に，ランダムに選択した場合の方がルーレット選択法やトーナメント選択法を使用した場合より良い結果となっている．

これは，GA における個体の選択手法として，適応度の高い個体を優先的に選択することは必ずしも良い結果を与えるとは限らないことを示しており，SRG 選択法において，ランダムに選択することの妥当さを示している．

5.3 エリート保存数

上位の個体をそのまま選択するという方法は，エリートを保存する個体数を増やした場合に似ている．ここでは，エリート保存数を増やした場合について，

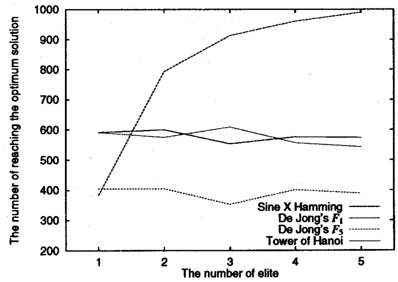


図 7 エリート保存数による性能の変動（Roulette）
Fig. 7 Performance for the number of elite (Roulette).

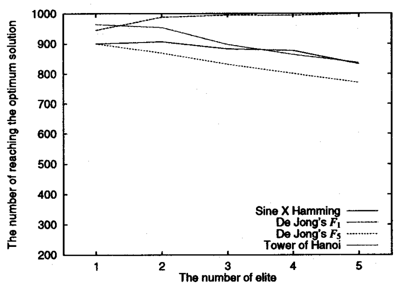


図 8 エリート保存数による性能の変動（SRG）
Fig. 8 Performance for the number of elite (SRG).

SRG 選択法とルーレット選択法の比較を行う．**図 7** は，ルーレット選択法を使用した場合の TSP 以外の問題での変動を，**図 8** は，SRG 選択法を使用した場合の変動を，そして**図 9** は TSP における両選択法の変動を示している．なお，ここでも，実験条件は 4 章で示した条件と同様の条件を使用しており，すべての問題でエリート保存を行っている．

Sine 関数 × ハミング窓関数，De Jong の関数 F_5，

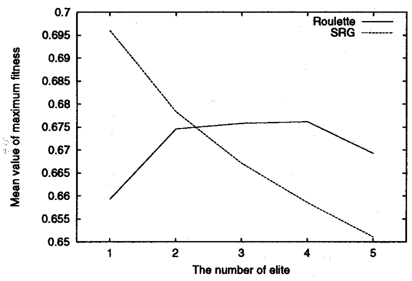


図9 エリート保存数による性能の変動（TSP）
Fig. 9 Performance for the number of elite (TSP).

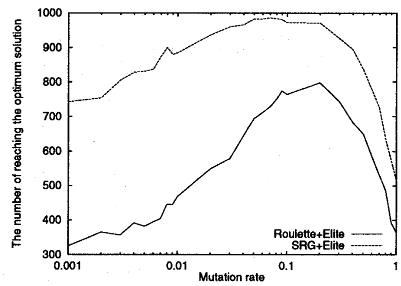


図10 突然変異率による性能の変動（ハノイの塔）
Fig. 10 Performance for mutation rate for Tower of Hanoi.

ハノイの塔問題では，ルーレット選択法を使用した場合，エリート保存数を増やすと性能が落ちる傾向がある．逆に，De Jong の関数 F_1 では，エリート保存数を増やすと性能が向上する傾向がある．これらのことから，De Jong の関数 F_1 のような単峰性の問題では，エリート保存数を増やすことで性能が向上し，逆に，De Jong の関数 F_5 などのような多峰性の問題では，性能が落ちてしまうことがいえる．つまり，単峰性の問題では，適応度の高い個体を優先的に使用することで性能が向上し，逆に多峰性の問題では，ランダム性を増やすことで性能が向上するということである．

このように，問題によって傾向が異なっており，問題の性質が単峰性であると分かっているならエリート保存数を増やすことは有効であるが，性質が分からない場合には，必ずしもエリート保存数を増やすことによって性能が向上するということは期待できないことが分かる．

SRG 選択法を使用した場合，TSP 以外の問題ではルーレット選択法を使用した場合と同様の傾向が見られているが，いずれの問題においてもルーレット選択法よりも高い性能を維持している．

TSP では，エリート保存数を増やすことによりルーレット選択法を使用した場合，性能が向上するのに対し，SRG 選択法を使用した場合，性能が落ちてしまう．しかし，ルーレット選択法を使用した場合では，性能の向上は見られても，SRG 選択法で得られる最も高い性能ほどにはなっていない．

以上のことから，SRG 選択法の優位性が確認された．

5.4 突然変異率

エリート保存を行った場合，突然変異率を変化させることによる性能の変動について，SRG 選択法とルーレット選択法との比較を行った．これは，個体をランダムに選択することおよび新しく個体を生成することは突然変異率を増加させた場合に似ているという疑問からくるものである．ハノイの塔問題での結果を図10に示す．なお，ここでも，実験条件は 4 章で示した条件と同様の条件を使用しており，エリート保存を行っている．

エリートを 1 つだけ保存するようにした場合，ルーレット選択法ではある程度突然変異率を増加させると性能も向上するという傾向が見られた．これは，SRG 選択法を使用した場合でも同様の傾向が見られるが，SRG 選択法を使用した場合では，多くの場合でルーレット選択法よりも高い性能を維持しながら変動している．また，SRG 選択法では，ルーレット選択法よりも広い範囲で高い性能が得られる結果となっている．ここでは，ハノイの塔問題についてのみ示したが，他の問題でも同様の傾向が見られていた．

以上のことから，ここでも SRG 選択法の優位性が確認された．

6. ま と め

本論文では，新しい選択法である SRG 選択法を提案し，ルーレット選択法，Adaptive GA，Sharing Function を使用した手法との比較評価を行った．SRG 選択法は，一定割合の個体をそのまま選択する方法，一定割合の個体を新しく生成する方法，ランダムにかつ重複を許さず選択させるようにするという方法を組み合わせた手法である．数種の問題について，SRG 選択法と他の手法を比較した結果，SRG 選択法を使用することにより，良い結果が得られることが確認された．また，エリート保存を行った場合についても比較してみた結果，同様に他の手法よりも良い性能が得られた．

また，多くの問題で「平均適応度/最大適応度」の値がルーレット選択法や AGA に比べ低い値となっていたこと，また，ハミング距離が高い値となっていたことから，SRG 選択法では集団の中に適応度の低い

個体が多く存在していることが確認でき，ある程度多様性が維持できていることが確認された．

したがって，SRG 選択法は良い性能を得るのに有効な手法であることが明らかになった．

SRG 選択法の新生成率とエリート選択率について考察した結果，それぞれ，10%から 40%程度，10%から 30%程度であることが分かった．

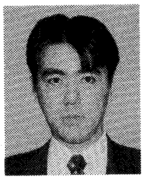
さらに，競合方法としてランダムにかつ重複を許さず選択した方が，適応度の高い個体を優先的に選択する場合よりも良い結果となっていることから，SRG 選択法の妥当性が確認された．

エリート保存数を増やしても，必ずしも良い結果となるわけではないことがルーレット選択法と SRG 選択法の両方で確認でき，しかも SRG 選択法を使用した場合の方が高い性能を維持しながら変動していたこと，また，ルーレット選択法では突然変異率をある程度高くした場合，性能が向上する傾向が見られたが，これは SRG 選択法でも同様のことがいえ，しかも，ルーレット選択法よりも高い性能を維持しながら変動していたことから，SRG 選択法の優位性が確認された．

参 考 文 献

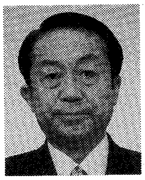
1) Holland, J.H.: *Adaption in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press (1975).
2) Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithm in Search Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley (1989).
3) 北野宏明：遺伝的アルゴリズム，産業図書 (1993).
4) 北野宏明：遺伝的アルゴリズム 2，産業図書 (1995).
5) 安居院猛，長尾智晴：ジェネティックアルゴリズム，昭晃堂 (1993).
6) デービス，L.（編），嘉数侑昇，三上貞芳，皆川雅章，川上　敬，高取則彦，鈴木恵二（共訳）：遺伝的アルゴリズムハンドブック，森北出版 (1994).
7) 坂和正敏，田中雅博：遺伝的アルゴリズム，朝倉書店 (1995).
8) 伊庭斉志：遺伝的アルゴリズムの基礎—GA の謎を解く，オーム社 (1994).
9) Srinivas, M. and Patnaik, L.M.: Adaptive Probabilities of Crossover and Mutation in Genetic Algorithms, *IEEE Trans Syst, Man, and Cybernetics*, Vol.24, No.4, pp.656–667 (1994).
10) Goldberg, D.E. and Richardson, J.: Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization, *Proc. 2nd Int Conf. Genetic Algorithms*, pp.41–49 (1987).
11) 有澤　誠：情報処理と電子計算機，コロナ社 (1989).
12) 小嶋和徳，石亀昌明，松尾　広：遺伝的アルゴリズムのパラメータと諸特性—ハノイの塔問題へ適用して，第 7 回回路とシステム軽井沢ワークショップ論文集，pp.221–226 (1994).

(平成 10 年 7 月 15 日受付)
(平成 11 年 10 月 7 日採録)



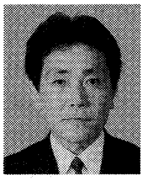
小嶋　和徳（正会員）

昭和 45 年生．平成 5 年秋田大学鉱山学部電子工学科卒業．平成 7 年同大学大学院鉱山学研究科電子工学専攻修士課程修了．平成 10 年同大学大学院博士後期課程システム工学専攻満期退学．同年岩手県立大学ソフトウェア情報学部助手．遺伝的アルゴリズムに関する研究に従事．



石亀　昌明（正会員）

昭和 19 年生．昭和 43 年東北大学工学部電子工学科卒業．昭和 49 年同大学大学院工学研究科博士課程修了．同年同大学応用情報学研究センター助手．昭和 53 年松下電送（株）入社．昭和 63 年秋田大学鉱山学部情報工学科助教授．平成 10 年岩手県立大学ソフトウェア情報学部教授．現在に至る．工学博士．信号処理，画像処理，知識工学の研究に従事．電子情報通信学会，画像電子学会，日本音響学会各会員．



松尾　　広（正会員）

昭和 38 年生．昭和 60 年東北大学工学部通信工学科卒業．平成 2 年同大学大学院工学研究科博士課程修了．同年キヤノン（株）入社．平成 3 年秋田大学鉱山学部情報工学科助手．平成 4 年同講師．現在に至る．工学博士．音声自動認識の研究に従事．電子情報通信学会，日本音響学会，IEEE 各会員．