

遺伝的アルゴリズムにおける干渉交叉法の検討

中山 茂[†] 飯村 伊智郎^{††}
松尾 翠^{††} 前 蘭 正 宜[†]

量子コンピュータは、量子重ね合わせ状態や量子干渉効果、量子もつれ状態などの量子力学的原理を利用した計算モデルである。量子もつれ状態は、従来の古典的コンピュータでは実現しにくいものであるが、量子重ね合わせ状態や量子干渉効果は既存のアルゴリズムでも容易に取り入れることができる考え方である。この量子計算アルゴリズムなどに応用されている量子系の干渉効果を模擬した干渉交叉と呼ばれる手法を従来の遺伝的アルゴリズム（古典的 GA）の遺伝的オペレータに組み込んだ量子風遺伝的アルゴリズム（量子風 GA）に関する研究が、Narayanan らによって比較的都市数の少ない巡回セールスマン問題に対して行われ、古典的 GA と比較してより少ない世代数で最適解の探索に成功している。そこで、本論文では、従来の研究よりもより問題規模の大きい TSPLIB の 5 つの都市配置を対象として、干渉交叉の対象となる親個体の選択法や局所探索を新たに導入し詳細に実験を行い、古典的 GA と量子風 GA とを比較検討した。その結果、量子風 GA は、最適解発見率および平均探索世代数の観点で、古典的 GA に比べ優れた性能を有することが、対象とした 5 つの都市配置に関して分かった。さらに、局所的な探索改善を目的とする 2-Opt 法には、量子風 GA の特徴である干渉交叉による探索世代数の削減効果をさらに向上させる効果があることが分かった。

Consideration on Interference Crossover Method in Genetic Algorithm

SHIGERU NAKAYAMA,[†] ICHIRO IIMURA,^{††} MIDORI MATSUO^{††}
and MASAKI MAEZONO[†]

Quantum computer is a computation model using quantum mechanical principle such as quantum superposition state, quantum interference effect and quantum entanglement state. Quantum entanglement state is not achieved easily with conventional classical computers. However, quantum superposition state and quantum interference effect are an idea that can be easily adapted even by conventional algorithms. Quantum-inspired genetic algorithm (quantum-inspired GA) was proposed by Narayanan, et al. The quantum-inspired GA is a new GA having a technique called “interference crossover” (IX), which imitates quantum interference effect, embedded in genetic operators of a conventional GA (classical GA). The quantum-inspired GA succeeded in the search for an optimal solution in a less number of generations compared with the classical GA in the case that the number of cities of a TSP is comparatively little. In this paper, we have made comparative study of a classical GA and a quantum-inspired GA by considering selection methods of parent individuals for the IX, a local search, and experimenting in detail on five problems of TSPLIB, which are larger scale than a problem used in a previous study. As a result, we have confirmed in the five TSPs that search ability of the quantum-inspired GA is superior to the classical GA in the viewpoints of “discovery rate of the optimal solution” and “average number of generations for search”. Furthermore, it should be noted that 2-Opt method improves the reduction effect of “average number of generations for search” of the quantum-inspired GA.

1. はじめに

組合せ最適化問題に対する効率的な発見的解法のアルゴリズムとして、遺伝的アルゴリズム（Genetic

Algorithm: GA)^{1)~4)}が広く利用されている。遺伝的アルゴリズムは、生物進化の仕組みをまね、生物の遺伝による何世代にもわたる選択や交叉、突然変異などの進化過程を模倣した方法で、生物と情報とが融合したアルゴリズムである。遺伝的アルゴリズムの起源は1960年代のHollandによる適応システムの研究に遡る。その後、1970年代に入ってDeJongにより関数最適化問題を対象とした計算機実験が試みられた後、

[†] 鹿児島大学

Kagoshima University

^{††} 熊本県立大学

Prefectural University of Kumamoto

1989 年に Goldberg によってアルゴリズムの枠組みが整理された。遺伝的アルゴリズムでの一般的に有効な交叉法として、1 点交叉や複数点交叉、一様交叉などがある。

一方、量子コンピュータ⁵⁾は、物理と情報との劇的な融合により発展し、1990 年代半ばにいくつかの量子アルゴリズムが開発された。量子コンピュータは、量子重ね合わせ状態や量子干渉効果、量子もつれ状態などの量子力学的原理を利用した計算モデルである。量子重ね合わせ状態を用いることにより量子並列が可能となり、量子干渉効果により解のより効率的な探索が可能となり、量子もつれ状態は量子非局所性の性質を持ち、量子転送に利用されている。量子論理ゲートでは、これらの量子力学的原理が使えるために、古典的な論理ゲートから想像できないゲートが多く見られる。たとえば、NOT ゲートの平方根である $\sqrt{\text{NOT}}$ ゲートや XOR ゲートの平方根である $\sqrt{\text{XOR}}$ ゲートは、可逆論理ゲートであり、古典的な論理ゲートでは考えられず、量子計算の特徴をよく表している⁶⁾。量子もつれ状態は、従来の古典的コンピュータでは実現しにくいものであるが、量子重ね合わせ状態や量子干渉効果は既存の古典的コンピュータでも容易に取り入れることができる考え方である。

そこで、1996 年に Narayanan ら⁷⁾は、GA のより優れた解探索法として、その量子計算アルゴリズムなどに応用されている量子系の干渉効果を模倣した干渉交叉 (Interference Crossover: IX) と呼ばれる手法を、GA における交叉メカニズムに用いた量子風遺伝的アルゴリズム (quantum-inspired genetic algorithm: 量子風 GA) を提案した。量子風 GA は、物理と生物と情報が融合したアルゴリズムである。最近では、量子系の干渉効果を模倣してニューラルネットワークの重みに利用した量子風ニューラルネットワーク^{8)~10)}や、高速データベース検索のための Grover の量子アルゴリズムを利用し多くの想起パターンが設定できる量子風連想記憶¹¹⁾、画像探索で利用されるテンプレートマッチングに使われる相関関数¹²⁾に量子フーリエ変換を適用した量子風テンプレートマッチング¹³⁾、さらに量子風進化的アルゴリズム¹⁴⁾なども提案されている。

ここでは、この量子風 GA と対比するために、従来の GA を古典的 GA (classical genetic algorithm) と呼ぶことにし、それにともない古典的 GA の交叉を古典的交叉 (Classical Crossover: CX) と呼ぶことにする。量子風 GA は、前述のとおり、量子系の干渉効果を模倣した干渉交叉と呼ばれる手法を古典的 GA

の遺伝的オペレータに組み込んだものである。先行研究⁷⁾では、9 都市の巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem: TSP)¹⁵⁾に干渉交叉を適用し、古典的 GA と比較して約 2/3 の少ない (約 1/3 削減した) 世代数で最短巡回路の探索に成功した例が紹介され、干渉交叉が探索世代数削減の観点で有効であることが示されている。しかしながら、実験対象が問題規模の小さい 9 都市の TSP のみであり、この点においてさらなる検討の余地があるものと思われる。

筆者らはこれまで、この TSP を対象として、多重発見的探索法¹⁶⁾や、島モデルでの島間距離戦略による遺伝的局所探索¹⁷⁾、ACO (Ant Colony Optimization) による個性アリ戦略¹⁸⁾や女王アリ戦略¹⁹⁾、そしてナップザック問題 (Knapsack Problem: KP) を対象として並列 GA²⁰⁾など、メタ戦略の研究を行ってきた。

本研究では、前述の Narayanan らによって提案された干渉交叉法の有効性を詳細に調べることを目的として、先行研究⁷⁾よりも 2 倍以上の都市数での TSPLIB の 5 つの都市配置を対象とし、古典的 GA と量子風 GA との比較実験をより詳細に行った。また、先行研究⁷⁾にはなかった干渉交叉の対象となる親個体の選択法についても新たに実験を行い考察した。さらに、古典的 GA で TSP を解く場合、局所的な改善を目的としてしばしば局所探索 2-Opt 法が用いられる。先行研究⁷⁾ではこの 2-Opt 法は用いられていないが、本研究においては、この 2-Opt 法が干渉交叉に及ぼす影響についても新たに実験を行い考察した。

以下、古典的 GA と量子風 GA の概要や干渉交叉法について述べ、その後、数値実験による古典的 GA と量子風 GA との探索性能の比較結果について考察する。その結果、量子風 GA は、最適解発見率および平均探索世代数の観点で、古典的 GA に比べ優れた性能を有することを示す。さらに、局所的な探索改善を目的とする 2-Opt 法には、量子風 GA の特徴である干渉交叉による探索世代数の削減効果をさらに向上させる効果があることを明らかにする。

2. 古典的 GA と量子風 GA の概要

2.1 古典的 GA

図 1 (a) に示す古典的 GA とは従来の GA を指し、その基本的な仕組みを以下に示す⁴⁾。ただし、 $P(t)$ は世代 t における個体集団を、 p は集団 $P(t)$ を構成す

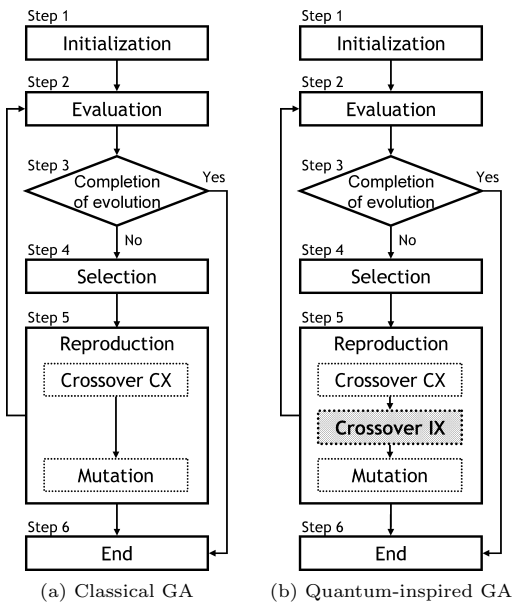


図 1 古典的 GA と量子風 GA との比較

Fig. 1 Comparison of classical GA and quantum-inspired GA.

る 1 個体を表す．

Step 1〔初期化〕 ランダムに初期世代 ($t = 0$) の集団 $P(0)$ を生成する．

Step 2〔評価〕 現在の集団 $P(t)$ 内の各個体 p に対して適応度 $fitness(p)$ を計算する．

Step 3〔終了判定〕 あらかじめ指定された進化の終了条件を満たしていれば Step 6〔進化終了〕へ、そうでなければ Step 4〔選択〕へ．

Step 4〔選択〕 $fitness(p)$ に比例する確率分布を用いて、 $P(t)$ から親個体群 $\dot{P}(t)$ を選び出す．

Step 5〔生殖〕 選び出された親個体群 $\dot{P}(t)$ に遺伝的オペレータ（古典的交叉、突然変異）を作用させ、次世代の集団 $P(t+1)$ を生成する．その後、Step 2〔評価〕へ．

Step 6〔進化終了〕 あらかじめ指定された条件を満たしたため、進化を終了する．

なお、古典的 GA では、対象とするシステムを遺伝子が一直線上に並んだ染色体で取り扱っている．たとえば対象問題が TSP であれば、巡回する順番に都市名を列挙した文字列を染色体とするパス表現（path representation）や、1 点交叉などによる致死遺伝子の生成を抑制する順序表現（ordinal representation）などのコード化がある．ナップザック問題であれば、荷物をナップザックに入れられない“0”と入れる“1”とを列挙した文字列を染色体としてコード化する．そして、これらの染色体をもとに、それぞれ最短巡回路の

探索や重さ制限内にナップザックに入った荷物が最大価値になるような組合せを探索することになる．

2.2 量子風 GA

2.2.1 基本的な仕組み

量子風 GA の基本的な仕組みは、図 1 (b) に示すように前述の古典的 GA とほぼ同じである．その違いは、古典的 GA の Step 5〔生殖〕で作用させる遺伝的オペレータにある．古典的 GA では遺伝的オペレータとして主に古典的交叉と突然変異が用いられるが、量子風 GA では古典的交叉の直後に干渉交叉が用いられる⁷⁾．つまり、量子風 GA における基本的な仕組みは、次のようになる．ただし、記号については、2.1 節と同様、 $P(t)$ は世代 t における個体集団を、 p は集団 $P(t)$ を構成する 1 個体を表すものとする．

Step 1〔初期化〕 ランダムに初期世代 ($t = 0$) の集団 $P(0)$ を生成する．

Step 2〔評価〕 現在の集団 $P(t)$ 内の各個体 p に対して適応度 $fitness(p)$ を計算する．

Step 3〔終了判定〕 あらかじめ指定された進化の終了条件を満たしていれば Step 6〔進化終了〕へ、そうでなければ Step 4〔選択〕へ．

Step 4〔選択〕 $fitness(p)$ に比例する確率分布を用いて、 $P(t)$ から親個体群 $\dot{P}(t)$ を選び出す．

Step 5〔生殖〕 選び出された親個体群 $\dot{P}(t)$ に遺伝的オペレータ（古典的交叉、“干渉交叉”，突然変異）を作用させ、次世代の集団 $P(t+1)$ を生成する．その後、Step 2〔評価〕へ．

Step 6〔進化終了〕 あらかじめ指定された条件を満たしたため、進化を終了する．

なお、量子風 GA でも古典的 GA と同様に、対象とするシステムを遺伝子が一直線上に並んだ染色体で取り扱う．

2.2.2 干渉交叉法

量子風 GA における干渉交叉の処理手順を、例をあげて説明する．各個体 p の適応度 $fitness(p)$ に比例する確率分布で集団 $P(t)$ から選び出された親個体群 $\dot{P}(t)$ に対して遺伝的オペレータを作用させるが、この干渉交叉は古典的交叉の直後に用いられる⁷⁾．古典的交叉後の個体集団 $P_1(t)$ からいくつかの個体群 $\dot{P}_1(t)$ を選び、選ばれた個体群 $\dot{P}_1(t)$ 全体に対して染色体どうしを干渉させるというのが干渉交叉である．

Narayanan ら⁷⁾ が提案した干渉交叉は、個体群 $\dot{P}_1(t)$ を親個体としてそれらの染色体を並べて斜め右下方向に遺伝子を 1 つずつ抽出して、新しい子個体群 $\dot{P}_2(t)$ を生成するものである．その様子を図 2 に示す．この図は、遺伝子長が 10 で、干渉交叉の対象

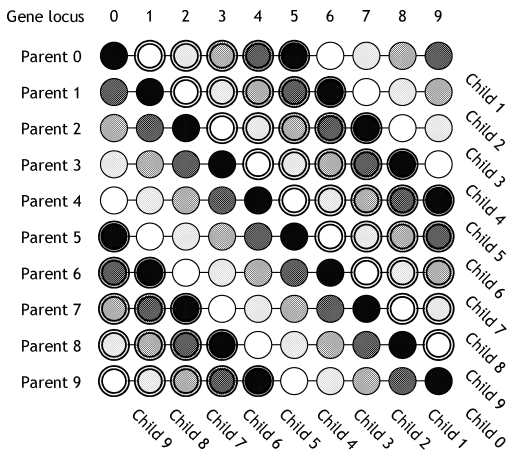


図 2 干渉交叉法

Fig. 2 Interference crossover method.

となる親個体数が 10 個体の場合の例である。各行は干渉交叉前の親個体の遺伝子情報であり、1 遺伝子を表すセルの濃淡のそれぞれの集合は干渉交叉後新たに生成される子個体の遺伝子情報を表している。各染色体が干渉し、斜め右下（対角線）方向に並んでいる遺伝子の集まりが新しい子個体として親個体に代わり次世代に引き継がれることになる。

つまり、干渉交叉によって新しく生成される 0 番目の子個体 Child 0 の染色体は、親個体集団中の親個体 Parent 0 の遺伝子座 0 の遺伝子、親個体 Parent 1 の遺伝子座 1 の遺伝子、 \dots 、と抽出していき、最後に親個体 Parent 9 の遺伝子座 9 の遺伝子をつなぎ合わせたものとなる。同様に、干渉交叉の開始位置を親個体 Parent 1 に代えて処理する。つまり、1 番目の子個体 Child 1 の染色体は、親個体 Parent 1 の遺伝子座 0 の遺伝子から親個体 Parent 9 の遺伝子座 8 の遺伝子までと、最初に戻って親個体 Parent 0 の遺伝子座 9 の遺伝子によって構成されることになる。なお、遺伝子座 (gene locus) とは、染色体における遺伝子の位置のことである。

この干渉交叉を式で表現すると、交叉対象となる親個体数 n 、各親個体の遺伝子長 l に対して、次のように表すことができる。

$$M_{genes}^{individuals} \equiv M_l^n = \{c_0, \dots, c_i, \dots, c_{l-1}\}.$$

ここで c_i ($i = 0, \dots, l-1$) は、基準となる親個体 (交叉を開始する親個体) を $i = 0$ とし、斜め右下方向に干渉させる際の各親 i における抽出遺伝子数を表しており、Narayanan らの干渉交叉では、 $c_i = 1$ となる。図 2 の場合、 $n = 10$ 、 $l = 10$ であるため、

$$M_{10}^{10} = \{1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1\},$$

と表現できる。

なお、この式を用いると、 $n = 2$ 、 $l = 10$ における古典的交叉法の 1 点交叉は、たとえば、

$$M_{10}^2 = \{2, 8, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\},$$

2 点交叉は、たとえば、

$$M_{10}^2 = \{3, 4, 3, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0\},$$

と表現できる。

このような干渉交叉は、もともと量子力学における多世界解釈での並行宇宙論と関連し、各宇宙には染色体のいくつかの個体があり、古典的 GA により進化するが、各宇宙での古典的交叉のあとに、並行している宇宙どうしがお互いに干渉し、宇宙どうし間で干渉交叉が引き起こっていると解釈している。

2.2.3 量子風 GA の適用例

KP では $\{0, 1\}$ のバイナリ GA で行うのでこのような干渉で処理していけるが、TSP では、染色体がパス表現されているとき、次に来るべき遺伝子情報がすでに生成中の新たな子個体に含まれていた場合、2 度目に現れた重複都市名の昇順で次の都市名が代わりとなり、それを遺伝子情報として採用することとする。すなわち、2 度目に現れた重複都市名がたとえば “C” であったなら “D” を代わりとし、“D” もすでに使われていれば “E” とし、最後の都市名までいってもなければ最初の都市名に戻るようになる。

ここで、干渉交叉の対象となる個体数 n_{IX} は、先行研究⁷⁾では個体の遺伝子長 l と等しい場合についてのみ述べられているが、 n_{IX} が l より大きくても小さくても実行可能であることに注意していただきたい。

Narayanan ら⁷⁾の実験では、文献 7) に示されている距離マトリックスを持つ 9 都市からなる都市配置を対象として、最短の移動距離で全都市を巡回する訪問順序を求める簡単な TSP に対してのみ実験を行っており、50 回試行の平均値で比較した場合、干渉交叉を加えた量子風 GA では古典的 GA の約 2/3 の少ない探索世代数 (量子風 GA は 16.10 世代、古典的 GA は 24.16 世代) で最適解の発見に成功した例が示されている。なお、その他の実験の詳細については、残念ながら、文献 7) には述べられていない。

以下、この干渉交叉の効果をより詳しく検討するためにに行った実験内容とその結果を示し、干渉交叉の効果を考察する。

3. 干渉交叉の対象となる親個体の選択法および局所探索を考慮した量子風 GA の実験

実験は、TSPLIB にある 5 つの問題 (burma14, ulyssees16, gr17, gr21, そして gr24) を対象とした

(問題名の数値は都市数を表す). 先行研究⁷⁾では9都市の問題のみを対象としていたが, ここではそれよりも2倍以上都市数の多いTSPLIBの都市配置を対象として, 古典的GAと量子風GAとの比較実験をより詳細に行った. また, 先行研究⁷⁾にはなかった干渉交叉の対象となる親個体の選択法についても新たに実験を行った. さらに, 先行研究⁷⁾では局所探索2-Opt法は用いられていないが, 本研究においては, この2-Opt法が干渉交叉に及ぼす影響についても新たに実験を行った.

3.1 量子風GAにおける選択法

干渉交叉を行うとき, 干渉交叉の親となる個体の選択法にはいくつか考えられる. 先行研究⁷⁾では9個の全個体を親として干渉交叉を適用しているが, 本実験では, 全個体数 n 個から一部を親個体として n_{IX} ($\leq n$) 個をランダムに選択する方法を含め, 以下に示す選択法に対して実験を行った.

ランダム選択法 IX_{rnd} 干渉交叉の対象個体をランダムに n_{IX} 個選択する方法である.

ルーレット選択法 IX_{rlt} 干渉交叉の対象個体を適応度に比例する確率分布で n_{IX} 個選択する方法である.

エリート選択法 IX_{elt} 干渉交叉の対象個体を適応度の上位個体(エリート個体)から順番に n_{IX} 個選択する方法である.

さらに, 選択した個体群を適応度の高い順に並べ替えた後に干渉交叉を行う場合の探索結果への影響も考慮するものとした. 並べ替えの有無を明確に表記するため, 並べ替えを行う場合には, 上記表記法の右肩に“sort”の意味で“s”を付けるものとする. つまり, IX_{rnd} や IX_{rlt} において並べ替えを行う場合, それぞれ IX_{rnd}^s と IX_{rlt}^s と示す. なお IX_{elt} に関しては, 干渉交叉の対象個体を選び出す段階ですでに並べ替えられているため, 再度並べ替えを行うことはしないものとする. つまり, IX_{elt} と IX_{elt}^s は同じ方法ということになる(以降では IX_{elt}^s で統一して表記する). したがって, 並べ替えの有無を考慮した選択法としては, IX_{rnd} , IX_{rnd}^s , IX_{rlt} , IX_{rlt}^s , そして IX_{elt}^s の合計5種類となる.

また, TSPにおいては遺伝子情報の並びが重要であるため, 干渉交叉を実行する前に, 巡回開始都市である遺伝子座0の都市名を, 選び出された親個体で先頭にして一致するように遺伝子を並べ替えることによる探索結果への影響も調べる実験を行った.

3.2 量子風GAにおける局所探索

一般に, 古典的GAでTSPを解く場合, 局所的な

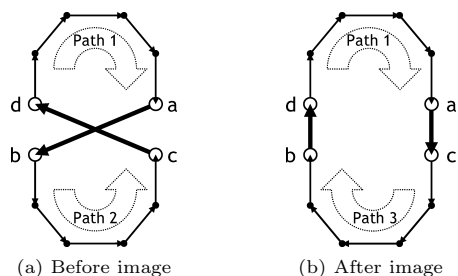


図3 2-Opt法による巡回路変更の一例
Fig.3 An example of tour change by 2-Opt method.

改善を目的としてしばしば2-Opt法が用いられるが, 本実験においても2.1節や2.2.1項で述べたStep5〔生殖〕の突然変異の直前に用いるものとした.

2-Opt法は, 巡回路の一部を逆転することにより解の改善を試みる局所探索法であり, 局所探索の結果はラマルク主義(Lamarckism)により遺伝子型に反映させる. たとえば, 都市の巡回路で, 図3のように $a \rightarrow b, c \rightarrow d$ の2つの経路(図3(a))をそれぞれ $a \rightarrow c, b \rightarrow d$ に変更し, 同時にPath2の逆順を作ってPath3を生成した(図3(b))とする. このとき, Path2とPath3は同じ距離であるので, 変更前と変更後の巡回路長は変更部分の差となる.

つまり,

$$L(a, b) + L(c, d) > L(a, c) + L(b, d), \quad (1)$$

が成立すると, 変更が巡回路長を改善したことになるので, そのように染色体を再構成する. 一方, 式(1)が成立しない場合には, 染色体の再構成は行わず, もとの染色体のままとする. ただし, $L(x, y)$ は, 経路 $x \rightarrow y$ の経路長を表す.

3.3 実験内容

前述の選択法(適応度による親個体群の並べ替えの有無も考慮するため合計5種類), 開始都市名一致の有無(2種類), そして2-Opt法の有無(2種類)のすべての組合せに対して, 後述する干渉交叉率 r_{IX} を10%~100%まで10%ずつ変化させる実験を, 1つの組合せに対して50回試行するものとした. すでに述べたとおり, 本実験においてはTSPLIBの5つの問題を対象としているため, つまり量子風GAに対しては合計50,000回の数値実験を行った. さらに, 比較対象としての干渉交叉のない古典的GAについても50回の試行を2-Opt法の有無に対して行い, つまり合計500回の数値実験を行った.

本実験における遺伝子コーディングとしては, 巡回する順番に都市名を列挙した文字列を染色体とするパス表現を採用した. 適応度は巡回路長の逆数とし, 適応度に比例する確率分布で選んだ親個体に対して,

まず古典的交叉を行う．2 個の親個体による 1 回の古典的交叉で 1 個の子個体が生成され，合計 n 回の古典的交叉により，親個体数と同数の子個体が生成される．なお，本実験で用いた古典的交叉法は，遺伝子がパス表現でコード化されている場合であっても致死遺伝子が生成されない，という特徴を持つ以下に示す交叉法²¹⁾である．

Step 1 新たに生成する子個体の先頭遺伝子 (0 番目の遺伝子) を任意に決める (巡回路であるのでこの都市から開始してもかまわない)．

Step 2 子個体の遺伝子の 1 番目を決める．決めようとする直前の遺伝子と同一な親遺伝子を見つけ，親個体の染色体上で，その後ろを対象としてそれまでに決まった子個体の染色体に含まれていない遺伝子をそれぞれ 2 個の親について求める．その求めた遺伝子のうち，直前の遺伝子 (ここでは 0 番目の遺伝子) との経路長が短い方を子個体の 1 番目の遺伝子とする．

Step 3 子個体の遺伝子の 2 番目以降も Step 2 と同様にして決める．

次に，量子風 GA では，この古典的交叉で新たに生成された n 個体からなる集団から，干渉交叉の対象となる n_{IX} 個の親個体をいずれかの選択法で選択し，それら親個体群に対して干渉交叉が干渉交叉率 r_{IX} で行われる．たとえば，図 2 のように，干渉交叉の対象となる親個体数 n_{IX} が 10 個体の場合で考えると，まず，親個体 Parent 0 の遺伝子座 0 を開始位置として干渉交叉で子個体 Child 0 を生成するか否かを干渉交叉率 r_{IX} で決定する．もし生成することになれば，干渉交叉で子個体 Child 0 を生成する．この生成された子個体 Child 0 は， n_{IX} 個の親個体に対する干渉交叉のすべての処理が終了した後，親個体 Parent 0 が淘汰されその代わりとして追加されることになる．一方，生成しないことになれば，親個体 Parent 0 の遺伝子座 0 を開始位置としての干渉交叉は行われず，次の親個体 Parent 1 の遺伝子座 0 を開始位置として干渉交叉で子個体 Child 1 を生成するか否かを干渉交叉率 r_{IX} で決定し，以降親個体 Parent 9 まで同様に処理されることになる．この干渉交叉率の使われ方を式で表すと，干渉交叉率 r_{IX} ， $r \in [0.0, 1.0)$ を満たす一様乱数 r に対して，次のように表すことができる．

$$\begin{cases} r_{IX} \geq r \Rightarrow \text{A new "Child" is born} \\ \quad \text{by executing the IX.} \\ r_{IX} < r \Rightarrow \text{The IX is not executed.} \end{cases}$$

なお，本実験において，干渉交叉の対象となる個体

表 1 実験で使ったパラメータ値
Table 1 Parameter values used in the experiment.

Parameters	Values used
Number of all individuals n	200 individuals
Maximum number of generations g_{max}	2,000 generations
Crossover CX rate r_{CX}	100%
Number of individuals for CX n_{CX}	n individuals
Crossover IX rate r_{IX}	10% to 100% (10% steps)
Number of individuals for IX n_{IX}	Number of cities
Mutation rate r_M	0.1%

数 n_{IX} は，都市数と同数とした．

さらに，局所的な探索改善を目的とした 2-Opt 法が用いられ，最後に突然変異が行われ，次世代の集団生成が完了となる．突然変異は，突然変異率 r_M で実行し，その処理は 1 つの染色体上でランダムに選んだ遺伝子座の 2 つの遺伝子を入れ換えることで行った．

なお，全個体数 n は 200 個体，進化の最大世代数は 2,000 世代とし，それ以前に最適解を発見できれば進化を終了するものとした．本実験で用いたパラメータ値をまとめたものを，表 1 に示す．使用した計算機環境は，CPU は Intel Pentium4-M 2.00 GHz，RAM は 768 MB，OS は Microsoft WindowsXP HE である．使用ソフトウェアは，Java 言語の開発環境である JDK (Java Development Kit) 1.4.1.02 である．

4. 実験結果と考察

4.1 最適解発見率と平均巡回路長

前述の 5 種類の選択法のうちで，最適解発見率が最も高かった方法に関する最適解発見率，平均巡回路長，そしてその選択法を，5 つの TSP ごとにまとめた実験結果を表 2 に示す．同表において，Discovery rate は最適解発見率 (50 回試行しているため，50 回最適解を発見できたときに 100.0% となる)，Ave. tour length は平均巡回路長， Err_R は最適解の巡回路長に対する最適解の巡回路長と平均巡回路長との差の相対誤差率，Selection method は干渉交叉対象個体の選択法， r_{IX} は干渉交叉率であり，そして Head matching は巡回開始都市名を一致，No head matching は巡回開始都市名は不一致の意味である．この巡回開始都市名の一致・不一致は，量子風 GA における干渉交叉に対してのみ適用でき，古典的 GA では干渉交叉がないので適用されない．また，表中の Selection method の行にある “Except IX_{elt}^s (100)” は，Selection method が “ IX_{elt}^s (100) 以外のすべての選択法” であることを

表 2 5 つの TSP における最上位の最適解発見率, 平均巡回路長, 選択法 (2-Opt 法あり)

Table 2 Best discovery rate of optimal solution, average length of tour and selection method in five TSPs (with 2-Opt method).

TSP (Opt. tour length)	Evaluated items and Selection method for IX	Quantum-inspired GA		Classical GA
		Head matching	No head matching	
burma14 (3,323)	Discovery rate [%]	100.0	100.0	100.0
	Ave. tour length (Err_R [%])	3,323 (0.0)	3,323 (0.0)	3,323 (0.0)
	Selection method (r_{IX} [%])	Except IX_{elt}^s (100)	Except IX_{elt}^s (100)	—
ulysses16 (6,859)	Discovery rate [%]	100.0	100.0	100.0
	Ave. tour length (Err_R [%])	6,859 (0.0)	6,859 (0.0)	6,859 (0.0)
	Selection method (r_{IX} [%])	Except IX_{elt}^s (100)	Except IX_{elt}^s (100)	—
gr17 (2,085)	Discovery rate [%]	100.0	100.0	100.0
	Ave. tour length (Err_R [%])	2,085 (0.0)	2,085 (0.0)	2,085 (0.0)
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd} (50,100),	IX_{rnd} (100),	—
		IX_{rnd}^s (100),	IX_{rnd}^s (20,90,100),	
		IX_{rlt} (10,100),	IX_{rlt} (100),	
gr21 (2,707)	Discovery rate [%]	100.0	100.0	100.0
	Ave. tour length (Err_R [%])	2,707 (0.0)	2,707 (0.0)	2,707 (0.0)
	Selection method (r_{IX} [%])	Except IX_{elt}^s (100)	Except IX_{elt}^s (100)	—
gr24 (1,272)	Discovery rate [%]	66.0	68.0	54.0
	Ave. tour length (Err_R [%])	1274.1 (0.17)	1274.0 (0.16)	1274.9 (0.23)
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rlt}^s (40)	IX_{elt}^s (60) and IX_{rnd} (80)	—

表している。

この結果から, 最初の 4 つの TSP については, 量子風 GA, 古典的 GA とともに 50 回中 50 回の割合で最適解を発見できていることが分かる。そのため, 両 GA 間での結果に差異は生じていないが, 対象とした TSP のうち都市数の最も多い gr24 では, 開始都市名一致・不一致にかかわらず, 量子風 GA の方が古典的 GA に比べ約 10%ほど最適解発見率が上回っていることが認められる。なお, gr24 に対する量子風 GA において, 開始都市名一致・不一致に関しては特に大きな差異は見られない。

ここでは, 量子風 GA の可能性を調べることを目的としたため, まず最適解発見率に着目して実験結果をまとめている。最も高い最適解発見率を得た選択法や干渉交叉率 r_{IX} については, 残念ながら, この実験においてはその統一性は見られないが, 少なくとも干渉交叉が最適解発見率の観点で有効に作用していることは確認できる。

ところで, 量子風 GA において, 干渉交叉対象個体の選択法が IX_{elt}^s で干渉交叉率 r_{IX} が 100% の場合のみ, 開始都市名一致・不一致にかかわらず, 最適解発見率が他の選択法や他の干渉交叉率に比べて極端に悪い結果となった。その結果を表 3 に示す。同表は, 量子風 GA におけるエリート選択法 IX_{elt}^s で干渉交叉率 $r_{IX} = 100\%$ のときの最適解発見率を各 TSP ごとにまとめたものである。この現象は, 世代交代を繰り返して進化した個体のうち, 適応度の高いエリート

表 3 量子風 GA におけるエリート選択法 IX_{elt}^s で干渉交叉率 $r_{IX} = 100\%$ のときの最適解発見率 (2-Opt 法あり)Table 3 Discovery rate of optimal solution in quantum-inspired GA in the case of elite selection method IX_{elt}^s at $r_{IX} = 100\%$ (with 2-Opt method).

TSP	Discovery rate [%] in quantum-inspired GA	
	Head matching	No head matching
burma14	2.0	8.0
ulysses16	0.0	10.0
gr17	6.0	0.0
gr21	6.0	0.0
gr24	0.0	0.0

個体に対して干渉交叉が過度に働き, 干渉交叉の作用の 1 つと考えられる個体の多様性を維持し局所解からの脱出を期待できる効果が, 逆にエリート個体を壊し負の方向に作用してしまった結果であるものと考えられる。

平均巡回路長の推移の代表的な例として, 表 2 の gr21 に関する推移を図 4 に示す。この図は, 横軸を世代とし, 50 回試行の平均巡回路長をプロットしたものである。この結果より, 量子風 GA では開始都市一致・不一致にかかわらず, 古典的 GA よりも最適解への早い収束が確認できる。量子風 GA における開始都市一致・不一致で比較すると, 開始都市一致は不一致に比べ探索のより早い段階で比較的短い巡回路を発見できている。これは, 干渉交叉の実行前に開始都市が一致するように, TSP で重要となる遺伝子情報を並べ替えることで, より効率的な探索が行われたものと考えられる。

表 4 5 つの TSP における最上位の平均探索世代数と選択法 (2-Opt 法あり)

Table 4 Best average number of generations and selection method in five TSPs (with 2-Opt method).

TSP	Evaluated item and Selection method for IX	Quantum-inspired GA		
		Head matching	No head matching	Classical GA
burma14	Ave. generation [generations]	97.8	66.2	232.6
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (100)	IX_{rlt}^s (100)	—
ulysses16	Ave. generation [generations]	109.0	116.2	192.2
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (90)	IX_{rlt}^s (50)	—
gr17	Ave. generation [generations]	262.6	423.0	573.5
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (100)	IX_{rlt}^s (30)	—
gr21	Ave. generation [generations]	34.9	43.0	98.2
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (70)	IX_{rlt}^s (80)	—
gr24	Ave. generation [generations]	1259.7	1276.0	1369.7
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rlt}^s (40)	IX_{rlt}^s (60)	—

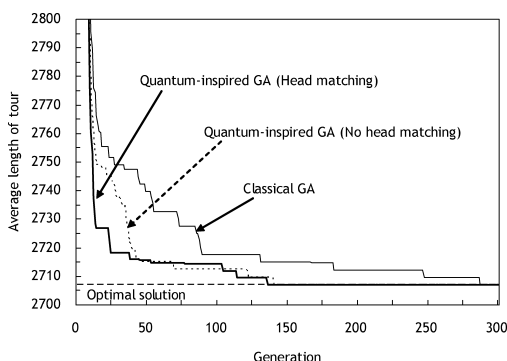


図 4 平均巡回路長の推移 (表 2 における“gr21”の場合)

Fig. 4 Transition of average tour length (in the case of “gr21” in Table 2).

4.2 平均探索世代数

前述の 5 種類の選択法のうちで、平均探索世代数が最も少なかった方法に関する平均探索世代数とその選択法を、5 つの TSP ごとにまとめた実験結果を表 4 に示す。量子風 GA の可能性を調べるために、4.1 節に続き、ここでは平均世代数に着目して実験結果をまとめることにする。同表において、Ave. generation は平均探索世代数であり、それ以外の項目の意味については表 2 と同様である。

この結果から、いずれの TSP に対しても、開始都市名一致・不一致にかかわらず、干渉交叉のある量子風 GA の方が古典的 GA よりも平均探索世代数の観点で優れていることが認められる。表 2 より両 GA において最適解発見率が 100.0%であった最初の 4 つの TSP について、量子風 GA と古典的 GA のそれぞれの平均探索世代数の平均値を求めると、量子風 GA は開始都市名一致の場合 126.1 世代、不一致の場合 162.1 世代、そして古典的 GA は 274.1 世代となり、開始都市名一致の場合、量子風 GA は古典的 GA の約 46.0%，開始都市名不一致の場合は約 59.1%の少ない探索世代数で済むことが分かる。この結果は、先行

表 5 5 つの TSP における平均探索世代数が上位 3 位までの選択法 (2-Opt 法あり、開始都市名一致)

Table 5 Selection method up to 3rd place on average number of generations for search in five TSPs (with 2-Opt method and head matching).

TSP	1st	2nd	3rd
burma14	IX_{rnd}^s (100)	IX_{rlt}^s (100)	IX_{rnd}^s (100)
ulysses16	IX_{rnd}^s (90)	IX_{rnd}^s (30)	IX_{rlt}^s (40)
gr17	IX_{rnd}^s (100)	IX_{rnd}^s (50)	IX_{rlt}^s (100)
gr21	IX_{rnd}^s (70)	IX_{rlt}^s (60)	IX_{rnd}^s (30)
gr24	IX_{rlt}^s (40)	IX_{rnd}^s (50)	IX_{rlt}^s (30)

研究⁷⁾よりも良い傾向である。また、最適解発見率が 100.0%に達していない gr24 を含めた場合で、同様に量子風 GA と古典的 GA のそれぞれの平均探索世代数の平均値を求めると、量子風 GA は開始都市名一致の場合 352.8 世代、不一致の場合 384.9 世代、そして古典的 GA は 493.2 世代となり、最適解を発見できず進化の最大世代数まで探索が進むケースが両 GA とともに増え量子風 GA の効果は薄れるものの、それでも開始都市名一致の場合、量子風 GA は古典的 GA の約 71.5%，開始都市名不一致の場合は約 78.0%の少ない探索世代数で済むことが確認できる。また、量子風 GA における開始都市一致・不一致に関しては、平均探索世代数の観点からは、干渉交叉の実行前に巡回開始都市である遺伝子座 0 の都市名を干渉交叉対象個体で一致させる方が、おおむね良好な結果となった。

次に、干渉交叉対象個体の 5 種類の選択法のうちで、平均探索世代数が上位 3 位 (平均探索世代数の少ない方が上位になる) までの選択法を、開始都市名一致の場合について各 TSP ごとにまとめた結果を表 5 に示す。

この結果から判断すると、今回の実験条件の下では、各 TSP に対して上位 3 位までに安定して入っている選択法は表中に下線で示されている IX_{rnd}^s であることが分かる。この IX_{rnd}^s を前述の最適解発見率の観点か

表 6 5 つの TSP における最上位の平均探索世代数と選択法 (2-Opt 法なし)
Table 6 Best average number of generations and selection method in five TSPs
(without 2-Opt method).

TSP	Evaluated item and Selection method for IX	Quantum-inspired GA		Classical GA
		Head matching	No head matching	
burma14	Ave. generation [generations]	1362.1	1401.9	1521.5
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (10)	IX_{rnd}^s (20)	—
ulysses16	Ave. generation [generations]	1684.8	1941.9	1960.1
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (100)	IX_{rnd}^s (30)	—
gr17	Ave. generation [generations]	1763.1	1953.8	1960.1
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (100)	IX_{rnd}^s (10)	—
gr21	Ave. generation [generations]	926.0	766.2	1124.7
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (40)	IX_{rnd}^s (10)	—
gr24	Ave. generation [generations]	1960.1	1920.4	2000.0
	Selection method (r_{IX} [%])	IX_{rnd}^s (70)	IX_{rnd}^s (60)	—

ら再考すると、表 2 から分かるとおり、 IX_{rnd} ははじめの 4 つの TSP である burma14, ulysses16, gr17, そして gr21 に対して最適解発見率が 100.0%であり、gr24 については最も高い最適解発見率を示した選択法ではないが、それでも IX_{rnd} は 56.0% (2-Opt 法あり、開始都市名一致の場合) の最適解発見率を示した。つまり、平均探索世代数の観点からは、選択法としては IX_{rnd} が比較的に優れているものと考えられる。しかしながら、最適解発見率の観点においては、 IX_{rnd} を用いた量子風 GA と古典的 GA とでは同程度の性能であることが分かる。また、平均探索世代数の観点において、どの程度の干渉交叉率が最適であるかについては今回の実験では明らかになっておらず、より多くの問題に対して都市数をさらに増やして実験を行い、分析する必要があるものと考えている。

4.3 局所探索 2-Opt 法が量子風 GA の干渉交叉に及ぼす影響

2-Opt 法が干渉交叉に及ぼす影響を検討するために、2-Opt 法による局所的な探索改善がない場合において、前述の 5 種類の選択法のうちで平均探索世代数が最も少なかった方法に関する平均探索世代数とその選択法を、各 TSP ごとにまとめた実験結果を表 6 に示す。4.1 節で述べたように、最適解発見率は 5 つの TSP のうち、4 つが 100.0%であったため、ここでは平均探索世代数の観点から考察していくことにする。

表 4 のときと同様に、最初の 4 つの TSP について量子風 GA と古典的 GA のそれぞれの平均探索世代数の平均値を求めると、量子風 GA は開始都市名一致の場合 1434.0 世代、不一致の場合 1516.0 世代、そして古典的 GA は 1641.6 世代となり、開始都市名一致の場合、量子風 GA は古典的 GA の約 87.4%、開始都市名不一致の場合は約 92.3%の少ない探索世代数で済むことが分かる。また、gr24 を含めた場合で、同様

に量子風 GA と古典的 GA のそれぞれの平均探索世代数の平均値を求めると、量子風 GA は開始都市名一致の場合 1539.2 世代、不一致の場合 1596.8 世代、そして古典的 GA は 1713.3 世代となり、開始都市名一致の場合、量子風 GA は古典的 GA の約 89.8%、開始都市名不一致の場合は約 93.2%の少ない探索世代数で済むことが分かる。

ここで、2-Opt 法の有無が、干渉交叉による平均探索世代数の削減効果に及ぼす影響を詳細に調べるために、2-Opt 法の有無それぞれに対して、干渉交叉による平均探索世代数の削減の度合いを、古典的 GA の平均探索世代数 (g_{CGA}) を 1.0 としたときの量子風 GA における平均探索世代数 (g_{QGA}) の削減比 ($= 1 - (g_{QGA}/g_{CGA})$) として、表 4 と表 6 をもとに各 TSP ごとにまとめたものを図 5 に示す。図 5 (a) は干渉交叉の実行前に巡回開始都市である遺伝子座 0 の都市名を干渉交叉対象個体で一致させるための並べ替えを行わない場合の結果であり、図 5 (b) は並べ替えを行い一致させた場合の結果である。

これらの結果から、開始都市名一致・不一致にかかわらず、2-Opt 法があるときの方が 2-Opt 法がないときに比べて、高い探索世代数削減比を示していることが分かる。これらは、先行研究⁷⁾ で得られた削減比の約 0.33 に比較して、おおむね大きな削減比が得られたことになる。つまり、この結果は、局所的な探索改善を行う 2-Opt 法は、量子風 GA の特徴である干渉交叉による探索世代数の削減効果を向上させる効果があることを示していると解釈できる。

なお gr24 についてはその効果が他の問題に比べて少ないが、これは最適解を発見できず進化の最大世代数まで探索が進むケースが両 GA とともに増え量子風 GA の効果が薄れてしまった結果であるものと考えられる。この gr24 については、先に述べたとおり、他

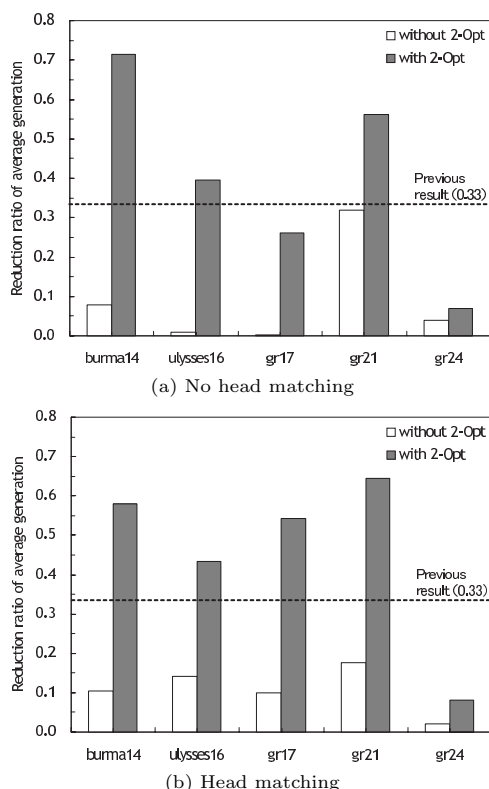


図 5 古典的 GA に対する量子風 GA の平均探索世代数の削減比
Fig. 5 Reduction ratio of average generation of quantum-inspired GA to classical GA.

の 4 つの問題に比べて最適解発見率が低い結果となった。今回は、Narayanan らによって提案された干渉交叉法の有効性を詳細に調べることを目的として研究を進めてきたが、この点に関しては、今後より詳細に分析する必要があるものと考えている。

5. おわりに

量子計算アルゴリズムなどに応用されている量子系の干渉効果を模倣した干渉交叉と呼ばれる手法を古典的 GA の遺伝的オペレータに組み込んだ量子風 GA は、最適解発見率および平均探索世代数の観点で、古典的 GA に比べ優れた性能を有することが、対象とした TSPLIB の 5 つの都市配置に関して確認できた。また、平均探索世代数の観点からは、干渉交叉の実行前に巡回開始都市である遺伝子座 0 の都市名を干渉交叉対象個体で一致させる方が、おおむね良好な結果が得られることが分かった。その際、各 TSP に対して平均探索世代数が上位 3 位までに安定して入る選択法は、今回の実験条件の下では IX_{rnd} であることが確認できた。さらに、局所的な探索改善を目的とする 2-Opt 法には、量子風 GA の特徴である干渉交叉によ

る探索世代数の削減効果をさらに向上させる効果があることが分かった。

本論文では、従来の研究よりも都市数の多い 5 つの TSP を対象とした。今後は、干渉交叉対象個体のどの選択法が最も優れており、どの程度の干渉交叉率が最適であるかについて、さらに都市数を増やして実験を行いより詳しく分析していくとともに、GA 以外の手法との優劣についても検討していく必要があるものと考えている。

参 考 文 献

- 1) Holland, J.H.: *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, Univ. of Michigan Press, Ann Arbor (1975).
- 2) Goldberg, D.E.: *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, Mass. (1989).
- 3) 北野宏明: 遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 東京 (1993).
- 4) 伊庭斉志: 遺伝的アルゴリズム, 医学出版, 東京 (2002).
- 5) Nielsen, M.A. and Chuang, I.L.: *Quantum Computation and Quantum Information*, Cambridge Univ. Press, Cambridge, New York (2000).
- 6) 中山 茂: 量子論理ゲートでの平方根ゲートの考察, 日本計算工学会論文集, No.20040021 (2004).
- 7) Narayanan, A. and Moore, M.: Quantum-inspired Genetic Algorithms, *Proc. IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp.61–66 (1996).
- 8) Menneer, T.S.I. and Narayanan, A.: Quantum-inspired neural networks (QUINNS), Technical report, Department of Computer Science, University of Exeter, Exeter EX4 4PT, UK., Research Report 329 (1995).
- 9) Kak, S.C.: Quantum Neural Computing, *Advances in Imaging and Electron Physics*, Vol.94, pp.259–313 (1995).
- 10) Ricks, B. and Ventura, D.: Training a Quantum Neural Network, *Neural Information Processing Systems* (2003).
- 11) Ventura, D.: Artificial Associative Memory Using Quantum Processes, *Proc. International Conference on Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol.2, pp.218–221 (1998).
- 12) 王 宇, 鶴沢偉伸, 由井園隆也, 佐藤公則, 中山 茂: 遺伝的局所探索に基づく耳画像を用いた個人識別の研究, 電気学会論文誌, Vol.124-C, No.6, pp.1267–1273 (2004).

- 13) Curtis, D. and Meyer, D.A.: Towards quantum template matching, *Quantum Communications and Quantum Imaging, Proc. SPIE*, 5161 (2003).
- 14) Han, K.-H. and Kim, J.-H.: Quantum-inspired Evolutionary Algorithm for a Class of Combinatorial Optimization, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol.6, No.6, pp.580–593 (2002).
- 15) 山本芳嗣, 久保幹雄: 巡回セールスマン問題への招待, 朝倉書店, 東京 (1997).
- 16) 彭 剛, 飯村伊智郎, 中山 茂: 巡回セールスマン問題における多重発見的探索法の検討, 日本計算工学会論文集, Vol.6, pp.155–161 (2004).
- 17) 飯村伊智郎, 松岡賢一郎, 中山 茂: 1 次元トラス網状離島モデルに基づく遺伝的局所探索における島間距離戦略の検討, 電気学会論文誌, Vol.125-C, No.1, pp.84–92 (2005).
- 18) 飯村伊智郎, 松留貴文, 中西達哉, 中山 茂: 巡回セールスマン問題における ACO による個性アリ戦略の検討, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J88-D-I, No.4, pp.900–905 (2005).
- 19) 飯村伊智郎, 松留貴文, 中山 茂: 群知能 ACO における女王アリ戦略の検討, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J88-D-I, No.10, pp.1599–1602 (2005).
- 20) 飯村伊智郎, 池端伸哉, 中山 茂: オブジェクト共有空間を用いた並列遺伝的アルゴリズムにおけるノアの箱舟戦略の検討, 情報知識学会誌, Vol.13, No.2, pp.1–17 (2003).
- 21) 平野広美: 遺伝的アルゴリズムプログラミング, パーソナルメディア, 東京 (1995).

(平成 17 年 6 月 15 日受付)

(平成 18 年 5 月 9 日採録)



中山 茂 (正会員)

昭和 23 年生。昭和 52 年京都大学大学院博士課程修了, 同年上智大学助手, 昭和 56 年京都工芸繊維大学助手, 昭和 62 年兵庫教育大学助教授, 平成 9 年より鹿児島大学工学部情報工学科教授。京都大学工学博士。平成 8 年情報文化学会賞受賞, 平成 12 年九州工学教育協会賞受賞。主として, 量子情報工学, 群知能, 分散オブジェクト, 進化的アルゴリズムの研究に従事。電子情報通信学会, 電気学会, システム制御情報学会各会員。



飯村伊智郎 (正会員)

昭和 44 年生。平成 6 年上智大学大学院博士前期課程修了, 同年 (株) 日立製作所日立研究所入所, 平成 9 年熊本県立技術短期大学校講師, 平成 14 年熊本県立大学総合管理学部総合管理学科助手, 平成 15 年同講師, 平成 18 年より同助教授。平成 16 年鹿児島大学大学院博士後期課程修了。博士 (工学)。平成 13 年情報処理学会大会奨励賞受賞, 平成 15 年日本機械学会計算力学部門優秀講演表彰受賞, 情報処理学会九州支部奨励賞受賞。主として, 進化型計算, 群知能, 分散並列処理の研究に従事。電子情報通信学会, 電気学会, システム制御情報学会等各会員。



松尾 翠

昭和 57 年生。平成 17 年熊本県立大学総合管理学部総合管理学科卒業。同年 (株) FCC テクノ入社。学士 (総合管理学)。主として, 進化型計算に興味を持つ。



前園 正宜

昭和 55 年生。平成 15 年鹿児島大学工学部情報工学科卒業, 平成 16 年同大学大学院博士前期課程修了, 現在, 同大学院理工学研究科博士後期課程システム情報工学専攻に在学中。修士 (工学)。主として, 並列遺伝的プログラミングによる画像フィルタ処理, 画像認識に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。