ジョブショップスケジューリング問題での 免疫アルゴリズムにおける螺旋交叉法の検討*

飯村伊智郎[†]・平見 亮[†]・森山 賀文[‡]・中山 茂[‡]

Consideration on Helical Crossover Method in Immune Algorithm for Job-Shop Scheduling Problem*

Ichiro IIMURA[†], Ryo HIRAMI[†], Yoshifumi MORIYAMA[‡] and Shigeru NAKAYAMA[‡]

1. はじめに

量子系の干渉効果を模擬し、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) における交叉オペレータに利用した干渉交叉 (Interference Crossover: IX) が、1996 年に Narayanan らによって提案されている [1]。彼らの研究では、巡回セールスマン問題 (Traveling Salesman Problem: TSP) に干渉交叉を適用し、従来の GA と比較して、その有効性が示されている。

一方、筆者らは、脊椎動物が持つ獲得免疫の仕組みを参考にした免疫アルゴリズム (Immune Algorithm: IA) における抗体産生のオペレータにその干渉交叉を組み込み、TSPLIB に含まれる eil101 (101 都市配置 TSP) に対してその効果を調べたものであるが、従来の IA (Classical IA: 古典的 IA) と比較して約 3.2 倍の最適解発見率が得られ、IA における干渉交叉が最適解発見率向上の観点で有効であることを確認した [2]。さらに、この干渉交叉を量子系の干渉効果と見るのではなく、DNA の螺旋構造に由来する螺旋交叉 (Helical Crossover: HX) として解釈する見方について、遺伝的プログラミングを対象とした先行研究で提案した [3]。

本速報では、文献 [3] の解釈のもと、干渉交叉を螺旋交叉とよぶことにし、TSP でその有効性が確認されている螺旋交叉をジョブショップスケジューリング問題 (Job-shop Scheduling Problem: JSP) に適用して、螺旋交叉が TSP に特化したものになっていないことを、IA を対象とした計算機実験を通して明らかにする。

以下では、IA における干渉交叉法とその螺旋構造的解釈について述べ、JSP への適用実験を通して IA における螺旋交叉法の探索性能を評価し、考察を加える。

Fig. 1 IX and HX (DNA helical structure-like interpretation of IX)

2. 免疫アルゴリズムにおける干渉交叉法とその螺旋構造的解釈

Narayanan ら [1] が提案した干渉交叉は、集団内のすべての抗体の中からいくつかの親を選び、それらの遺伝子情報を並べて斜め右下方向に 1 遺伝子ずつ抽出することで、子を産生するものである。その様子を Fig. 1(a) に示す。この図は、遺伝子長が 10 で、干渉交叉の対象となる親数が 10 個の場合の例である。各行は干渉交叉前の親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に新たに産生される子の遺伝子情報を表している。すなわち、干渉交叉によって新しく産生される 1 番目の子 C_1 は、親集団中の親 P_1 の遺伝子座 1 の遺伝子、親 P_2 の遺伝子座 2 の遺伝子、...、と抽出していき、最後に親 P_{10} の遺伝子座 10 の遺伝子をつなぎ合わせたものとなる。2 番目の子 C_2 以降も、干渉交叉の開始位置を親 P_2 以降に替えて、同様の方法で産生する。なお、IA における干渉交叉法の詳細については文献 [2] を参照されたい。

このように干渉交叉では、交叉対象の遺伝子の抽出は、最下段の親まで来れば、最上段に戻るようになっている。これを連続的であるととらえると、Fig. 1(b) のように、各親を管状の側面に中心軸に平行して順に配置すれば連続的になる。そして、干渉交叉と同様に遺伝子を抽出すると、子が螺旋状に配置することになり、これがあたかも DNA の螺旋構造のように見えることから、干渉交叉

* 原稿受付 2007 年 2 月 9 日

[†] 熊本県立大学 総合管理学部 Faculty of Administration, Pref. Univ. of Kumamoto; 3-1-100 Tsukide, Kumamoto 862-8502, JAPAN

[‡] 鹿児島大学 工学部 Faculty of Engineering, Kagoshima Univ.; 1-21-40 Korimoto, Kagoshima 890-0065, JAPAN
Key Words: immune algorithm, helical crossover, interference crossover, job-shop scheduling problem.

の螺旋構造的解釈が可能となる。

3. JSP への適用実験

3.1 JSP における遺伝子コーディング

以降に述べる実験で用いた遺伝子のコーディング法は、ガントチャートをもとにした各機械における仕事の投入順序を順列で表し、2次元配列として表現したものを遺伝子型とする方法である。たとえば、仕事数が3個、機械数が3台である3仕事3機械JSPの各仕事についての作業順序と作業時間が、それぞれ次式で与えられているとする。

$$O^M = \begin{matrix} & \begin{matrix} \text{Machine order} \\ 1^{\text{st}} & 2^{\text{nd}} & 3^{\text{rd}} \end{matrix} \\ \begin{matrix} J_1 \\ J_2 \\ J_3 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 3 & 2 \\ 2 & 3 & 1 \end{pmatrix} \end{matrix}, \quad O^T = \begin{matrix} & \begin{matrix} J_1 & J_2 & J_3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} M_1 \\ M_2 \\ M_3 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 3 & 2 & 1 \\ 3 & 3 & 2 \\ 2 & 5 & 6 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

ここで、行列 O^M において j 行 k 列の要素は、仕事 J_j の k 番目の作業を処理する機械番号を表す。また、行列 O^T において i 行 j 列の要素は、機械 M_i での仕事 J_j の作業時間を表す。(1)式の制約条件を満たすJSPの解は、各機械について作業の順序と開始時刻を定めて、たとえばFig. 2(a)のようなガントチャートとして図示できる。そして、Fig. 2(b)がこのガントチャートに対する遺伝子型となる。

Fig. 2 Gantt chart and gene coding in JSP

この遺伝子型に対する交叉法として、JSPに対して従来から用いられている Inter-Machine JOX[4]の操作をFig. 3に示す。なお、本研究で対象としている螺旋交叉と区別するため、このような従来から用いられている交叉法をここでは総じて古典的交叉 (Classical Crossover: CX) とよぶ。Inter-Machine JOXは、各機械における仕事の投入順序をなるべく保存しながら子を生成する交叉法である。まず、仕事をランダムに複数個選択する。このとき、それぞれの仕事を選択される確率は1/2であ

Fig. 3 CX (Inter-Machine JOX)

り、選択された仕事は全機械で共通とする。Fig. 3(a)は J_2 のみが選択された例である。この選択された仕事については、親 P_1 から子 C_1 へ、親 P_2 から子 C_2 へ投入位置が引き継がれる。一方、選択されなかった仕事については、Fig. 3(b)に示すように、各機械ごとに親 P_1 から子 C_2 へ、親 P_2 から子 C_1 へ作業順序を保持するように左から右へ空いている投入位置 (遺伝子座) へ挿入することになる。

3.2 JSP への螺旋交叉法の適用方法

ここでは、このような2次元配列表現を抗体の遺伝子型としているため、抗体間での螺旋交叉は機械ごと、つまり遺伝子型としての2次元配列の各行ごとに遺伝子情報を集め螺旋交叉を適用する。親 P_k の i 行目、つまり機械 M_i における仕事の投入順序に関する遺伝子情報を P_k^i 、同様に子 C_k の i 行目を C_k^i とすると、前述の3仕事3機械JSPにおける螺旋交叉はFig. 4のようになる。まず、親 P_k ($k=1,2,3$) の遺伝子情報を機械ごとにまとめる。つぎに、機械 M_1 に関する遺伝子情報のうち、 P_1^1 の遺伝子座1から斜め右下方向に遺伝子を順に抽出していき、子 C_1 の1行目の遺伝子情報 C_1^1 を生成する。機械 M_2 , M_3 についても同様にして、 P_1^2 , P_1^3 の遺伝子座1からそれぞれ斜め右下方向に遺伝子を順に抽出していき、 C_1^2 , C_1^3 を生成し、これらの集合が新たな子 C_1 となる。子 C_2 , C_3 についても、機械 M_i に関する螺旋交叉の開始位置をそれぞれ P_2^i , P_3^i の遺伝子座1に替えて同様に処理する。

Fig. 4 Application of HX to JSP (Explanation as IX)

なお、JSPでは次にくるべき遺伝子情報がすでに産生中の新たな子に含まれていた場合、2度目に現れた重複仕事名の昇順で次の仕事名が代わりとなり、それを遺伝子情報として採用することとする。つまり、2度目に現れた重複仕事名がたとえば“ J_2 ”であったならば“ J_3 ”を代わりとし、“ J_3 ”もすでに使われていたならば“ J_4 ”とし、最後の仕事名までいってもなければ最初の仕事名“ J_1 ”に戻るようになる。

3.3 実験内容

筆者らは、先行研究として、螺旋交叉法をIAにおける抗体産生のオペレータに組み込み、TSPを対象とした数

値実験によりその有効性を確認した[2]. ここでは、螺旋交叉法がTSPに特化したものになっていないことを確認するために、対象問題をJSPに置き換えて実験を行うものとする. したがって、実験方法は文献[2]と同様とした. つまり、文献[2]のStep 7 [抗体産生の促進と抑制]で淘汰された $N_a/2$ 個 (N_a は全抗体数) の抗体を補充するStep 8 [抗体の産生] において、古典的交叉で新たな抗体を産生する割合 r_{CX} と、螺旋交叉で産生する割合 r_{HX} を、それぞれ1.0から0.0まで-0.1の間隔、0.0から1.0まで+0.1の間隔で変化させるものとして、各条件ごとに50回試行したときの最適解発見率と平均総所要時間(平均メイクスパン)を評価した. なお、古典的交叉は前述のInter-Machine JOX, 突然変異はJob-Based Shift Change[4]を採用し、各抗体の親和度を算出する際に必要となるデコーディング法にはGT法[5]を用いた. 対象はベンチマーク問題のFisher&Thompsonの10仕事10機械JSPであるft10(最適総所要時間は930)とし、最大世代数に達するか最適解を発見できた時点で探索を終了するものとした. 実験で用いたパラメータ値をTable 1に示す(記号の詳細は文献[2]を参照されたい).

Table 1 Parameter values used in the experiment

Parameters	Values used
Number of all antibodies N_a	200
Maximum number of memory cells N_m	5
Maximum number of generations g_{max}	10,000
CX ratio r_{CX}	1.0 to 0.0
Number of antibody pairs for CX n_{CX}	$\frac{N_a}{2} \times r_{CX}$
HX ratio r_{HX}	0.0 to 1.0
Number of antibodies for HX n_{HX}	$\frac{N_a}{2} \times r_{HX}$
Mutation rate r_M	1%
Threshold T_θ	0.7
Threshold T_ψ , T_ψ^m , $T_{\psi 1}^s$, $T_{\psi 2}^s$	0.8

3.4 実験結果と考察

実験結果をFig. 5に示す. 最適解発見率(棒)は試行回数あたりの最適解発見率を、平均総所要時間(折れ線)は各試行における最短総所要時間の平均である. なお、IAは記憶細胞が発見した解の集合であるため、平均総所要時間には記憶細胞に対する平均総所要時間を示すものとする.

この結果から、螺旋交叉を組込んだIAは、最適解発見率および平均総所要時間の観点で、古典的交叉のみの場合に比べて優れていることがわかる. とくに、交叉率が $(r_{CX}, r_{HX}) = (0.6, 0.4)$ のときの最適解発見率は72%で、古典的交叉のみの30%に比べ2.4倍の最適解発見率の向上が確認できる. さらに、平均総所要時間でも $(r_{CX}, r_{HX}) = (0.6, 0.4)$ のとき約933.54で、古典的交叉

Fig. 5 Comparison of discovery rate of optimal solution (Bar) and average makespan (Polyline)

のみの約942.91の場合に比べて短縮できていることが確認できる. これらは、螺旋交叉が抗体の多様性を維持し、局所解からの脱出に貢献できた結果であると考えられる.

このように、螺旋交叉を組込むと、古典的交叉のみの場合に比べ探索能力の向上が認められるが、螺旋交叉の割合 r_{HX} が高過ぎるとその効果が劣ることもわかる. これは、螺旋交叉による過剰な多様化によるものと思われる. 螺旋交叉を有効に組込むためには、適切な r_{HX} の設定が必要である.

4. おわりに

本速報では、TSPでその有効性が確認されている螺旋交叉法をJSPに適用し、IAにおける螺旋交叉法がTSPに特化したものになっていないという実証実験の結果について述べた. 10仕事10機械JSPのft10を用いた実験に対して調べたものであるが、IAにおける螺旋交叉法はJSPに対しても有効に作用し、古典的IAと比較して2.4倍の最適解発見率が得られた. 今後は、他のJSPにも適用し、螺旋交叉法の効果に関する詳細なメカニズムについて解析し考察していく必要がある.

参考文献

- [1] A. Narayanan and M. Moore: Quantum-inspired genetic algorithms; *Proc. IEEE Int. Conf. Evolutionary Computation*, pp. 61-66 (1996)
- [2] 中山, 飯村, 伊藤: 免疫アルゴリズムにおける量子干渉交叉法の検討; 信学論 D-I, Vol. J88-D-I, No. 12, pp. 1795-1799 (2005)
- [3] 中山, 前薊, 小野: 遺伝的プログラミングにおける螺旋交叉戦略; システム制御情報学会論文誌, Vol. 19, No. 6, pp. 262-268 (2006)
- [4] 小野, 小林: Inter-machine JOXに基づくJSPの進化的解法; 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 5, pp. 780-790 (1998)
- [5] B. Giffier and G. Thompson: Algorithms for solving production scheduling problems; *Operations Research*, Vol. 8, pp. 487-503 (1960)