

ジョブショップスケジューリング問題への分散遺伝的アルゴリズムの適用
花田 良子

1 はじめに

連続最適化問題において、分散 GA は単一母集団の GA(Single Population GA: SPGA) と比較して高品質な解が得られると報告されており、その解の探索メカニズムについても考察されている。しかしながら、離散的最適化問題における性能についての報告は少なく、その解探索のメカニズムについても明らかとなっていない。そこで、本研究では離散的最適化問題の中からジョブショップスケジューリング問題 (Job-shop Scheduling Problems: JSP) を対象として分散 GA の性能を検証し、JSP における分散 GA の解が成長するメカニズムを考える。また、現在の研究課題である解探索における人間とコンピュータの高度なコラボレーションを実現するためのツールの開発状況について報告する。

2 ジョブショップスケジューリング問題

n 個の仕事を m 台の機械で処理することを考える。各仕事を処理する機械の順序 (技術的順序)、および、各機械上での各仕事 (作業) の処理時間は与えられているものとする。JSP は、すべての仕事を処理し終えるまでの総所要時間 (makespan) を最小にするような作業の順序を決定する問題である。ただし、各機械の種類はすべて異なり、同時に複数の作業を処理することができない。また、各作業は、与えられた処理時間をかけて、各機械上で中断されることなく処理されるものとする。Fig. 1 にスケジュールの例を示す。

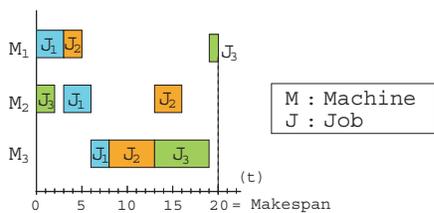


Fig. 1 スケジュールの例

3 JSP における DGA の性能

SPGA と DGA の性能を比較することで DGA の性能を検証する。ここでは、ft10 (10 仕事 10 機械問題) を対象とした。GA における世代交代モデルは Goldberg の Simple GA モデルを用いた。また、エリート保存戦略を用い、エリート 1 個体のみを無条件に次の世代に残した。交叉には inter machine JOX, 突然変異には job-based shift change を用いて実験を行っている。用いたパラメータはいずれの実験においても、全母集団サイズ

800, 交叉率 1.0, 突然変異率 0.1, 移住率 0.5, 移住間隔を 20 世代とし、DGA におけるサブ母集団数 4, 8, 20, 40, 100 および 200 とした。Fig. 2 に、50 回試行したときの最良値, 中央値, および最適解が得られた割合である。

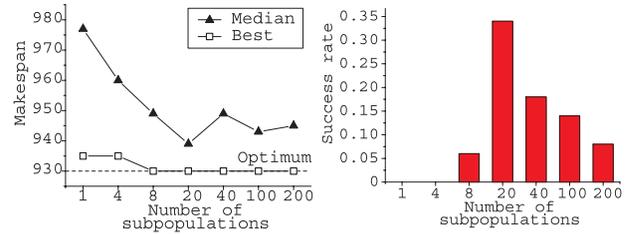


Fig. 2 SPGA と DGA の性能比較 (移住間隔: 20)

Fig. 2 から、SPGA と比較して DGA は解の品質が向上しており、DGA において、サブ母集団数が多いほど良い結果が得られることが分かる。そこで、分散 GA 特有のオペレータである移住の効果について次節で検討する。

4 移住による効果

移住の効果を調べるため、DGA と移住を行わない DGA の性能を比較する。Table 1 に Makespan, および Fig. 3 に最適解を得られた確率による比較を示す。Table 1 はサブ母集団数が 20 のときの結果である。DGA は

Table 1 移住の有無による DGA 性能比較

	最良値	平均値	中央値
移住あり DGA	930	942.34	939
移住なし DGA	930	946.1	946

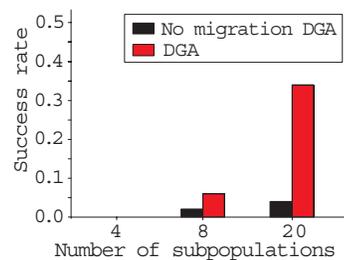


Fig. 3 最適解を得た割合

移住を行わない DGA と比較して、より高品質な解が得られ、高い割合で最適解を得ることができることが分かる。このことから移住によって解の品質がより向上し、最適解が生成されやすくなったと考えられる。そこで、次節では移住が解の成長に与える影響について検証する。

5 DGA における解の成長

解の成長について考察するため、部分解という概念を導入する。ここでは、最適値を持つ個体，すなわち最適スケジュールでの、それぞれの機械における仕事列を部分解ととらえることとする。例えば、Fig. 4 に示した 3 仕事 3 機械問題の最適スケジュールにおける機械 3 の部分解は仕事列 $\{J_2, J_3, J_1\}$ である。そして、Fig. 5 に示した個体は、機械 3 の仕事の投入順序が最適スケジュールと同じであるので機械 3 における部分解をもった個体であると考えられる。

DGA および移住を行わない DGA において解の成長過程を比較するために最適解の部分解を持つ個体がどのように増加するかを比較する。Fig. 6 および 7 に、移住あり DGA および移住なし DGA において、3 機械における最適解の部分解を持つ個体が母集団の中で占める割合の推移を示す。この結果は 1 試行の例である。

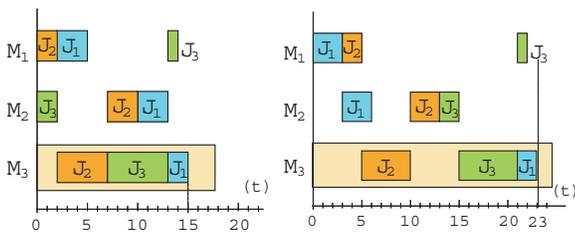


Fig. 4 最適値をもつスケジュール Fig. 5 部分解をもつスケジュール

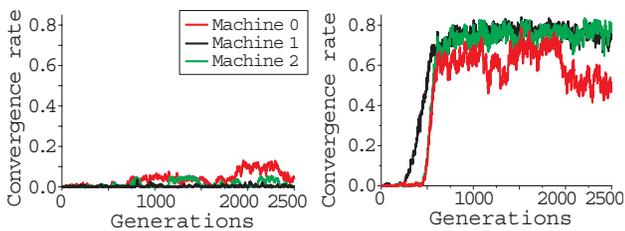


Fig. 6 移住なし DGA Fig. 7 移住あり DGA

DGA および移住なし DGA いずれにおいても最適解の部分解が発見されている。移住なし DGA においてその割合を見ると少なくとも 1 つのサブ母集団で発見されていることが分かる。そして DGA における割合を見ると、それらが移住により広がっていることが分かる。JSP は機械間の依存関係が強い問題ではあるが、サブ母集団ごとに部分解となり得る仕事列が局所的に発見され、移住によって他の仕事列と結合しより大きな部分解となり得る仕事列へと成長していることが確認できる。このことが DGA が最適解を得やすい理由であると考えられる。

6 現在の研究課題

現在の研究課題は、解探索において人間とコンピュータの高度なコラボレーションを実現することである。JSP のように、高性能のアルゴリズムを用いても解くことが

容易でない問題は多く存在する。こうした場合には、人間の直感に基づく高度な判断と進化的計算を行うコンピュータの共同作業が不可欠であると考えられる。すなわち、設計解の集団が進化するに際して、その進化状況をリアルタイムで観察し、もし進化が停滞していたら人間が進化を加速させるソリューションを与えることや、進化の方向を人間がコントロールすることにより、これまでの性能を画期的に向上させることが可能になると考えられる。現在は解探索の視覚化ツールを開発している段階である。Fig. 8 に開発しているツールのウィンドウの一部を示す。

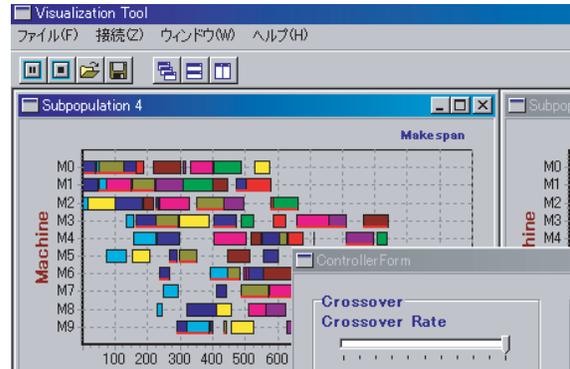


Fig. 8 解探索の視覚化ツール的一部分

Fig. 9 は各個体間の相異数の平均 (多様性)，および最良解の更新の 1 試行の履歴の一部である。ここでは ft10 問題 (最適値 930) を対象としている。図中の太い線が多様性、細い線が前の世代と現在の世代の最良解の相異である。なお、すべての世代において最良解を記録しており、得られた最良解が今までなかった解であった場合はこの線上で四角いポイントが生成される。

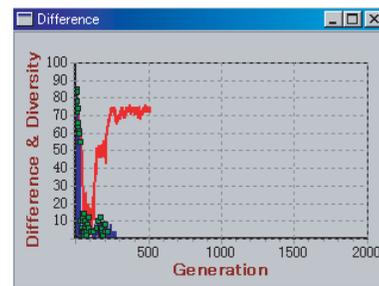


Fig. 9 多様性および最良解の更新の履歴

この結果は 100 世代あたりで突然変異率を 0.1 から 0.8 に変更した。そのため多様性が向上している。しかし、多様性が保てても、新たに最良解が更新されていないことがわかる。このことから、ある程度より解が生成されると突然変異により多様性をあげても探索状況が向上しないことが分かる。

今後も、解の成長の指標となるような値の検討、ツールの作成、および探索のメカニズムを検討していく予定である。