

遺伝的アルゴリズムの組合せ最適化問題への応用

— トラック配車計画問題 —

2H-10

大輪 勤, 阿部 哲也

(株)東芝 情報処理・機器技術研究所

1 はじめに

遺伝的アルゴリズムを組合せ最適化問題に応用し、良好な結果を得たのでここに報告する。遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm [1], 以下 GA と略記する) は、生物の進化にヒントを得た探索手法のひとつである。その特徴として、解候補 (以下、個体と記す) の集団を扱うこと、確率的な手法であること、対象とする問題の構造によらないこと、局所解からの脱出が可能なこと等が挙げられる。

GA の基本的な手順は次のようなものである。(1) 個体集団の初期化, (2) 親となる個体の選択, (3) 遺伝的オペレータを親に適用し子を得る, (4) 子を個体集団に加える, (5) 淘汰, (6) 終了条件を満たすまで (2) から (5) を繰り返す。GA をスケジューリングに応用した例としては、問題を変形し Traveling Salesman Problem として解いた [2] 等がある。

スケジューリング問題であるトラック配車計画問題 [3] を GA と全解探索手法とを結合して、組合せ最適化問題に変形することにより探索空間を減少させ、専門家の作成した解よりも良好な結果を得ることができたので報告する。

2 トラック配車計画問題

本論文で取り上げたトラック配車計画問題は実問題である。このトラック配車計画問題は、ジョブが配送業務であり、リソースがトラックである配車計画を作成する一種のスケジューリング問題とみなせる。配車計画は一日単位で作成される。

配送業務は出発時刻、到着時刻、走行距離、車種指定等があらかじめ与えられている。出発地点と到着地点は全て同一である。トラックは積載量の違いにより数種類ある。使用可能なトラック数には制限がない。

制約条件は、時間的に重なる配送業務は同じトラックに割当てできないこと、車種指定で許容されていない車種のトラックには割当てできないことの2つである。尚、深夜0時を挟んだ配車計画も許される。

配車計画の良否は、従来専門家が使用していた評価関数を用いて判断される。これは、走行時間・距離などから算出される各トラック毎の評価値の和である。

本問題の特徴は、(1) トラックの台数に制限がないため制約条件がかなり緩いこと (2) 妥当な評価関数があらかじめ存在すること (3) トラック一台当たりの担当配送業務数が少ないこと 等である。

3 トラック配車計画問題の GA における定式化

トラック配車計画問題を、GA と全解探索手法とを結合し、組合せ最適化問題として定式化する。

3.1 個体の表現

個体を深さが2のリストを用いて表現する。各サブリストが1台のトラックを意味する。例えば、配送業務に1~5の番号をつけた時 ((1 2) (3 4 5)) は2台のトラックの配車計画を表し、それぞれ、1と2, 3と4と5の配送業務を担当する。ここで、各サブリスト内の配送業務の順番は配送順序を表す。また、トラックの車種はそのトラックが担当する配送業務が必要とする車種とみなす。

3.2 個体集団の初期化

個体集団は、配車計画として有効な (即ち、全ての配送業務が重複なく計画に含まれ、かつ制約条件を満たしている) 個体のみをその要素とする。こうすることで、より探索空間を狭めることができる。個体集団はランダムに作成された有効な個体により初期化される。

3.3 遺伝的オペレータ

遺伝的オペレータとして、以下の交差、分割、移動の3種類を用意した。これらは等確率で適用される。

・交差: 2つの個体を親とし、親の部分解を持つ2つの子をなすもの。それぞれの親から配送業務が重複しないようにサブリストを選択し新たな配車計画とする。この様にすると必ずしも全ての配送業務をカバーできないため、カバーできなかった配送業務は、それらだけで初期化を行ない配車計画に追加する。

・分割: 1つの個体を親とし、親のサブリストの1つを分割し、他のサブリストはそのまま継承させる。

・移動: 1つの個体を親とし、2つのサブリスト間での配送業務の移動を行ない、他のサブリストはそのまま継承させる。

図1に各遺伝的オペレータの動作の様子を示す。ここでは、番号が1~5の配送業務があるものとし、図中の横線一本が一つの配送業務を示し、各行が一台のトラックを示す。破線で囲まれた部分が全体の配車計画である。

3.4 適応度

適応度とは個体に対する評価値を指す。ここでは、専門家の使用していた評価関数の値を用いる。

3.5 親の選択と淘汰

親の選択および淘汰には、適応度による順位を用いる。親はどの遺伝的オペレータの場合にも2つをペアとして選択する。ペアの中、一つは順位が最高のものを使用し、もうひとつは順位に応じた確率でランダムに選択される。淘汰も順位によって行なわれる。順位に応じた確率でランダムに一定数、個体集団から除かれた後、遺伝的オペレータにより生成された子が集団に加えられる。

3.6 全解探索との結合

初期化、交差オペレータ、移動オペレータでは、サブリスト内の配送業務の順番を、全解探索手法により定める。深夜0時を挟んでの接続も許されるため、最適な配送業務の順序は自明ではない。例えば、業務1が10時～18時、業務2が24時～1時とすると、業務1、業務2の順番で行なう方が良いか、業務2、業務1の順番の方が良いかは、評価関数により評価してみないと一概には言えない。サブリスト内の配送業務数をNとすると、(配送業務は時間的に重複しないので)どの業務から始めるかによりN通りの順序があり得る。

この配送順序の決定を全解探索に任せることで、GAは単に評価関数が最適となる配送業務の組分け方を決定すれば良くなる。この意味で問題は組合せ最適化問題となる。本手法の利点は配送順序の決定までGAが行なうのに比べ、GAにとり探索空間の減少が得られる点にある。

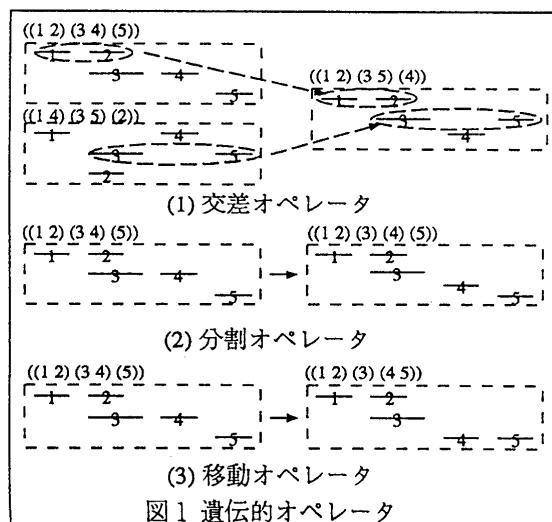


図1 遺伝的オペレータ

4 実データを用いた実験とその評価

実データを用いた実験を行ない、それらにより得られた配車計画と専門家の作成した配車計画の評価関数を

比較した結果、全事例にわたりGAは専門家と同等以上の性能を示した。

4.1 実験条件

実験条件は、個体数を30、選択される親の数を10、繰り返し回数を5000として行なった。この条件で一事例について5試行行ない、最良の評価値を示した個体を最終的な解とする。

4.2 実験結果

33個の実事例に対し前記条件の下で実験を行ない、専門家より良い計画を作成した事例数 : 13
 専門家と同じ計画を作成した事例数 : 20
 専門家より悪い計画を作成した事例数 : 0
 という結果が得られた。評価値の向上の程度は0～1%である。

4.3 評価

GAと全解探索手法を結合することで、トラック配車計画問題を組合せ最適化問題として取り扱い、専門家と同等以上の配車計画を得ることができた。実行時間は一試行1時間程度かかり、専門家より数倍遅い。実用システムとするには速度の向上が必要である。

本手法はトラック配車計画問題の特徴を利用している。つまり(1)制約条件が緩いため遺伝的オペレータを作用させた時、計画として有効な個体が作り易い(2)適切な評価関数が存在するため、それを適応度の基準としてそのまま利用できる(3)平均配送業務数が少ないため、配送順序を全解探索で求め得る。これによりスケジューリング問題を、組合せ最適化問題に変形でき、GAの探索すべき空間が小さくなる。この様な条件を満たす問題に本手法は適していると考えられる。

5 まとめ

GAを組合せ最適化問題に適用した。対象としてトラック配車計画問題を取り上げ、それを組合せ最適化問題として定式化し、実データによる評価を行ない良好な結果を得た。

参考文献

- [1] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, Univ. Michigan Press, 1975.
- [2] G. A. Cleveland and S. F. Smith, *Using Genetic Algorithms to Schedule Flow Shop Releases*, Proceedings of the ICGA'89, 1989.
- [3] E. Biagioni, et al., *Applying Neural Networks to Scheduling Problems*, 情報処理学会 知識工学と人工知能研究会資料, 89-A1-66, 66-1, 1989.