

反復局所探索による車両経路問題解法における脱出法の新方式

01013100 日本IBM 東京基礎研究所* 岡野 裕之†

1 はじめに

近年物流費見直しの気運が高まり、トラックなどの経路をデジタル道路地図上で求める技術が注目されている。そこで扱われる最適化問題は、一般に車両経路問題と呼ばれ、モデルと制約条件によって様々な変種が存在する。筆者は、次のようなモデル、制約条件を扱う車両経路問題解法を開発し、実問題に応用している：

- 複数の拠点から多種類の(容量の)車両が発出し、いくつかの地点を巡回し、元の拠点に戻る。
- 各地点では(単一種類の)物品を、それぞれ指定された数だけ配達するか、あるいは引き取る。
- 各拠点には車両保有台数、運転手の労働時間枠(9時から17時など)、昼の休憩時間(12時過ぎから1時間など)を指定でき、各地点には集配する物品の数量、作業時間、集配時間枠、集配可能な車両の最大容量(4t車以下など)を指定できる。

車両経路問題はNP-hardに属する組み合わせ最適化問題であるため、一般に近似解法が用いられる。筆者が開発した解法は、局所探索と局所解からの脱出を繰返し適用する反復局所探索法を採用している。そこで用いられている局所探索は、経路内の部分路の交換、移動を基本にした近傍操作を、巡回セールスマン問題の局所探索に用いる技法を応用して高速に実装したものである。本報告では、この局所探索の部分には触れず、反復局所探索法において局所解から脱出する技法についての新方式を提案し、既知の2方式と比較する。2つの実データを用い、時間最小化と経路数最少化の2つの目的での比較を行う。

2 反復局所探索法と脱出法

車両経路問題のある現状解を s とし、局所探索法 LS がその内部で生成する s の近傍を $N(s)$ とする時、 LS は評価関数 $F(s, N(s)) = \{Y, N\}$ が Y の場合に、その近傍を採用する ($s \leftarrow N(s)$)。評価関数 F は、次の3つの目的関数によって定義される：

- $L(s)$ 総走行時間と総停車時間の合計
 $P(s)$ 違反した制約条件を数値化したもの
 $R(s)$ 経路数(使用する車両の台数)

対象とする目的は、時間最小化 ($\min L$) と経路数最少化 ($\min R$) の2つで、それぞれ評価関数は次のように定義される：

時間最小化:

$$F(s, t) = \begin{cases} Y & L(s) + P(s) > L(t) + P(t) \\ N & \text{otherwise} \end{cases}$$

経路数最少化:

$$F(s, t) = \begin{cases} Y & \left[\begin{array}{l} L(s) + P(s) > L(t) + P(t) \text{ and} \\ (P(s) > P(t) \text{ or } R(s) = R(t)) \\ \text{or} \\ P(t) = 0 \text{ and } R(s) > R(t) \end{array} \right] \\ N & \text{otherwise} \end{cases}$$

反復局所探索法 ILS は、次のような手順で動作する：

1. $s :=$ initial solution, $b := s$, $i := 1$
2. $t := LS(s)$
3. if $F(s, t) = Y$ then $s := t$, $b := s$, $i := 1$
else $s := b$, $i := i + 1$
4. $s := ESC(s, i)$, go to 2

ここで s, t, b は解 (b が最良解)、 i は整数の変数である。 ESC は局所解からの脱出法である。全くでたらめに解を変化すると、次の LS で良い解が見つかりにくいことから、ある程度良い脱出解を求めることが必要とされる。ここでは、次の2方式を比較対象として用いる：

ノード抜き取り法: ランダムに i 個 (i は ILS 内の変数) のノードを抜き取り、それぞれ最良位置へ挿入する。
経路抜き取り法: ランダムに1~3本の経路を抜き取り、それらのノードをそれぞれ最良位置へ挿入する。

高い探索能力を持つと報告されている Rochat らの方法 [1] は、経路抜き取り法の一つと考えることができる。彼等の方法では、良い解に含まれていた経路が高い確率で残るように脱出解が生成される。比較対象として用いる経路抜き取り法は、経路をランダムに選択する点を除き、本質的には彼等の方法と同等である。

3 従来方式の問題点

経路数(車両台数)最少化が最適化の目的であっても、経路数を減少する近傍は局所的には探索できないため、局所探索は時間最小化目的で動作する。したがって、経路数を減少する近傍が数手先にあっても、時間を減少する目先の近傍にとらわれてしまい、経路数が減少しない局所解に行き当たる場合がある。脱出法はこの欠点を補うように設計しなければならない。

* 〒242-8502 神奈川県大和市下鶴間1623-14

† E-mail: okanoh@jp.ibm.com

しかし従来のいずれの脱出法でも、抜き出したノードをそれぞれ最良の位置へ挿入する時に、残っている経路には手を触れないため、経路数が減少する良い解が見つかる可能性が低い。つまり、残った経路間で部分路を交換、移動すれば経路数が減少するようにノードを挿入できる場合でも、それをする事ができない。

4 新方式の脱出法: 目的修正法

筆者が提案する脱出法は、選択した経路を抜き取る代わりに、それらの経路に関する目的関数を修正し、局所探索の中で自然に別経路に吸収させる方法である。この方法は本質的には、ランダムに抜き取った経路のノードを、残った経路を適当に変化させながら、適当な位置に挿入してゆくことと同等である。局所探索法に手を加えず、目的関数だけを切り換えることで容易に実装できる点が異なる。この方法の詳細を示す:

目的修正法: ランダムに1~3本の経路を選択し、その経路に関する目的関数 L をある定数倍するように修正する。経路数最少化の場合でかつ前回の LS の結果が許容解 ($P = 0$) の場合は、さらにノード数0の経路(未使用車両)の目的関数も同様に修正する。

脱出後に局所探索を実行した後、修正した目的関数を元に戻してから評価関数を評価する。経路数最少化の場合、未使用車両への割当てを制限しているが、前回の局所探索の結果が非許容解 ($P > 0$) だった場合、それ以上経路を減少できない可能性が高いので、未使用車両への割当ての制限は行わない。

5 各方式の評価

2つの実データ A, B を使って、ノード抜取り法、経路抜取り法、目的修正法を評価した。

入力データ A は、21 地点の配送先と1つの拠点からなる。複雑な時間枠条件のために、経路数最少化においては、($P = 0$ の範囲で) L の値をかなり悪くしないと R を減少できない難しい問題である。

入力データ B は 332 地点の配送先と4拠点からなる。この問題については時間最小化と経路数最少化の難しさはあまり変わらない。

3つの脱出法を用い、反復回数を最大50に設定した ILS を実行し、最良解が得られるまでの反復回数 I 、最良の R が得られるまでの反復回数 I_R (経路数最少化の場合)、および最良解を比較した(表1, 2)。いずれの結果も $P = 0$ なので、表ではこれを省略した。

目的修正法は他の2方式と比べ、経路数最少化において少ない反復回数で良い解を得ていることが分かる。特にデータ A において、他の2方式で得られていない

表 1: 実験結果 (経路数最少化)

	ノード抜取り法	経路抜取り法	目的修正法
A	$I = 7$ $I_R = 1$ $L = 66784$ $R = 4$	$I = 14$ $I_R = 1$ $L = 66784$ $R = 4$	$I = 3$ $I_R = 3$ $L = 71244$ $R = 3$
B	$I = 37$ $I_R = 28$ $L = 759297$ $R = 25$	$I = 49$ $I_R = 17$ $L = 766832$ $R = 25$	$I = 46$ $I_R = 2$ $L = 759951$ $R = 25$

表 2: 実験結果 (時間最小化)

	ノード抜取り法	経路抜取り法	目的修正法
A	$I = 7$ $L = 66784$ $R = 4$	$I = 7$ $L = 66784$ $R = 4$	$I = 7$ $L = 66784$ $R = 4$
B	$I = 46$ $L = 761776$ $R = 27$	$I = 45$ $L = 753681$ $R = 28$	$I = 27$ $L = 759382$ $R = 28$

経路数3の解が得られている。時間最小化においては、目的修正法は他の2方式とほぼ同程度の能力を有することが分かる。

6 おわりに

車両経路問題の解法として反復局所探索法を用いる時に必要となる、局所解からの脱出法の新方式、目的修正法を提案し、既知の2つの方式と比較した。提案した方法は、既知の方式では扱いが難しかった経路数(車両台数)最少化に対し、高速により解を得るために有効であることが分かった。また、時間最小化についても、既知の方法と同程度に優れていることが分かった。

目的修正法を組み込んだ反復局所探索の動作は、解空間の形状(ランドスケープ)を変化させながら局所解から脱出し、次々に局所解を探索していると見ることができ、与えられた解空間をたどる方法(例えばタブー探索[2])とは異なる新しいものである。

今後の課題として、より詳細な観察とベンチマークデータを使った他方式との比較、さらに長期的には、より一般的な最適化手法の開発などがある。

参考文献

- [1] Y. Rochat and E. Taillard, *Probabilistic Diversification and Intensification in Local Search for Vehicle Routing*, Journal of Heuristics, 1, 147-167, 1995.
- [2] I. H. Osman, *Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem*, Annals of Operations Research, 41, 421-451, 1993.