

第IV部門

アンツルーティングを活用した配車配送計画に関する研究

京都大学工学部 学生員 ○川本 宗由
 京都大学大学院 フェロー 谷口 栄一
 京都大学大学院 正会員 山田 忠史

1.研究の目的

近年、特に都市内における交通状況の悪化に伴う物流効率の悪化は甚だしいものとなっている。また、消費者の多様化に伴い Just-in-Time 輸送といった高度なサービスが要求され、これを満足させるため多頻度・小口輸送を行うことでサービスを実現している。その結果積載率が低下し、困難な配車配送が行われているのが現状である。本研究においては、企業側の配車配送計画の高度情報化による総コストの削減を目的として、アンツルーティングを活用した配車配送計画モデルを構築する。このようなシステム導入時における交通状況を再現し、総コストの削減効果について比較・検討する。

2.配車配送計画

2.1 定式化

本研究において、物流企業における最適な配車配送計画とは総コスト(固定費, 走行費, 遅刻・早着ペナルティ)を最小化するものと考え、集荷を対象として以下の定式化を行った。

Minimize

$$C(t_0, X) = \sum_{k=1}^b \sum_{l=1}^{m(k)} C_{f,l} \cdot \delta(x_l) + \sum_{k=1}^b \sum_{l=1}^{m(k)} C_{t,l}(t_{l,0}, x_l) + \sum_{k=1}^b \sum_{l=1}^{m(k)} C_{p,l}(t_{l,0}, \mathbf{x}_l) \quad (1)$$

$C(t_0, \mathbf{X})$: 総費用(円)

b : 企業におけるデポの総数

t_0 : トラック l がデポを出発する時刻を表すベクトル

\mathbf{x}_l : トラック l の配送ルートへの顧客の割り当てと訪問順序を示す数列

$m(k)$: デポ k において使用可能トラック台数の上限

$C_{f,l}$: トラック l の固定費用 (円/台)

$\delta_l(\mathbf{x}_l)$: = 1; トラック l を使用する時
 = 0; その他の場合

$C_{t,l}(t_{l,0}, \mathbf{x}_l)$: トラック l の運行費用 (円)

$C_{p,l}(t_{l,0}, \mathbf{x}_l)$: トラック l のペナルティ (円)

2.2 モデル比較

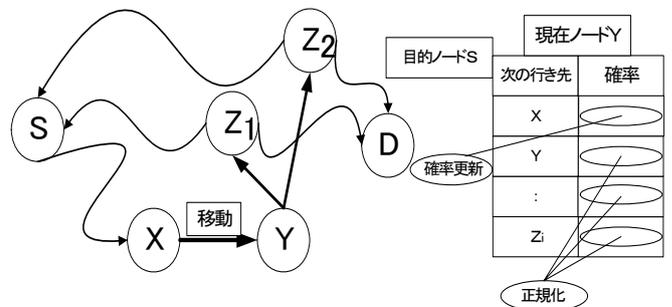
本研究において配車配送計画モデルとして最短経路探索にダイクストラ法を用いる VRPTW-F とアンツルーティングを用いる VRPTW-F の2種類を使用する。以下ではダイクストラ法を用いる VRPTW-F を従来の VRPTW-F として述べる。

VRPTW-F は 30 日間の交通流シミュレーションによって得られた履歴所要時間データを平均しリンク所要時間として用いる。従来の VRPTW-F の最短経路探索はリンク所要時間を用いて 1 分毎に行う。それに対してアンツルーティングを用いた VRPTW-F は 30 日間の履歴所要時間データを 1 分毎に学習した上で最短経路探索を行う。

3.経路探索手法

3.1 アンツルーティング

今回使用するアンツルーティングは強化学習を経路選択に応用した手法の一つである。アリの採餌行動モデルを利用した経路制御手法であり、アリが化学物質(フェロモン)によって巣と餌の間の最短経路を発見する方法を応用し、ノード間の最短経路を見つける。この手法は確率的に良好な経路を選択するため、ある特定の状況の下で、ネットワークの変化に対する適応力に優れている。



このネットワーク内のSで発生したアリが、XからYに移動したとき確率テーブル更新、つまり学習が行われる。このとき更新されるのはノードYにおける確率テーブルであり、Sを目的ノードとした上でのYからXへ行く確率である。

図1 アンツルーティングのアルゴリズム

図1にアンツルーティングのアルゴリズムを示す。

$$\Delta p = k / f(t) \quad k: \text{学習率(分)} \quad (2)$$

$$P_Y(S, X) = \frac{P_Y(S, X) + \Delta p}{1 + \Delta p} \quad (3)$$

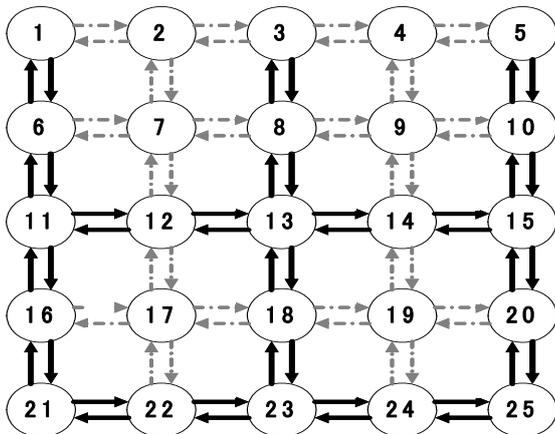
$$P_Y(S, Z) = \frac{P_Y(S, Z)}{1 + \Delta p}, Z \in \text{neighbor of } Y, Z \neq X \quad (4)$$

式(2), (3), (4)に従い確率更新は行われる。

4. ケーススタディ

4.1 設定条件

図2に本研究で用いた仮想道路ネットワークを示す。



13 : ノード

- ← : リンク (自由走行速度: 20km/h、自由走行時間 12分、2車線)
- ← - - : リンク (自由走行速度: 15km/h、自由走行時間 16分、2車線)

図2 対象ネットワーク

デポに待機しているトラックの数、種類並びにネットワーク上の顧客の位置・需要量は既知とする。物流企業は1社とし、デポの位置はノード5に固定する。トラックは、デポに2t, 4t, 10tトラックを2台ずつ配備した。顧客の配置はデポ以外のノードから選び顧客数を24個とした。また、顧客は全て集荷先と考え、集荷する貨物量は113.5~138 kg, 作業時間は10分とし、遅刻ペナルティも全ての顧客で一定とし、438.5円/分に設定した。時刻制約は9:00~18:00の時間帯でランダムに設定した。

4.2 計算結果

ここでは総物流コストの比較を行う。

図3より、学習率0.001-2.0のアンツルーティングを使用したVRPTW-Fでは多くの場合において総物流コストは従来のVRPTW-Fに比べて減少している。最も減少している場合(学習率1.0)では18%もの総物

流コストが削減されていることが確認された。

次に10日間のコストの標準偏差について検討する。図4は標準偏差と学習率の関係を表している。まず、多くの場合において学習率0.001-2.0アンツルーティングを使用したVRPTW-Fの総物流コストの標準偏差は従来のVRPTW-Fに比べて減少していることが確認できる。特に学習率0.6, 0.7では標準偏差は約200円と非常に小さな値を示し、従来のVRPTW-Fの標準偏差7436円を大幅に下回る結果となった。よって時間変動のある10日間の配送を行った場合でも多くの場合に安定した配送を実現していることが確認された。

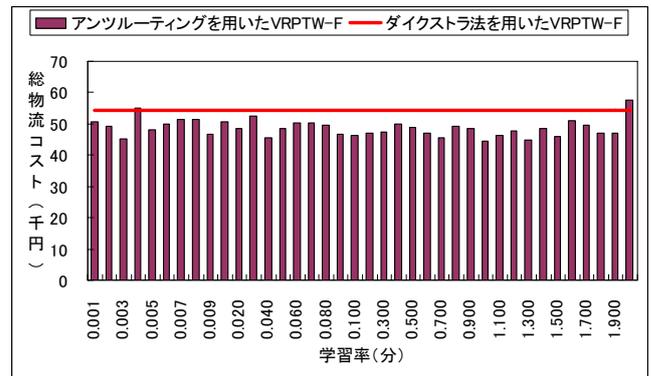


図3 総物流コストの比較

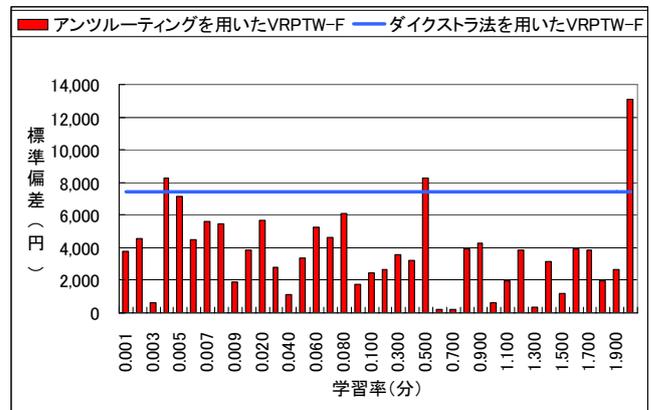


図4 標準偏差の比較

5. 結論

学習率は0.001~2.0までの範囲で設定したが、多くの場合でアンツルーティングを活用したVRPTW-Fにおいてコストの削減が確認された。そして平均だけでなく標準偏差も多くの場合において減少しており、安定した配送を可能とすることが確認された。

参考文献 1) Devika Subramanian, Peter Druschel and Johnny Chen: "Ants and reinforcement learning: A case study in routing in dynamic network", In Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-97), pp832-839, 1997