

経路学習を用いた配車配送計画厳密解の実配送への適用に関する研究*

Application of exact solution of vehicle routing and scheduling problems
with route learning for actual urban distributions*

安東直紀**・谷口栄一***・山田忠史****・川本宗由*****

By Naoki ANDO**・Eiichi Taniguchi***・Tadashi YAMADA****・Muneyuki KAWAMOTO*****

1. はじめに

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、消費者ニーズの多様化に伴い小口多頻度輸送・Just-in-Time輸送といった高度なサービスが要求され、その結果、物流効率の更なる低下を招いている。これらの理由により積載率の低下・車両台数の増加がおり、貨物車が都市内における交通状況を悪化させる原因の一つになるなど悪循環に陥っている可能性を指摘できる。しかし高度な配車配送計画を用いることで、コスト削減・環境負荷低減が可能となることが知られている¹⁾。配車配送計画の最適化は、NP困難な問題であり、都市内の複雑な条件を考慮した一定以上の規模の問題に関して厳密解を用いることは事実上不可能である。このような複雑な問題に関しては、通常近似解をヒューリスティック手法により求め、用いられることが多いが、問題規模に比例して解の精度を確保することが困難となるなど問題も指摘されてきた。本研究においては、配車配送計画の最適解を厳密解法により求めることとした。このとき、都市内の交通状況を考慮するため、経路選択モデルに経路学習手法の一つであるアンツルーティングを用いることで都市内の道路状況を考慮可能な配車配送計画モデルを構築する。このようなシステムを導入時における総コストの削減効果について、実配送との比較により検討を行う。なお、本研究で用いた流通企業の配送データを実配送と呼ぶこととした。

2. 配車配送計画モデル

*キーワード: 物流計画, ITS, 交通情報

**正員, 博士(工学), 京都大学大学院都市社会工学専攻
(京都市西京区京都大学桂,
TEL075-383-3231, FAX075-950-3800)

***フェロー, 工博, 京都大学大学院都市社会工学専攻
(京都市西京区京都大学桂,
TEL075-383-3229, FAX075-950-3800)

****正員, 博士(工学), 京都大学大学院都市社会工学専攻
(京都市西京区京都大学桂,
TEL075-383-3230, FAX075-950-3800)

*****非会員, 修士(工学), リクルートエージェント

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(固定コスト, 運行コスト, 遅刻・早着ペナルティ)を最小化するものであると考え、集荷を対象として以下の定式化を行った²⁾。

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

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)

$\delta(x_l)$: = 1: トラック l を使用する時

= 0: その他の場合

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

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

[配車配送条件]

- トラックは一日に複数回の巡回を行うことができる。
- 顧客はトラックの配送ルートのどれかに必ず割り当てられ、貨物はトラックの一回の訪問で全て集荷あるいは配送される。
- 一つの配送ルートの貨物重量の合計はトラックの積載容量を超えることが出来ない。
- 所定のトラック運行可能時間を設定する場合はそれを超えてトラックを運行することは出来ない。

このモデルではトラックの出発時刻、顧客の配送ルートへの割り当て、顧客の訪問順序を決定する。

本研究では、このモデルの解を求めるにあたり、列生成法(Column Generation Method)を用いて厳密解を求めた。その際、列生成法の制約のため、以下の仮定をおくこととした。すなわち、顧客における時間帯指定は遅刻を許さない Hard Time Windowとし、顧客間の移動コストは固定値とした。

2.2モデル比較

本研究で提案するアンツルーティングを用いた配車配送計画モデルは以下の点で既存の配車配送計画モデルと異なる。すなわち、事前に得られた所要時間情報の扱いである。既存のモデルでは、経路選択を行う際に用いる所要時間情報として、ネットワーク上の各リンクについて一定時間間隔でリンク所要時間を平均し、いわば平均的な1日を作成し、これを用いてDijkstra法などにより各顧客ノード間で最短経路探索を行う。得られた最短経路の所要時間を求め、配車配送計画モデルに適用する。本研究で用いた経路学習では一定時間間隔で過去の所要時間の日数分、アンツルーティングによって学習を行い、その上で最適な経路を出力する。このようにして得られた経路の所要時間を配車配送計画モデルに適用することで、厳密解法において単一の所要時間情報しか適用できないモデルにおいても、所要時間変動を考慮することを可能とした。

3. アンツルーティングを用いた経路選択

本研究において経路選択手法として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。アンツルーティングは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経路選択学習手法である。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、最適な経路を常に保持しようとする手法に比べ、ネットワークの変化に対する適応力に優れている³⁴⁾。

図1にアンツルーティングのアルゴリズムを示す。

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

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

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

$$Y, Z \neq X \quad (4)$$

式(2), (3), (4)に従い確率更新は行われる。

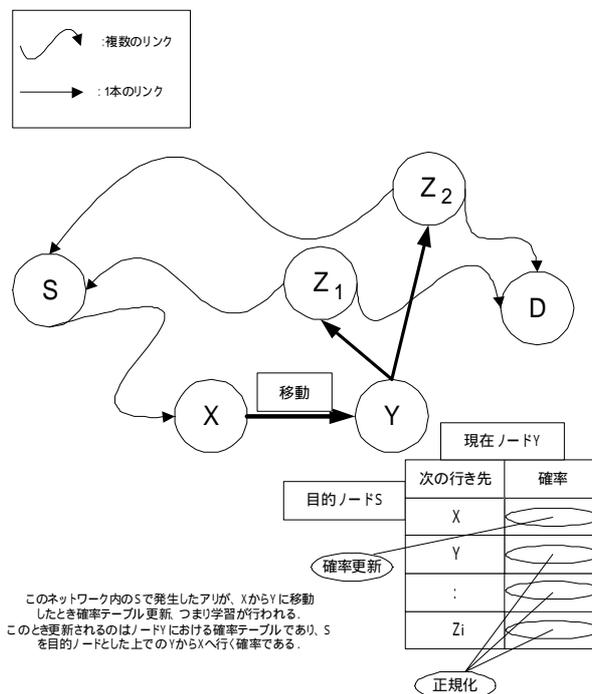


図1 アンツルーティングのアルゴリズム

4. 都市内配送における配車配送計画効率化の効果検証

4.1 大阪南部地区における実証実験

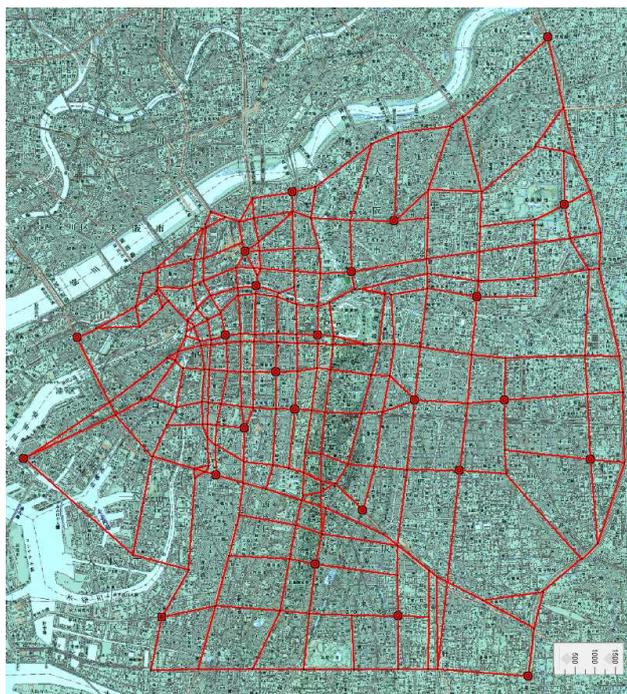


図2 大阪中央部ネットワーク

図 2 に本実験で用いた道路ネットワークを示す。本研究で用いる道路ネットワークは 225 ノード、789 リンクより構成される。所要時間情報の確保のため、全て VICS リンクより構成される道路ネットワークとした。仮想に配置した 24 箇所の顧客に対して配送計画を行うこととする。アンツルーティングを用いた配車配送計画及び物流企業の配送担当者の配送計画(実配送)において、以下の条件の下で訪問順序・経路を求めることとする。

使用トラックは 2t トラック 3 台、デポの稼働時間帯は 8:30 ~ 17:00、顧客の時刻制約は 10:00 ~ 11:30, 11:00 ~ 14:00, 14:00 ~ 15:00 のいずれかをランダムに設定した。

4.2 実験結果

5 日間の総コストの平均を表 1 に示す。アンツルーティングを用いた配車配送計画は、通常配送の配送経路と比較し、運行コストに関して 13%もの大幅な減少を示した。各配送計画の 5 日間の総走行距離、平均速度を表 2 に示す。VRPTW-PA は、物流企業の配送担当者により得られた配送経路と比べ、総走行距離が 9.6%減少した。総コスト、走行距離、走行時間いずれも削減することが出来、遅刻時間、早着時間が無視できるほど少なく、安定した配送が行われたことが確認出来た。

表 1 総コスト(5 日間平均)

| 単位(円) | 固定コスト | 運行コスト | 遅刻ペナルティ | 早着ペナルティ | 総コスト | (%) |
|---------------------|--------|--------|---------|---------|--------|-------|
| アンツルーティングを用いた配車配送計画 | 31,252 | 9,767 | 289 | 71 | 41,380 | 94.4 |
| 実配送 | 31,252 | 11,246 | 212 | 1,129 | 43,840 | 100.0 |

表 2 総走行距離・平均速度

| | 総走行距離(km) | 平均速度(km/h) |
|---------------------|-----------|------------|
| アンツルーティングを用いた配車配送計画 | 232.9 | 20.1 |
| 実配送 | 257.7 | 19.3 |

4.3 東京南部ネットワークにおける仮想配送

図 3 に本研究で用いた道路ネットワークを示す。ノード数 727、リンク数 2,276 から構成されるネットワークである。流通企業が実際に行っている配送データを参考に顧客情報を設定した。使用トラックは 2t トラック 3 台、顧客数は 38 顧客、時刻制約は 8:00 ~ 11:00 の時間帯において設定した。トラックは、デポに 2t トラックを 3 台ずつ配備した。

4.4 計算結果

5 日間の平均コストを表 3 に示す。いずれの配送計画も遅刻ペナルティは発生しないという結果であった。このため運行コストのみに差が現れた。表 4 より総走行時間に関しても同じく削減を示し、アンツルーティングにおいては効率の良い経路を選択していることが示唆される。

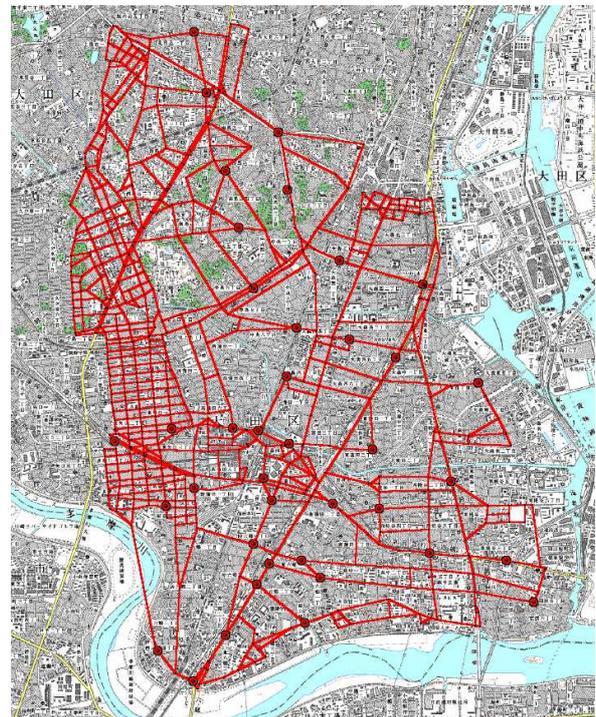


図 3 東京南部ネットワーク

表 3 総コスト(5 日間平均)

| (単位:円) | 固定コスト | 運行コスト | 遅刻ペナルティ | 総コスト |
|---------------------|--------|-------|---------|--------|
| アンツルーティングを用いた配車配送計画 | 31,253 | 4,472 | 0 | 35,725 |
| 最短経路探索を用いた配車配送計画 | 31,253 | 4,892 | 0 | 36,145 |
| 実配送 | 31,253 | 5,196 | 0 | 36,449 |

表4 総走行時間

| (単位分) | トラック1台あたりの 平均時間 | 全トラックの 総走行時間 |
|---------------------|--------------------|-----------------|
| アンツルーティングを用いた配車配送計画 | 106.3 | 319.0 |
| 最短経路探索を用いた配車配送計画 | 116.3 | 348.9 |
| 実配送 | 123.5 | 370.6 |

5. おわりに

適切な学習率の設定の下において、アンツルーティングを用いた配車配送計画は総コスト・総走行時間の削減を可能とし、安定した配送を可能とすることが確認された。アンツルーティングを用いた配車配送計画が、リンク所要時間の平均値を用いる既存の配車配送計画や物流企業の通常配送に比べ、総じてコストが減少するという結果から、所要時間変動を学習するアンツルーティングの経路探索が所要時間の不確実性を考慮できうると推測される。

参考文献

- 1) 谷口栄一, 根本敏則: シティロジスティクス, 森北出版, 2001
- 2) 谷口栄一, 山田忠史, 柿本恭志: 「所要時間の不確実性を考慮した都市内集配トラックの確率論的配車配送計画」, 土木学会論文集No674/IV-51, pp49-61, 2001.4
- 3) Matsuo, H. and Mori, K.: Accelerated ants routing in dynamic networks, 2nd international conf. on software engineering, artificial intelligence, networking & parallel/distributed computing, pp.333-339, 2001.
- 4) 斉藤亨, 松尾啓志: 「動的な環境下における履歴情報を用いた確率的ルーティング」, 電子情報通信学会研究会スベクトル拡散, SST2001-168, pp.289-296, 2002.