

自動運転によるワンウェイ型カーシェアリングの最適化

Optimizing One-Way Car Sharing with Autonomic Vehicle

大保征義¹⁾, 惣野源也²⁾, 長谷川浩志¹⁾

Motoyoshi Obo, Genya Souno and Hiroshi Hasegawa

1) 芝浦工業大学 大学院理工学研究科 システム理工学専攻 (〒337-0003 埼玉県さいたま市見沼区深作 307)

2) TIS (〒160-0023 東京都新宿区西新宿8丁目17番1号)

Car sharing is currently growing in popularity in Japan. However, unlike one-way car sharing in other countries, the vehicle must be returned to the rented place. In addition, Level 3 self-driving cars have appeared on the market and are becoming increasingly popular. In this background, this study aims to optimize the vehicle behavior flow in a simulation using one-way car sharing and autonomous driving to reduce costs and improve vehicle efficiency.

Key Words : One-way Car sharing, Optimization, Autonomous vehicle

1. はじめに

近年カーシェアリングサービスは全国的に拡大が進んでおり、日本国内においては全国2万以上のステーションが設置され、車両数は5万台をこえた[1]。加えて自動車産業では自動運転レベル3の機能を搭載した車両の販売や普及が進んでいる。一方海外では、車両の貸出場所と返却場所が異なるワンウェイ型カーシェアリングが浸透しつつあり、日本でも法整備によって同システムの実用化が進んでいる。惣野らは、p-メディアンモデルを用いて仮想ステーションの配置を最適化し、車両の総走行距離を減少させた[2]。さらに、自動運転を考慮したステーション間における車両の再配置のために、車両容量1のステーションをバッファとして設定することで、要求拒否の減少を実現した。しかしながら、仮想ステーションとしてバッファを設定したために、利用者はステーションまで移動しなければならず、余分な移動コストが発生してしまっていた[2]。

本研究では、自動運転車両を用いた車両周遊システムを”流し”とし、流しに於ける需要に基づいた経路探索の最適化を行う。流しとは、ステーション内の待機車両を一定範囲内で周遊させ、需要が発生した場合に需要地点に向かい、目的地まで利用者を輸送するプロセスである。この経路探索を最適化することによって、車両の待機時間と利用者の移動時間の削減、加えてシステム全体の車両稼働率を向上させることによるカーシェアリングシステム全体のコスト削減を最適化する。

2. 研究手法

(1) ワンウェイ型カーシェアリングでの流しの有用性

ワンウェイ型カーシェアリングにおける流しの有用性を示すために、利用者がステーションまで移動する従来の移動方式と流しの移動方式の所要時間を比較する。シミュレーションフローを図1に示す。

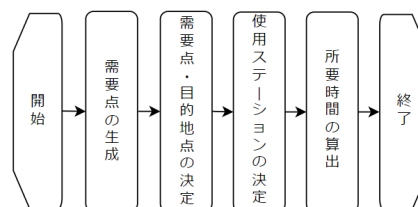


図 1 シミュレーションフロー

また、それぞれの移動方式における経路を図2に示す。需要点に最も近いステーションをステーションA、目的地に最も近いステーションをステーションBとする。ここで、所要時間はMapbox APIを用いて算出する。この時、自動車の表定速度を30 [km/h]として、目的地点の生成範囲を全てのステーションを範囲内に含む半径1 [km]とする。



図 2 目的地までの移動方法の比較

(2) 需要点の生成

惣野らの研究では、需要点を仮想ステーションとして定義[2]を行っていたが、本研究では、流しの最適化を行うにあたって各施設を中心としてランダムに生成する。需要点は、最も近い交通機関が円周上に位置するように半径を設定し、その円内に中心地点からの距離に応じて重みを考慮して生成される。重みとは、需要点の候補地に設定されるパラメータであり、中心地点からの距離が遠い程小さくなり候補地が需要点に選択される可能性が減

少する. 図3に需要点を生成するフローチャートを示す.

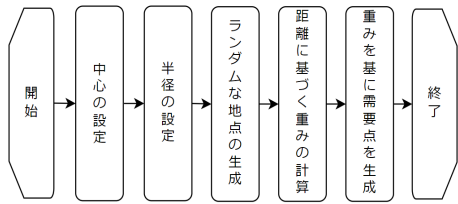


図 3 需要点生成のフロー

また, 重み $W[\cdot]$ は次の式(1)によって定式化される.

$$W = 1 - \frac{D}{R}$$

(1)

W は式(1)において求められる重みであり, D [m] は中心地点からの距離, R [m] は設定した円の半径となる.

(3) 複数車両の2-opt法による流しの最適化

自動運転車を複数用いた場合における流しの経路探索に2-opt法を用いる. 2-opt法とは経路内における2点のエッジを入れ替えることを繰り返し経路探索の改善と最適化を行う手法である. 図4に2-opt法の例を示す.

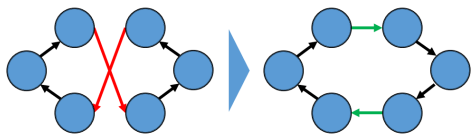


図 4 2-opt 法における経路操作

また, 複数車両におけるシミュレーションフローを図5に示す.

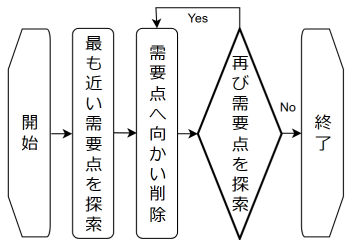


図 5 複数車両でのシミュレーション

図5の流れで各車両が生成された需要点を探索し, 経路探索を行う. この時, 初期解は貪欲法によって決定される. この時の経路探索における評価は時間によって行われており, 全ての車両の総移動時間が短いものが最適経路として出力される.

(4) ACOによる流しの最適化

2-opt法は流しの最適化において有効な手法であるが, 局所的な改善を繰り返す特性上, 大規模問題には不向きという課題点がある. これを踏まえて今回群知能を用いて最適化を行う. 特に流しのシステムが複数巡回セールスマン問題(mTSP)に類似した問題であることから, 一般

的な手法であるアントコロニー最適化(ACO)を用いる. ACOとは, アリの行動をモデルにしたアルゴリズムであり, フェロモン濃度に基づいて経路を選択することで最適解を発見する手法である. 以下式(2), (3)に需要を選択する際のスコアと選択確率を示す.

$$score_i = (pheromone[i]^{\alpha}) \cdot \left(\frac{1}{time_i}\right)^{\beta}$$

(2)

$$P_{ij} = \frac{score_{ij}}{\sum_{k \in \text{未訪問需要}} score_{ik}}$$

(3)

$pheromone$ とは需要に関連付けられた経路上のフェロモン量である. $Time$ は自動運転車の現在位置から次の目的地点までの移動時間である. α, β はそれぞれフェロモンとヒューリスティック情報の重要度のパラメータであり, 今回は1.0に設定し, 反復回数を100回とした. シミュレーションでは, これらのスコアに基づいて経路探索が行われる.

3. 結果

(1) 流しの有用性

那須町内の3つの施設をステーション(表1)と設定し, それぞれを中心として100回シミュレーションを行い, 所要時間の比較をした. 図6にシミュレーション結果の比較グラフを示す. この時グラフはランダムな10回を抜粋したものである. また, 表1に結果の数値の平均値を示す.

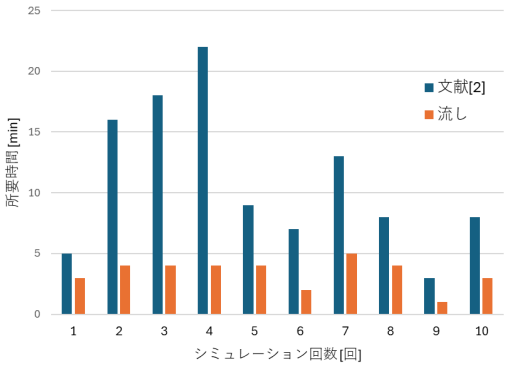


図 6 シミュレーションの結果の比較

表 1 所要時間の結果平均値

ステーション名	所要時間(分)	
	文献[2]	本研究
ダイユー那須高原店	10.46	3.01
ビバーラ那須	11.16	3.75
那須ハミルの森	9.08	2.86

(2) 2-opt法とACOを用いたシミュレーション結果

つぎに, 那須町の24地点をステーションと設定し, それぞれのステーションを中心として, Google mapから取得した混雑率を基に需要点を生成した. 加えて, 文献[2]の

移動方式において選択されるステーションは、惣野らの研究結果[2]を用いてステーションの満車、空車状態を考慮し、最寄りのステーションで要求拒否が発生した場合には、次点で地点に近いステーションを選択するように処理を行っている。目的地点は半径1 [km]円内で一様に生成した。6時から18時の各時間に各5回シミュレーションを行い、車両の走行位置も一様に同範囲内で生成されている。この時の所要時間の比較グラフを図7に、数値を表2に示す。

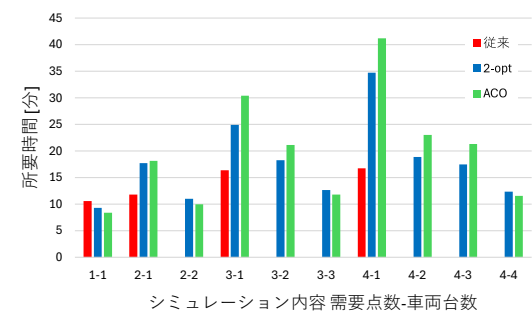


図 7 シミュレーション結果の比較

表 2 シミュレーション結果

	台数	1台		2台		3台		4台	
必要点数	従来	2-opt	ACO	2-opt	ACO	2-opt	ACO	2-opt	ACO
1点	11.54	9.29	8.37						
2点	14.92	17.71	18.12	11.03	9.96				
3点	14.87	24.92	30.36	18.29	21.12	12.6	11.8		
4点	15.30	34.69	41.14	18.86	23.03	17.5	21.3	12.3	11.6

(3) 大規模条件下でのシミュレーション

前述したシミュレーションでは必要点数と車両台数がそれぞれ最大で4となっており、結果からでは2-opt法とACOの明確な差異が認められなかったため、それぞれの数値が増加することによる所要時間の変化の関係性を確認するため、各手法を用いて必要点数8点における車両台数4、8台の場合のシミュレーションと、必要点数16点における車両台数8、16台の場合のシミュレーションを行った。このとき、以下表3に結果の数値を示す。

表 3 シミュレーション結果

台数	4台		8台		16台	
必要点数	2-opt	ACO	2-opt	ACO	2-opt	ACO
8点	22.14	26.16	13.4	12.79		
16点			23.29	27.59	37.94	14.79

4. 考察

(1) 流しの有用性

従来の移動方式と流しを比較した場合に、流しを用いることによって所要時間が約68%まで減少するということが示された。このことから、待ち時間を考慮しない条件下においては流しによる移動方式が有用であるということが言える。さらに待ち時間を考慮する場合に、流しによ

る移動方式が従来のものと同じ所要時間となるための需要点からの車両の距離が最大で3.1 [km]となり、これはシミュレーションの範囲が半径1 [km]の円内であるということ を考慮すると、この結果は流しを用いた移動方式が従来のものに対して十分な優位性を持っていると考えられる。

(2) 2-opt法とACOを用いたシミュレーション

また、得られたグラフや表の結果より、同じ需要点数では台数が増加するほど所要時間が短くなった。なお、同条件における2-opt法での経路探索と、ACOによる経路探索を比較した際には、2-opt法の経路探索が若干差ではあるが所要時間が短くなるという結果が得られた。これは、必要点数と車両数が今回のシミュレーションでは少ないために、2-opt法による局所解の探索が効率的に進み、より最適解に近づいたのではないかと考えられる。加えて、シミュレーションを行った際の処理時間としては、2-opt法が平均20.2分、ACOが平均で5.5分であったことから、有用性の面ではACOが優れていると考えられる。さらに、同必要点数内で車両の台数が増加した場合の所要時間の短縮の割合について算出すると、平均して2-opt法の場合は70%、ACOの場合には63%の割合にまで所要時間が短縮されていた。この結果より、車両台数が増加する場合など、大規模問題にはACOを用いた最適化が優位性を持つのではないかと考えられる。

(3) 大規模条件下でのシミュレーション

これまでの結果と同様に、必要点数と車両台数が同数になる場合には、ACOの結果が優れたものとなった。また、必要点16点、車両台数16台の結果においては、2-opt法の結果が同点数の8台のものより悪化していることから、増大したパラメータによって最適化が完了していなかったのではないかと考える。以上のことから、点数が増大した大規模条件下における経路探索においては、ACOが2-opt法よりも優れていると推測できる。

5. 今後の展望

本研究のシミュレーション結果から、経路探索において有効な最適化手法を提示することができた。今後は、より大規模な状況におけるシミュレーションと、流しにおける自動運転車の周遊経路の最適化を行う必要がある。また、周遊経路の最適化を行うことにより、自動運転車の総移動距離を削減し、運用効率を向上させることが期待できる。

参考文献

[1] 公益財団法人 交通エコロジー・モビリティ財団, わが国のカーシェアリング車両台数と会員数の推移, https://www.ecomo.or.jp/environment/carshare/carshare_graph2022.3.html, (2024-06-16).

[2] 惣野源也, 長谷川浩志, “自動運転を考慮したワンウェイ型カーシェアリングの最適配置と可視化シミュレーション”, 2023, 第 28 回日本計算工学講演会論文.