

マルチエージェント強化学習によるダイナミックプライシングを用いた シェアサイクル運用システムの研究

Modeling of Bicycle Sharing operation system with dynamic pricing by Multi-Agent Reinforcement Learning

矢嶋 耕平¹ 倉橋 節也¹

Kohei YASHIMA¹, Setsuya KURAHASHI¹

¹筑波大学

¹University of Tsukuba

Abstract: 駐輪ステーション間を自由に往来できるシェアサイクル事業の運営では、自転車の偏在による機会損失を解消するため、トラックによる再配車を行っている。本研究では、変動型インセンティブを提示することにより、自転車の偏在を解消し、従来のシェアサイクル事業の運営とは抜本的に異なる運営方法の検証を目的とする。検証には、千葉県幕張エリアのシェアサイクル実証データを利用して週末の需要を再現し、利用者と駐輪ステーションをエージェントとするマルチエージェント・シミュレーションを用いる。駐輪ステーションエージェントには、自律的な学習による有効な方策を確認するため、強化学習を利用する。

1. 研究の背景

シェアサイクルは指定されたエリア内であれば、点在するステーションで自由に自転車の貸出・返却を行うことができるサービスであり、タクシーやバスの代わりとなる公共交通の一つとしても注目を浴びている。シェアサイクルの導入はヨーロッパや中国を中心とする海外をはじめ、国内でも複数の企業が参入してきており、GPSデータの解析によるリアルタイムなマーケティングデータとしての活用だけでなく、CO2排出量の削減や市街地における渋滞緩和などの効果も期待されている。

1990年代後半頃からシェアサイクル導入が進んでいるフランスでは、地方自治体から街中での広告パネルの設置権を与えられた企業が、広告料収入を元に利用者にサービスを提供する仕組みとなっており、広告料収入が得られないシェアサイクル事業単独では、実質的にビジネスが成立していないと考えられる。また、国内においてもシェアサイクルの維持管理を利用料収入で賄うことは困難であり、自治体からの支援を受けているケース

も多い。[1]

2. 研究の目的

シェアサイクルは利用者の需要の変化に伴い、特定のステーションに自転車が偏在してしまう。そのため、シェアサイクル事業の運営で大きな負担となっているのが、1箇所のステーションに自転車が偏在しないよう、運送トラックが巡回して自転車を回収・再配車する人件費や配送費などの販管費である。[2] 利用者の需要はオフィス街や観光地といった状況で変わり、また、利用者個々の特徴によって利用行動も変わるため、適切な再配車を行うことが困難である。そこで、本研究では利用者にインセンティブを提示することで、特定のステーションへの返却行動を促し、従来のトラックによる再配車を主体とする運営とは、抜本的に異なる事業運営モデルの検証を目的とする。検証には利用者個々の行動と環境との複雑な相互作用が起こるため、マルチエージェント・シミュ

レーションを用いることで、効果の測定・検証への効果が期待される。

3. 関連研究

「Miaojia Lu & Shu-Chien Hsu & Pi-Cheng Chen & Wan-Yu Lee (2018)」では、エージェントベースのモデリングを使用して、台北市における自転車共有サービスと他の交通手段の利用をシミュレートし、自転車共有による統合輸送システムの持続可能性 (CO₂・温室効果ガス排出量など) を改善するための空間マルチエージェントシミュレーションを行っている。モデルには自転車を利用する旅行者ユーザーをエージェントとし、時間・価格・利便性を重要な交通手段選択プロセスにおける旅行者の主な関心事であるとし、寒さ・豪雨・高湿度・暴風などの悪天候はバイクシェアの活動を減少させ、地域固有の快適な気温が自転車シェアを増加させると定義している。全体のモデル概念図は以下の図1に示す。

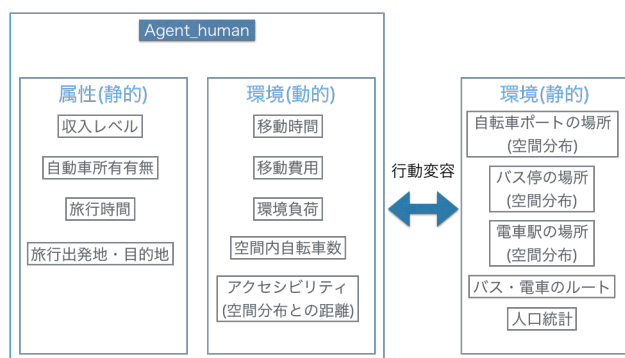


図1 MASモデル全体概念図

シミュレーション結果より、自転車インフラの拡張と自転車共有へのインセンティブの2点に関して考察を行っており、自転車インフラの拡張に関しては、安全で広範な自転車のインフラストラクチャを維持し、継続的に改善することが、高い自転車利用率を達成することができることを示している。また、自転車共有のインセンティブに関しては、自転車共有を無料で利用させることで

他の交通機関の選択割合が減り、全体的に環境負荷が少なくなることを示している。[3]

「清水、赤井、西野(2014)」[4]では、丘(高低差)タイプ・通勤タイプ・循環タイプ・観光タイプ・ランダムタイプの6種類のシナリオを作成し、シナリオ毎にシミュレーションを行っている。丘の上下でステーションが点在する丘タイプのシナリオでは、高低差による労力を踏まえ、丘の下のステーションから丘の上のステーションへは自転車が返却されない、コストを踏まえた現実に近い事象が起こる結果がシミュレーションで再現されている。貸出と返却ステーションの対応関係を表したグラフを以下の図2に示す。

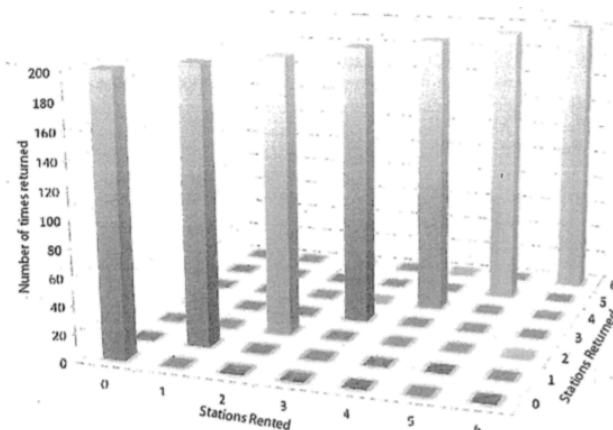


図2 貸出と返却ステーションの対応関係

しかし、全ての利用者は借りたステーションにそのまま返却する結果となっており、丘の上のステーションで自転車が枯渇するような状況を再現できていない。また、この再現されたシミュレーション上で、どれほどのインセンティブを付与すると、自転車が一箇所に留まらずに利用者全体の利得が向上するかを考察した結果を図3に示しているが、そもそもの利用者エージェントの振る舞いが現実に即しておらず、インセンティブの具体的な金額・金額に対する感応度についても記載されていないため、本研究内容からはインセンティブと行動変容の関係を明らかにするまでは至っていないと考えられる。

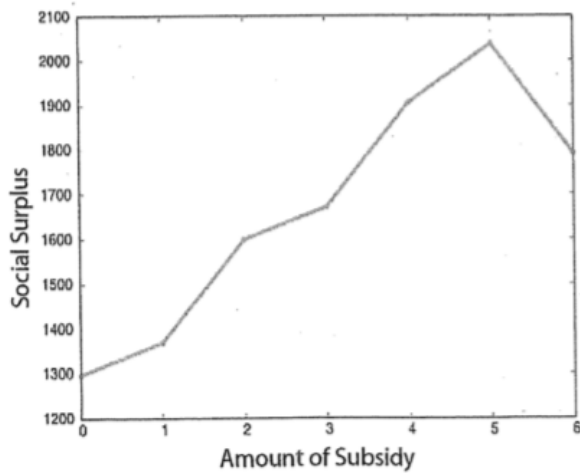


図3 インセンティブと利得の推移

4. 研究の手順・手法

■STEP①フィールド設定

- ・千葉県幕張エリア実証データ(図4)

幕張エリアはショッピングモールや海浜幕張駅のある中心地域と商業・業務施設と住棟が合わさった幕張ベイタウン地域があり、地域住民と観光客の混在する街となっている。実証データにはポート毎に1時間毎の利用台数が記録されており、今回は駅周辺より南側にある19箇所のステーションの特定月毎の週末のデータを用いて、シミュレーションに利用する需要曲線を算出する。



図4 千葉県幕張エリア実証データポート配置図

■STEP②エージェントの定義

エージェントは自転車を利用する利用者エージェントと、利用者エージェントにインセンティブによる返却行動を依頼するステーションエージェントの2種類となる。

■STEP③利用者エージェントモデルの定義

利用者エージェントは個々のエージェントが距離と天候に対する効用関数を持っており、各エージェントのモデルは以下のTable1に示す。

エージェント種類	利用者
変数	コスト関数 ($\gamma \times \text{距離} + \delta \times \text{天候} + \epsilon \times \text{インセンティブ額}$)
行動	・時間毎にポート毎の需要カーブに沿って、各目的地まで自転車を利用する。 ・インセンティブ提示時は、「インセンティブ額>コスト」となれば、指定のステーションへの返却行動を起こす。 【効用関数】 γ = 距離に対する効用関数 δ = 天候に対する効用関数 ϵ = インセンティブ額に対する効用関数

Table1 利用者エージェントモデル

■STEP④ステーションエージェントモデルの定義

ステーションエージェントには強化学習のモデルを利用する。ステーションエージェントには時間毎の各ステーション残台数をインプットさせ、指定ステーションから自らのステーションへの返却依頼を行動としてアウトプットする。また、いずれかのステーションの残台数が0台になった場合は大きなペナルティを課し、また、支払ったインセンティブ額に応じた小さなペナルティを課すことで、残台数が0にならないよう最小限のインセンティブ額で運用できるような学習が行われることを期待する。

■STEP⑤強化学習モデル

19箇所のステーションの自転車残台数の組み合わせは膨大になるため、ニューラルネットワークを適用することで、関数近似により行動価値関数(Q値)を算出して行動選択を行うモデルを利用する。時系列データの特性を考慮するべく、ニューラルネットワークにはLSTMを利用する。

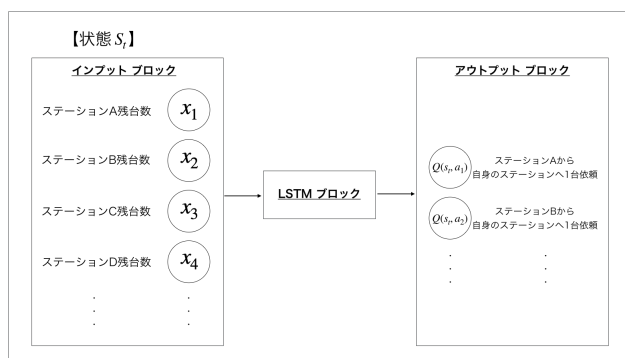


図5 強化学習モデル

■STEP⑥シミュレーション結果からの考察

従来のトラック運用モデルとインセンティブ行動変容モデルを比較し、従来のトラックによる運用をどこまで軽減できるかを検証し、また、トラック運用とインセンティブ運用の費用の差に関しても考察を行う。

5. 今後の課題

今後は本研究構想に沿って、Pythonでシミュレーション環境を実装した結果を踏まえ、強化学習モデルのパラメータ調整やモデル自体の見直しを実施する。また、一定数のユーザーへのヒアリング調査を行うことで、各効用関数の調査も行う。

6. 期待される成果

近年国内外で事業継続を断念せざるを得ないケースが増えているシェアサイクル事業において、事業継続の課題の一つである再配車の問題を改善することで事業拡大を促し、CO2削減など環境へ配慮したシェアサイクル事業の推進が想定される。また、強化学習の実社会への適用は様々な領域で試されはじめたばかりであり、シェアサイクル事業においても有効性が確認されることで、社会実装の一例として大きな意味を持つものと考えられる。

7. 参考文献

- [1] 一般財団法人 自治体国際化協会(2016)「自治体国際化フォーラム Vol. 324(各国のシェアバイク事情)」, [http://www.clair.or.jp/j/forum/forum/pdf_324/04_sp.pdf (参照 2019-1-14)]
- [2] 三浦 清洋 公益社団法人日本交通計画協会 (2017)「国内外の事例から見る最近の動向」, [<http://www.mlit.go.jp/common/001181103.pdf> (参照 2019-1-14)]
- [3] Miaoia Lu & Shu-Chien Hsu & Pi-Cheng Chen & Wan-Yu Lee (2018) *Improving the sustainability of integrated transportation system with bike-sharing: A spatial agent-based approach*. Sustainable Cities and Society Volume 41 Pages 44-51
- [4] 清水、赤井、西野(2014) *Modeling and Multi-agent Simulation of Bicycle Sharing Serviceology for Services* Pages 39-46