

マルチエージェントシミュレーションを用いた MaaS における事前申告の効果分析

太田 真人^{1,a)} 櫻井 祐子² 岡留 剛¹ 野田 五十樹²

概要：本研究では MaaS を構成するサービスの 1 つである便乗サービス (オンデマンド型バスもしくは乗合型タクシー) を対象に、利用者から予め利用に関する情報 (利用時間帯／乗降地) が提供された場合、配車の効率化がどの程度実現可能かをマルチエージェントシミュレーションを用いて分析を行う。我々は、利用情報の正確さと配車の効率化にトレードオフが存在するが、利用時間帯に関して曖昧な情報提供であってもある一定の効果が得られることを示す。

Analyzing the Effectiveness of Predeclaration in MaaS using Multi-Agent Simulation

1. はじめに

本論文では、事前に申告された利用予定に関する情報を MaaS の運行にどのように活用できるか、その可能性を分析する。MaaS (Mobility as a Service) を実現する交通システムの一つである、SAVS (Smart Access Vehicle Service) における運行台数の効率化を目的とし、利用者から乗車位置、降車位置、利用時間帯といった利用に関する情報を事前に申告させることで、事前申告がない場合と比較して、運行台数をどの程度削減することができるかをマルチエージェントシミュレーションを用いて示す。

MaaS は、電車・バス・タクシー・レンタカーなどの既存の移動手段を統合したモビリティサービスのことであり [1]。近年、日本国内でも、地方公共交通事業における運転手等の人手不足の深刻化や事業縮小化を背景に MaaS の普及が進んでおり、様々な交通サービスが導入されている。

MaaS を実現する新たな公共交通システムの一つとして、SAVS が開発されている [2]。SAVS はオンデマンドで乗合を許容するリアルタイム完全自動配車システムであり、

直感的には、従来のタクシーとバスのサービスを統合したシステムである。SAVS は固定経路を持たず、乗客からの呼び出し (乗車位置、降車位置) に応じて、複数の利用者の乗合いも行いながら、目的地まで運ぶ。SAVS の主な特徴として、(1) 利用者からのデマンド応答処理を予約ベースではなく即時ベースとしていること、(2) 乗客輸送を制御するパラメータ (移動経度、出発時刻、乗合い可否など) を動的かつ連続値として設定可能であること、さらに、(3) 人口密集地域から過疎地域まで都市全域の規模を対象としていることなどがある。本研究では SAVS をはじめとしたオンデマンド型交通サービスの課題の一つである、運行台数の効率化に着目する。先述したとおり、SAVS では固定路線を持たないため、乗客の要求に柔軟に対応できるという利点を持つ一方で、オンデマンド型であるため、利用者の要求を予め把握することを考慮しておらず、運行台数の最適化が難しい。過去の乗車データを用いることである程度の利用予測は可能であるが、過去のデータには含まれない大規模イベントが行われたり、データ数が少ない場合、運行台数を十分に効率化することができない。そこで、本研究では、利用者に予め乗車に関する利用予定情報を申告してもらうことで、運行台数の削減を実現することを目的とする。利用者に事前に利用予定情報を申告させることは、乗客に負担を課することになるが、その結果、運行台数を削減できれば、乗車料金を削減することが可能となり、利用者にとって事前申告に対する負担は乗車料金の低価格化に

¹ 関西学院大学
Kwansei Gakuin University

² 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

^{a)} fpf02950@kwansei.ac.jp

結び付く．我々は特に、情報の正確性が運行車両数削減にどのように影響するかを検証する．利用予定情報の正確性／厳密性と運行台数の削減効果、利用者の情報提供の負担にはトレードオフが存在することは自明であるが、このトレードオフが実際にどの程度のものであるを検証する．

本論文では、まず第2章で利用申告を用いた最適運行計画を説明し、第3章にて、運行計画を算出する逐次最適挿入法を紹介する．その後、第4章にて実験設定と結果を紹介する．最後に、第5章にて結論と今後の研究について述べる．

2. 最適運行計画

本章では、利用申告を用いた最適運行計画の定義を与える．

まず、利用者を a とし、デマンドは $\mathbf{d} = \langle t, o, d, n \rangle$ で示す．ここで、 t は利用時刻、 o は乗車場所、 d は降車場所、 n は乗車人数とする．次に、利用者の利用申告 $s_a(\mathbf{d})$ は実デマンド $\mathbf{d}$ を発生する確率で示されるとする．未申告者を含む利用者全員の利用申告の集合 (申告集合) $\mathbf{S}$ について、 $\mathbf{S} = \{s_a | a \in \mathbf{A}\}$ 、 $\mathbf{S}(\mathbf{D})$ をデマンド集合 $\mathbf{D}$ を発生する確率、 $\mathbf{D} = \{\mathbf{d}_a | a \in \mathbf{A}\}$ を利用者全員分のデマンドとする．未申告は情報量 (曖昧さ) が最大となる分布とする．

運行計画 π は運行台数の配分、配車アルゴリズムなどの組であるとする． Π を可能な運行計画の集合とする．あるデマンド集合 $\mathbf{D}$ と運行計画 π が与えられているとき、実際の運行 (実運行) は $\mathbf{f}(\mathbf{D}, \pi)$ で与えられ、運行状態を推定するシミュレーション結果は $\hat{\mathbf{f}}(\mathbf{D}, \pi)$ で与えられるとする．なお、実運行、運行シミュレーションは共に確率的過程を含むものとし、同じ引数でも同じ結果とならないものと仮定する．

運行評価について、実デマンド $\mathbf{D}$ に対する運行結果の評価は運行評価関数 $u(\mathbf{f}(\mathbf{D}, \pi))$ で与えられるとする．申告集合 $\mathbf{S}$ に対する予測評価関数は、運行評価関数を使い、以下のように定義する．

$$\hat{U}(\pi | \mathbf{S}) = \oint u(\mathbf{f}(\mathbf{D}, \pi)) \mathbf{S}(\mathbf{D}) d\mathbf{D}$$

最後に、最適運行計画は予測評価関数を用いて決定する．

$$\hat{\pi}(\mathbf{S}) = \arg \max_{\pi \in \Pi} \hat{U}(\pi | \mathbf{S})$$

3. 逐次最適挿入法

本章では、最適運行計画を決定するためのアルゴリズムを紹介する．一般に、デマンドバスのスケジューリング問題は、巡回セールスマン問題 や車両配送問題から派生した Dial-a-Ride 問題 (DARP)[3] として定式化される．DARP に対して逐次最適挿入法 [4] が提案されており、SAVS に実装されている．逐次最適挿入法は準最適解を求める方法

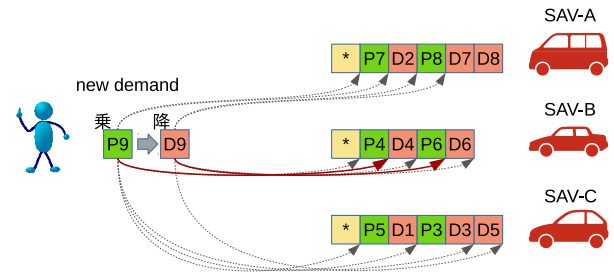


図1 逐次最適挿入法

である．本研究では、最適運行計画を決定するためのアルゴリズムとして逐次最適挿入法を適用する．逐次最適挿入法 (図1) では、新たなデマンドをセンターが受けた時、そのデマンドの乗車地点および降車地点のペアを、各車両がその時点で持っている経由点のリスト (すでに受け付けたデマンドの乗降地点のリスト) に対して、挿入できるすべての可能性を試し、新規及び既存のデマンドの締め切り時刻や車両の定員など制約をチェックする．その上で、すべてのデマンドの延べ遅延時間が最小となる挿入を準最適解として回答する．本アルゴリズムは必ずしも最適解を出すわけではないが、計算負荷はデマンド頻度の多項式程度で押さえられるため、リアルタイムでの運用を旨とする SAVS に適しているとして実サービスにおいても用いている．

4. 実験

実験は、大きく分けて2種類おこなう．最初に、事前申告から運行台数を決める必要があるか、異なる運行台数による配車性能を調査する．2つ目に、提案する事前申告から区分時間の運行台数の決定方法の評価をおこなう．

4.1 実験設定

シミュレーションにより、事前申告の効果を分析するため、シミュレーションの各種設定を説明する．

4.1.1 シミュレーション設定

交通シミュレーション SUMO (Simulation of Urban MObility) [5] を利用して実験をおこなう．街は、OpenStreetMap [6] を用いて作成されたつくば市の道路ネットワーク図2を利用する．車の設定は、平均時速 30km, 5人乗りで乗り合い可能である．シミュレーション時間は 15000[s]．この時間内に乗車させた乗客を全て降車させる．配車のキャンセル条件として、乗客の降車時間を超えるか、乗客が出発地から歩いて目的地に辿り着く時間を超える予定の場合、キャンセルとなる．

4.1.2 デマンドの発生の設定

デマンドの発生には人工データを使用する．デマンドの発生時間帯は、シミュレーション時間の [500, 4100] の間の 3600s とする．この時間帯の中で、本研究の区分時間数に分割し、[500, 2300], [2300, 4100] の2つの時間帯に分

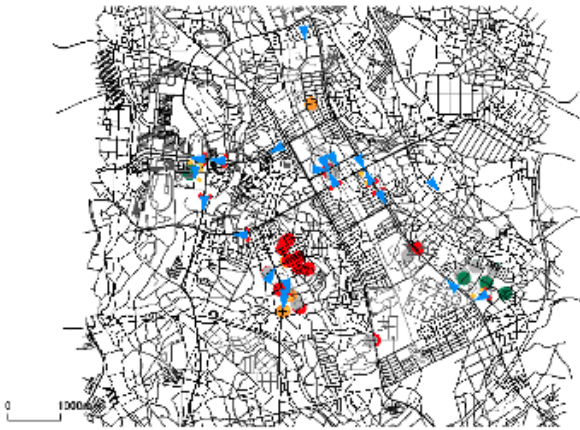


図 2 シミュレーションで使用するつくば市の道路ネットワーク

け、各区分時間内で、一様乱数からデマンドの発生時刻をもとめる。乗降位置は、複数のエリアから被らない2エリアをサンプリングする。その後、エリア内の座標を一様乱数から決める。デマンド数は、本実験において全て区分時間の前半と後半を足し合わせて150件とする。サンプル比率を[130,20]から[20,130]と10刻みで、総数固定のもとデマンド比を変え、12パターン用意する。また、各パターンに対して、デマンド発生時刻と場所を上記の方法で決定した異なるサンプルを100個ずつ作成する。

4.1.3 運行台数の設定

運行台数は、各区分時間に対して、10台か5刻みで45台までの8通り用意する。総シミュレーション回数は、12パターン×100サンプル×8×8の76800回となる。

4.1.4 事前申告の設定

事前申告の設定として、各デマンドの正確な利用時刻は、事前には、わからないことを想定している。つまり、区分時間の運行台数を決める段階では、正確な申告は、区分時間で何人の乗客が利用するかは分からない。また、曖昧な申告は、どちらの時間帯かも分からないが、利用する予定数だけが分かっている。実験の比較として、デマンドパターンを1つ固定し、曖昧な申告数の割合を10刻みで0%から100%まで変える。例えば、曖昧な申告数が90%の場合、全申告数が150件であるため、曖昧な申告数が、135件となる。正確な申告は、例えば、区分時間の前半が7件、後半が8件など多くのバリエーションが存在する。そこで、正確な申告者数の決め方をサンプリングで10000パターン作成する。

4.1.5 配車性能について

シミュレーションの評価について説明する。本研究では、大きく2通りの評価軸がある。乗客の利便性に関する性能と運転手側の利益に関する性能である。乗客の利便性の指標として、ピックアップ時間、迂回時間、キャンセル率がある。

- ピックアップ時間：乗客が乗りたいと呼び出してから

実際に乗客が車に乗車するまでの時間。

- 迂回時間：乗り合いによって発生する迂回時間
- キャンセル数：キャンセルになった回数

運転手側の利益にあたる指標として、空車時間率、平均乗り合い回数がある。

- 空車時間率：乗客を乗せていない時間
- 乗り合い回数：一人乗客がいる状態で更に乗客が乗車した回数

4.2 実験結果・考察

4.2.1 実験1：異なる運行台数の配車性能の可視化

事前申告から区分時間ごとの運行台数を決定するにあたり、台数を変更するとどの程度、配車性能が変化するか調べた。実験の設定は、デマンドパターン[100, 50]に対して、区分時間ごとの運行台数ごとに、100サンプルの平均配車性能（乗り合い回数、迂回時間、キャンセル数、ピックアップ時間）を図2に可視化した。各配車性能を見ると、台数が減ると指数的に性能が落ちる（あがる）ことが分かる。これは、単に台数を減らしすぎると、配車性能が悪くなり、乗客の利便性が損なわれることが分かる。また、台数を多く準備しても、配車性能の変化は乏しく、空車時間が増加するだけである。したがって、区分時間ごとの運行台数を適切に決定することは、乗客の利便性、運転手側の利益の双方にとって重要な問題である。

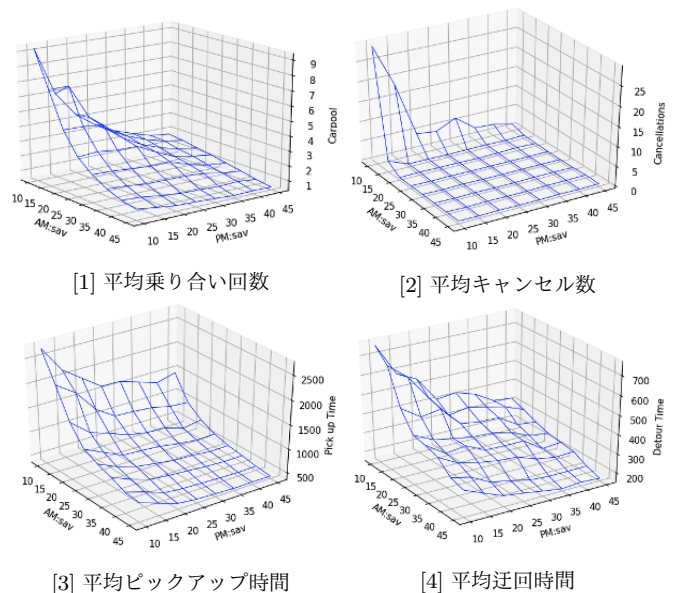


図 3 異なる運行台数における配車性能

4.2.2 実験2:曖昧な申告者の増加に伴う運行台数の変化とその配車性能の可視化

この実験では、実際に曖昧な申告者が増加すると配車性能がどの程度、劣化するか調査する。実験の設定は、デマンドパターンは、[130, 20], [70, 80], [50, 100], [30, 120]の4通りで試す。これは、提案手法がデマンドパターンに

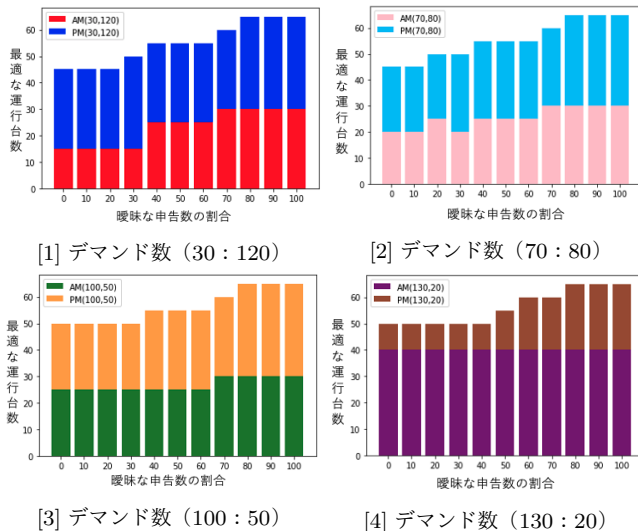


図 4 曖昧な申告の増加に対する最適な運行台数の可視化。

各図は、横軸が曖昧な申告数の割合、縦軸が最適な運行台数を表す。真のデマンドパターンを変えて、実験をおこなった。各図のキャプションのセミコロンの左側が区分時間前半のデマンド数、右側が後半のデマンド数を表す。

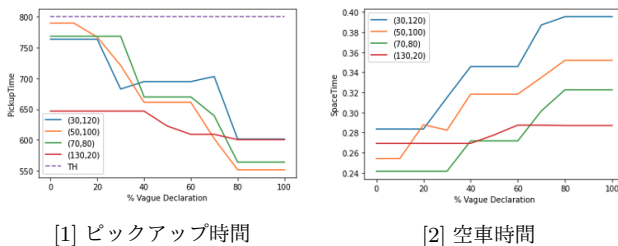


図 5 最適な運行台数における配車性能。

各図の横軸は、曖昧な申告者数の割合、縦軸は、各性能を示す。[1] の TH はしきい値を示す。

隔たりの有無に対して、効果的なのか調べるためだ。各々のパターンに対して、各曖昧な申告数における提案方法による最適な運行台数を求め、運行台数組を図 3 に示した。提案手法の閾値であるピックアップ時間は、800[s] とした。また、その時の最適な運行台数における空車時間率とピックアップ時間をそれぞれ図 4 に示す。図 3 の結果から、正確な申告が多くなるほど、運行台数を削減でき、全員が曖昧な申告から最大 20 台も削減できる結果が得られた。また、図 4 [2] の空車時間において、台数削減に伴い、無駄な空車時間が減っていることが分かった。ただし、正確な申告が増えるほど、運転手の利益は多いが、代わりに図 4 [1] を見ると、待ち時間がしきい値に近づくことが分かる。これは、乗客の立場からすると、曖昧な申告をするほどピックアップ時間が短くなり、利便性が向上することが分かる。したがて、しきい値の設定が乗客にとって、待てる時間でない限り、乗客はサービスに不快感を覚える可能性があることが分かった。

5. おわりに

本論文では、MaaS を実現する交通システムの一つに位置付けられる、SAVS (Smart Access Vehicle Service) における運行車両数の効率化を目的とし、乗客から乗車位置／降車位置／利用時間帯といった情報の事前申告が運行車両数の削減に効果があることをマルチエージェントシミュレーションを用いて示した。今後の研究課題として、事前申告による運行車両数の削減効果の理論的分析と様々な設定でのマルチエージェントシミュレーションによる検証などがある。

6. 謝辞

本研究の一部は、JST 未来社会創造事業 JPMJMI19B5、JSPS 科研費 JP18H03299 の支援を受けたものです。ここに感謝いたします。

参考文献

- [1] Jittrapirom, P., Ebrahimigharehbaghi, S., Narayan, J., Caiati, V., González, M. J. A. and Feneri, A.-M.: Mobility as a Service: A Critical Review of Definitions, Assessments of Schemes, and Key Challenges, *Urban Planning*, Vol. 2, No. 2, pp. 13–25 (2017).
- [2] 中島秀之, 小柴等, 佐野渉二, 落合純一, 白石陽, 平田圭二, 野田五十樹, 松原仁: Smart Access Vehicle System: フルデマンド型公共交通配車システムの実装と評価, 情報処理学会誌, Vol. 46, No. 4, pp. 1290–1302 (2016).
- [3] Cordeau, J.-F. and Laporte, G.: The dial-a-ride problem (DARP): Models and algorithms, *Annals of Operations Research*, Vol. 153, No. 1, pp. 29–46 (2007).
- [4] 野田五十樹, 篠田孝祐, 太田正幸, 中島秀之: 野田五十樹, 情報処理学会誌, Vol. 49, No. 1, pp. 242–252 (2008).
- [5] 交通シミュレーション SUMO (SimulationUrban Mobility): <https://www.eclipse.org/sumo/>.
- [6] OpenStreetMap: <https://openstreetmap.jp/>.