

## 交通サービスのための耐戦略性を有する動的課金メカニズム

## Truthful Dynamic Pricing Mechanisms for On-demand Mobility Services

早川 敬一郎<sup>\*1</sup>

Keiichiro Hayakawa

羽藤 英二<sup>\*2</sup>

Eiji Hato

<sup>\*1</sup>豊田中央研究所

Toyota Central R&amp;D Labs., Inc.

<sup>\*2</sup>東京大学大学院

The University of Tokyo

Transportation services under which multiple traffic mode services are provided by a service operator through mobile apps are often called Mobility as a Service (MaaS). Commonly, the mobile app has the function of activity loggers, which represents the heterogeneity of each user. Thus, the traffic allocations and pricing algorithms that properly handle this heterogeneity of users is required. In this paper, we present a conceptual framework for the pricing mechanisms for such dynamic on-demand traffic services.

Specifically, we aim to establish Bayesian-Nash incentive compatible mechanisms, by which the dynamic system optimal state is achieved by the best response strategy of selfish agents. We introduce two common mechanisms to our MaaS settings, one which guarantees non-negative *ex-post* revenue and the other non-negative *ex-post* utility of agents. In the numerical study, we show that these two mechanisms have a trade-off between the revenue of the service operator and the benefit of customers.

## 1. はじめに

近年、複数の交通モードを統合した移動をサービスとして提供する MaaS (Mobility as a Service) の取り組みに注目が集まっている。MaaS の多くは顧客に対してケータイアプリを提供し、顧客はアプリを通して交通資源（例えば、列車の指定席やライドシェアへの相乗りなど）を予約する。一方でケータイアプリは顧客の日々の行動を記録するロガーとしても活用されており、顧客の多様性を考慮した有効な交通資源配分が実現可能である。人々の多様な嗜好と制約の下で、有限の交通資源を上手く配分するアルゴリズムの確立が求められる。

このような問題に対して、[Hayakawa 18b] は、Activity-based model [Kitamura 96] を用いて利用者のトリップチェーンを考え、利用者の持つ時間と場所に関する制約 [Hägerstrand 70] を考慮した交通サービス設計の考え方を示している。具体的には、受け入れた全ての利用者の時空間制約と交通容量制約を将来にわたって守ることを保証する交通資源割り当てメカニズムを、*RC(Resource-Customer)-feasible* アルゴリズムと定義し、その中でも特に、各時刻の割引総社会効用 [Rust 94] を最大化するアルゴリズムを *RC-optimal* アルゴリズムと定義している。

本研究では、顧客の利己的な行動選択を前提として、利用者および交通事業者双方の多くの制約の下での最適状態が導かれるような課金制度を検討する。具体的には、オークション理論の分野で知られる *Dynamic pivot* メカニズム [Bergemann 10] と、*Online VCG* メカニズム [Parkes 04] の二つのメカニズムを導入し、その特性を評価する。

## 2. オンデマンド型交通サービスモデル

本研究で想定する交通サービスを示す。まず、複数の交通資源（列車、バス、タクシーなど）を有するサービスオペレータは、利用者に対してケータイアプリを提供する。利用者は、交通サービスを利用する際に、ケータイアプリ上の予約入力画面

から、自身の希望（「嗜好」と「制約」）を入力する。ケータイアプリ上に実装された User Agent は、入力された情報と、日々の行動観測から得られた利用者の嗜好の情報などを踏まえて、トリッププランの候補を複数生成し、オペレータに送信する。オペレータは、まずその利用者を受け入れるか否かを判断し、受け入れた全ての利用者に対してトリッププランを提示し、保有する交通資源を動的に割り当てる。さらに、割り当てられた交通資源に応じて、利用者にサービス利用料金を課金する。

本研究では、既往研究 [Hayakawa 18b, 早川 18] と同様に、離散時間  $t \in T = \{0, 1, \dots, \bar{T}\}$  を考える。交通ネットワークは、ノードの集合  $\mathcal{N}$  とエッジの集合  $\mathcal{E}$  からなる片方向グラフ  $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{E})$  で表されるものとする。このグラフ上では、同一地点間を結ぶ異なる交通モードは異なるエッジで表される [Sheffi 85]。エージェントの集合を  $I$  とし、エージェントのモデルとしては、[Hayakawa 18b] と同様の状態遷移モデルを用いる。すなわち、エージェントのタイプは、報酬関数は、 $R_i : \mathcal{S}_i \times \mathcal{A}_i \times T \rightarrow \mathbb{R}$  と、実行可能なトリッププランの集合  $L_i$  を用いて、 $\theta_i = \{R_i, L_i\}$  で表される。ここで、エージェントのトリッププラン  $l_i \in L_i$  は、活動時間帯  $T_i = [t_i^B, t_i^E]$  における一連の状態とアクションの遷移として表されるものとする。ただし、状態  $s_{i,t}$  は位置や交通モードなどを含む多次元変数であり、アクション  $a_{i,t}$  は移動もしくは滞在を表すものとする。エージェントは、出発時刻  $t_i^B$  以降の任意の時刻に、サービスオペレータに対して自らのタイプを申告し、オペレータは、当該時刻までに得られた申告に基づいて、各時刻ごとに交通リソースの割り当てと課金額を決定するものとする。

## 3. メカニズム

本研究では、前章に示した交通サービスに対して、Dynamic pivot [Bergemann 10] と Online VCG [Parkes 04] の二つのメカニズムを適用する。これらのメカニズムは、共に、各時刻の割引総社会効用 [Rust 94] を最大化する資源割り当てメカニズムを用いるが、課金方法が異なる。Dynamic pivot メカニズムは、各時刻に各エージェントが社会に与える外部性の期待

連絡先: 早川 敬一郎, 豊田中央研究所, 愛知県長久手市横道 41-1, kei-hayakawa@mosk.tytlabs.co.jp

値に相当する額を課金する。一方、Online VCG は申し込み時点で計算された外部性の期待値に相当する額を基本としてその後の割り当てに応じて課金額が調整される仕組みとなっている。

### 3.1 効率的な交通資源の割り当て

まず、交通資源の割り当て方法について考える。この方法は、二つのメカニズムに共通であり、割引総社会効用を最大化することが求められる。その割り当て方法は、以下の式で表される。

$$\pi_t = \operatorname{argmax}_{\pi'_t \in A(s_t)} \mathbb{E} \left[ \sum_{t \in \bar{T}} \beta^{t'-t} R(s_t, \pi'_t) \right]. \quad (1)$$

ベルマンの最適性原理により、この式は以下のように書き換えられる。

$$\pi_t = \operatorname{argmax}_{\pi'_t \in A(s_t)} [R(s_t, \pi'_t) + \beta \cdot V(\mathcal{T}(s_t, \pi'_t))], \quad (2)$$

ただし、 $V(s_t)$  は、以下の式で与えられる価値関数である。

$$V(s_t) = \mathbb{E} \left[ \sum_{t'=t}^{\bar{T}} \beta^{t'-t} R(s_{t'}, \pi_{t'}) \right], \quad (3)$$

既往研究 [Hayakawa 18b, 早川 18] で示したように、この計算は ZDD [Minato 93] を用いて効率的に実行できる。

### 3.2 Dynamic pivot mechanism の課金方法

Dynamic pivot mechanism [Bergemann 10] の課金方法は、以下の式で与えられる。

$$\begin{aligned} x_{i,t} = & -R_{-i}(a_t) - \beta \cdot \mathbb{E}[V_{-i}(s', \pi_{\theta_{-i}}^*) | s' = \mathcal{T}(s_t, a_t)] \\ & + V_{-i}(s_t, \pi_{\theta_{-i}}^*), \end{aligned} \quad (4)$$

ここで  $\pi^*$  は前節で示した効率的な交通資源割り当てを、 $R_{-i}$  はエージェント  $i$  を除く全エージェントの報酬の合計を、 $V_{-i}$  はエージェント  $i$  を除く全エージェントの価値関数を示す。この式はすなわち、「各エージェントは各時刻に社会に与えた迷惑料を支払う」、ということを表している。

このメカニズムは、Bayesian-Nash incentive compatible かつ *ex-post* budget balanced である。各エージェントのが利己的にベストレスポンス戦略を実行するという仮定の下で、割引総社会効用が最大化される。また、メカニズムに参加する（交通プランをリクエストする）ことによって負の効用が生じないことは、確率的に保証される。ただし、条件によっては、エージェントはメカニズムに参加することで負の効用を得る（損をする）可能性がある。

### 3.3 Online VCG mechanism の課金方法

Online VCG mechanism [Parkes 04] の課金方法は、以下の式で与えられる。

$$x_{i,t} = \begin{cases} R_i(a_{i,t}) - V(s_t, \pi_{\theta}^*) + V_{-i}(s_t, \pi_{\theta_{-i}}^*) & (t = t_i^B) \\ R_i(a_{i,t}) & (\text{otherwise}). \end{cases} \quad (5)$$

この式はすなわち、「各エージェントは、最初の申告の時点で社会に与える迷惑料を支払った上で、実際に発生した事象に応じて支払額を調整する」ということを表している。

このメカニズムは、Bayesian-Nash incentive compatible かつ *ex-post* individual rational である。各エージェントのが利

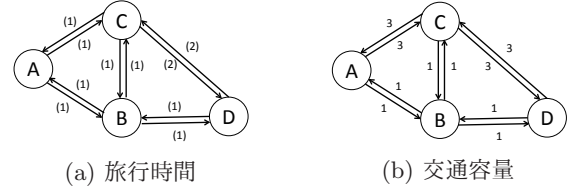


図 1: Sample network

己的にベストレスポンス戦略を実行するという仮定の下で、割引総社会効用が最大化される点は、Dynamic pivot mechanism と同じであるが、メカニズムに参加する（交通プランをリクエストする）ことによって負の効用が生じないことが確定的に保証されている。

## 4. 数値実験

### 4.1 実験条件

今回の実験では、制御対象時刻は  $T = \{0, 1, \dots, 8\}$  の 8 タイムステップとし、時間割引率は  $\beta = 1$  とした。以下に、交通ネットワークおよびエージェントに関する実験条件を示す。

#### 4.1.1 交通ネットワーク

実験では、図 1 に示すネットワークを考えた。このネットワークは、 $N = \{A, B, C, D\}$  の 4 ノードと、10 本の片方向リンクを有している。図 1(a) にリンク旅行時間を、図 1(b) にリンク容量を示す。実験においては、ノード A を住居エリア、ノード D をオフィスエリアと考え、ノード B およびノード C は娯楽エリアと考えた。さらにノード B に位置する娯楽施設の営業時間は  $b_B = \{3, 4, 5\}$  とした。なお、ノード B 以外の施設については営業時間を限定せず、 $\forall n \in N \setminus B; b_n = T$  とした。

#### 4.1.2 エージェントの条件設定

エージェント  $i \in I$  の報酬関数については、以下のように設定した。

$$\forall a_{i,t} \in A_i^M : R_i(s_t, a_{i,t}) = 0 \quad (6)$$

$$\forall a_{i,t} \in A_i^S : R_i(s_t, a_{i,t}) = \begin{cases} v_i^n & (t \in b_n) \\ 0, & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (7)$$

つまり、各エージェント  $i$  は「移動」行動においては報酬を得ず、各ノード  $n \in N$  上の施設の営業時間内に当該ノードに滞在したときに報酬  $v_i^n$  を得るものとした。

今回の実験ではエージェントとして、滞在型エージェント  $I_C$  と通過型エージェント  $I_P$  を考えた。ただし、 $I_C \cup I_P = I$  である。観光トリップを想定した滞在型エージェントの目的は、エリア内を周遊し各地点における滞在を楽しむことである。一方で、通勤トリップを想定する通過型エージェントは、出発地と目的地の間を短い時間で移動することを目的としている。

以下、それぞれについて、今回の数値実験で設定したパラメータを示す。

**滞在型エージェント：**滞在型エージェントはノード A を出発してノード A に戻る周遊トリップを行うものとする。これは、ノード A に宿泊する観光客の観光行動を想定した設定である。滞在型エージェントの主目的は、ノード B に位置する施設を訪問することとする。すなわち、全ての滞在型エージェントは、トリップがキャンセルされた場合を除き、ノード B の施設の営業時間  $b_B = \{3, 4, 5\}$  の間に 1 時間ステップ以上ノード B に滞在する必要がある。

滞在型エージェントについては、各ノードで得る報酬を以下の正規分布に従って設定した。

$$\begin{aligned} \hat{v}_i^A &\sim \mathcal{N}(50, 50), & \hat{v}_i^B &\sim \mathcal{N}(200, 200), \\ \hat{v}_i^C &\sim \mathcal{N}(100, 100), & \hat{v}_i^D &\sim \mathcal{N}(50, 50) \end{aligned} \quad (8)$$

ただし、 $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  は、平均  $\mu$ 、分散  $\sigma^2$  の正規分布を表している。この報酬関数によると、滞在型エージェントは、ノード B およびノード C に滞在することで、ノード A やノード D に滞在するよりも大きな報酬を得ることができる。また、滞在型エージェント  $i \in I_C$  の活動可能時間帯  $T_i = \{t_i^B, \dots, t_i^E\}$  については、活動開始時刻  $t_i^B$  が一様分布  $\{0, 1, 2\}$  に従い、活動終了時刻  $t_i^E$  については、 $\forall i \in I_C; t_i^E = t_i^B + 6$  と設定した。

**通過型エージェント：**通過型エージェントについては、ノード A を出発してノード D に向かうエージェントと、逆にノード D を出発してノード A に向かうエージェントの二通りを考えた。それぞれのエージェントの集合を  $I_P^{AD}$  および  $I_P^{DA}$  で表す。ただし、 $I_P^{AD} \cup I_P^{DA} = I_P$  である。ノード A からノード D へ向かうエージェント  $i \in I_P^{AD}$  については、各ノードで得る報酬を、以下の正規分布に従って設定した。

$$\begin{aligned} \hat{v}_i^A &\sim \mathcal{N}(200, 200), & \hat{v}_i^B &= 0, \\ \hat{v}_i^C &= 0, & \hat{v}_i^D &\sim \mathcal{N}(500, 500) \end{aligned} \quad (9)$$

また、逆にノード D からノード A へ向かうエージェント  $i \in I_P^{DA}$  については、各ノードで得る報酬を、以下の正規分布に従って設定した。

$$\begin{aligned} \hat{v}_i^A &\sim \mathcal{N}(500, 500), & \hat{v}_i^B &= 0, \\ \hat{v}_i^C &= 0, & \hat{v}_i^D &\sim \mathcal{N}(200, 0) \end{aligned} \quad (10)$$

すなわち、通過型エージェントは早い時刻に目的地に到着することで大きな報酬を得る。通過型エージェント  $i \in I_P$  の活動可能時間帯  $T_i = \{t_i^B, \dots, t_i^E\}$  については、ノード D へ向かうエージェント  $i \in I_P^{AD}$  の活動開始時刻  $t_i^B$  は一様分布  $\{0, 1, 2\}$  に、また、ノード A へ向かうエージェント  $i \in I_P^{DA}$  の活動開始時刻  $t_i^B$  は一様分布  $\{2, 3, 4\}$  に従うものとし、活動終了時刻  $t_i^E$  については、 $\forall i \in I_P; t_i^E = t_i^B + 4$  と設定した。

なお、今回の実験においては、全てのエージェントについて、同一リンクの同方向への移動は活動時間帯の間に一度しか実行しないものとした。

**エージェント間の干渉と交通管制：**上述した設定では、滞在型エージェントは、ノード A から出発するときとノード A へ戻ってくるときに、それぞれノード A からノード D へ向かう通過型エージェントおよびノード D からノード A へ向かう通過型エージェントとの間で交通リソースの競合が発生するため、適切な交通管制が必要となる。本実験では、交通管理者は、本節に示したエージェントの需要に関する統計モデルを事前情報として有しているものとした。ただし、各エージェントの出発時刻および報酬に関する確定値については、通知を受けるまで未知とする。

## 4.2 実験結果

本研究で示した二つのメカニズムは、共に、逐次的に総社会効用を最大化する割り当てを実現する。その効率については、既往研究 [Hayakawa 18b, 早川 18] の通りである。本研究では、二つの課金メカニズムによって実現する収益の違いに着目して、実験を行った。実験では、通過型エージェントの数を

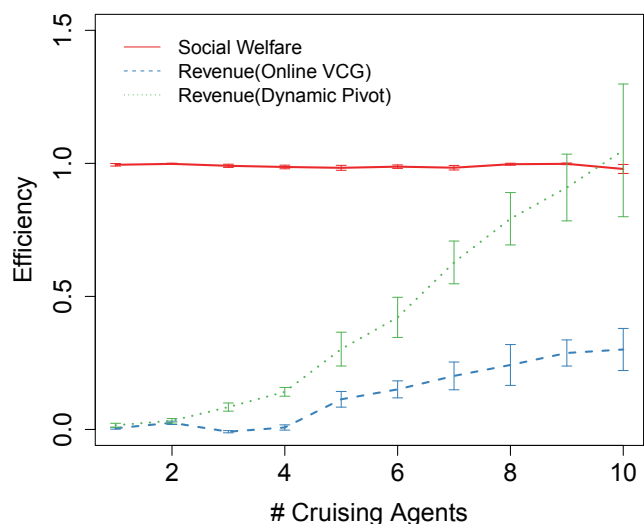


図 2: Revenue achieved by two pricing algorithms

2 とし、滞在型エージェントの数を 1 から 10 まで変化させた。乱数を変化させながら、各条件における計算時間に応じて 10 回から 100 回試行した。

まず、二つのメカニズムの収益を図 2 に示す。図の縦軸は、交通資源配分の効率性を表し、将来の全エージェントの情報が既知であった場合の最適交通資源配分で得られる総社会効用を 1.0 として正規化された値である。図の赤実線は、両メカニズムで得られる総社会効用を示している。一方で、緑点線および青破線は、Dynamic pivot mechanism および Online VCG mechanism で得られるサービスオペレータの収益を表している。全利用者の効用の合計は、総社会効用とサービスオペレータの収益の差としてみることができる。この図によると、Dynamic pivot メカニズムでは、利用者の干渉が大きい時に利用者の効用の合計値が負の値となっている。一方で、Online VCG mechanism は、利用者の干渉が比較的小さい一定条件下において、サービスオペレータの収益が負となっていることが分かる。

## 5. まとめ

オンデマンド型の交通サービスを想定し、利用者の希望の異質性を活用してより良い交通資源配分を実現する割り当ておよび課金のメカニズムを提案した。今後は、事業者利益とサービスクオリティを両立させるメカニズム [Hayakawa 18a] の確立を目指す。

## 参考文献

- [Bergemann 10] Bergemann, D. and Välimäki, J.: The dynamic pivot mechanism, *Econometrica*, Vol. 78, No. 2, pp. 771–789 (2010)
- [Hägerstrand 70] Hägerstrand, T.: What about people in regional science?, *Papers in regional science*, Vol. 24, No. 1, pp. 7–24 (1970)
- [Hayakawa 18a] Hayakawa, K., Gerding, E. H., Stein, S., and Shiga, T.: Price-based Online Mechanisms for Settings with Uncertain Future Procurement Costs and

Multi-Unit Demand, in *Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)*, pp. 309–317 (2018)

[Hayakawa 18b] Hayakawa, K. and Hato, E.: Dynamic traffic resources allocation under elastic demand of users with space-time prism constraints, *arXiv preprint arXiv:1806.10719* (2018)

[Kitamura 96] Kitamura, R., Pas, E. I., Lula, C. V., Lawton, T. K., and Benson, P. E.: The sequenced activity mobility simulator (SAMS): an integrated approach to modeling transportation, land use and air quality, *Transportation*, Vol. 23, No. 3, pp. 267–291 (1996)

[Minato 93] Minato, S.-i.: Zero-suppressed BDDs for set manipulation in combinatorial problems, in *Proceedings of the 30th international Design Automation Conference*, pp. 272–277 ACM (1993)

[Parkes 04] Parkes, D. C. and Singh, S. P.: An MDP-Based Approach to Online Mechanism Design, in *Advances in Neural Information Processing Systems 16 (NIPS)*, pp. 791–798 (2004)

[Rust 94] Rust, J.: Structural estimation of Markov decision processes, *Handbook of econometrics*, Vol. 4, pp. 3081–3143 (1994)

[Sheffi 85] Sheffi, Y.: Urban transportation networks: equilibrium analysis with mathematical programming methods, *Traffic engineering control. Prentice-Hall, ISBN 0-13-93-972* (1985)

[早川 18] 早川敬一郎, 羽藤英二: グラフ列挙手法により容量制約付き総社会効用最大配分を実現する動的アルゴリズム, 土木計画学研究・講演集, Vol. 57, (2018)