

都市型 MaaS の導入が生活行動に与える影響と サブスクリプションプランの評価： 東京都市圏におけるシミュレーション分析

田淵 景子¹・福田 大輔²

¹非会員 東京建物株式会社 (〒103-8285 中央区八重洲一丁目 4 番 16 号)

E-mail: keiko.tabuti.7@gmail.com

²非会員 東京大学教授 大学院工学系研究科社会基盤学専攻 (〒113-8656 文京区本郷 7-3-1)

E-mail: fukuda@civil.t.u-tokyo.ac.jp (Corresponding Author)

MaaS (Mobility as a Service) には交通モード間の情報や料金体系を統合して利便性を上げることで、移動を促進する役割が期待されている。本研究では MaaS の導入による人々の活動変化を評価するために、田淵・福田 (2020) の手法を拡張し、サブスクリプションサービス (定額料金の支払いで一定区間の交通サービスを利用し放題になるサービス) の影響を考慮した鉄道利用者の Activity-based 交通行動モデルを東京都市圏を対象に構築した。その上で、MaaS の導入による人々の活動変化の予測と、その時のサブスクリプション料金水準を定量的に推計した。シミュレーションの結果、MaaS は寄り道促進効果があることが分かった。サブスクリプション料金への支払い意志額は女性や 20 歳以下の若者ほど高くなった。

Key Words: MaaS, activity-based model, subscription, activity pattern

1. 背景

また、首都圏全体における移動の回数も低下しており、平成 30 年に首都圏で行われた平成 30 年東京都市圏パーソントリップ調査¹⁾では、過去 50 年に渡り増加してきた移動の回数が初めて減少した。また、人々の一日の行動は、自宅から通勤・通学した後、帰宅するという一日 2 トリップのみの単純な行動がほとんどを占めている。これらの変化に加えて、将来予測されている人口減少や、今後進むと考えられるテレワーク、オンラインサービスの普及を考慮すると、今後人々の移動がさらに減少する可能性が考えられる。人々の移動や活動の頻度を向上するためには、人々がより多くの移動や活動をしやすいとする新たなモビリティサービスの構築が期待される。

本研究では、新しいモビリティサービスである MaaS (Mobility as a Service) に注目し、MaaS の評価に適した Activity-based モデルの構築を行う。MaaS とは、様々な交通サービスを一つのモビリティサービスとして統合して提供するサービスであり、単一のアプリケーションを使用して複数のモビリティの情報を踏まえた経路検索や料金支払いを可能とする。Hidaka et al.²⁾や Tuyuki³⁾によると、MaaS にはレベル 1 からレベル 4 までの 5 段階のレベルが

あり、特に今後はレベル 3 にあたる情報・料金体系が統合された段階の MaaS (サブスクリプション型 MaaS と呼ばれる) が導入されることが期待される。本研究ではレベル 3 の MaaS に着目し、これ以降で記述される“MaaS”は全て、レベル 3 にあたるサブスクリプション型 MaaS を意味するものとする。

平成 30 年東京都市圏パーソントリップ調査の際に実施した補完調査⁴⁾では、「MaaS が提供された場合、平日の活動頻度はどの様になると思いますか」という問いに対し、約 3 割の人が「増える/やや増える」と回答している。この結果から、MaaS の導入は、現在減少傾向にある人々の移動回数を増加させる可能性があることが示唆される。以上の問題意識に基づき、本研究では MaaS の導入は人々の行動にどのような変化を与えるのか、またその時の料金体系と導入範囲の設定はどのようなものが適切なかを評価したいと考える。

上記 2 点を評価するために、まずは MaaS の導入が人々の活動選択の変化に与える影響を表現できる行動モデルの構築を行う。田淵・福田⁵⁾は Trip-based モデルを構築し MaaS の導入評価を行ったが、本研究ではそれを発展させ、トリップだけではなく一日の活動全体に注目した Activity-based モデルの構築を行う。構築するモデルで

は、定額制の交通サービス（レベル 3 の MaaS を想定）が、実際の活動選択にどの程度影響を与えるかを表現できる必要がある。本研究で使用する実行データは MaaS 導入前のものであるため、このような定額制交通サービスを表現するために、本研究では通勤・通学の鉄道定期券に着目する。定期券は、購入した定期券の区間内を、定額で制限なく自由に利用できるものである。定額制 MaaS も、定額料金を支払うことで、一定のエリア内であれば追加料金なく自由に乗り降りできるサービスであることから、鉄道定期券の延長線上にあると考えることができる。

本研究ではまず、鉄道定期券が人々の日常行動に与える影響を考慮したアクティビティベースのモデルの構築を行う。そしてそのモデルを用いて、MaaS が人々の行動変容（特に帰宅行動における寄り道の促進）に与える影響の評価と、利用者の視点から MaaS の適正な利用料金を評価することを最終目標とする。

2. データの基礎集計分析

(1) 使用するデータ

本研究では、平成 27 年大都市交通センサスの鉄道利用調査データを使用する。本調査は、東京都市圏における人々の電車利用に関する 1 日の行動データを収集したものである。旅行目的は仕事、学校、私事、その他業務、帰宅の 5 つに分類されている。

本研究では、通勤・通学者の帰宅行動に着目するため、全データのうち、往路の出発地が自宅、到着地が通勤・通学先であり、定期券を保有している人のデータ（約 9 万サンプル）を使用する。

(2) 基礎分析結果

まず、現在の人々がどのような活動パターンをとって

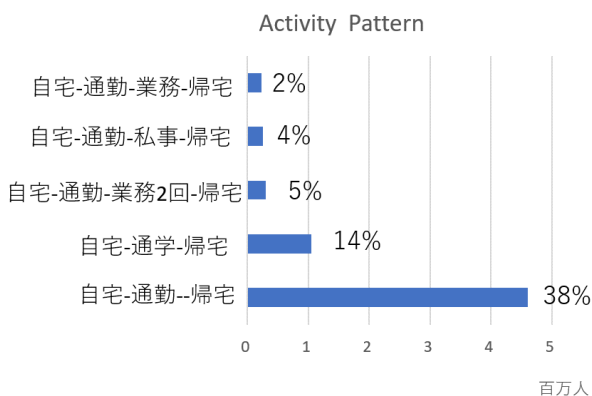


図-1 東京都市圏全体における人々の活動パターン

いるのかを分析した結果を図-1 に示す。全体の半分以上は通勤または通学と帰宅の 2 トリップのみを行う単純な活動パターンであり、寄り道を行う個人は少ないことが分かる。この結果は、冒頭で述べた「トリップ回数の減少」に繋がり、とり多様な活動パターンを行う人々を増やすために寄り道等を促進することが課題であることを示唆していると考えられる。

次に、鉄道定期券の延長線上に同様にサブスクリプションサービスである MaaS があるという観点からモデルを構築することを念頭に、鉄道定期券に着目した基礎分析を行った。帰宅途中に寄り道をする人が、定期券の範囲内あるいは範囲外のどちらの空間に含まれる目的地を選ぶのかについて、属性別に傾向を分析した。男女別の分析結果は図-2 に、年齢層別の分析結果は図-3 に示す通りである。寄り道する人の多くは、定期券の範囲内から目的地を選ぶ傾向にあることがわかる。このことから、定期券が人々の目的地選択に影響を及ぼしていることが示唆されるため、本研究では定期券が目的地選択に与える影響を考慮したモデルの構築を目指す。

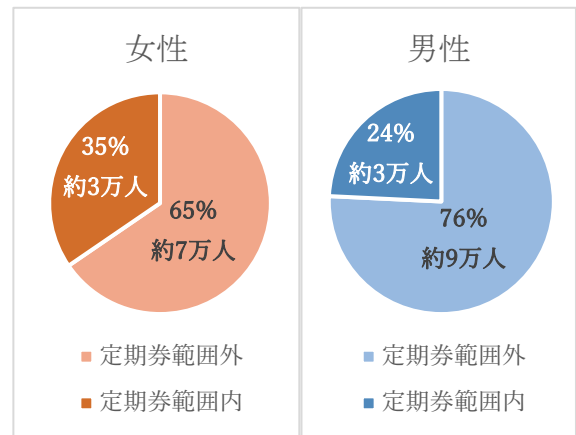


図-2 性別ごとの寄り道先の選択傾向

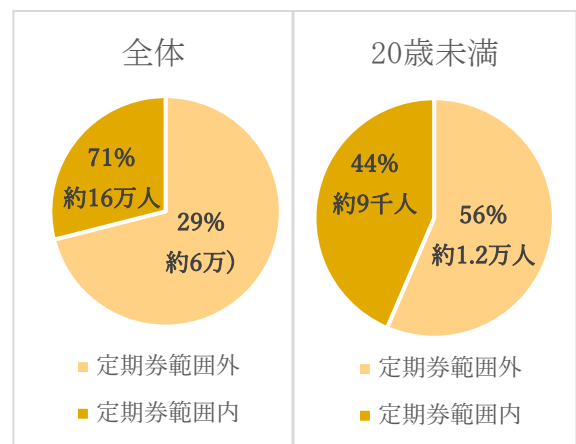


図-3 年齢による寄り道先の選択傾向

3. サブスクリプション MaaS の評価のための Activity-based モデルの構築

(1) モデル構造

構築するモデルの基本構造は、Bowman and BenAkiva⁹ が提案した Utility-based アプローチに基づく。個人の意思決定プロセスは、図4に示す構造を仮定し、活動パターン、目的地、経路の順で意思決定を行うものとする。本研究では、鉄道定期券が目的地選択に与える影響に着目するため、目的地選択モデルを2層に分けた Activity-based モデルを構築した。人々はまず、目的地選択 A モデルにおいて、定期券の範囲内で寄り道をするか、定期券の範囲外まで足を伸ばすかを決定する。そして、目的地選択 B モデルにおいて具体的な目的地を決定する。目的地選択を2段階に分けたこの構造は、本モデルの特徴であり、定期券の範囲が活動パターンに与える影響を表すことで、MaaS の導入による行動変化を表現するための重要な役割を果たすと考えている。

(2) モデルの定式化

本研究で構築するモデルでは、意思決定過程で個人がある移動・活動パターンを行う確率はランダム効用理論に基づき式(1)のように表される。

$$P(i, k, r, s, p, a) = P(i)P(k|i)P(s|i, k, r)P(p|i, k, r, s) \quad (1)$$

ここで、 i : 活動パターン、 k : 定期券範囲内、 r : 出発

地ゾーン、 s : 目的地ゾーン、 p : 鉄道経路である。図4に示すように、 $P(i)$ は活動パターンを選択する確率、 $P(k|i)$ は活動パターン*i*を選択した際に定期券範囲内または範囲外から目的地を選択する確率を表す。また、 $P(s|i, k, r)$ 、 $P(p|i, k, r, s)$ についても同様に条件付確率を表す。

図4における Activity-Based モデルの構築について、上層から順に説明する。まず活動パターン選択モデルについて、個人*n*が活動パターン*i*を選択する際の確定効用関数は式(2)のように表され、その選択確率は式(3)のように表される。また、活動パターン選択モデルの効用関数は、図4における活動パターン選択モデルの一つ下の層である目的地選択 A モデルの影響を受けるため、式(4)で算出されるログサム変数を用いて表現される。

$$\tilde{V}_{n, i} = V_{n, i} + \bar{V}_{n, i} \quad (2)$$

$$P_n(i) = \frac{\exp(\tilde{V}_{n, i})}{\sum_{i'} \exp(\tilde{V}_{n, i'})} \quad (3)$$

$$\bar{V}_{n, i} = \mu_1 \ln \sum_k \exp(\tilde{V}_{n, k}^i) \quad (4)$$

ここで、 $V_{n, i}$: 活動パターン選択の効用関数の確定項、 $\bar{V}_{n, i}$: 目的地選択Aモデルにおける効用関数から成るログサム変数、 μ_1 : ログサムパラメータである。

次に、目的地選択 A モデルについて、個人*n*が目的地までに定期券使用をするかどうかについて*k*を選択する際の確定効用関数は式(5)で表され、その選択確率は式(6)で表される。目的地選択 A モデルは一つ下の層である目的地選択 B の影響を受けるため、式(7)で算出されるログサム変数を用いて表現される。

$$\tilde{V}_{n, k}^i = V_{n, k}^i + \bar{V}_{n, k}^i \quad (5)$$

$$P_n(k|i) = \frac{\exp(\tilde{V}_{n, k}^i)}{\sum_{k'} \exp(\tilde{V}_{n, k'}^i)} \quad (6)$$

$$\bar{V}_{n, k}^i = \mu_2 \ln \sum_s \exp(\tilde{V}_{n, s}^{ikr}) \quad (7)$$

ここで、 $V_{n, k}^i$: 目的地選択 A の効用関数の確定項、 $\bar{V}_{n, k}^i$: 目的地選択 B モデルにおける効用関数から成るログサム変数、 μ_2 : ログサムパラメータである。

次に、目的地選択 B モデルについて、目的地選択 A でを選択する個人*n*が目的地選択 B において出発地*r*にいるときに、目的地*s*を選択する際の効用関数は式(8)で表され、その選択確率は式(9)のように表される。目的地選択 B モデルの確定効用関数は、図4における目的地

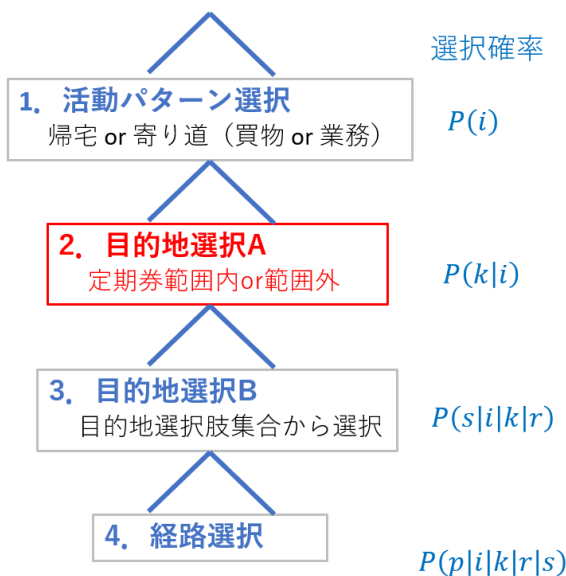


図4 Activity-based モデルの構造

選択 B モデルは一つ下の層である経路選択モデルの影響を表現するために、式(10)で算出されるログサム変数を用いて表現される。

$$\tilde{v}_{n,s}^{ikr} = V_{n,s}^{ikr} + \bar{v}_s^{ikr} \quad (8)$$

$$P(s|i, k, r) = \frac{\exp(\tilde{v}_{n,s}^{ikr})}{\sum_{s'} \exp(\tilde{v}_{n,s'}^{ikr})} \quad (9)$$

$$\bar{v}_s^{ikr} = \mu_3 \ln \sum_p \exp(\tilde{v}_p^{ikrs}) \quad (10)$$

ここで、 $V_{n,s}^{ikr}$: 目的地選択 B の効用関数の確定項、

\bar{v}_s^{ikr} : 経路選択モデルにおける効用関数 から成るログサム変数、 μ_3 : ログサムパラメータである。

最後に、経路選択モデルについて、目的地選択 B において s を選択する個人が、経路選択において経路 p を選択する際の効用関数は式(11)で表され、その選択確率は式(12)で表される。

$$\tilde{v}_p^{ikrs} = V_p^{ikrs} \quad (11)$$

$$P(p|i, k, r, s) = \frac{\exp(\tilde{v}_p^{ikrs})}{\sum_{p'} \exp(\tilde{v}_{p'}^{ikrs})} \quad (12)$$

ここで、 V_p^{ikrs} : 経路選択の効用関数の確定項である。

(3) 選択枝集合の構築方法

目的地選択モデル B において、個人は次の方法で定められた目的地選択枝集合の中から目的地を選択するものとしてパラメータ推定を行う。目的地の選択枝集合は定期券範囲外と、定期券範囲内でそれぞれ次のように推定を行う。

まず、定期券範囲外の選択枝集合を構築する際には、Yamada et al⁷⁾が提案した図-5 に示す自宅と職場に焦点を当てた楕円によって、時空間制約を考慮する。楕円は式(13)で表され、目的地選択枝集合は楕円の内側から 20 個の目的地をランダムに抽出して構築する。

$$a + b \leq 2C, \quad C = \frac{Tv}{2} \quad (13)$$

ここで、 a はある目的地から自宅までの距離 (km) , b はある目的地から勤務地までの距離 (km) , v は移動速度 (km/min) , T は式(14)で定義される残り活動可能時間を表す。残り活動可能時間は、帰宅経路で寄り道をしている個人については式(14)の(i)より、自宅に直帰している個人については(ii)より計算される。

$$T = \begin{cases} T_2 - T_1 - 30 & \dots (i) \\ T_2' - T_1 + 30 & \dots (ii) \end{cases} \quad (14)$$

ここで、 T_1 は帰宅トリップの開始時間 (min) , T_2 は寄り道先への到着時間 (min) , T_2' は自宅への到着時間 (min) を表す。

以上で定義した楕円の内側から、定期券の範囲外の目的地の選択枝を各個人ごとに 20 個ランダムに選択する。なお、目的地の選択枝集合について、亀谷⁸⁾では 10 個のランダムな選択枝集合を用意したが、本研究では MaaS の情報統合によりより多くの選択枝から目的地を選択することを表現するために、選択枝集合の数を増やした。ただし、抽出された 20 個の選択枝のうち、定期券圏内に該当する目的地は定期券範囲外の選択枝集合から除外した。

次に、定期券の範囲内の選択枝集合は次のように作成する。まず、定期券の範囲は、個人が自宅から職場までの往路で使用している経路であると考え。この経路の中で、自宅の最寄り駅、乗換駅、職場の最寄り駅と、これらの駅間からランダムに 3 つ以下の駅を選び、定期券範囲内の目的地選択枝集合とする。

以上で述べたような、制約条件を満たす範囲内にある目的地からランダムに 20 個の目的地を抽出して選択枝集合を作成する方法は、パラメータ推定を行う際に用いる。一方で、シミュレーションを行う際はランダムに抽出する方法を用いるのは適切でないので、より確定的なルールで目的地を抽出する必要がある。そこで、シミュレーションを行う際の目的地選択枝集合は、ランダムに抽出するのではなく、ゾーン魅力度が高い順に目的地を 20 個抽出する方法を用いることとする。

4. モデル推定結果

本章では、構築された Activity-Based モデルの各サブモデルのパラメータ推定の結果を述べる。

(1) 活動パターン選択モデル

活動パターン選択モデルの推定値を表-1 に示す。ここで、活動パターン選択枝集合は、次の 3 パターンから構成されるものとする。

HWH : Home→Work→Home

HWPH : Home→Work→Private→Home

HWWH : Home→Work→Work→Home

表-1 より、HWWH の活動パターンの ASC を基準(0)と

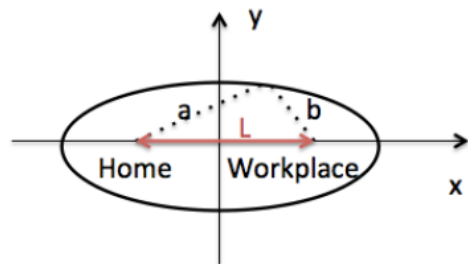


図-5 目的地選択における時空間制約の楕円

して、HWHとHWPHの活動パターンのASCは共に正である。これは、HWWH（ビジネス目的の寄り道ありのツアー）よりも、HWH（寄り道なしのツアー）、HWPH（プライベート目的の寄り道ありのツアー）が選ばれやすい高いことを示している。特に、HWHの活動パターンは、ASCから見て最も選択されやすいことがわかる。女性ダミーのパラメータを見ると、HWWHの活動パターンが負で有意となっている。これは、女性の方がビジネス目的で寄り道をする可能性が低いことを示している。残り活動時間90分以上ダミーのパラメータを見ると、HWPHパターン、HWWHパターンともに有意な正の値となっている。これは、残り有効時間が150分以上ある人ほど、寄り道を選択する可能性が高いことを示している。最後に、ログサム変数のパラメータについては、HWHの活動パターンでは負値となっている。これは、目的地選択の効用が高いほど、HWHの活動パターンが選択されにくいことを示している。ログサム変数

は自宅以外の目的地を選択することで得られる効用を表すため、値が大きいほど寄り道をした場合の満足度が高く、家に直帰する活動パターン（HWH）が選ばれにくくなることから、通常とは異なり、ログサムのパラメータが負となったものと推察される。

(2) 目的地選択 A モデル（定期券使用の選択モデル）

目的地選択Aモデルの推定値を表-2に示す。ここで、目的地選択Aにおける選択肢は次の2つのである。

定期券範囲外：定期券の範囲外から目的地を選択

定期券範囲内：定期券の範囲内から目的地を選択

表-2から、ASCのパラメータは、定期券範囲内を0として、定期券範囲外では正であることがわかる。これは、定期券の範囲外の方が選択されやすいことを示している。また、残り活動可能時間150分以上ダミーのパラメータは正であり、利用可能時間が150分以上残っている人は定期券範囲外を選択する可能性が高いと言える。20歳

表-1 活動パターン選択モデルの推定値

説明変数		推定値	t値
HWH	ASC	16.5	60.8
	ログサム	-3.41	-41.8
HWPH	ASC	2.51	10.9
	女性ダミー	-0.811	-47.1
	残り活動可能時間90分以上ダミー	3.05	19.4
HWWH	ログサム	0.928	9.91
	女性ダミー	-1.73	-21.9
	残り活動可能時間90分以上ダミー	2.25	36.8
	ログサム	2.48	20.2
初期尤度		-45727.5	
最終尤度		-4489.1	
ρ^2 値		0.902	
修正済み ρ^2 値		0.902	
サンプル数		41623	

表-2 目的地選択 A モデルの推定値

説明変数		推定値	t値
定期券範囲外 選択	ASC	1.18	9.93
	残り活動可能時間150分以上ダミー	3.26	2.60
定期券範囲内 選択	20歳未満ダミー	0.778	3.57
	女性ダミー	0.486	3.89
ログサム		0.135	2.21
初期尤度		-890.7	
最終尤度		-729.3	
ρ^2 値		0.181	
修正済み ρ^2 値		0.176	
サンプル数		1285	

未満ダミーと女性ダミーはともに正の値を取っており、定期券範囲内を選択する可能性が高いことを示している。ログサムのパラメータについては、有意に正であったことから、目的地選択 A は目的地選択 B の影響を受けていることも示唆される。

(3) 目的地選択 B モデル

活動パターン選択モデルの推定値を表-3に示す。ここでは、定期券範囲外と定期券範囲内について、それぞれの目的地選択モデルのパラメータ推定を行った。全店舗密度、保育施設密度、全産業事業所密度のパラメータは、定期券範囲内、範囲外ともに正であった。これは、店舗が密集している場所や保育施設が多い場所が、立ち寄る

場所として選ばれる傾向があることを示している。また、ログサム変数のパラメータは、定期券範囲内、範囲外ともに有意に正であり、目的地選択 B が鉄道経路選択の影響を受けていることが示唆される。

(4) 鉄道経路選択モデル

鉄道経路選択モデルの推定値は表-4に示す通りである。ここでは、高齢者、非高齢者それぞれについてパラメータ推定を行った。表-4に示すように、全てのパラメータは負の値を取った。これは、鉄道の乗車時間が長い経路、また乗車運賃が高い経路、水平・垂直方向の乗り換え時間が長い経路、列車の待ち時間が長い経路は選択されにくいことを示している。いずれも、直感的に即した

表-3 目的地選択 B モデルの推定値

説明変数		定期券範囲内		定期券範囲外	
		推定値	t 値	推定値	t 値
ゾーン 魅力度	全店舗密度 (件/km ²)	3.64× 10 ⁻³	5.50	1.83× 10 ⁻³	5.61
	保育施設密度 (件/km ²)	3.32× 10 ⁻²	0.946	5.76× 10 ⁻²	3.31
	医療施設密度 (件/km ²)	-5.56× 10 ⁻⁴	-0.079	-6.78× 10 ⁻³	-1.93
	大規模小売店密度 (件/km ²)	-6.84× 10 ⁻²	-2.84	-7.99× 10 ⁻³	-0.662
	全産業事業所密度 (件/km ²)	1.41× 10 ⁻⁴	-1.12	1.78× 10 ⁻⁴	2.83
居住地同ゾーンダミー		-0.685	-2.54	-1.21	-6.54
経路選択ログサム		1.05	14.3	0.791	27.4
初期尤度		-681.8		-2728.0	
最終尤度		-297.7		-1132.8	
ρ^2 値		0.563		0.585	
修正済み ρ^2 値		0.553		0.582	
サンプル数		343		942	

表-4 鉄道経路選択モデルの推定値

説明変数	非高齢者		高齢者	
	推定値	t 値	推定値	t 値
鉄道乗車時間 (分)	-0.0699	-4.58	-0.0515	-3.94
鉄道乗車費用 (円)	-1.70× 10 ⁻³	-1.48	-2.63× 10 ⁻³	-2.61
水平乗換時間 (分)	-0.148	-2.65	-0.0949	-1.99
上下乗換時間 (分)	-0.480	-4.96	-0.299	-3.17
鉄道待ち時間 (分)	-0.112	-3.61	-0.0601	-2.22
初期尤度	-791.3		-733.7	
最終尤度	-663.2		-641.7	
ρ^2 値	0.162		0.125	
修正済み ρ^2 値	0.156		0.119	
サンプル数	500		500	

推定値となっている。

5. 東京都私鉄を対象とした MaaS 導入のシミュレーション

本節では、前節までで構築したモデルを用い、実際のエリアに MaaS を導入した場合のシミュレーションを 2 パターン実施し、その結果を比較して考察を行う。

(1) 対象地の決定とシミュレーションの基本設定

シミュレーションにおける MaaS の導入範囲は、都心エリアとして山手線（全 29 駅）、郊外エリアとして東武東上線（池袋駅から寄居駅までの全 38 駅）を想定する。各路線の位置関係は図-6 に示す通りである。山手線は、都心を環状に走る鉄道路線に沿って MaaS を導入する場合のケーススタディとして、東武東上線は都心から放射方向への鉄道路線に MaaS を導入する場合のケーススタディとして選定した。都心から郊外に伸びる路線は他にもいくつかあるが、東武東上線はまだ MaaS 導入が検討されていない路線でもあり、MaaS を導入した場合にどのような設定が好まれるかを評価したいと考えた。

山手線沿線に MaaS を導入する場合と、東武東上線沿線に MaaS を導入する場合を区別するために、それぞれを以下のように定義することにする。

山手線沿線 MaaS：山手線沿線において MaaS を導入

東武東上線沿線 MaaS：東武東上線沿線において MaaS を導入

ここで、沿線とは路線の各駅が含まれる詳細ゾーン（ゾーンサイズは 1 駅 1 ゾーン程度）の範囲内と定義し、山手線沿線 MaaS と東武東上線沿線 MaaS のそれぞれのシミュレーション対象者はそれぞれ路線を利用する人（＝定期券に各路線駅が含まれている人）とした。

MaaS 導入後の設定について、まず山手線（または東武東上線）内の駅への移動は追加料金なしで利用可能であることを前提にシミュレーションを行った。ここで、

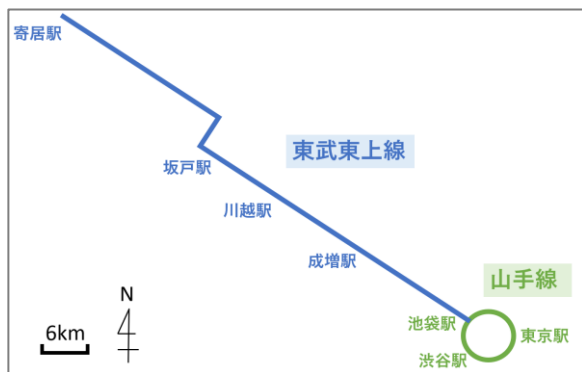


図-6 山手線と東武東上線の概念図

MaaS 導入前についても鉄道定期券の範囲内については追加料金なしで乗り降りできる設定にしている。したがって、MaaS 導入後の効用変化は、MaaS のサブスクリプション料金全額に対するものではなく、現在の定期券の料金に追加で支払う料金の価格となることに留意する必要がある。また、料金以外の設定については、MaaS 導入後は定期券範囲内がの目的地が広がるため、定期券範囲内の目的地選択肢集合の数が増えること、またアクセシビリティの向上により、居住地同ゾーンダミー（自宅からアクセスが良いエリアの範囲）が広がるという仮定に基づいてシミュレーションを行った。

(2) 利用者の MaaS サブスクリプション料金に対する支払い意志額の上限値の算出

シミュレーションによるサブスクリプション料金の算出は、田淵・福田⁸⁾が提案した方法を拡張して行う。まず、個人 n の MaaS 導入前と導入後の消費者余剰の変化 ΔCS_n を、モデル構造の最上層にある活動パターン選択モデルの効用を用いて式(15)から求める。

$$\Delta CS_n = \mu_{1,n} \ln \sum_{i \in C_n^2} \exp(\mu V_{in}^{before}) - \mu_{1,n} \ln \sum_{i \in C_n^1} \exp(\mu V_{in}^{after}) \quad (15)$$

ここで、 V_{in}^{before} は MaaS 導入前の個人 n の活動パターン選択モデルにおける効用を意味し、 V_{in}^{after} は MaaS 導入後の個人 n の活動パターン選択モデルにおける効用を表す。消費者余剰の変化 (ΔCS_n) は、個人満足度の変化を表している。つまり、個人 n の満足度が MaaS の導入により高くなるためには $\Delta CS_n \geq 0$ でなければならない。逆に、 $\Delta CS_n < 0$ であれば、MaaS を導入しても満足度が向上しないため、個人 n は MaaS を利用しないと考えられる。

以上より、MaaS 導入後の利用者の満足度は、MaaS 導入前よりも大きいか、少なくとも同等であることが望ましい。この観点から、MaaS 導入後の利用者の満足度が MaaS 導入前の利用者の満足度を上回るような、MaaS サブスクリプション料金の上限値を算出する。このとき、個人 n の MaaS サブスクリプション料金に対する支払い意思の上限 ($Fixed\ Fare_n$) は、式(16)で表され、運賃の推定パラメータ ($\beta_{cost,n}$) を用いて、効用変化を貨幣単位に変換することで、以下ようになる。

$$Fixed\ Fare_n = \Delta CS_n \times \left| \frac{1}{\mu_{1,n} \mu_2 \mu_{3,n} \beta_{cost,n}} \right| \quad (16)$$

ここで、 $\mu_{1,n}$ や μ_2 、 $\mu_{3,n}$ は第 3 章でも示したログサ

μのパラメータ推定値であり、μ_{1, n}は式(17)より、μ_{3, n}は式(18)よりそれぞれ算出される。

$$\mu_{1, n} = P_{HWH, n} \mu_{1, n}^{HWH} + P_{HWP, n} \mu_{1, n}^{HWP} + P_{HWW, n} \mu_{1, n}^{HWW} \quad (17)$$

ここで、P_{HWH, n}やP_{HWP, n}、P_{HWW, n}は個人がそれぞれのパターンを選択する確率を、μ_{1, n}^{HWH}やμ_{1, n}^{HWP}、μ_{1, n}^{HWW}はそれぞれ推定値の表1に示す値である。また、β_{cost, n}については、個人が非高齢者の場合はβ_{cost, n} = 1.70 × 10⁻³、個人が高齢者の場合はβ_{cost, n} = -2.63 × 10⁻³である。

$$\mu_{3, n} = P_{in} \mu_{3, n}^{in} + P_{out} \mu_{3, n}^{out} \quad (18)$$

ここで、P_{in}は個人が定期券範囲内を選択する確率、P_{out}は定期券範囲外を選択する確率であり、μ_{3, n}ⁱⁿやμ_{3, n}^{out}は表3に示す値である。

Fixed Fare_nは、個人の MaaS サブスクリプション料金に対する支払い意志額の上限値を表す。それぞれの個人は自宅と職場が異なるため、ΔCS_nの値もそれぞれ異なり、それに応じて支払い意志額の上限値も個人ごとに異なる値が算出される。

(3) シミュレーション結果

ここでは、2つのパターンの MaaS それぞれにおいて、サンプル数上げ法による活動パターンの変化シミュレーション結果と、サブスクリプション料金に対する支払い意志額の上限値の算出結果について述べる。

a) 山手線沿線 MaaS における活動パターンの変化

表-5 と表-6 は、山手線沿線 MaaS 導入前と後の各年齢層の活動パターン選択結果である。これらの表を比較すると、すべての年代で寄り道をする人の割合が増加していることがわかる。特に、20歳未満では寄り道を人の割合が1.4%増加している。表-7 は、山手線沿線 MaaS を導入した場合の増加率を示しており、20歳以下の若年層で増加率が最も大きくなった。

b) 東武東上線沿線 MaaS における活動パターンの変化

表-8 と表-9 は、東武東上線沿線 MaaS の導入前と後の各年齢層の活動パターン選択結果を示している。これらの表を比較すると、すべての年齢層で寄り道をする人の割合が増加しており、特に20歳未満と65歳以上におい

て1.6%増加した。表-10 は、東武東上線沿線 MaaS を導入した場合の増加率を示したものであり、高齢者で増加率が最も大きくなった。表-7 と表-10 と比較すると、都心環状線周辺に MaaS を導入する場合（山手線沿線 MaaS）よりも郊外へ伸びる路線周辺に MaaS を導入する場合（東武東上線沿線 MaaS）の方が、高齢者の寄り道促進効果が高いという結果となった。また、20歳未満の若年層に対しては、都心環状線周辺に MaaS を導入する場合の方が寄り道を促進する効果が高い結果となった。

c) 定額料金の上限値の算出結果

表-11 は、山手線沿線 MaaS のサブスクリプション料金に対する支払意思額、表-12 は、東武東上線沿線 MaaS のサブスクリプション料金に対する支払意思額の結果である。これらの結果より、山手線沿線 MaaS のサブスクリプション料金を1日あたり50円と設定した場合、山手線利用者（約12万人）のうち、約3750人が MaaS を利用することが示唆される。また東武東上線沿線 MaaS の場合、サブスクリプション料金を1日50円とした場合、東武東上線利用者（約10万人）のうち、約2800人が MaaS を利用する意思を有することとなる。

各個人のサブスクリプション料金に対する支払い意志額の上限値は、個人の性別、年齢、自宅や勤務先の場所、

表-5 MaaS 導入前の年齢層ごとの活動パターン
選択結果（山手線沿線 MaaS）

年齢	HWH	HWP	HWW	寄り道する人の割合(%)
~20	11913	320	399	5.7
20-40	60596	530	592	1.8
40-65	36542	274	275	1.5
65~	4478	117	117	5.0

表-6 MaaS 導入後の年齢層ごとの活動パターン
選択結果（山手線沿線 MaaS）

年齢	HWH	HWP	HWW	寄り道する人の割合(%)
~20	11743	380	509	7.0(1.4%↑)
20-40	60395	608	715	2.1(0.3%↑)
40-65	36465	308	317	1.7(0.2%↑)
65~	4438	132	141	5.8(0.8%↑)

表-7 MaaS 導入による寄り道の増加率
（山手線沿線 MaaS）

年齢	寄り道の増加率(%)
~20	124
20-40	118
40-65	114
65~	117

利用可能時間などの組み合わせで算出されている。そのため、同じ年齢・性別であっても、居住地や勤務地によってサブスクリプション料金の上限値が異なる。本研究では、それらの個人ごとに異なる値の組み合わせのインプットに対して、それぞれサブスクリプション料金の上限値がアウトプットされる仕組みを開発した。

ここで、それぞれの属性のうちどの要素がサブスクリプション料金への支払い意志額を上げているのかを明らかにするために、個人ごとに異なる組み合わせのうちある要素だけを変え、他の要素は全て一致させた個人のサブスクリプション料金の上限値を比較することで、ある要素が支払い意志額の上下に与える影響を検討した。この方法で、山手線沿線 MaaS を導入した場合のサブス

表-8 MaaS 導入前の年齢層ごとの活動パターン
選択結果（東武東上線沿線 MaaS）

年齢	HWH	HWPH	HWWH	寄り道する人の割合(%)
~20	12211	359	624	7.5
20-40	51110	368	409	1.5
40-65	31721	201	210	1.3
65~	4378	81	68	3.3

表-9 MaaS 導入前の年齢層ごとの活動パターン
選択結果（東武東上線沿線 MaaS）

年齢	HWH	HWPH	HWWH	寄り道する人の割合(%)
~20	11996	420	778	9.1(1.6%↑)
20-40	50974	421	491	1.8(0.3%↑)
40-65	31644	232	258	1.5(0.2%↑)
65~	4304	127	95	4.9(1.6%↑)

表-10 MaaS 導入による寄り道の増加率
（東武東上線沿線 MaaS）

年齢	寄り道の増加率(%)
~20	122
20-40	117
40-65	119
65~	149

表-13 サブスクリプション料金の上下に影響を与える要素の比較

個人	自宅	勤務地	性別	年齢(歳)	サブスクリプション料金の上限値(円)
A	成増	田町	男	45	991
B	成増	田町	女	45	1169
C	成増	田町	男	18	1199
D	恵比寿	田町	男	45	577
E	川越	田町	男	45	841

クリプション料金の値を比較したものを表-13 に示す。個人 A, B, C を比較すると、「女性」、「20 歳未満」などの要素がサブスクリプション料金への支払い意志額を高めていることがわかる。個人 A と個人 D を比較すると、自宅と職場の両方が山手線沿線にある人は、自宅が山手線沿線外にある人よりもサブスクリプション料金への支払い意向が低いことがわかる。一方、個人 A と個人 E を比較すると、自宅が山手線から離れると、支払い意志額が低下することが分かる。

最後に、本研究では利用者の視点からサブスクリプション料金の値を算出した。したがって、本研究で得られたサブスクリプション料金は、利用者の視点から見て望ましい MaaS サービスの上限値となる。本研究では算出していないが、これに加えて事業者視点からの価格設定を計算し、本研究の結果（利用者視点の価格設定）と比較することで、事業者が設定する MaaS が人々にとって満足できるものになり得るかどうかを評価することが期待される。

表-11 MaaS サブスクリプション料金に対する
支払い意志額（山手線沿線 MaaS）

	人数(人)	東武東上線利用者全体に対する割合(%)
50円以上支払える人	3747	3.2
100円以上支払える人	2807	2.4

表-12 MaaS サブスクリプション料金に対する
支払い意志額（東武東上線沿線 MaaS）

	人数(人)	東武東上線利用者全体に対する割合(%)
50円以上支払える人	2262	2.2
100円以上支払える人	2154	2.1

6. 考察と今後の課題

本研究では、定期券が人々の日常行動に与える影響を考慮したアクティビティベースのモデル構築を目指した。そして、構築したモデルを用いて、MaaS の導入が人々の行動変容に与える影響を評価し、利用者の視点から MaaS のサブスクリプション料金の適正値を評価した。

まず、Activity-based モデルの構築では、MaaS が導入されていない現状のデータからでも MaaS を評価できるようにするために、鉄道定期券利用者に着目した。鉄道定期券を「定期代を支払うことで一定範囲内で自由に乗り降りできるサービス」と解釈し、その延長線上にサブスク MaaS サービスがあると考えた。モデルは 4 層構造で、活動パターン、目的地選択 A、目的地選択 B、鉄道経路選択の順で意思決定を行うと仮定した。目的地選択 A では、目的地を定期券圏内から選ぶか、定期券圏外から選ぶかを選択し、目的地選択 B で具体的な目的地を選択するとして、目的地選択を 2 層に分けて表現した。

パラメータ推定の結果、目的地選択 B モデルでは、店舗が密集しているゾーンが選択されやすいと考えられ、目的地選択 A モデルでは、女性や 20 歳未満の人は定期券の範囲内の目的地を選択しやすく、残り活動可能時間が 150 分以上の人は定期券の範囲外の目的地を選択しやすいと考えられた。活動パターン選択では、HWH の活動パターンのログサム変数のみがマイナスの値を取りとなり、他の活動パターンのログサム変数はプラスとなった。これは、ログサム変数の値が大きくなるほど、寄り道を選択する効用も大きくなるため、寄り道を選択する人が多くなることを表していると考えられる。また、女性ほど業務目的の寄り道が少なく、90 分以上の残り活動可能時間がある人ほど寄り道をする傾向があることがわかった。

次に、構築したモデルを使ってシミュレーションを行った。ケーススタディとして、都心部を環状に走る山手線と、都心から郊外へ向かう東武東上線の 2 路線で、MaaS 導入のシミュレーションを実施した。MaaS 導入による活動パターンの変化としては、どちらの路線でも、MaaS 導入後に寄り道を選択する人が増加した。寄り道をする人の増加はすべての年齢層で見られ、特に山手線沿線では 20 歳以下の若者で、東武東上線沿線では 65 歳以上の高齢者で増加した。

最後に、MaaS サブスクリプション料金に対する支払い意志額の上限値を算出した。サブスクリプション料金は、個人の性別、年齢、自宅や勤務先の場所、残り活動可能時間の長さなど、個人によって異なる値の組み合わせから算出される値であるので、同じ年齢、性別でも、異なる地域に住んでいれば異なる値が算出される。これらの組み合わせについて、他の条件はそのままに、1 つ

の要素だけを変えた場合のサブスクリプション料金の変化を比較することで、どの要素がどのようにサブスクリプション料金の値に影響を与えているのか調べた。その結果、「女性」「20 歳未満」といった要素が、サブスクリプション料金に対する支払い意志額を高めることが分かった。本研究では、以上のように個人の属性等の要素を入力することで、個人ごとに適切なサブスクリプション料金の値を算出するシステムを開発した。

今後の展開としては、今回は利用者の視点から MaaS の設定を評価する方法を開発したが、オペレーター側の視点から評価する方法を開発して比較することで、ある地域の両者とオペレーターの両方が満足できる MaaS の設定とはどのような設定かを推定することが期待される。また、本研究ではモデルを推定する際に得られたデータのサンプルをそのまま使用したが、実際には地域によって得られるサンプル数に偏りがあるため、地域の母集団に合わせて拡張した拡大係数を用いてパラメータ推定する等の工夫がより正確なモデルの推定に必要である。今回は鉄道利用者を中心とした MaaS を検討したが、今後は自動運転車やシェアカーを含む MaaS の検討も期待される。そのためにも、鉄道定期券利用者の移動・活動データに基づいてモデル推定を行うのではなく、実際の MaaS 利用者のデータが近い将来得られるようになることを念頭に、分析方法論の展開を行う必要がある。

参考文献

- 1) 東京都市圏交通計画協議会「新たなライフスタイルを実現する人中心のモビリティネットワークと生活圏」2021.3.
- 2) 日高洋祐, 牧村和彦, 井上岳一, 井上佳三「MaaS モビリティ革命」日経 BP 社, 2018.
- 3) 露木伸宏「MaaS (モビリティ・アズ・ア・サービス) について」国土交通政策研究所報, Vol. 60, pp. 2-7, 2018.
- 4) 東京都市圏交通計画協議会「第 6 回東京都市圏パーソントリップ調査: 交通行動シミュレーションに関するテクニカルレポート」2021.6.
- 5) 田淵景子, 福田大輔“再帰ロジック型交通行動モデルを用いたサブスクリプション型 MaaS の評価に関する基礎研究”都市計画論文集, Vol. 55, No.3, pp. 666-673, 2020.
- 6) Bowman, J.L. and Ben-Akiva, M.E. “Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules”. Transportation Research Part A: Policy and Practice, Vol. 35, No.1, pp. 1-28, 2001.
- 7) Yamada, S., Ishibe, M., Yamashita, Y., Fukuda, D. "Development of an Activity-based Model System for Tokyo Metropolitan Urban Rail Planning." Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 13, pp. 643-

663, 2019.

- 8) 亀谷淳平, 福田大輔 “鉄道利用者を対象とした Activity-based 交通行動モデルに関する研究” 土木計画学研究発表・講演集, Vol. 53, pp. 380-389, 2016.

(?)
(?)

EVALUATION OF SUBSCRIPTION PLAN IN URBAN MAAS CONSIDERING PEOPLE'S DAILY ACTIVITY PATTERN

Keiko TABUCHI, Daisuke FUKUDA

Currently, people in the Tokyo metropolitan area in Japan make fewer trips each day, and that trend is expected to continue due to population decline and the spread of telework. On the other hands, a new mobility service, MaaS, especially Level 3 MaaS, is expected to promote people's mobility by integrating information and fare systems among transportation modes to increase convenience. In this study, first, we constructed an activity-based transportation behavior model to evaluate changes in people's activities due to the introduction of MaaS, taking into account the impact of subscription services (a service that allows unlimited use of transportation services on a certain segment by paying a fixed fee). Then, we quantitatively estimated the predicted change in people's activity due to the introduction of MaaS and the subscription fee which is desirable for users. As a result, it was found that MaaS has a detour promotion effect, and the amount of willingness to pay the subscription fee was higher for women and young people under 20 years old.