

サブスクリプション型MaaSのバンドリングに関する
交通行動モデル研究

サブスクリプション型MaaSのバンドリングに関する
交通行動モデル研究プロジェクト

2022年5月

公益社団法人日本交通政策研究会

1. “日交研シリーズ”は、公益社団法人 日本交通政策研究会の実施するプロジェクトの研究
成果、本研究会の行う講演、座談会の記録、交通問題に関する内外文献の紹介、等々を印
刷に付して順次刊行するものである。
2. シリーズはAよりEに至る5つの系列に分かれる。
シリーズAは、本研究会のプロジェクトの成果である書き下ろし論文を収める。
シリーズBは、シリーズAに対比して、より時論的、啓蒙的な視点に立つものであり、
折にふれ、重要な問題を積極的にとりあげ、講演、座談会、討論会、その他の方法によっ
てとりまとめたものを収める。
シリーズCは、交通問題に関する内外の資料、文献の翻訳、紹介を内容とする。
シリーズDは、本研究会会員が他の雑誌等に公けにした論文にして、本研究会の研究調査
活動との関連において復刻の価値ありと認められるもののリプリントシリーズである。
シリーズEは、本研究会が発表する政策上の諸提言を内容とする。
3. 論文等の内容についての責任はそれぞれの著者に存し、本研究会は責任を負わない。
4. 令和2年度以前のシリーズは印刷及び送料実費をもって希望の向きに頒布するものとする。

公益社団法人日本交通政策研究会

代表理事 山 内 弘 隆
同 原 田 昇

令和2年度以前のシリーズの入手をご希望の向きは系列番号
を明記の上、下記へお申し込み下さい。

〒102-0073 東京都千代田区九段北 1-12-6

守住ビル 4階

公益社団法人日本交通政策研究会

電 話 (03) 3263-1945 (代表)

F a x (03) 3234-4593

E-Mail:office@nikkoken.or.jp

日交研シリーズ A-836

令和3年度自主研究プロジェクト

サブスクリプション型 MaaS のバンドリングに関する交通行動モデル研究

刊行：2022年5月

サブスクリプション型 MaaS のバンドリングに関する交通行動モデル研究

Travel Behavior Analysis for Evaluating Bundling in Mobility-As-A-Service

主査：福田 大輔（東京大学大学院教授）

Daisuke FUKUDA

要 旨

ICT を活用して複数の交通サービスを束ね、一つのサービスとして捉える MaaS (Mobility as a Service) に関する研究が、交通工学、交通計画学、交通経済学の分野で進展しつつある。MaaS の主要な特徴の一つとして運賃支払いの統合が挙げられるが（サブスクリプション型 MaaS）、それを効果的に都市圏内に導入するためには、定額料金水準とサービスの利用可能範囲の適切な組合せ（バンドリング）についての適切な評価が必要である。MaaS は多様な移動手段を自由に組み合わせて、より柔軟なマルチモーダル経路選択の機会を利用者に与えるため、こうしたサービスの実現による利便性の変化を評価するためには、複数の交通手段と複数の経路を同時に選択する、マルチモーダル交通行動モデルが必要である。

本研究では、「どういう定額料金の設定を行えば、現状において料金が一体化されていない個別の公共交通サービスを利用している利用者が MaaS 利用へとシフトしてくれるのか」という問いに答えるべく、サブスクリプション型 MaaS のバンドリング評価のための交通行動モデルの開発を行った。

キーワード：MaaS, バンドリング, サブスクリプション, 交通行動分析

Keywords : Mobility as a Service, Bundling, Subscription, Travel Behavior Analysis

目 次

第1章 再起ロジット型交通行動モデルを用いた	
サブスクリプション型 MaaS のトリップベース評価	1
1.1 研究の背景と目的	1
1.2 再起ロジット型交通行動モデルを用いた MaaS 評価	2
1.2.1 既往研究	2
1.2.2 モデルの定式化	3
1.2.3 モデルのパラメータ推定	5
1.2.4 サブスクリプション型 MaaS 定額料金の評価	7
1.3 ケース・スタディ	9
1.3.1 東京都市圏パーソントリップ調査を用いた基礎分析	9
1.3.2 マルチモーダルネットワークの構築	11
1.3.3 モデルのパラメータ推定結果	11
1.4 サブスクリプション型 MaaS 評価のケース・スタディ	12
1.4.1 対象地域の概要	12
1.4.2 シミュレーションの設定条件	12
1.4.3 シミュレーション結果と考察	14
1.5 結論と今後の課題	16
1.5.1 結論	16
1.5.2 今後の課題	17
第一章 参考文献	18
第2章 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アクティビティベース評価	19
2.1 はじめに	19
2.2 既往研究のレビューと本研究の位置付け	20
2.2.1 MaaS に関する既往研究	20
2.2.2 一日の生活行動に関する既往研究	21
2.2.3 本研究の位置付け	23
2.3 データの基礎分析	24
2.3.1 使用するデータ	24
2.3.2 基礎集計分析結果	25

2.4	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	28
2.4.1	モデル構造	28
2.4.2	モデルの定式化	28
2.4.3	選択肢集合の設定方法	30
2.5	モデル推定結果	32
2.5.1	活動パターン選択モデル	32
2.5.2	目的地選択 A モデル (定期券使用の選択モデル)	34
2.5.3	目的地選択 B モデル	35
2.5.4	鉄道経路選択モデル	36
2.6	東京都市圏を対象とした MaaS 導入のシミュレーション	37
2.6.1	対象地の決定とシミュレーションの基本設定	37
2.6.2	利用者の MaaS サブスクリプション料金に対する 支払い意志額上限値の算出	38
2.6.3	シミュレーション結果	39
2.7	おわりに	43
2.7.1	本研究の成果	43
2.7.2	今後の課題	44
	第二章 参考文献	45

プロジェクト研究メンバーおよび執筆分担

主査：	福田 大輔	東京大学大学院工学系研究科（1・2章執筆）
メンバー：	柳沼 秀樹	東京理科大学理工学部
	壇辻 貴生	金沢大学理工研究域
	田淵 景子	東京工業大学環境・社会理工学院修士課程（1・2章執筆）

（令和4年3月現在）

第1章：再帰ロジット型交通行動モデルを用いた サブスクリプション型 MaaS のトリップベース評価

1.1. 研究の背景と目的

現在の日本の主要都市圏では都市内交通手段のネットワーク整備が進み、一つのトリップでも複数の交通手段の組合せを用いることが利用可能となっている。複数交通手段の組合せ利用が人々にとってどの程度の利便性をもたらすのかを評価することは、交通ネットワーク自体が概成した現状では重要な視点になると考えられる。こうした状況において、人々の移動の利便性をさらに向上させるために、今ある交通インフラをより便利に利用できるような仕組みの開発が進められている。近年、自動運転車やシェアサイクルなど様々な新モビリティサービスの導入が検討されているが、その中でも MaaS (Mobility as a Service) はモビリティ界の革命的な新サービスとして注目を浴びている。

MaaS は、ICT を活用して複数の交通サービスを統合し、マイカー以外の公共交通、シェアサイクル、タクシーなどの交通手段を束ね一つのサービスとして捉えた上で、統合した情報や料金体系を提供するサービスである。藤垣ら¹⁾によると、近年登場した統合モビリティサービスは、道路上を走る自動車を使用した公共交通の統合を目指すもの(旅客自動車輸送型)、その他の鉄道やカーシェアリング、自転車シェアリングも含むもの(統合型)に大別される。MaaS はそのうち統合型に分類され、公共交通に加えてシェアカーやシェアサイクルを含めた幅広い交通移動サービスを一つのアプリケーションで利用できるサービスと位置づけられる。フィンランドでは 2016 年に *whim*²⁾ というアプリによる MaaS サービスが開始されている。日本でも小田急電鉄³⁾ やトヨタ自動車⁴⁾ が MaaS の導入を検討しており、既に小田急電鉄は *Emot* というアプリを用いたサービスを 2019 年に開始している。

MaaS の主要な特徴の一つとして運賃支払いの統合が挙げられ、それが実現しているサービスはサブスクリプション型 MaaS とも呼ばれる。日高⁵⁾によると、MaaS には 5 段階のレベルがあり、そのうちレベル 3 が予約や決済ができるだけでなく、包括した一体的な料金体系を持つシームレスなモビリティサービスが実現される段階である。例えば月額制で都市内の“乗り放題サービス”が提供される段階はレベル 3 に相当する。我が国においても、このレベル 3 にあたる情報の統合に加えて料金体系を統合した段階の MaaS が今後導入されることが期待される。村井ら⁶⁾は滋賀県大津湖南地域の路線バス利用大学生を対象として MaaS のサブスクリプション型運賃制度に関する SP 調査や社会実験を実施し、利用者のバス利用頻度の増加や多様な目的を伴うバス利用行動がとられるようになる可能性があることを

示している。本研究ではレベル 3 のサブスクリプション型 MaaS, すなわち, 定額を支払うことで当該エリア内の交通サービスが乗り放題になるサービスに着目する。

サブスクリプション型 MaaS を効果的に都市圏内に導入するためには, その定額料金とサービスの利用可能範囲の適切な組合せについての適切な評価が必要である。MaaS は多様な移動手段を自由に組み合わせて, より柔軟なマルチモーダル経路選択の機会を利用者に与えるサービスである。このようなサービスの導入による利便性の変化を評価するためには, 複数の交通手段と複数の経路を同時に選択する, マルチモーダル交通行動モデルが必要である。交通行動モデルを用いたサブスクリプション型 MaaS に関する研究事例は, 筆者らの知る限り見られない。

そこで本研究では, 経路選択肢の列挙を必要としない交通行動モデルである再帰ロジット (Recursive Logit: RL) タイプの交通行動モデルを用いて, サブスクリプション MaaS 導入を評価するための枠組みの提案と実データを用いた検討を行う。藤垣ら⁷⁾は, 想定される利用者層を整理した上で具体的なサービスにおける需要特性を分析し, 運転に対して不安がある人や駅から自宅が遠い人, 自宅周辺の移動が多い人などがサービスを利用したい傾向にあることを示した。これを受け, 本研究のケース・スタディでも, 都市圏において駅から自宅が遠い人が多く住む地域を対象に MaaS の導入評価のシミュレーションを実施する。以上を通じて, サブスクリプション型 MaaS の導入範囲と定額料金水準設定に関する基礎的知見を得ることを目的とする。

1.2. 再帰ロジット交通行動モデルを用いた MaaS 評価

1.2.1. 既往研究

Fosgerau et al.⁸⁾は, 経路選択肢の列挙の必要がない新たな経路選択モデルである RL モデルを提案した。次の 1.2.2 においては, Fosgerau et al.⁸⁾を参考に RL モデルの定式化を行う。

RL モデルをマルチモーダル経路選択に適用した既往研究として, De Freitas et al.⁹⁾によるスイス・チューリッヒ都市圏における分析が挙げられる。De Freitas et al.⁹⁾では, 自動車, トラム, バス, 徒歩等を同時に考慮したマルチモーダルネットワーク上における経路選択行動を RL モデルを用いて記述し, 実データを用いてパラメータ推定を行った。交通手段毎に異なるパラメーターを設定して推定した結果, 公共交通の運行間隔は交通の意思決定に大きな影響を与えないこと, 乗り換え時間の長さは乗車時間の長さよりも大きな影響を与えることなどを明らかにした。しかしながら, MaaS 等の統合モビリティサービスを念頭に置いたようなモデル化や評価の枠組みにはなっていない。これに対し, 本研究では, あくまでトリッ

プ単位での分析とはなるが，MaaS の定額料金サービスに対する利用者の評価に着目したモデリングと分析を行う点に新規性があると考えられる。

1.2.2. モデルの定式化

RL モデルはリンクベースで意思決定者が選択を繰り返す行動モデルであり，幾つかのノードとリンクで構成されたネットワークを考える．再帰的にロジット型選択（リンク選択）を繰り返すことで，経路選択肢を列挙する必要なく効用関数のパラメータ推定を行うことができる．

全体のマルチモーダルネットワークからその一部を取り出した図 1.1 のような状況を例に考える．図 1.1 において k, a, d はそれぞれリンクラベルを， O は出発地のノードを， D は目的地のノードをそれぞれ表す．現在リンク k の状態にいる意思決定者は「状態 k のもとで次のリンク a （アクション）を選択する際に得られる効用」と「選択した状態 a から目的地 d までの累積の期待効用」の和が最大となるように状態を選択するものと仮定する．また，その際のリンク選択肢集合を $A(k)$ とする．

このとき，意思決定者 n が状態 k のもとで次のリンク a を選択する効用は，式(1) のように表される．

$$u_n(a|k) = v_n(a|k) + \mu \varepsilon_n(a) + V_n^d(a) \quad (1)$$

ここで $v_n(a|k) + \mu \varepsilon_n(a)$ は現在の状態 k から次の状態 a を選択する際に得られる効用（即時効用）を， $V_n^d(a)$ は選択した状態 a から目的地 d までの期待効用（価値関数）を， ε はガンベル分布に従う誤差項をそれぞれ表す．なお，スケールパラメータ μ は予め 1 に基準化してある．

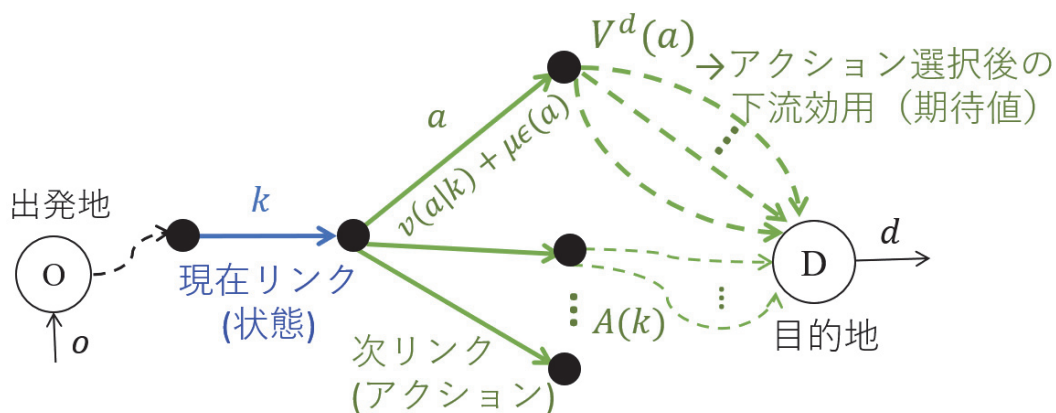


図 1.1 Recursive Logit モデルのネットワーク構造

RL モデルは、旅行者が逐次的にリンク選択を繰り返す動的計画問題として解釈することができるため、動的計画法の概念を適用した解析が可能である。RL モデルを動的計画問題と見立てたとき、その価値関数は Bellman 方程式の形で式(2)のように表される。

$$V_n^d(k) = E \left[\max_{a \in A(k)} \left(v_n(a|k) + \mu \varepsilon_n(a) + V_n^d(a) \right) \right] \quad (2)$$

さらに、ガンベル分布に従う誤差項 ε の最大値の期待値がログサム変数になることから、価値関数は式(3)のように特定化される。

$$V_n^d(k) = \begin{cases} \mu \ln \sum_{a \in A} \delta(a|k) e^{\frac{1}{\mu}(v_n(a|k) + V_n^d(a))} & \forall k \in A \\ 0 & k = d \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 A は全リンク集合を表す。また、 $\delta(a|k)$ は $a \in A(k)$ のとき1、それ以外るとき0の値をとるダミー変数である。

この価値関数を変形すると、式(4)を得ることができる。

$$e^{\frac{1}{\mu} V_n^d(k)} = \begin{cases} \sum_{a \in A} \delta(a|k) e^{\frac{1}{\mu}(v_n(a|k) + V_n^d(a))} & \forall k \in A \\ 1 & k = d \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{where } \delta(a|k) = \begin{cases} 1 & a \in A \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

本研究では、交通手段選択と経路選択を同時に決定するマルチモーダル交通行動モデルを構築する。そのため、ネットワークのリンクは交通手段毎に分けて定めることとする。図 1.1 のネットワークを交通手段も考慮できるよう書き換えると図 1.2 のようになる。

例えば、自宅から駅までの経路は、図 1.2 のように①徒歩で向かう場合、②自転車で向かう場合、③バスで向かう場合の3つの交通手段が選択できると仮定する。このとき、同じノード間を結んでいるが交通手段毎にリンクの効用が異なるため、別々のリンクを定める必要がある。このとき、自宅ノードから鉄道駅ノードを結ぶリンクは3つあり、図 1.2 のように同じノード間を3つのリンクで結ぶネットワークとして表すことができる。

同様に、自宅ノードとバス停ノードを結ぶリンクも図 1.2 のように複数のリンクを考える。図 1.2 の例ではアクセス部分について述べたが、イグレス部分についても同様にマルチモーダルな経路選択を考えて同様のネットワークを構築する。

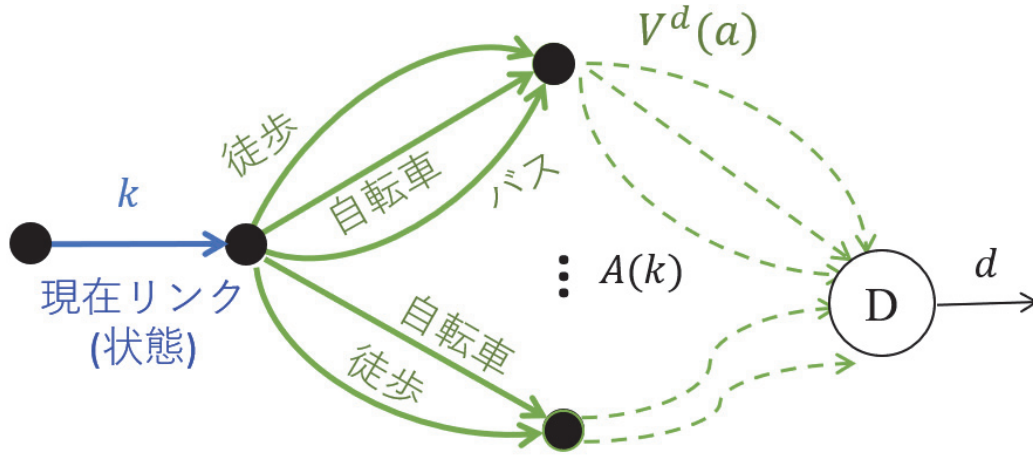


図 1.2 マルチモーダルの状況を考慮した Recursive Logit ネットワーク

1.2.3. モデルのパラメータ推定

RL モデルの即時効用 v_n は、交通サービス水準変数等を用いることで通常のロジットモデルのように特定化することができる。本研究における実証分析では、式(5)のように特定化している。

$$v_n(k) = \beta_1 \times Walk_{Time_n}^k + \beta_2 \times Bicy_{Time_n}^k + \beta_3 \times Rail_{Time_n}^k + \beta_4 \times Bus_{Time_n}^k + \beta_{cost} \times Cost_n^k \quad (5)$$

ここで、 $Walk_{Time_n}^k$, $Bicy_{Time_n}^k$, $Rail_{Time_n}^k$, $Bus_{Time_n}^k$ はそれぞれ、利用者 n のリンク k における徒歩、自転車、鉄道、バスの移動時間を表す。また、 $Cost_n^k$ は利用者 n のリンク k における移動費用を表す。そして、 β_1 , β_2 , β_3 , β_4 , β_{cost} はそれぞれのパラメータである。

パーソントリップ調査の観測データを持ち知恵パラメータ推定を行うにあたっては、RL モデルを行列形式で表現することが便利である。詳細は Fosgerau et al.⁸⁾ を参照されたいが、 \mathbf{M} を即時効用を束ねた行列、 \mathbf{b} を目的地ダミーを示すベクトル、 \mathbf{z} を価値関数 (の指数変換値) のベクトルとしてそれぞれ次のように定義する。

$$\begin{aligned} \mathbf{M} &= \begin{cases} \delta(a|k)e^{\frac{1}{\mu}v_n(a|k)} & a \in A \\ 0 & otherwise \end{cases} \\ &= \begin{cases} e^{\frac{1}{\mu}v_n(a|k)} & a \in A \\ 0 & otherwise \end{cases} \end{aligned} \quad (6)$$

$$\mathbf{b} = \begin{cases} 0 & k \neq d \\ 1 & k = d \end{cases}$$

$$\mathbf{z} = \{z_k\} \text{ where } z_k = e^{\frac{1}{\mu}V(k)}$$

このとき、次の関係が成り立ち、この式の $(\mathbf{I} - \mathbf{M})$ が逆行列を持つことが、価値観数が得られる条件となる。

$$\mathbf{z} = \mathbf{M}\mathbf{z} + \mathbf{b} \Leftrightarrow (\mathbf{I} - \mathbf{M})\mathbf{z} = \mathbf{b} \quad (7)$$

一方、リンク選択確率を書き改めると次式のようなになる。

$$\begin{aligned} P_n(a|k) &= \frac{\delta(a|k)e^{\frac{1}{\mu}v_n(a|k)}e^{\frac{1}{\mu}V^d(a)}}{\sum_{a' \in A} \delta(a'|k)e^{\frac{1}{\mu}v_n(a'|k)}e^{\frac{1}{\mu}V^d(a')}} \\ &= \frac{M_{k_a z_a}}{\sum_{a' \in A} M_{k_{a'} z_{a'}}} \end{aligned} \quad (8)$$

さらに、ある状態 k から各リンクを選ぶ確率を束ねてベクトル表記するため、行列 \mathbf{M} の k 行ベクトル \mathbf{M}_k を用いると、リンク選択確率を束ねたベクトル \mathbf{P}_k は、

$$\mathbf{P}_k = \frac{\mathbf{M}_k \circ \mathbf{z}^T}{\mathbf{M}_k \mathbf{z}} \quad (9)$$

と表わされる。ここで、 \circ は 2 つの行ベクトルの要素毎の積によって得られる行ベクトルを表す。

以上を踏まえ、全ての状態（リンク）をまとめると、次式のように表すことができる。

$$\mathbf{P} = (\mathbf{P}_0, \dots, \mathbf{P}_k, \dots, \mathbf{P}_{|A|})^T \quad (10)$$

パラメータ推定は最尤推定法により行う。個人 $n=1 \dots N$ が実際に選択したモードチェーンデータを σ_n と表すと、対数尤度関数は次式で表される。

$$\begin{aligned} \max_{\beta} LL &= \ln \prod_{n=1}^N P(\sigma_n; \beta) = \sum_{n=1}^N \ln P(\sigma_n; \beta) \\ &= \frac{1}{\mu} \sum_{n=1}^N \left\{ \left[\sum_{i=0}^{l_n-1} v(k_{i+1}^n | k_i^n) \right] - V(k_0^n) \right\} \\ &= \frac{1}{\mu} \sum_{n=1}^N \{v(\sigma_n; \beta) - V(k_0^n; \beta)\} \end{aligned} \quad (11)$$

ここで $V(k_0^n; \beta)$ は、起点における下流効用である。

1.2.4. サブスクリプション型 MaaS 定額料金の評価

本節では、構築した RL モデルを用いてマルチモーダルネットワークにおけるサブスクリプション型 MaaS 導入の評価を行う手順について述べる。この評価は、サブスクリプション型 MaaS 導入の適切な空間範囲とその定額料金水準の関係を明らかにすることを目的としている。

MaaS の導入により、当該エリアにおける各交通手段を利用する毎に料金を支払わなくて済むようになり、その代わりに予め定められた定額料金を一括して支払うことが利用者には求められることとなる。そこで本研究では、「MaaS 導入前後において利用者の満足度が最低でも現状の水準を維持しなければならないとしたときに、最大でどれ位の定額料金の支払いまでを利用者は許容するのか」という観点から評価を行う。つまり、「ある特定の OD ペアにおけるトリップを対象としたときに、移動費用や移動時間を総合した利用者の総満足度（RL モデルの起点下流効用により規定）が、定額 MaaS が導入されることによって導入前よりも大きくなるかせいぜい等しいならば、その MaaS が実際に利用される（つまり利用者がそのサービスを購入する）」という仮説に立脚してサブスクリプション型 MaaS 定額料金の評価を行う。

評価のためのシミュレーションは以下の手順で行う。

- ① 実際のネットワークをリンクとノードで表す
- ② 構築した再帰ロジットモデルを用いて、MaaS 導入前の段階におけるある特定の OD ペア間の利用者の満足度を算出する
- ③ MaaS を導入するネットワーク範囲を決定する
- ④ の MaaS 導入範囲内に存在する交通手段の各リンクに付与された移動費用を 0 円に設定する
- ⑤ のネットワークのもとで再帰ロジットモデルを用い、②と同様の OD ペア間における MaaS 導入後の利用者のグロスの満足度を算出する。
- ⑥ で導出した MaaS 導入後の利用者の満足度水準が、②で算出した MaaS 導入前の利用者の満足度水準と等しいかそれよりも大きくなるような、MaaS 定額料金の上限を算出する。

以上の手順について式等を用いて詳細を説明する。まず、手順②の満足度の算出方法では、最初にパラメータ推定結果を用いて即時効用関数（式(4)）を特定化する。RL モデルにおいて、交通行動全体に対する利用者の満足度は、出発地点（起点）における下流効用を用いて表すことができる。すなわち RL モデルにおける起点下流効用は、標準的な多項ロジットモデルのログサム変数に相当するものである¹⁰⁾。これを得るために、式(7)を変形して得られる

次の行列式(12)を解くことで、下流効用が計算される。

$$\mathbf{z} = (\mathbf{I} - \mathbf{M})^{-1}\mathbf{b} \quad (12)$$

以上により計算された MaaS 導入前の場合の出発地点における下流効用を $V_0^{without}$ と表す。これが MaaS 導入前の利用者の満足度を表す。

次に、手順④の MaaS 導入後のリンクの移動費用の設定について説明する。MaaS 導入後について、MaaS 導入範囲内の即時効用は次の式(13)で計算される。導入前の即時効用の式とは異なり、MaaS 導入範囲内は利用あたりの費用がかからない（その代わりに別途定額料金が課される）設定となるため、ここでは便宜的に $Cost_n(k) = 0$ と設定する、すなわち、

$$v_n(k) = \widehat{\beta}_1 \times Walk_{Time_n}^k + \widehat{\beta}_2 \times Bicy_{Time_n}^k + \widehat{\beta}_3 \times Rail_{Time_n}^k + \widehat{\beta}_4 \times Bus_{Time_n}^k + \widehat{\beta}_{cost} \times 0 \quad (13)$$

によって部分効用値を求める。

その上で MaaS 導入後の利用者の満足度も②と同様にして計算し、求められた下流効用を V_0^{with} とする。（手順⑤）

ここまでで算出した利用者の MaaS 導入前後の満足度の値を用いて手順⑥を行う。これは、MaaS 導入後の利用者の満足度水準が MaaS 導入前の利用者の満足度水準と等しいかそれよりも大きくなるような MaaS 定額料金の上限を算出するものである。まず、 V_0^{with} は MaaS 導入後のネットワーク上の移動による満足度を表しており、これから MaaS 定額料金を支払う分の効用を引いたものが、MaaS 利用者の MaaS 定額料金の支払いを含めた満足度となる。つまり、対象とする OD ペアにおける移動（トリップ）に対する MaaS 定額料金を $FixedFare_0$ とすると、MaaS 導入後の正味の満足度は、

$$V_0^{with} - FixedFare_0 \times |\widehat{\beta}_{cost}| \quad (14)$$

で表される。ここで、 $\widehat{\beta}_{cost}$ は移動コストのパラメータ推定値（移動の金銭費用の限界効用に相当）であり、本研究では、RL モデルから得られた費用パラメータをそのまま用いている点に留意されたい。

このとき、ある特定の OD ペアにおいて、MaaS 導入後の満足度が MaaS 導入前の満足度よりも大きいか少なくとも等しくなるためには、(14)式で表される MaaS 導入後の正味の満足度が、MaaS 導入前の満足度 $V_0^{without}$ よりも大きいか少なくとも等しくなければならない。すなわち、 $FixedFare_0$ は、次の式(15)を満たさなければならない。

$$V_0^{without} \leq V_0^{with} - FixedFare_0 \times |\widehat{\beta}_{cost}| \quad (15)$$

これにより、ある特定の OD ペアにおけるトリップにおいて利用者がサブスクリプション

型 MaaS を購入すると考えられる定額料金上限値（許容定額料金）を求めることができる。

1.3. ケース・スタディ

1.3.1. 東京都市圏パーソントリップ調査を用いた基礎分析

本研究では、東京都市圏居住者のマルチモーダル交通選択モデルを構築する。それに先立ち、最新の大規模交通調査である H30 東京都市圏パーソントリップ調査（PT 調査）を用いて、この地域に住む人が現在どのような移動を行っているのかの基礎データ分析を行う。

基礎分析に用いるデータは、H30 東京都市圏パーソントリップ調査のうち、以下の条件を全て満たすものをマスターデータより抽出し、拡大をして集計を行った。

- ・ ツアー内の全トリップは東京都市圏内で完結していること（都市圏外には出ないもの）。
- ・ 一日のアクティビティパターンの開始時滞在ゾーンと終了時滞在ゾーンが同一の計画基本ゾーンであるもの（自宅発・自宅着のアクティビティを想定）。
- ・ 一日以内に全アクティビティが終了しているもの。

東京都市圏に住む人々の一日の行動を分析した結果を図 1.3 に示す。東京都市圏全体で見ると、半数以上の人（全体の 69.3%）は一日に一つツアーのみを行っていることがわかる。また、寄り道（3 つ以上のトリップチェーン）をする人も少ないことがわかる。全体の約半分

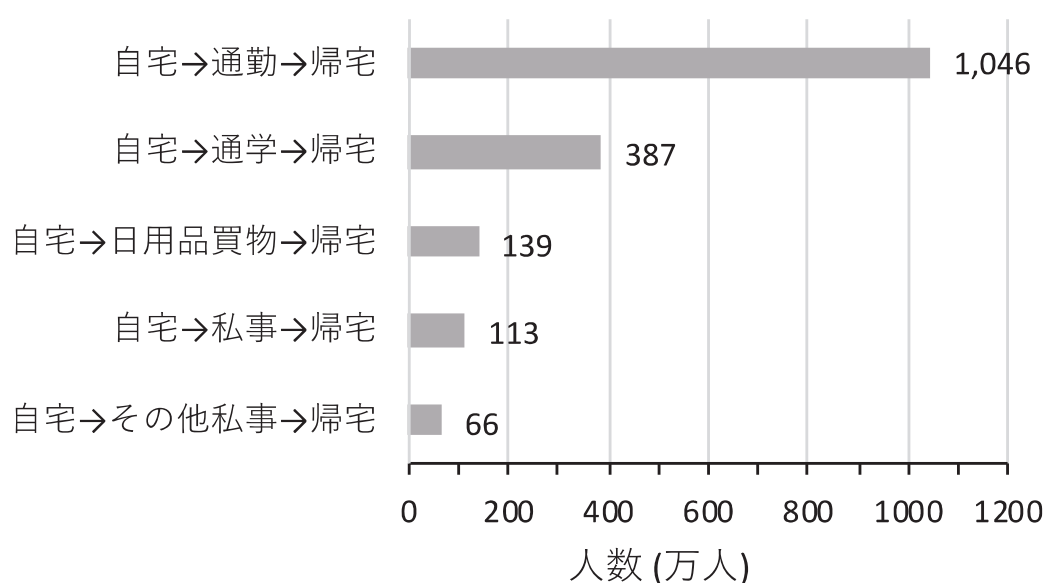


図 1.3 主要アクティビティパターン（上位 5 位）

は自宅との単純な通勤先との往復（約 1,046 万人，38%）または通学先との往復（約 138.7 万人，14%）の移動であり，それ以外も一つのトリップに異なる複数の活動目的を含まない単純なアクティビティパターンをとっている．なお，**図 1.3**には記載していないものの，下位には，通勤先からの帰宅途中で買い物をするなどの寄り道を行うアクティビティパターン，学校から一度家に帰った後に私用で出かけるなどのサブツアーを行うアクティビティパターン（つまり一日の活動が 3 つ以上存在するアクティビティパターン）なども含まれており，それらは全体の約 15%程度存在している．

次に，都市圏に住む人々がどのように交通手段を組み合わせることで目的地へ移動しているのか（モードチェーン）を集計した結果を**図 1.4**に示す．都市圏において最も多いモードチェーンは「徒歩→鉄道→徒歩」であり，次いで「徒歩のみ」，「自動車のみ」の順であった．このように，比較的単純なモードチェーンが多数を占める結果となったものの，下位にも「徒歩→バス→鉄道→徒歩」のようにバスと鉄道を組み合わせる移動している人も一定数存在していた．

なお，一つ目のトリップの出発時刻の分布を調べたところ，最も多かった出発時刻は午前 7 時台であり，次いで午前 8 時台，午前 6 時台の順に多くなった．また，一番目トリップの出発時刻の全体に占める午前出発の割合は，全体の約 85%であった．

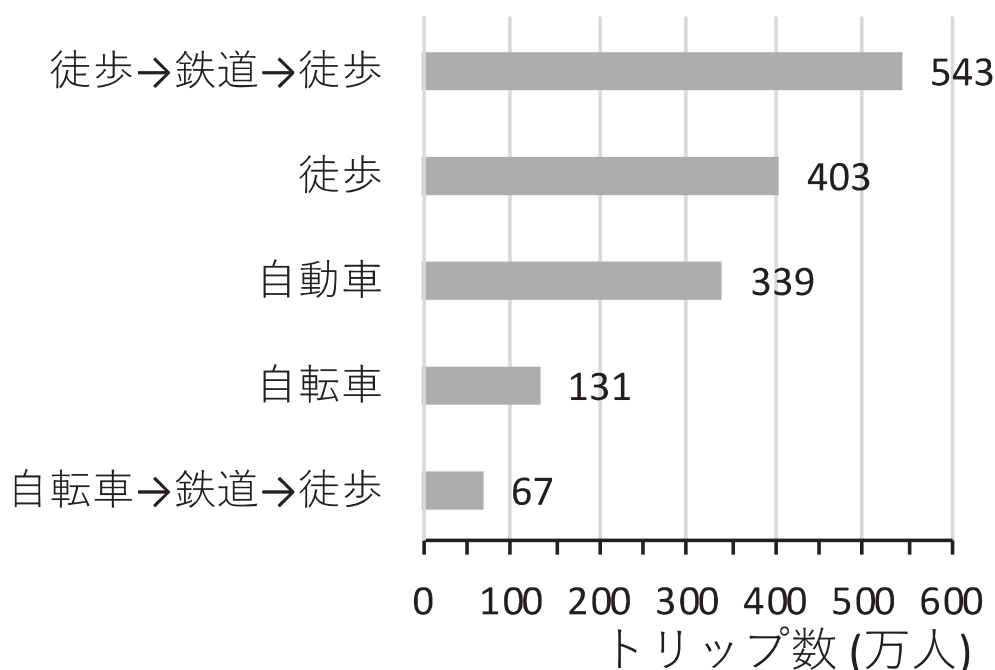


図 1.4 主要モードチェーン（上位 5 位）

1.3.2. マルチモーダルネットワークの構築

本研究では PT 調査の計画基本ゾーンレベルの区画にエリアを分割し、それぞれのゾーンを一つのノードと捉える。そして任意の 2 つのゾーン間の異なる交通手段による移動行為をリンクとみなす。交通手段選択と経路選択を同時に行うことを考慮するため、図 1.2 に表すマルチモーダルを表現したネットワーク例のように、あるノードからあるノードまで結ぶリンクは一つではなく交通手段別に複数個考えたネットワークを作成してリンク属性変数（所要時間や費用等）を定めた。

1.3.3. モデルのパラメータ推定結果

H30 東京都市圏パーソントリップ調査を用いた推定結果を表 1.1 に示す。午前にトリップを開始している 41,719 のトリップをマスターデータから抽出し、リンク数 31,437、目的地ノード数 41,719 の大規模マルチモーダルネットワークを対象にパラメータ推定を行った。移動時間については、徒歩、バス、鉄道は Google マップより算出される午前 8 時に出発する場合の移動時間を、自転車は時速 15km として算出した移動時間を設定している。移動費用に関しては、徒歩：0 円、自転車：一回あたり駐輪料金、バス・鉄道：大人の普通乗車料金を設定している。

表 1.1 RL モデルのパラメータ推定結果

説明変数	推定値	t 値
Walk_{Time} (分)	-0.146	-367.7
Bicy_{Time} (分)	-0.149	-60.51
Rail_{Time} (分)	-0.036	-94.00
Bus_{Time} (分)	-0.045	-103.0
Cost (円)	-0.0070	-119.3
最大対数尤度	-459,500	
サンプルサイズ	41,719	

モデルのパラメータは当初の想定通り全て有意義なマイナスの値となっており、利用者は移動時間が短い経路や移動コストが安い経路を好む傾向にあることが確認された。また、交通手段毎の移動時間に関するパラメータを比較すると、その絶対値は自転車、徒歩、バス、鉄道の順に大きくなった。すなわち、単位移動時間の長さに関する抵抗は自転車が一番大きく、鉄道が一番小さいことが示唆された。これに連動して、各交通手段の時間価値を計算すると、時間価値の値は、自転車：21.3 円/分、徒歩：16.4 円/分、バス：6.43 円/分、鉄道：5.14 円/分となった。

1.4. サブスクリプション型 MaaS 評価のケース・スタディ

1.4.1. 対象地域の概要

ケース・スタディは、図 1.5 のように東京都南西部から神奈川県北東部にかけての小田急小田原線と東急田園都市線の並行するエリアを対象として行う。この地域には両路線の駅間を接続する複数のバス路線が存在する。こうした地域では、多様なマルチモーダル経路選択が行われやすく、MaaS を導入による利便性向上も期待されると考えられる。



図 1.5 対象エリア

1.4.2. シミュレーションの設定条件

シミュレーションは、(a) 対象地域内に MaaS を導入する場合、(b) 特定の交通事業者の運営するサービスのみ MaaS を導入する場合の二パターンで行う。

図 1.6 は対象地域内の鉄道、バス、自転車、徒歩利用によるマルチモーダルネットワークをノードとリンクで表したものである。本研究では、出発地と目的地をそれぞれ二つずつ設定、計四つの OD ペア間のトリップについて評価することとする。

また、図 1.7 は、作成したネットワークにリンク番号を付与したもので、リンク数 34、ノード数 11 となる。各リンクの移動時間と移動費用は表 1.2 に示す通りである。ここで、公共交通リンクの設定は、初乗り運賃や乗り換え割引等の料金特性を考慮して柔軟に設定することができる。例えばリンク 23*や 25*は、登戸駅で小田急線から南武線に乗り換えるルートを一

つのリンクでまとめたものであり、その移動費用を設定する際にそうした料金特性を反映させることができる。

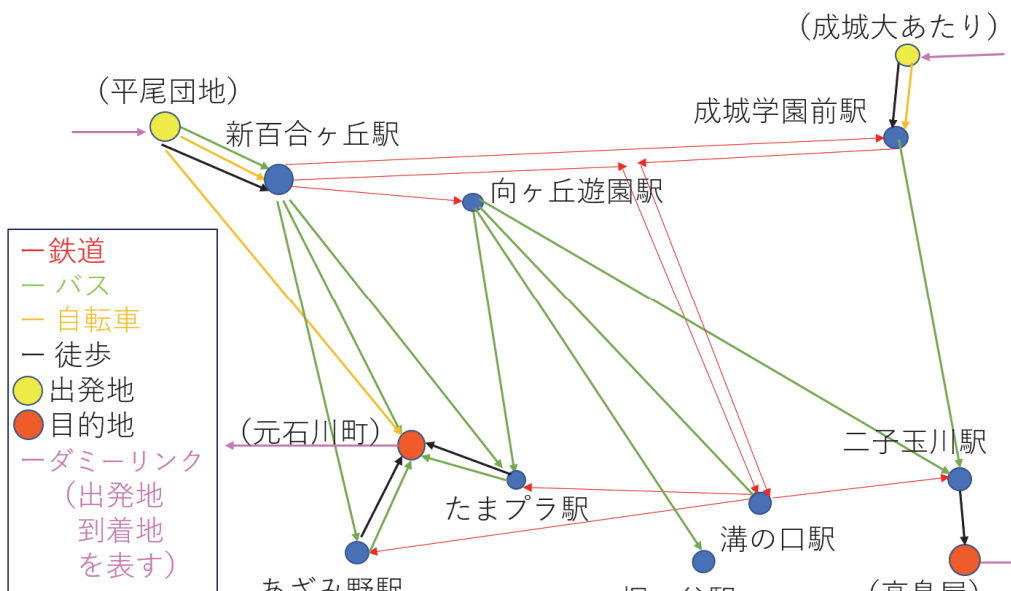


図 1.6 対象地域内交通サービスのネットワーク表現

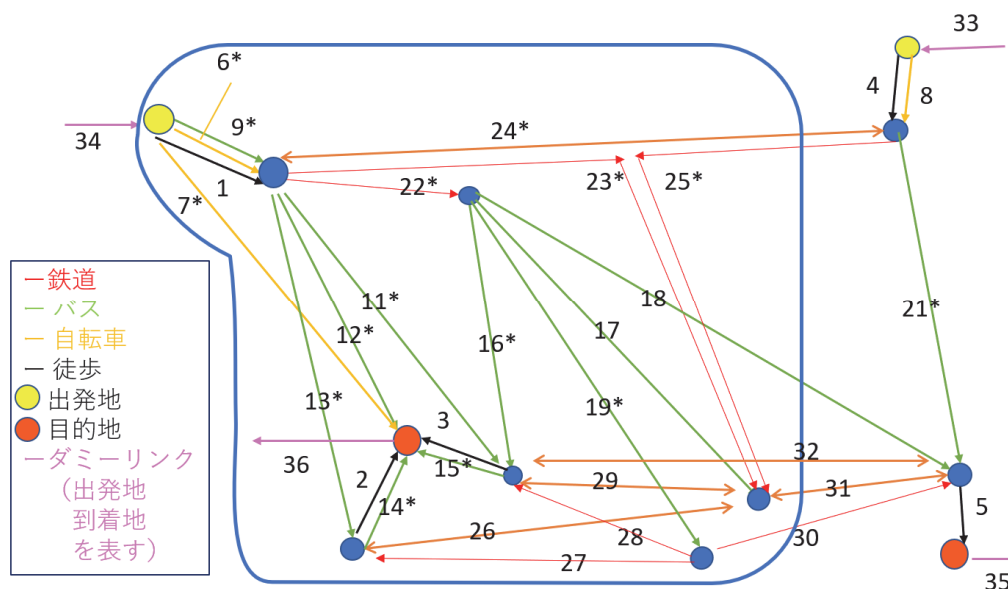


図 1.7 リンク番号と MaaS 導入範囲の設定

表 1.2 各リンクの LOS 変数設定条件 (LOS 変数, 交通手段等)

リンク番号 [手段]	1[歩]	2[歩]	3[歩]	4[歩]	5[歩]	6*[自]	7*[自]	8[自]	9*[バ]	11*[バ]
移動時間 (分)	26	13	15	3	2	8	32	1	10	32
移動費用 (円)	0	0	0	0	0	70	70	70	210	220
リンク番号 [手段]	12*[バ]	13*[バ]	14*[バ]	15*[バ]	16*[バ]	17*[バ]	18*[バ]	19*[バ]	21*[バ]	22*[鉄]
移動時間 (分)	30	34	11	9	51	29	30	28	28	8
移動費用 (円)	220	220	220	220	440	210	210	210	220	157
リンク番号 [手段]	23*[鉄]	24*[鉄]	25*[鉄]	26[鉄]	27[鉄]	28[鉄]	29[鉄]	30[鉄]	31[鉄]	32[鉄]
移動時間 (分)	22	11	18	10	12	10	7	5	3	13
移動費用 (円)	346	220	314	157	157	157	157	126	126	199

[] 内の文字は当該リンクの交通手段 ([歩]: 徒歩, [バ]: バス, [鉄]: 鉄道, [自]: 自転車) を表す。

*はシミュレーション(b)においてサブスクリプション型 MaaS の対象とするリンクを指す。

以上を踏まえシミュレーションの設定について説明する。

まず, シミュレーション (a) は, 図 1.5 中の赤枠で囲われたエリア内の交通手段がサブスクリプション型 MaaS になるという想定で行う (但し, 出発地点と到着地点がどちらも MaaS 導入範囲内に含まれていない「成城大→高島屋」の OD ペアはシミュレーション対象外とする)。

次に, シミュレーション (b) は, 図 1.7 および表 1.2 中の*で記された特定の交通事業者がサブスクリプション型 MaaS になるという想定で行う。これは具体的には, 小田急グループの鉄道, バス, 平尾団地発の自転車路線がサブスクリプション MaaS となる状況を想定したものである。

1.4.3. シミュレーション結果と考察

評価シミュレーションは, 表 1.1 のパラメーター推定結果を用いて, 1.2.3 に示した方法を適用して行った。その結果を表 1.3 に示す。この表には, 比較のため MaaS 導入前の各 OD ペア間の移動費用の最小値と最大値も併記されている。

表 1.3 サブスクリプション型 MaaS に対する許容定額料金シミュレーション結果

OD ペア	導入前移動費用 (円/日)	MaaS (a) の 許容定額料金 (円/日)	MaaS (b) の 許容定額料金 (円/日)
平尾団地 →元石川町	最小 0 (自転車)	656	461
	最大 833 (バス→鉄道→バス)		
成城大 →高島屋	最小 220 (バス)	578	204
	最大 510 (自転車→鉄道)		
平尾団地 →高島屋	最小 377 (鉄道→バス)	578	461
	最大 682 (バス→鉄道)		
成城大 →元石川町	最小 440 (鉄道→バス)	519	334
	最大 761 (自転車→鉄道→バス)		

1.4.3.1. 広範エリアに MaaS を導入する場合

まず、図 1.7 の青枠内の地域に MaaS を導入する場合 (MaaS (a)) では、各 OD ペアの移動者が当該サービスに対して支払っても良いと考える最大定額料金 (許容定額料金) は、「平尾団地→元石川町」の場合 (656 円) が他の二つの OD ペアの値 (平尾団地→高島屋 : 578 円, 成城大→元石川町 : 519 円) と比べて高くなった。これは、「平尾団地→元石川町」の場合、出発地と到着地が共に MaaS 導入対象地域内に含まれることから、MaaS 利用により享受する効用が他の OD ペアよりも大きいことや、導入前の移動費用自体が高いことが理由であると考えられる。

このように、提案する評価手法では、対象とする OD ペアによるサブスクリプション型 MaaS 導入から享受する効用の多寡を考慮した料金設定の評価を行うことが可能となっていることが確認される。

また、表 1.3 には導入前の移動費用の最小値と最大値も記されているが、いずれの OD ペアにおいても、許容定額料金の試算値は最小値と最大値の間に収まる結果となっている。これより、本提案手法によって得られる許容定額料金は直感的にも妥当な範囲に収まること示唆される。

1.4.3.2. 特定交通事業者グループに MaaS を導入する場合

次に、小田急グループ運営の交通機関 (鉄道, バス) と関連自転車リンク (表 1.2 中の*印のリンク) に MaaS を導入する場合 (MaaS (b)) に関しても、(a) の場合と概ね類似した結果が得られた。但し、(a) に比べて (b) では MaaS 導入範囲が狭められていることから、許容定額料金は (b) の場合の方が小さくなっていることが分かる。また、「成城大→高島屋」と

「成城大→元石川町」の OD ペアでは、許容定額料金の算出値は、当該 OD ペア間の移動費用最小値よりも小さい値となっていることも分かる。例えば「成城大→高島屋」の場合、現状では直通バス（運賃 220 円）だけを利用して移動することができるため、MaaS 導入に対する支払い意思が相対的に低くなっているものと考えられる。このように、提案する評価手法は、対象とする OD ペアの特性とサブスクリプション型 MaaS の設定範囲との関係を適切に捉えていると判断される。

1.5. 結論と今後の課題

1.5.1. 結論

本研究では、複数のモビリティサービスを定額料金で利用できるサブスクリプション型 MaaS に注目し、交通行動分析の観点からその適切な導入方法～具体的には、サブスクリプション型 MaaS の設定空間範囲とそれに対する利用者の最大許容（定額）料金の関係性を定量的に評価する手法～を構築した。具体的には、再帰ロジット (RL) モデルを用いたマルチモーダル交通選択モデルを構築し、RL モデルの経路非列挙特性に着目して、RL モデルをサブスクリプション型 MaaS の設定エリア内の複数の交通手段を用いたトリップに適用する考え方を提案した。その上で、RL モデルにおける利便性指標である起点下流効用に基づいて、MaaS 導入前後における利用者の満足度を比較し、許容される最大のサブスクリプション型 MaaS 料金（許容定額料金）を求める方法を新たに提案した。本研究は特定の OD ペアにおけるトリップ単位での移動を対象として、利用者の観点、すなわち、当該サブスクリプション型 MaaS が実際に購入されるための MaaS 定額料金の上限値を求める方法を提案するものである。これにより、任意の OD ペアにおけるトリップにおいて、利用者の MaaS 利用への“スイッチング”を促すために必要な定額料金の上限値の基礎的な検討に資することが期待される。

提案した手法の現実的妥当性を検証するため、東京都市圏 PT 調査を用いて RL モデルのパラメータを推定した上で、特定の地域を対象として MaaS 導入のシミュレーションを実施した。シミュレーション結果より、提案する評価手法により、MaaS の適用される範囲や対象とする OD ペアの特性に応じて、算出される許容定額料金が適切に変化し得ることが確認された。以上より、提案手法の一定程度の妥当性を実証的に確認することができたと考えている。

1.5.2. 今後の課題

主な今後の課題は、以下の通りである。

- RL モデルのパラメータ推定に関して、本研究では PT 調査マスターデータから得られるサンプルをそのまま用いた。サンプルの抽出等のバイアスを削減するためには、拡大係数等を用いてサンプルに重みを付けた上で推定する等の対応が必要になると考えられる。
- 評価の枠組みにおいて、サブスクリプション型 MaaS 定額料金の限界効用を、RL モデルより推定された移動費用の係数 ($|\widehat{\beta}_{cost}|$) をそのまま用いて与えているが、この経済学的な根拠は必ずしも十分ではない。限界効用を適切に定めるためには、選好意識調査等を新規で実施して、サービスの組合せ（バンドリング）に対する情報を収集した上で新たな交通行動モデルを構築する必要があると考えられる。
- MaaS で利用できる移動手段としては、今回対象とした鉄道やバス、自転車以外にも、自動車もシェアリング等の形態によりサービスに含まれる可能性も高い。現状の PT 調査では、カーシェア利用のデータはほとんど含まれないため今回は分析対象から除外したが、自動車による移動も考慮することができれば、評価の現実的妥当性がより高まると考えられる。
- 本研究では、与えられた OD ペアに対するトリップベースでの交通行動モデルを用いた評価に留まっている点において、現実の MaaS の料金設定を考える上で大きな課題が残されている。実際に MaaS が導入された場合には、利用者は、複数のトリップ間の連関（トリップチェーンやツアー）や（一定期間中の）トリップ頻度等を考慮した上で自身の許容定額料金を判断すると考えることが自然である。さらには、サブスクリプション型 MaaS 導入下では、目的地やトリップチェーン等の変更も起こり得ると考えられる。モデル分析の枠組みを、生活行動全体を考慮したアクティビティ・ベースのアプローチへと拡張することにより、より適切な評価を行うことができるようになると考えられる。
- 本研究の料金設定の基本的な考え方は、「どういう定額料金の設定を行えば、現状において料金が一体化されていない個別の公共交通サービスを利用している利用者が MaaS 利用へとシフトしてくれるのか」というものである。現実には、MaaS オペレータは自身の事業収益等を考慮して料金設定を行うものと考えられる。こうしたサービス供給側の行動規範を考慮した料金設定について検討することも今後の課題である。

【謝辞】

交通サービス水準データセットの構築作業において、一般財団法人計量計画研究所の石井良治氏より多大なご支援を頂戴しました。ここに記して感謝の意を表します。

第一章 参考文献

- 1) 藤垣洋平, Giancarlos Troncoso Parady, 高見淳史, 原田昇. “統合モビリティサービスの概念と体系的分析手法の提案”, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 73, No. 5, pp. I_735-I_74, 2017.
- 2) Whim “All Transport in One App” (<https://whimapp.com/>) (参照 2019-12-10).
- 3) 小田急電鉄株式会社. “MaaS アプリサービス「Emot (エモット)」サービスイン”, (<https://www.odakyu.jp/news/o5oaa1000001mstg-att/o5oaa1000001mstn.pdf>) (参照 2019-10-7).
- 4) トヨタ自動車株式会社. “トヨタのコネクティッド & MaaS 戦略”, (https://www.toyota.co.jp/pages/contents/jpn/investors/financial_results/2019/q3/competitiveness.pdf) (参照 2019-2-6).
- 5) 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.
- 6) 村井藤紀, 塩見康博. “路線バスを対象としたサブスクリプション型運賃制度の採算性における導入可能性の検討”, 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 75, No. 5, pp. I_1177-I_1187, 2019.
- 7) 藤垣洋平, 高見淳史, Giancarlos Troncoso Parady, 原田昇. “大都市圏向け統合モビリティサービス Metro-MaaS の提案と需要評価”, 日本都市計画学会都市計画論文集, Vol. 52, No. 3, pp. 833-840, 2017.
- 8) Fosgerau, Mogens; Emma Frejinger and Anders Karlström. “A link-based network route choice model with unrestricted choice set”, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 56, pp. 70-80, 2013.
- 9) De Freitas, Lucas Meyer; Henrik Becker; Maëlle Zimmermann and Kay W. Axhausen. “Modelling intermodal travel in Switzerland: A recursive logit approach”, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 119, pp. 200-213, 2019.
- 10) Zimmermann, Maëlle and Emma Frejinger. “A tutorial on recursive models for analyzing and predicting path choice behavior”, *EURO Journal on Transportation and Logistics*, Vol. 9, Issue 2, Paper No. 100004, 2020.

第2章：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アクティビティベース評価

2.1. はじめに

現在の日本の都市圏では交通整備が進み、ほとんどの人が一日の生活の中で鉄道やバス、自動車などの交通移動手段を利用して移動を行っている。どこかへ出かける際は必ず何かしらの目的と移動が存在するが、このような移動を促進することは人々の活動頻度を上げ、街の活気を向上することにつながる重要な視点である。現在の人々の一日の行動は、勤務地や学校への通勤・通学と帰宅の2トリップのみという単純な行動がほとんどである。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。これらの変化に加えてさらに、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、ますます人々の移動が減少することが考えられる。

また、首都圏全体における移動の回数も低下している。平成30年に首都圏で行われた最新の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くする新たなモビリティサービスの構築がなされることが期待される。

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。日高ら²⁾や露木³⁾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 とも呼ばれる) 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。

なお、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おもいますか」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の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⁾はトリップ単位での交通行動モデルを構築した上で MaaS の導入評価を行ったが、現実の人々の生活行動を考えると、トリップ単位での分析はその一部分を切り出したものであるため十分ではない。そこで本研究では田淵・福田⁵⁾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動データは 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。

2.2. 既往研究のレビューと本研究の位置付け

2.2.1. MaaS に関する既往研究

MaaS に関する実証実験や研究はこれまで様々な国で行われてきたが、そのプランの設定は研究によって様々である。表 2.1 は、Reck et al.⁶⁾によってそれぞれの設定を比較したものである。

表 2.1 MaaS に関する既往研究

著者・年	交通手段	対象エリア	定額周期	その他
Matyas and Kamargianni (2019)	PT, タクシー, シェアカー, シェアバイク...①	ロンドン (英国)	1 ヶ月	
Ho et al. (2018)	PT, タクシー, シェアカー, Uber	シドニー (オーストラリア)	2 週間	
Ho et al. (2020)	①同様	タインサイド (英国)	1 ヶ月	
Guidon et al. (2020)	①同様	チューリッヒ (スイス)	1 ヶ月	
Feneri et al. (2020)	①同様	ロッテルダム, アムステルダム, ユトレヒト (オランダ)	1 ヶ月	割引あり
Caiati et al. (2020)	①同様 +ライドシェア, オンデマンド交通	アムステルダム, アイントフォーヘン (オランダ)	1 ヶ月	オプション割引あり

Matyas and Kamargianni⁷⁾ は、ロンドン市民を対象に Stated Preference (SP) 調査を行い、参加者に 4 つの仮想 MaaS プランを提示されたときの購入意向を観察した。この調査では、回答者は 3 つの事前定義されたパッケージと、独自にカスタマイズすることができる 1 つのパッケージから選択を行った。そして、収集されたデータを用いて、多項ロジットモデル (MNL) の推定を行った。また、MaaS で利用できる交通手段としては、PT, bike シェア, カーシェア, タクシーの 4 つと設定し、サブスクリプションの周期は 1 か月とした。この研究では、複数の交通手段を組み合わせたバンドルに対する支払い意志に焦点を当てており、料金設定については注目していなかった。

また、Ho et al.⁸⁾ は、オーストラリアのシドニーの大都市圏で SP 調査 (対面方式) を行い、参加者の MaaS サブスクリプションプランに対する一般の好みを調査した。この調査では、2 つの MaaS プラン (回答者の現在の旅行記録に基づいて提示) と、1 つの Pay as you go プラン (使用した分の交通料金を支払うもの)、現状維持 (MaaS 使わない) の 4 つの選択肢から選ぶ方式で調査が行われた。この研究では、MaaS への支払い意志額も得られたデータから見積もり、様々な交通手段のセットとコストのパラメータから MaaS への支払い意志額を算出した。

2.2.2. 一日の生活行動に関する既往研究

これまで、一日の人々の行動を表す行動モデルの研究は数多くなされてきた。人々の移動

を活動に着目して、活動の一部に移動があるという考えのもと様々なアクティビティベースの行動モデルが構築されてきた。Activity based モデルは、個人の一日の活動と移動の両方を考慮したモデルであり、いくつかの代表的なアプローチが存在するが、本研究では Utility-based approach に基づくモデルの枠組みを用いる。

Utility-based approach では効用最大化理論に基づき、各個人が各制約条件の下で受ける効用が最大となる行動を行うと仮定した枠組みである。Bowman and Ben-Akiva⁹⁾ は、1日のアクティビティスケジュールはいくつかのツアーを組み合わせたアクティビティパターンによって構成されると仮定している。モデルの構造は、図 2.1 のように、1日の1回目のツアー時間帯選択、目的地・交通モード選択、2回目のツアー時間帯選択…と段階的な選択を行うこととしている。よって、個人がある活動を選択する確率は、アクティビティパターンの選択確率と各ツアーの選択確率の積で表され、その外生変数のパラメータは図 2.1 のような構造の Nested logit model を推定することにより求めることができる。

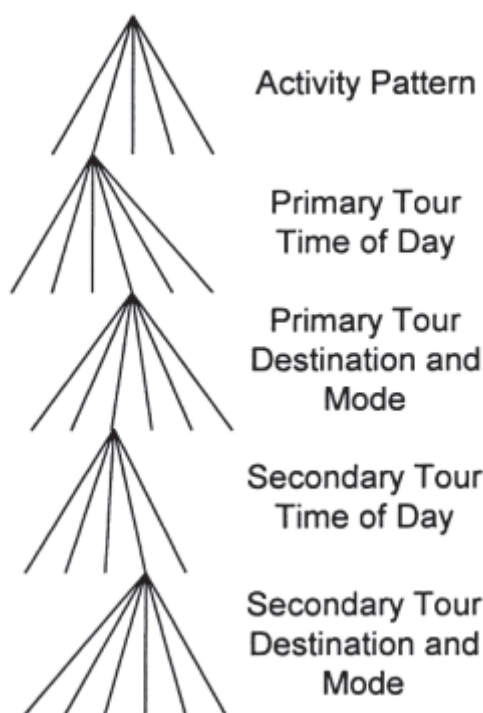


図 2.1 Activity based モデルの階層構造（出典：Bowman and Ben-Akiva 2001）

その他の Activity based モデルに関する代表的な既往研究を幾つか紹介する。

Bradley and Bowman¹⁰⁾ は移動活動シミュレーターSACSIM を用いて、で午前3時から翌午前3時までの24時間の活動を活動選択の優先順位を考慮してモデル化した。このモデルは一日の初めに全活動を決定するモデルであり、仕事や学校といった固定活動を考慮した一日の

個人の行動をモデル化した。

同様に、一日の初めに全活動を決定するモデルとして Bhat et al.¹¹⁾ の CEMDAP が挙げられる。このモデルは一日の初めに家庭内で仕事を持つ勤務者から順に一日の全活動を決定していくモデルである。また、特徴的なのが活動選択に優先順位を定めた点であり、仕事や学校を一番とし、次いで家庭の維持管理、その他の順に三段階の優先順位を定めて活動選択を行うモデルを構築した。

また、一日の初めに全予定を決定するのではなく、より現実的に即して逐次的に活動に次の活動を決定するモデルも構築された。Pendyala et al.¹²⁾ の FAMOS は PCATS (Prism-Constrained Activity-Travel Simulator) に基づく逐次選択モデルであり、深夜 0 時を一日の始まりとし、通勤・通学者とその他を分けて活動を推定している。

また、Habib¹³⁾ の CUSTOM もこれと似たモデルであるが、このモデルではその日に仕事に行くかどうかの選択もできる。また、残り時間予算制約の考え方をを用いて、次の活動を現在までの活動を終えた残り時間内に終了可能なものから決定する考え方が導入された。

さらに、Miller and Roorda¹⁴⁾ によって構築された TASHA は、一日 24 時間のスケジューリングを Cleanup algorithm により逐次的な選択意思決定を反映するモデルである。また、このモデルは先に述べたモデルにはない、家庭内での随伴活動 (Joint Activity) を考慮している点が特徴的であり、自家用車の乗り合いや送迎などの家庭内の他の家族の活動も考慮したモデルとなっている。

2.2.3. 本研究の位置付け

本研究では、実際の人々の行動データを用いて Activity based モデルの構築を行い、人々の一日の活動をサブスクリプションサービスの影響も考慮して表現する。サブスクリプションサービスが目的地の選択に与える影響をより適切に評価するために、これまでは 1 つの層で行われていた目的地選択の意思決定を 2 階層に分けて表現する。また、MaaS の導入による情報統合や利便性向上等を考慮できるように、選択肢集合の数を多く用意する。以上より、実際の移動データを用いて構築したアクティビティベースの移動・活動モデルから、MaaS の導入が人々の生活行動や目的地等の選択に与える影響を考慮して、MaaS の導入評価を行う。

本研究において、Activity based モデルを用いる意義を述べる。2.2 節で述べた先行研究では、トリップに着目して Trip based モデルを構築した。この研究は MaaS による情報・料金体系の統合により、交通手段選択の変化を表現するために Trip based でマルチモーダルな経路・交通手段手段選択モデルを、構築した。一方、本研究では、MaaS の導入が人々の帰宅行動に与える変化をモデルで表現したいと考えている。そのために、トリップベースでは表

現しにくいトリップの増加（立ち寄り行動）も表現できるモデルを構築する必要がある。Activity based モデルでは、人々が行う一日の活動全体を踏まえて、全体の活動パターン選択を行う状況が記述される。移動は行動決定の要素の一つとして、予定される活動に伴って実行されるものであると考える。したがって、前後の活動や移動の影響など、一日全体の活動を考慮して、実際の人の選択により近いモデルを構築することができる。

構築したモデルを用いて、MaaS の導入条件を評価する。本研究では第 4 章までで構築したモデルを用いて第 5 章でシミュレーションを行うが、導入評価のイメージを図で表したものを次の図 2-6 に示す。MaaS をある空間範囲に導入した場合、サブスクリプション料金はいくらに設定するのが利用者の観点からは最適であるのかを利用者の効用の観点から評価する。さらに、例えば図 2.2 のように複数の空間範囲パターン毎に移動・活動シミュレーションを行い、得られた結果を比較して、空間の特徴ごとに MaaS を導入した場合に見られる変化の違いについても評価することとする。

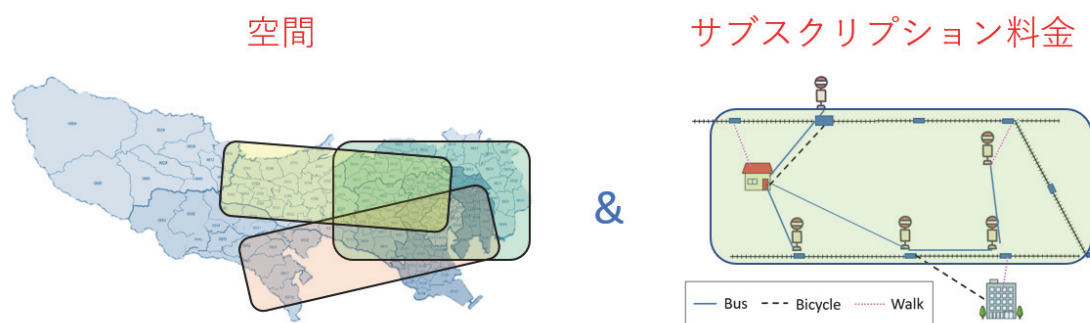


図 2.2 MaaS 評価のイメージ

2.3. データの基礎分析

2.3.1. 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。

ここで、本論文中に登場する用語の定義を以下のように整理する。

- アクティビティパターン：
ある個人の一日のトリップ目的の連なり。例えば、会社へ通勤して帰宅する場合の

アクティビティパターンは「通勤-帰宅」、帰宅途中に買い物などの寄り道をする場合は「通勤-買い物-帰宅」となる。

- 定期券範囲：

定期券使用区間に含まれるエリアで、追加料金なく自由に交通手段を使用することができる範囲を指す。

なお、研究で実際に使用するデータは、平成 27 年大都市交通センサス鉄道利用調査のうち、初めの出発地が自宅となっている人々のデータであり、自宅以外の場所から一日の行動が始まっている個人は今回除外している。

また、本研究は通勤・通学者の帰宅行動に焦点をあて、定期券の保有が活動選択に与える影響を考慮するため、定期券を保有している鉄道利用の通勤・通学者のデータを用いることとする。

さらに、平成 27 年大都市交通センサス鉄道利用調査は地域によってサンプル数に偏りがあるため、それを考慮して拡大係数をつけて拡大した値をデータとして用いる。拡大係数は有効サンプル率の逆数であり、(母数集団数÷有効サンプル数)で定義される。

以上の条件及び、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)を抽出した。

2.3.2. 基礎集計分析結果

2.3.2.1. 東京都市圏全体におけるアクティビティパターン

まず、現在の人々がどのような活動パターンをとっているのかを分析した結果を図 2.3 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。一日 1 ツアーのみを行っており、寄り道をする個人が少ないことが分かる。寄り道をするアクティビティパターンとしては、通勤先から次の業務を目的とする活動場所に向かった後に帰宅するというアクティビティパターンや、通勤先からの帰宅途中で私事を行うアクティビティパターンが次に多く見られた。しかし、このようなアクティビティパターンは表 3-1 のようにそれぞれ全体の 3~4% であり、現在の首都圏の通勤・通学者で帰宅途中に寄り道を行う人は少ないということが分かる。

これらの結果は、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。

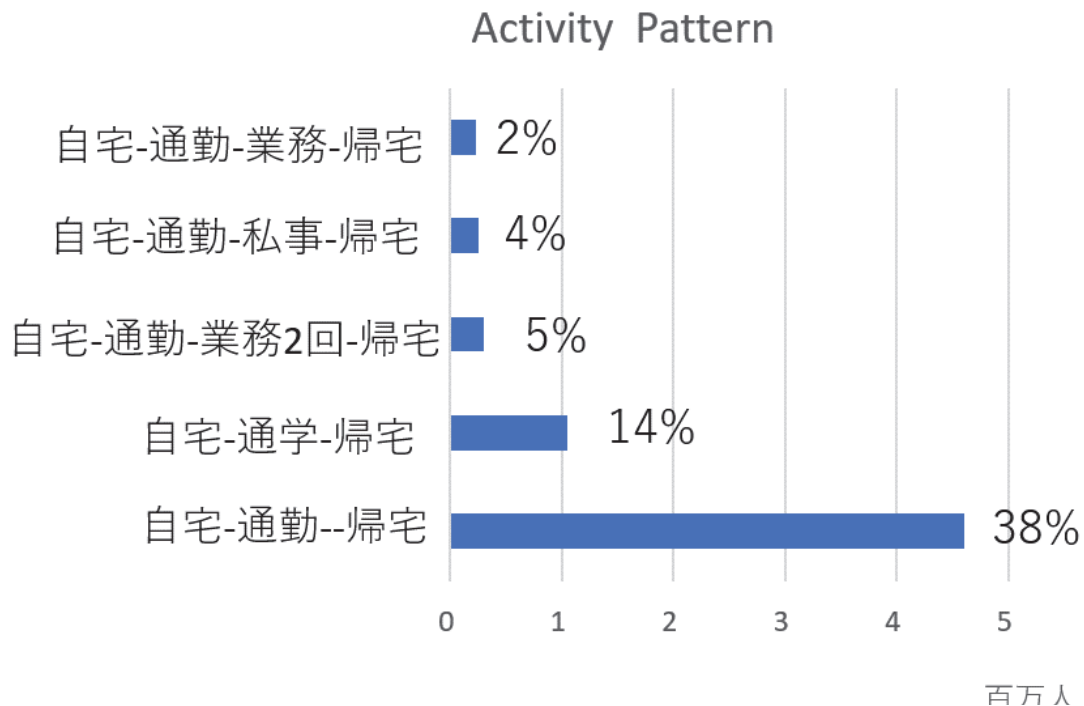


図 2.3 東京都市圏全体における人々の活動パターン

2.3.2.2. 目的地選択行動と個人属性の関連性

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。具体的には、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。以下では、平成 27 年大都市交通センサスのうち、帰宅途中に寄り道をしている人の傾向について調べるために、基礎分析を行った結果を示す。

まず、性別ごとに寄り道先で定期券範囲内を選んだ人と定期券範囲外を選んだ人の割合を分析した結果を図 2.4 に示す。女性と男性それぞれについて、定期券範囲内・外で寄り道をする人の割合を比較すると、女性の方が定期券範囲内から寄り道先を選びやすい傾向にあることが分かる。

次に、年齢ごとに寄り道先で定期券範囲内を選んだ人と定期券範囲外を選んだ人の割合を分析した結果を図 2.5 に示す。全体の平均的な割合と比べて、20 歳未満は最も定期券範囲内を寄り道先に選びやすいことがわかる (図 3-3)。また、30 代、40 代と年齢が上がるにつれて、定期券範囲内を寄り道先に選びやすくなっていることが分かる。

これらの結果から、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。

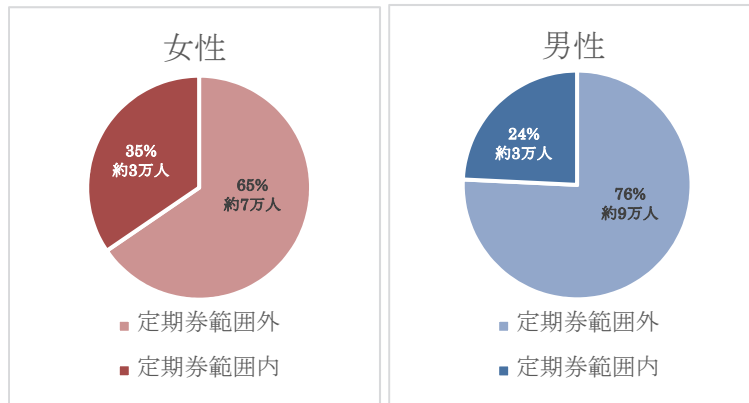


図 2.4 性別ごとの寄り道先の選択傾向

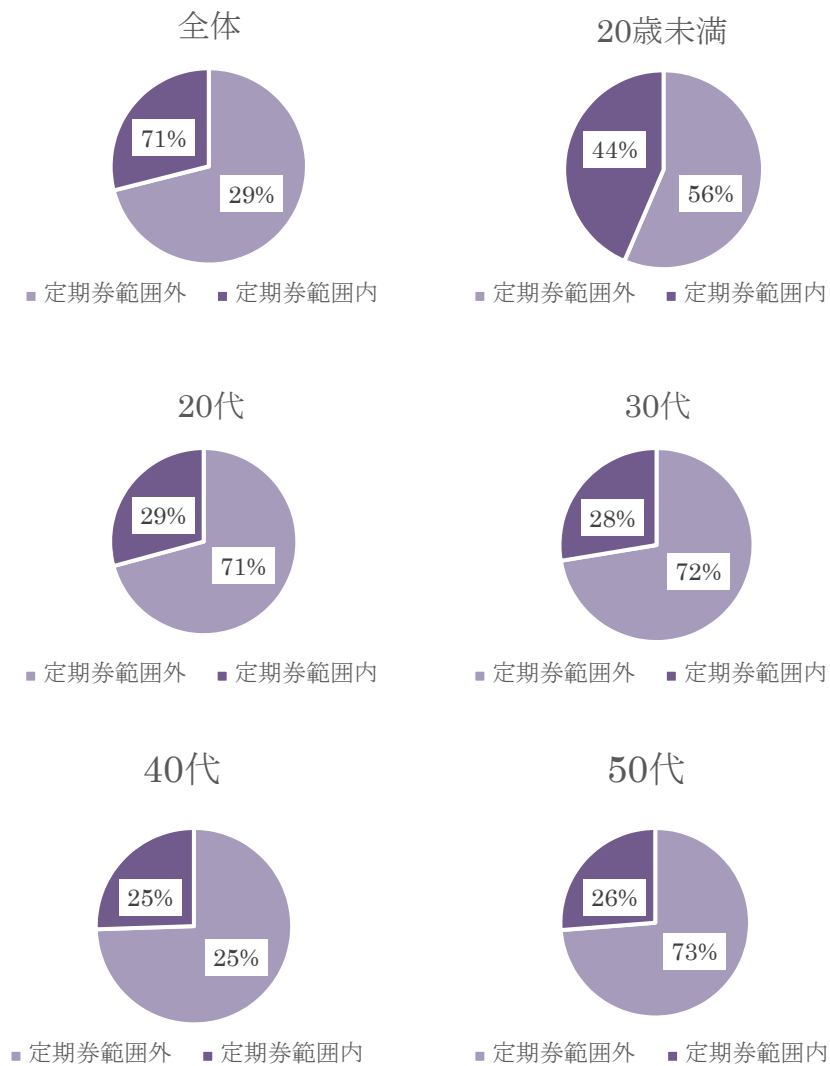


図 2.5 年齢による寄り道先の選択傾向

2.4. 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

2.4.1. モデル構造

構築するモデルの基本構造は，Bowman and Ben-Akiva⁹⁾ が提案した Utility-based アプローチに基づくものである。個人の意思決定プロセスは，図 2.6 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。

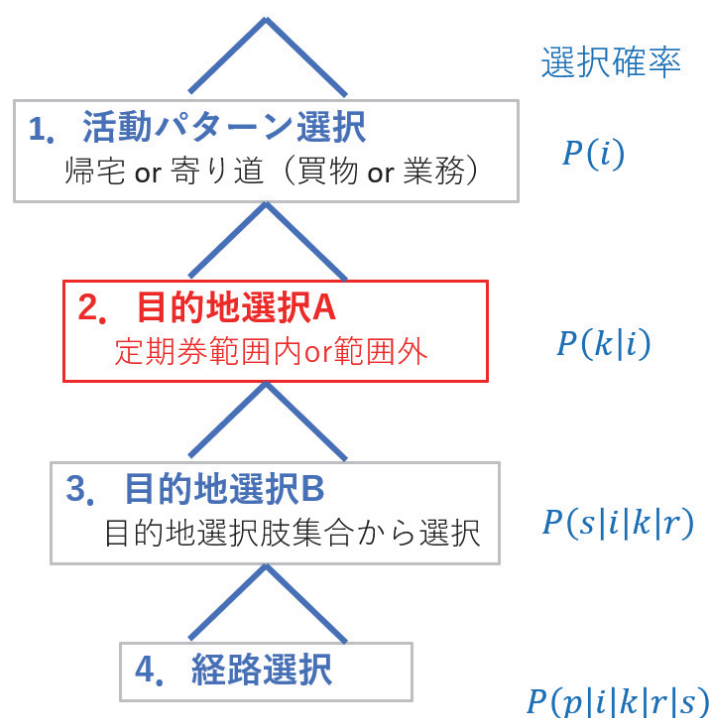


図-4 Activity-based モデルの構造

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（図 2.6 の上から二段目の階層）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。

2.4.2. 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。

$$\begin{aligned} & P(i, k, r, s, p, a) \\ & = P(i)P(k|i)P(s|i, k, r)P(p|i, k, r, s) \end{aligned} \quad (1)$$

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 2.6 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 2.6 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 2.6 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、における目的地選択 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。

2.4.3. 選択肢集合の生成方法

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肢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。目的地の選択肢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肢集合を構築する際には、Yamada et al.¹⁵⁾ が提案した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。

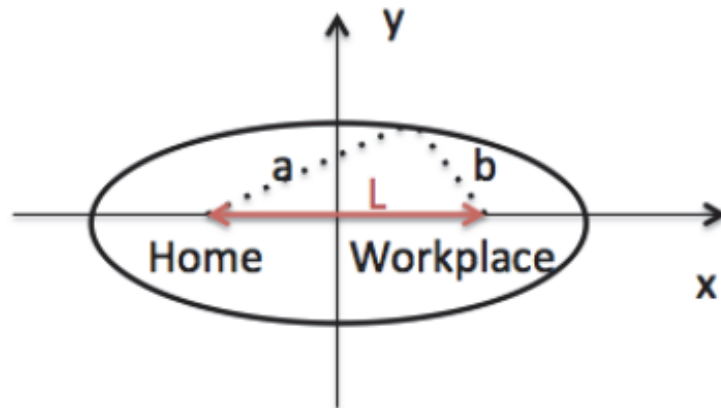


図 2.7 目的地選択における時空間制約の楕円

楕円は式(13)で表され、目的地選択肢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肢を各個人ごとに 20 個ランダムに選択する。なお、目的地の選択肢集合について、亀谷・福田¹⁶⁾では 10 個のランダムな選択肢集合を用意したが、本研究では MaaS の情報統合によりより多くの選択肢から目的地を選択することを表現するために、選択肢集合の数を増やした。ただし、抽出された 20 個の選択肢のうち、定期券圏内に該当する目的地は定期券範囲外の選択肢集合から除外した。

他方、定期券の範囲内の選択肢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、そ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肢集合とする。

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肢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肢集合は、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。

2.5. モデル推定結果

本節では、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。

2.5.1. 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 2.2 に示す。ここで、活動パターン選択肢集合は、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 2.2 より、HWWH の活動パターンの ASC を基準(0)として、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。

表 2.2 活動パターン選択モデルの推定結果

説明変数		推定値	t 値
HWH	ASC	16.5	60.8
	ログサム	-3.41	-41.8
HWP	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
	ログサム	0.928	9.91
HWW	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	

2.5.2. 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 2.3 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 2.3 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。

表 2.3 目的地選択 A モデルの推定結果

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	

2.5.3. 目的地選択 B モデル

目的地選択 B モデルの推定値を表 2.4 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。

表 2.4 目的地選択 B モデルの推定結果

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	

2.5.4. 鉄道経路選択モデル

鉄道経路選択モデルの推定値は表 2.5 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 2.5 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、直感的に即した推定値となっている。

表 2.5 鉄道経路選択モデルの推定結果

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	

2.6. 東京都市圏を対象とした 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。

2.6.1. 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 2.8 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とする。

- ・ 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、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。

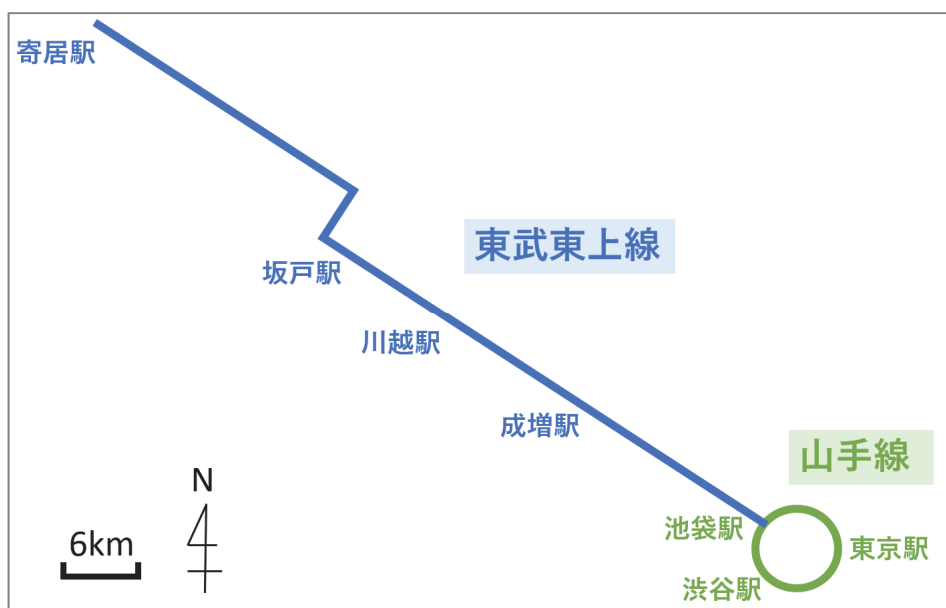


図 2.8 山手線と東武東上線の概念図

2.6.2. 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。

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

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 、 $\mu_{3,n}$ はこれまでの節でも示したログサムのパラメータ推定値であり、 $\mu_{1,n}$ は式(17)より、 $\mu_{3,n}$ は式(18)よりそれぞれ算出される。

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

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、 $\mu_{1,n}^{HWH}$ や $\mu_{1,n}^{HWP}$ 、 $\mu_{1,n}^{HWW}$ はそれぞれ推定値の表 2.2 に示す値である。また、 $\beta_{cost,n}$ については、個人が非高齢者の場合は $\beta_{cost,n} = 1.70 \times 10^{-3}$ 、個人が高齢者の場合は $\beta_{cost,n} = -2.63 \times 10^{-3}$ 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、 $\mu_{3,n}^{in}$ や $\mu_{3,n}^{out}$ は表 2.4 に示す値である。

また、 $Fixed\ Fare_n$ 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值を表す。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值も個人ごとに異なる値が算出される。

2.6.3. 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、サンプル数え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。

2.6.3.1. 山手線沿線 MaaS における活動パターンの変化

表 2.6 と表 2.7 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する人の割合が1.4%増加している。表 2.8 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。

表 2.6 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	HWPH	HWWH	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 2.7 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	HWPH	HWWH	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 2.8 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

2.6.3.2. 東武東上線沿線 MaaS における活動パターンの変化

表 2.9 と表 2.10 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 2.11 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 2.8 表-7 と表 2.11 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。

表 2.9 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	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 2.10 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 2.11 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

2.6.3.3. 定額料金の上限値の算出結果

表 2.12 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の結果である。また表 2.13 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、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值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值を比較することで、ある要素が支払い意志額の上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クリプション料金の値を比較したものを表 2.14 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 サービスの上限值となる。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 2.12 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）

カテゴリー	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 2.13 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）

カテゴリー	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

表 2.14 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

2.7. おわりに

2.7.1. 本研究の成果

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。

2.7.2. 今後の課題

今後の課題としては、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を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と考えられる。

第二章 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) Reck, Daniel J., David A. Hensher, and Chinh Q. Ho. “MaaS bundle design.” *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 141, pp. 485-501, 2020.
- 7) Matyas, M., Kamargianni, M.: “Stated preference design for exploring demand for mobility as a service plans.” *Paper presented at the International Choice Modelling Conference, Cape Town*, April 3-5, 2017.
- 8) Ho, Chinh Q., Corinne Mulley, and David A. Hensher. “Public preferences for mobility as a service: Insights from stated preference surveys.” *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol. 131, pp. 70-90, 2020.
- 9) 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.
- 10) Bradley, Mark, John L. Bowman, and Bruce Griesenbeck. “SACSIM: An applied activity-based model system with fine-level spatial and temporal resolution.” *Journal of Choice Modelling*, Vol. 3, pp. 5-31, 2010.
- 11) Bhat, Chandra R., Jessica Y. Guo, Sivaramakrishnan Srinivasan, Aruna Sivakumar. “Comprehensive econometric microsimulator for daily activity-travel patterns.” *Transportation Research Record*, Vol. 1894, pp. 57-66, 2004.
- 12) Pendyala, Ram M., et al. “Florida activity mobility simulator: overview and preliminary validation results.” *Transportation Research Record*, Vol. 1921, pp. 123-130, 2005.
- 13) Habib, Nurul Khandker. “A comprehensive utility-based system of activity-travel scheduling options modelling (CUSTOM) for worker's daily activity scheduling processes.” *Transportmetrica A: Transport Science*, Vol. 14, pp. 292-315, 2018.
- 14) Miller, Eric J., and Matthew J. Roorda. “Prototype model of household activity-travel scheduling.” *Transportation Research Record*, Vol. 1831, pp. 114-121, 2003.
- 15) Yamada, S., Ishibe, M., Yamashita, Y., Fukuda, D. “Development of an Activity-based Model System for Tokyo Metro-politan Urban Rail Planning.” *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, Vol. 13, pp. 643-663, 2019.
- 16) 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.

日交研シリーズ目録は、日交研ホームページ

http://www.nikkoken.or.jp/publication_A.html を参照してください

A-836 「サブスクリプション型 MaaS のバンドリングに関する
交通行動モデル研究」

サブスクリプション型 MaaS のバンドリングに関する
交通行動モデル研究プロジェクト

2022 年 5 月 発行

公益社団法人日本交通政策研究会