

PP-SP調査を利用した 熊本における道路課金政策の行動分析

荒尾 俊介¹・渡邊 萌²・力石 真³・円山 琢也⁴

¹学生会員 熊本大学大学院自然科学教育部土木建築学専攻 (〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2-39-1)

²学生会員 熊本大学大学院自然科学教育部工学専攻 (〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2-39-1)

³正会員 広島大学准教授 大学院先進理工系科学研究科 (〒739-8529 広島県東広島市鏡山 1-5-1)

E-mail:chikaraishim@hiroshima-u.ac.jp

⁴正会員 熊本大学准教授 くまもと水循環・減災研究教育センター
(〒860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2-39-1)

E-mail:takumaru@kumamoto-u.ac.jp (Corresponding author)

効果的なロードプライシングを設計するには、実施時の行動予測や評価を行う必要がある。本研究では熊本都市圏で行われたPP-SP調査を用いて、ロードプライシングが交通行動に与える影響を明らかにする。行動変化選択モデルの推定結果より、料金レベルやトリップ属性、個人属性が行動選択に影響を与えることが示された。またモデルより得られた選択確率を空間的に可視化すると、自動車から他の手段への転換可能性は、トリップの出発地が都心部の場合のみ高く、課金エリア内で確率が不均一であることがわかった。

Key Words : road pricing, pp-sp survey, behavioral, multinomial logit model, interpolation

1. はじめに

(1) 研究の背景および目的

近年、モータリゼーションの進行により、多くの大都市で交通混雑・渋滞が発生し、それに伴う経済的・時間的損失や環境汚染が問題となっている。このような状況に対し、交通需要マネジメント (Transportation Demand Management : TDM) の1つである道路課金政策 (ロードプライシング) の導入が世界的に進められている。ロードプライシングとは、ドライバーに通行料を課すことにより交通需要をコントロールする施策であり、シンガポールやロンドン、ストックホルム等での導入が広く知られている¹⁾。最近では日本においてもロードプライシングの導入が検討されており、日本有数の観光都市である鎌倉市では、来訪交通の集中による慢性的な交通渋滞を緩和するために、実施が検討されている²⁾。また、2021年に開催予定である東京オリンピックについても、大会期間中の交通量の増大を見込んで、首都高速道路を利用するマイカー等への料金上乘せが決定している³⁾。これらのロードプライシングを効果的に行うためには、料金レ

ベルや課金方法を変化させた場合の行動変化を明らかにする必要がある。

一方、ロードプライシングのような現存しない新規の交通サービスの選好意思を観測する手段として、選好意識調査 (Stated Preference : SP) がある。SP調査は、設定した仮想状況下での選好を把握できるが、回答者の実際の行動の抜け落ちなどから、仮想状況が実現した際のマイナス面や制約を無視した回答 (無制約バイアス) が得られることが指摘されている⁴⁾。SPデータの信頼性を高めるためには、回答者が認識する仮想状況の現実性を向上させ、無制約バイアスを低減する必要がある。定金ら⁵⁾は、SP設問の現実性の向上を図るため、SP調査にプローブパーソン調査 (Probe Person : PP) を組み合わせた調査手法を開発している。この手法は、PP調査によって被験者の移動軌跡を取得し、実際の行動に基づいてSP調査の設問設計を行うことで、無制約バイアスの低減を図っている。

しかしながら、ロードプライシングを想定したPP-SP調査に基づく研究例は見当たらず、動的な移動軌跡を詳細に把握したうえで、政策が導入された場合の行動変

容は明らかになっていない。

以上の背景から、本研究では熊本都市圏で行われた PP-SP 調査を使用し、ロードプライシング状況下における行動変化の要因を明らかにすることを目的とする。また PP データの特徴である位置情報のポイントデータを生かし、選好意識の空間的な可視化も検討する。本研究の使用データにおいても、定金らと同様のアプローチを援用しており、PP 調査によって取得した実際の行動履歴を回答者に提示したうえで、ロードプライシング導入を想定した場合の選好意識を尋ねている。

(2) 既存研究のレビューと本研究の位置づけ

ロードプライシングの導入の賛否や評価に関する研究は日本においても数多く存在している。例えば、新田ら⁷⁸⁾、小谷ら⁹⁾が SP 調査によって導入効果を仮想的に分析している。高橋ら¹⁰⁾は、TDM の計画案が実際に提案されている鎌倉市を対象として、ロードプライシングとパークアンドライドを実施した場合の事前評価を行い、2つを組み合わせることによる交通渋滞解消への有効性を述べている。また、ロードプライシングの受容性に関する都市間比較の研究も行われている。Fujii *et al.*¹¹⁾はスウェーデン、日本、台湾の3か国の受容性を個人属性や心理要因を説明変数とした回帰分析を行っている。佐藤ら¹²⁾においてもジャカルタと名古屋の政策に対する意識構造の違いを共分散構造モデルを用いて分析している。しかし、日本国内で政策が行動に与える影響を分析した事例は少なく研究の蓄積が望まれる。

海外では、ロードプライシングが旅行行動に与える影響についての研究も多数存在する。例えば Sugiyanto *et al.*¹³⁾はジョグジャカルタ (インドネシア) において SP 調査を行い、二輪車とバスの2肢選択する際に、様々な属性 (移動・混雑コスト、移動時間など) を提示し、二項ロジットモデルを用いてそれらが交通手段選択に及ぼす影響を分析している。また、Saleh and Farel¹⁴⁾においても、エジンバラ (スコットランド) を対象とし、出発時刻選択モデルを用いて道路課金が仕事や社会経済活動の出発時刻に与える影響を分析している。しかしながら、実際の動的な動きに対応した現実性の高い仮説調査はまだほとんど実施されていない。Nielsen¹⁵⁾の研究は動的な動きを取り入れた数少ない SP 調査事例である。車に搭載した GPS を用いて移動パターンを観測し、結果を基に価格設定を行い、時間価値、出発時刻選択、経路選択に焦点を当て分析している。しかし、調査上での GPS の精度の問題が多数報告されている。

このように、SP 調査を実際の行動を基に設計した研究は少なく¹⁶⁾、先述した通りロードプライシングを目的とした PP-SP 調査は見当たらない。またほとんどの研究では、提示する行動の代替案が少なく、広範な行動の選

択肢を同時に含んだ場合の行動分析が必要である。

本研究では PP-SP 調査を用いて、回答者の動的な移動結果を考慮した現実的な設問を設定し、課金による多様な行動の代替を提示した場合の選好を観測した点に特徴がある。また日本の都市を対象として、課金政策が行動に与える影響を分析している点が本研究の新規性といえる。

(3) 本研究の構成

本研究の構成は、序章で研究の背景と目的を述べ、2章にて調査の概要と分析手法である離散選択モデルについて、3章にてロードプライシング下の行動選択分析について記述する。4章では、選択モデルの推定結果とモデルより得られた傾向について述べると共に、2つのモデルの比較を行っている。5章では、4章で得られたモデル推定値を用いて感度分析を行い、6章では感度分析によって得られた選択確率を空間的に可視化し、その考察を述べる。7章では、本研究で検証した結果の総括及び今後の展望を記述する。

2. 調査の概要と分析手法

(1) 調査の概要

ロードプライシング状況下における選好意識データを取得するための PP-SP 調査は、2020年1月に広島・熊本都市圏を対象として行われ、本研究は熊本データについて分析した。表-1に分析対象とした PP-SP 調査の概要を示す。調査は、スマートフォンのアプリを用いて行われ、PP 調査の結果を踏まえて、対象者にのみ SP 調査を配信した。SP 調査の配信条件として、交通手段が自動車で、課金時間帯 (6:00~19:00) を移動し、かつ図-1に示す課金エリアを通過した場合とした。設定した課金エリアは、現在整備中の西環状道路を含む熊本市の環状道路の内側を基本としている (58 km²)。

表-1 調査の概要

調査日	2020年1月20日(月)~2月9日(日)
対象地域	熊本都市圏
対象者	18歳~69歳までの運転免許保有者
対象者居住地	熊本市、菊池市、宇城市、宇土市、合志市、大津町、菊陽町、西原村、上益城郡4町
使用端末	スマートフォンのアプリ

出典：力石 (2020)¹⁷⁾

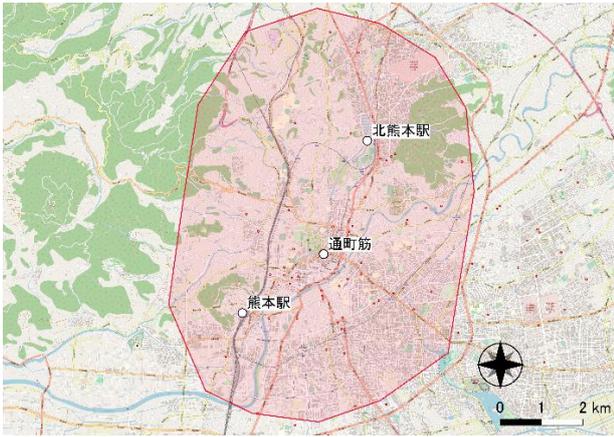


図-1 課金エリア

(2) 調査の流れとSP設問について

本調査の流れとしては、まずPP調査によって調査対象者の実際の移動軌跡やトリップ属性(目的・移動手段)などを取得した。その際、SP対象トリップかの判定を行うため、課金エリアの滞在時間・通過時間も併せて取得し、本章(1)に示す配信条件を満たした場合、トリップの完了直後に、SPアンケートを配信した。

SP設問では、回答者に移動軌跡などの実際の行動履歴と、その行動を基に設定した仮想状況を提示し、課金が行われた場合の行動変容を6つの選択肢から1つ選択させた。SP設問の提示内容と行動の選択肢を表-2に示す。表中で示しているように、仮想的な通行料金や課金による移動の短縮時間等は、実際の行動などを基にランダムに設定した。

前章で述べたように、2つの調査を組み合わせることで、対象者は実際の行動を関連付けた上でSP設問に回答するため、データの信頼性の向上が期待できる。また、トリップ完了直後にSP設問を尋ねることにより、記憶劣化に伴う精度の低下を回避している。

提示した仮想状況の設定方法の詳細を表-3に示す。時間帯については交通量を考慮し4つの時間帯に分け、すべての時間帯の通行料金をSP設問において提示した。通行料金の決定方法は2種類用意し、調査対象期間の半分で入れ替わっている。料金の式からわかるようにプラン1はランダムに料金を設定しているのに対し、プラン2はエリア内の滞在時間も考慮した料金が設定されている。X, Y, M, tの設定については、標本数を一定程度確保できる場合、一部実施要因計画を用いるよりもランダムに水準を生成する方が効率的であることを示した既往研究¹⁹⁾を踏まえ、後者を採用した。

(3) 調査結果の概要と対象データについて

調査によって取得されたトリップデータを表-4に示す。表中の「PP」および「SP」は、取得された全トリップ

表-2 SP調査の提示内容と選択肢

	PP調査より取得	行動を基にランダムに設定(詳細は表-3)
提示内容	移動軌跡 エリア滞在時間 エリア通過時間	通行料金 時間帯別の料金 移動の短縮時間
行動の選択肢	1. 料金を支払い、今回と同じ移動をする 2. 移動を取りやめる 3. 時間帯を変える 4. 目的地を変更する 5. 交通手段を変更する 6. 経路を変更する	

出典：力石(2020)¹⁷⁾

表-3 仮想状況の設定詳細

行動の時間帯	1. 朝ピーク	6:00-t	
	2. オフピーク	t-16:00	
	3. タピーク	16:00-19:00	
	4. 課金対象外	19:00-6:00	
通行料金	エリア通過時間	プラン1(円)	プラン2(円)*
	1. 6:00-t	Y	Z/30*Y
	2. t-16:00	M*Y	Z/30*M*Y
	3. 16:00-19:00	Y	Z/30*Y
4. 19:00-6:00	0	0	
短縮時間	(Z*X)/100分短縮		
Z: 課金エリア内の滞在時間(分) X: 10, 20, 30, 40, Y: 50, 100, 250, 500, 1000, M: 0.3, 0.4, 0.5, t: 9:00, 10:00, 11:00 X, Y, M, t, はランダムに設定			

※プラン2は1桁を丸め

出典：力石(2020)¹⁷⁾

表-4 取得トリップデータ

データ	人数	トリップ数
PP	97	4061
SP	83	1180
有効PP-SP	83	1162
分析対象データ	81	1158

のデータであり、削除トリップやSP設問に回答していないものも含む。そのうち、削除・無回答トリップを除外し、2つの調査を対応付けたものを「有効PP-SP」とした。本研究では「有効PP-SP」データのうち、熊本県内のみを移動した1158トリップ(81人)を分析対象データとした。

本研究の分析対象者(81人)の個人属性を表-5に示す。年齢構成は41~50歳が最も多く、続いて31~40歳となっている。世帯人数は、2人以上の世帯が比較的多く、既

表-5 分析対象者の個人属性

		N	(%)
性別	男性	44	54.3
	女性	37	45.7
年齢	21～30歳	11	13.6
	31～40歳	27	33.3
	41～50歳	31	38.3
	51～60歳	11	13.6
	61歳以上	1	1.2
世帯人数	1人	9	11.1
	2人	17	21.0
	3人	19	23.5
	4人	19	23.5
	5人	14	17.3
	6人以上	3	3.7
世帯年収	400万円以下	24	29.6
	401～600万円	25	30.9
	601～800万円	11	13.6
	801～1000万円	12	14.8
	1001万円以上	9	11.1

婚者は全体の67.9%であった。世帯年収は、600万円以下の世帯が半分以上を占めている。

(4) 分析手法

本研究では、離散選択モデルのMultinomial Logit (MNL) とNested Logit (NL) モデル¹⁹⁾を用いて、道路課金政策における調査対象者の行動選択を説明するモデルを構築する。離散選択モデルは、ランダム効用最大化理論に基づいて、離散量の選択を予測することができる。個人*i*が*j*個の選択肢集合の中から*k*を選択する効用*U_{ik}*を以下に示す。

$$\begin{aligned}
 U_{ik} &= V_{ik} + \varepsilon_{ik} \\
 &= \beta X_{ik} + \varepsilon_{ik}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

ここで、*V_{ik}*は個人*i*の選択肢*k*の効用関数であり、 β は未知パラメータベクトル、*X_{ik}*は説明変数ベクトル、 ε_{ik} は誤差項である。各選択肢の誤差項の確率を、互いに独立で同一な分散をもつIIDガンベル分布に従うと仮定すると、MNLモデルとなる。個人*i*が選択肢*k*を選択する選択確率は以下で表される。NLモデルの式は略す。

$$P_i(k) = \frac{\exp(V_{ik})}{\sum_{j=1}^J \exp(V_{ij})}, k \in J.
 \tag{2}$$

3. 行動選択に関する基礎分析

本章では、調査対象者が選択した行動と、設定した仮

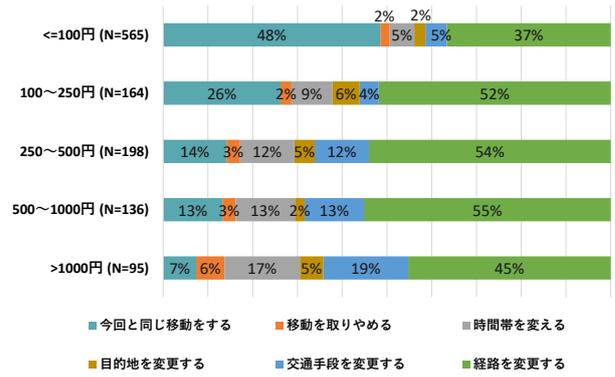


図-2 提示料金と行動選択

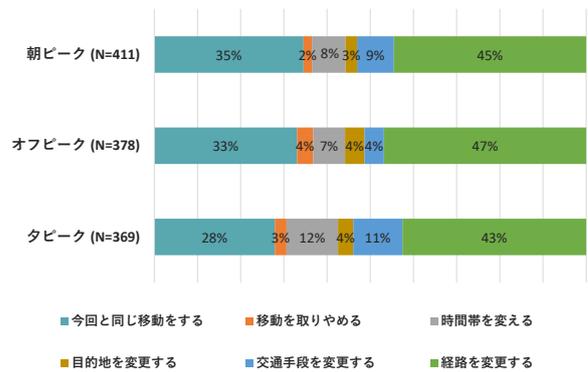


図-3 行動時間帯と行動選択

想状況、個人属性およびトリップ属性の関係を分析する。本分析は次章で展開するMNLモデルおよびNLモデルの説明変数の候補の検討を目的とする。

(1) 設定した仮想状況

図-2は仮想的に提示された料金レベルと行動選択の割合を示している。これより、料金が100円以下の場合、48%の対象者が“同じ移動をする”と回答している。料金レベルが上がるにつれ、“同じ移動をする”の割合が減少し、他の5つの選択肢を回答した対象者の割合が増加している。料金が1000円を超えると、“移動を取りやめる”や“交通手段を変更する”といった自動車交通がなくなる選択肢の回答が増えると共に、“時間帯を変える”といった料金が安くなるような選択も増加している。

次に時間帯による通行料金の変化の影響を分析した。図-3にエリア行動時間帯の違いによる行動選択の割合を示す。これより、夕ピーク(16:00 - 19:00)に行動しているトリップは“料金を支払い、今回と同じ移動をする”の選択が若干減少傾向にあり、“時間帯を変える”“交通手段を変更する”の選択が増えている。要因として、課金時間帯外である19:00以降に行動を変えやすいことや朝・オフピークに比べ時間制約がないトリップが多いこ

となどが考えられる。

図-4は提示された移動短縮時間の違いによる行動選択の割合を示している。料金を支払うことによって短縮する時間が増えるほど“料金を支払い、今回と同じ移動をする”を選択するという仮説のもと確認を行ったが、大きな傾向は見られなかった。

(2) トリップ属性

本節ではトリップの属性と行動選択の関係について述べる。表-6に、対象データの課金エリアへの流出入を示す。課金エリア内を出発地とし、エリア内を到着地とするトリップがおよそ半分を占めている。一方、エリア外から出発し、エリアを通過したのちにエリア外に到着したトリップは全体の4.3%にとどまった。

図-5、図-6にトリップの出発地・到着地の違いによる行動変容を示す。表中の「エリア中心部」はエリア(ポリゴン)の中心から半径1.5km以内を出発・到着したトリップである。「エリア中心部」は、熊本城周辺を中心とし、大規模商業施設が立ち並ぶ通町筋や桜町バスターミナルなどの熊本都心部を含んでいる。“交通手段を変更する”を選択したトリップは、出発地・到着地がエリア中心部の場合多く、エリア外の場合は少ない傾向が見られた。これはエリア中心部は公共交通サービスが充実しており、自動車からの移動手段の転換がしやすいためと考えられる。

一方、エリア外を出発したトリップは“目的地を変更する”を比較的多く選択しており、課金エリア内を通過しない目的地へ変更した可能性がある。

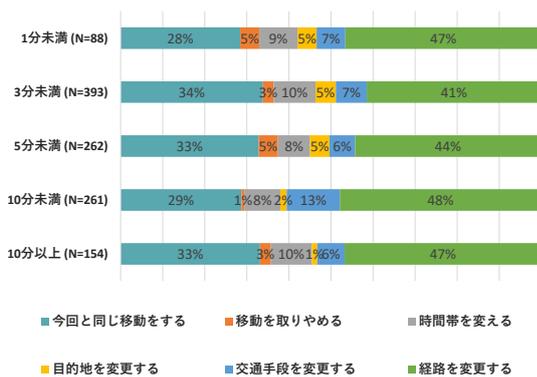


図-4 提示した短縮時間と行動選択

表-6 トリップの流出入

移動形態	トリップ数(%)
エリア内→内	557 (48.1%)
エリア内→外	279 (24.1%)
エリア外→内	272 (23.5%)
エリア外→外	50 (4.3%)
合計	1158 (100%)

図-7にトリップ距離の違いによる行動変容を示す。短距離のトリップでは、“移動を取りやめる”や“交通手段を変更する”の選択が多いのに対し、10km以上のトリップでは選択されていない。短距離トリップの場合、自動車での移動をやめ、徒歩やその他の交通手段への転換がしやすいなどの要因が考えられる。

次に公共交通機関へのアクセシビリティについての分析を行った。本研究では、アクセス距離およびイグレス距離をその指標とし、アクセス距離はトリップ出発地点

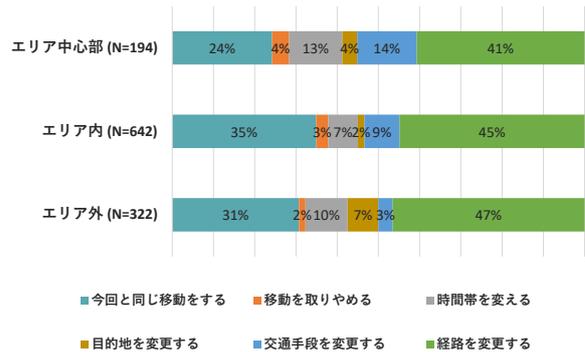


図-5 トリップ出発地と行動選択

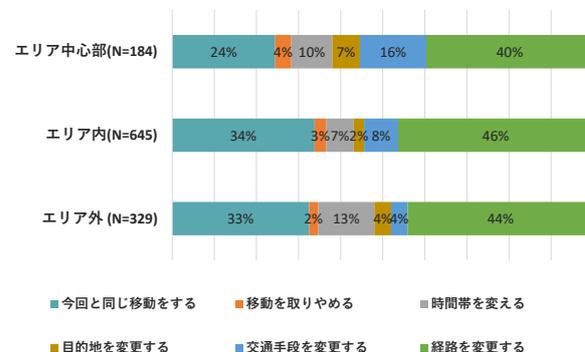


図-6 トリップ到着地と行動選択

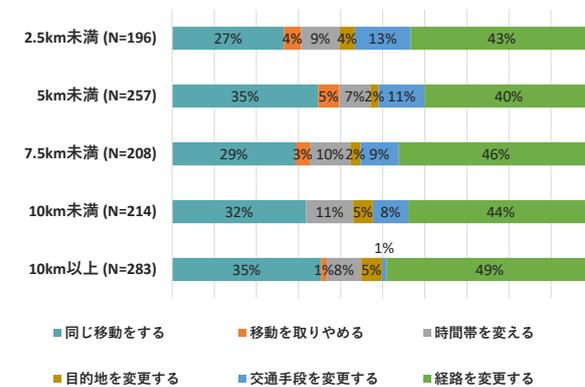


図-7 トリップ距離と行動選択

からの最寄りバス停または駅までの距離、イグレス距離はトリップ到着地点からの最寄りバス停または駅までの距離と定義した。図-8、図-9にアクセス・イグレス距離の違いによる行動選択を示す。図よりアクセス・イグレス距離両方において、距離が近いほど“交通手段を変更する”を選択するのに対し、距離が300m以上になると選択が減っており、概ね妥当な結果となった。

図-10はトリップ目的別の行動選択を示している。トリップに時間の制約がある「通勤・通学」および「業務」トリップの場合、“料金を支払い、今回と同じ移動をする”の割合が多いという仮説のもと検証を行ったが、そのような傾向は見られなかった。理由として、SP設問では自費での料金の支払いを想定させており、これらの行動は日常的に頻度が高いため選択が多様化したと考えられる。一方、買い物目的のトリップの場合、“時間帯を変える”や“移動を取りやめる”、“目的地を変更する”といった課金を回避する行動選択の割合が高くなっている。

(3) 個人属性

次に対象データの個人属性に関する分析を行う。本節では、年齢、世帯年収、世帯人数と行動選択の関係につ

いて述べる。図-11に年齢別の行動選択割合を示す。年齢が高くなるにつれ“料金を支払い、今回と同じ移動をする”や“時間帯を変える”を選択する傾向が見られた。図-12、図-13に世帯年収及び世帯人数の違いによる行動選択の割合を示す。仮説として、世帯年収が高い場合“料金を支払い、今回と同じ移動をする”を選択すると

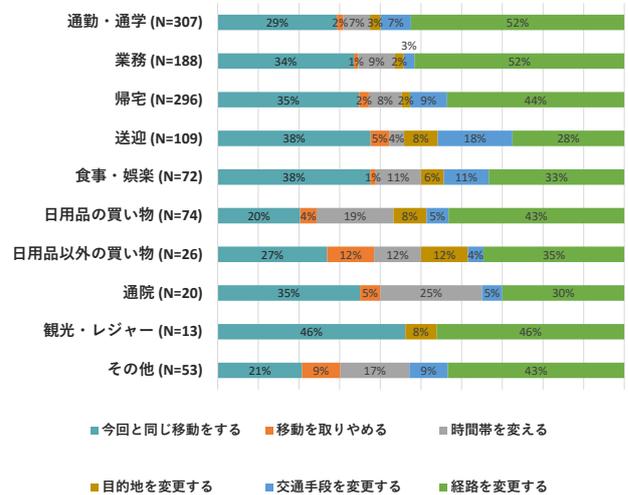


図-10 トリップ目的別の行動選択

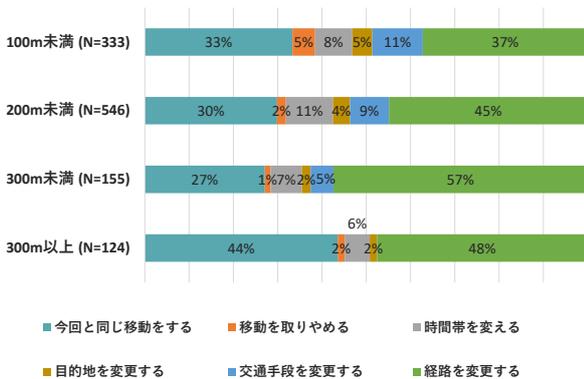


図-8 アクセス距離と行動選択

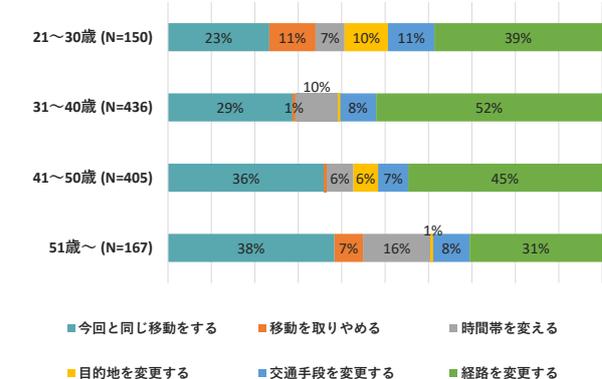


図-11 年齢別の行動選択割合

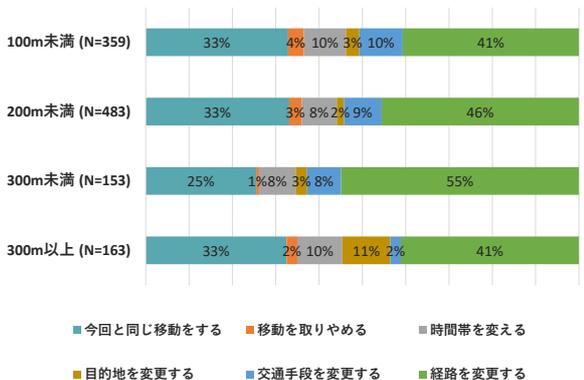


図-9 イグレス距離と行動選択

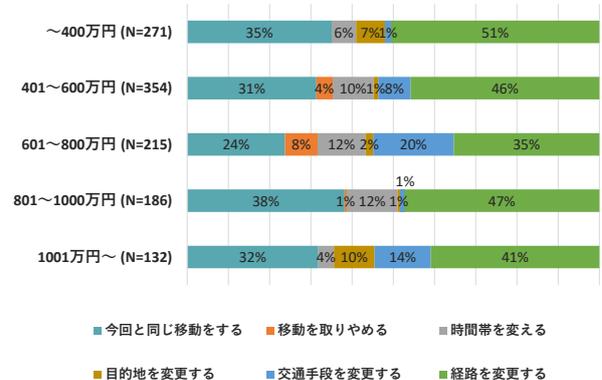


図-12 世帯年収と行動選択

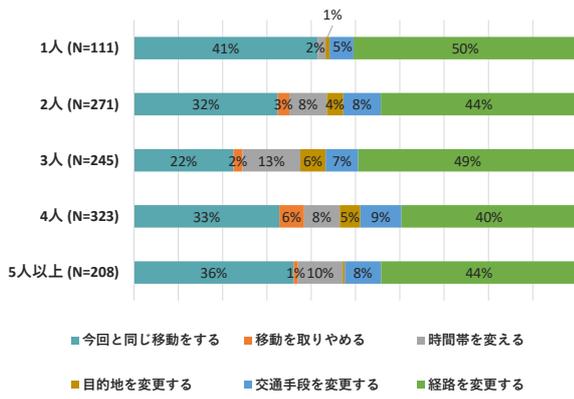


図-13 世帯人数と行動選択

予想したが、そのような傾向を確認することはできなかった。また、世帯1人あたりの年収(世帯年収/世帯人数)についても確認したが大きな傾向は見られなかった。一方、世帯人数が1人(単身世帯)の場合“時間帯を変える”の選択が少ない傾向が見られた。トリップ目的とクロス分析を行ったところ、単身世帯では通勤・通学、業務といった時間制約トリップが全体の69%を占めることに加え、帰宅や買い物といった時間制約のないトリップを課金時間帯内(6:00~19:00)に行っていない特徴が見られた。

なお、記載は省略しているが、SPの回答時期が行動実施直後と行動実施後一定時間経過後では、集計結果が異なり、後者は行動変容を過大に推計する傾向も確認している。

4. 行動選択モデルによる分析

本章では、基礎分析結果をもとに構築したMNLモデルのパラメータ推定結果について述べる。またNLモデルを用いて、選択肢間の類似性を考慮²⁰⁾した推定を行い、MNLモデルとの比較を行った。モデルの説明変数には料金レベルや個人属性、トリップ属性、公共交通へのアクセシビリティを組み込んだ。結果の解釈として、それぞれの選択肢において説明変数のパラメータが正で有意の場合は選択しやすく、反対に変数が負で有意の場合は選択しにくいと解釈する。

(1) MNLモデル

MNLモデルの推定結果を表-7に示し、以下にモデルより得られた解釈を述べる。

提示料金については、料金レベルが上がるほど“料金を支払い、今回と同じ移動をする”を選択しない傾向があることがわかった。

トリップ属性については、トリップの出発地がエリア外の場合“目的地を変更する”を選択する傾向にある。

表-7 MNLモデル推定結果

選択肢	説明変数	パラメータ (t値)
同じ移動をする	定数項	2.86 (6.70 ***)
	提示料金(円/100)	-0.36 (-8.76 ***)
	買物ダミー	-1.38 (-4.51 ***)
	年齢(歳)	0.33 (4.29 ***)
	中心部到着ダミー	-0.84 (-3.72 ***)
	単身世帯ダミー	0.44 (1.95 **)
移動を取りやめる	定数項	1.40 (3.53 ***)
	トリップ距離(km)	-0.94 (2.03 **)
時間帯を変える	定数項	0.85 (1.55)
	年齢(歳)	0.29 (2.56 ***)
	単身世帯ダミー	-1.42 (-1.94)
目的地を変更する	エリア外出発ダミー	1.08 (3.01 ***)
	イグレス距離(m)	0.28 (4.80 ***)
交通手段を変更する	定数項	2.88 (6.85 ***)
	アクセス距離(m)	-0.34 (-2.31 **)
	トリップ距離(km)	-1.50 (-4.35 ***)
	買物ダミー	-1.70 (-3.34 ***)
経路を変更する	世帯年収(万円)	0.083 (2.57 ***)
	定数項	3.34 (11.41 ***)
	アクセス距離(m)	0.15 (3.22 ***)
	買物ダミー	-0.65 (-2.42 **)
	時間制約ダミー	0.57 (4.28 ***)
	中心部到着ダミー	-0.84 (-4.26 ***)
サンプル数		1158
最終尤度		-1410.22
修正済み ρ^2		0.3092

トリップの到着地が課金エリアの中心部の場合“料金を支払い、今回と同じ移動をする”“経路を変更する”を選択しない傾向がある。トリップ距離が長い場合、“移動を取りやめる”“交通手段を変更する”を選択しない傾向がある。公共交通へのアクセシビリティについては、アクセス距離が長い場合“交通手段を変更する”を選択しにくい傾向、イグレス距離が長い場合“目的地を変更する”を選択する傾向にある。トリップ目的については、時間制約トリップ(通勤・通学、業務)の場合“経路を変更する”を選択しやすい、買物トリップでは“料金を支払い、今回と同じ移動をする”“交通手段を変更する”“経路を変更する”を選択しにくい傾向がある。

個人属性については、年齢が上がるほど“料金を支払い、今回と同じ移動をする”“時間帯を変える”を選択しやすく、世帯年収が高いほど“交通手段を変更する”を選択しやすい傾向にある。単身世帯の場合“料金を支払い、今回と同じ移動をする”を選択しやすく、“時間帯を変える”を選択しない傾向がある。

表中に示した結果は、3章の基礎集計と同様の結果を示しており、概ね妥当な符号で有意になっているといえる。

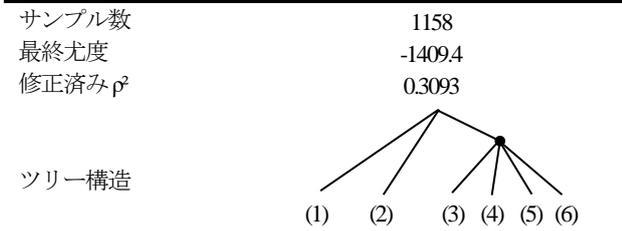
(2) NLモデル

NLモデルの推定結果を表-8に示す。表に示すツリー構造の場合，“料金を支払い，今回と同じ移動をする”と“移動を取りやめる”の2つの選択肢が独立で，それ以外の選択肢の類似性が高いという解釈ができ，比較的妥当な結果といえる。またログサムパラメータ(θ)は0~1の間に収まっておりツリーが成立している。

MNLモデルと比較すると，モデルの適合度は若干ながらNLモデルの方が高い結果となった。説明変数のパ

表-8 NLモデル推定結果

選択肢	説明変数	パラメータ (t値)
(1) 同じ移動をする	定数項	1.40 (1.35)
	提示料金(円/100)	-0.36 (-8.77 ***)
	買物ダミー	-1.12 (-3.35 ***)
	年齢(歳)	0.31 (3.92 ***)
	中心部到着ダミー	-0.66 (-2.78 ***)
(2) 移動を取りやめる	定数項	-0.04 (-0.04)
	トリップ距離(km)	-0.97 (-2.09 **)
(3) 時間帯を変える	定数項	0.83 (1.50)
	年齢(歳)	0.31 (2.66 ***)
	単身世帯ダミー	-1.42 (-1.94)
(4) 目的地を変更する	エリア外出発ダミー	1.08 (2.98 ***)
	イグレス距離(m)	0.30 (4.66 ***)
(5) 交通手段を変更する	定数項	2.91 (6.72 ***)
	アクセス距離(m)	-0.34 (-2.18 **)
	トリップ距離(km)	-1.42 (-4.06 ***)
	買物ダミー	-1.73 (-3.35 ***)
	世帯年収(万円)	0.08 (2.46 **)
(6) 経路を変更する	定数項	3.31 (10.77 ***)
	アクセス距離(m)	0.20 (2.71 ***)
	買物ダミー	-0.64 (-2.25 **)
	時間制約ダミー	0.67 (3.99 ***)
	中心部到着ダミー	-0.89 (-4.28 ***)
ログサムパラメータ (θ)		0.61 (2.41 **)



※***は1%，**は5%有意を示す

表-9 感度分析の属性値

	料金(円)	アクセス距離
シナリオ1(標準)	100	観測値
シナリオ2	200	観測値
シナリオ3	300	観測値
シナリオ4	100	30%減少
シナリオ5	100	50%減少

ラメータに関しては独立な2つの選択肢において，全個人で共通の効用値を意味する定数項のパラメータ値が小さくなっており，t値も有意な差が見られなかった。しかし，その他の説明変数のパラメータに大きな変化はなかった。

5. 感度分析

本章では4章にて推定したMNLモデルおよびNLモデルのパラメータを用いて選択肢の選択確率を計算し，料金レベルやアクセス距離を変化させた場合の感度分析を行う。本研究では，アクセス距離を最寄りバス停もしくは駅までの距離と定義したが，ほとんどがバス停までの距離であった。既存研究より，バスの代表交通手段選択はイグレス距離よりもアクセス距離のほうが影響を及ぼすことが述べられており²⁾，アクセス距離の選定に至った。表-9に感度分析に用いた属性値を示す。

(1) 料金レベルを変化した場合

図-14に料金レベルが変化した場合のMNLモデルの選択確率を示す。料金が增加するにつれ“料金を支払い，今回と同じ移動をする”の確率は減少し，シナリオ1→3の間で14.9ポイント下がった。一方その他の5つの選択肢の確率は，料金が上がるにつれ増加する結果となった。料金レベルごとの“料金を支払い，今回と同じ移動をする”の選択確率から，課金収入を最大にする料金を計算したところ，360円の場合に課金収入が最大になるという結果になった。この際“時間帯を変える”は，課金時間帯外への変更とみなして計算している。

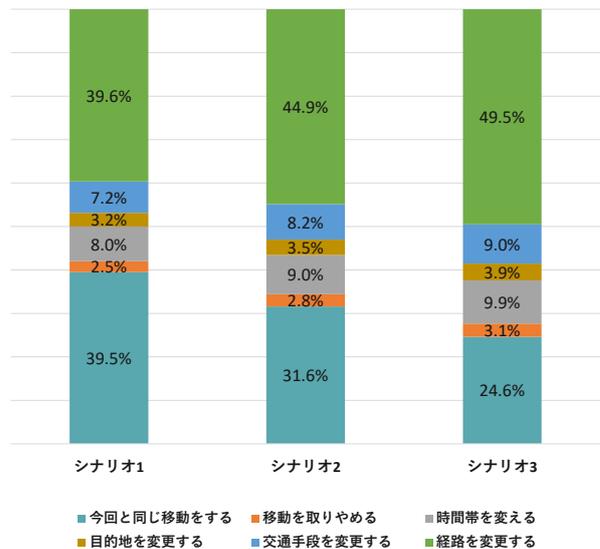


図-14 料金レベルが変化した場合の選択確率 (MNL)

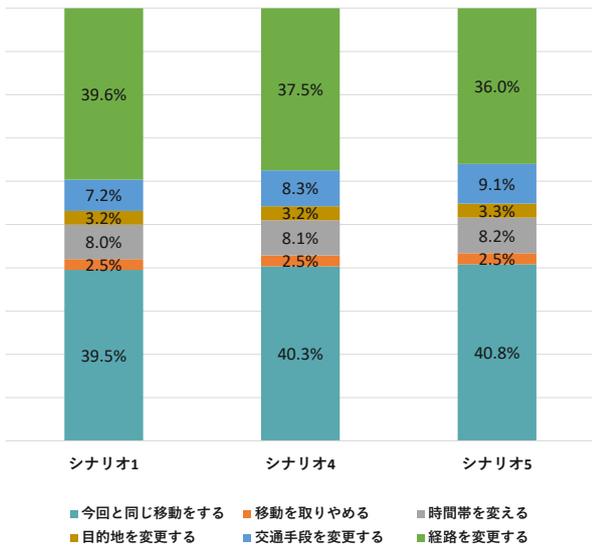


図-15 アクセス距離が変化した場合の選択確率 (MNL)

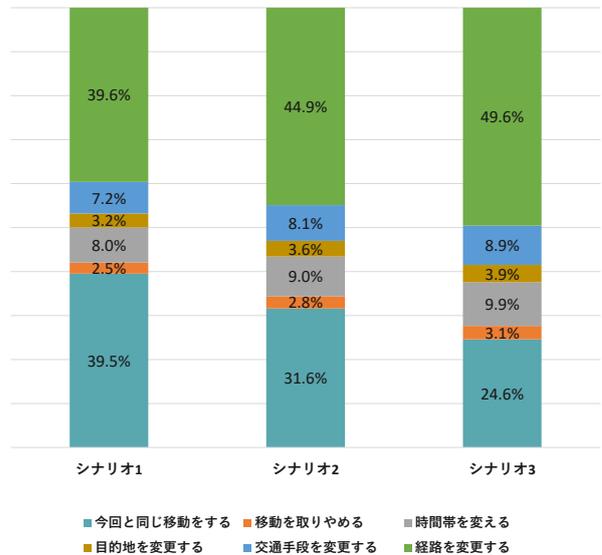


図-16 料金レベルが変化した場合の選択確率 (NL)

(2) アクセス距離が変化した場合

公共交通機関での移動を促進するために、アクセス距離を減少した場合の感度分析を行う。図-15にアクセス距離が変化した場合のMNLモデルの選択確率を示す。アクセス距離を観測値の50%減とした場合(シナリオ1→3)，“交通手段を変更する”の選択確率は19ポイントの増加にとどまった。このことから、ロードプライシング下での人々の行動は公共交通へのアクセシビリティよりも、料金が大きく影響していることがわかった。

(3) NLモデルとの比較

図-16、図-17に料金レベルおよびアクセス距離が変化した場合のNLモデルの選択確率を示す。MNLモデルとNLモデルの選択確率を比較したが、大きな違いは見られなかった。

次に、NLモデルの選択肢ごとの類似性の表現を確認するため、ある選択肢の属性変化による個人の交差弾性値を以下の式で算出した。

$$E_{X_{ink}}^{P_n(i)} = \frac{\partial P_n(i)}{\partial X_{jnk}} \frac{X_{jnk}}{P_n(i)} \quad , j \neq i \quad (3)$$

ここで、 X_{ink} は個人 n の選択肢 i の k 番目の属性値である。

表-10に2つのモデルの交差弾性値を示す。MNLモデルでは1つの選択肢の属性が変化したときの交差弾性値が他のすべての選択肢で同じ値であるのに対し、NLモデルではシナリオ1→5の場合のように、相関を考慮した選択肢(“交通手段を変更する”，“経路を変更する”)の

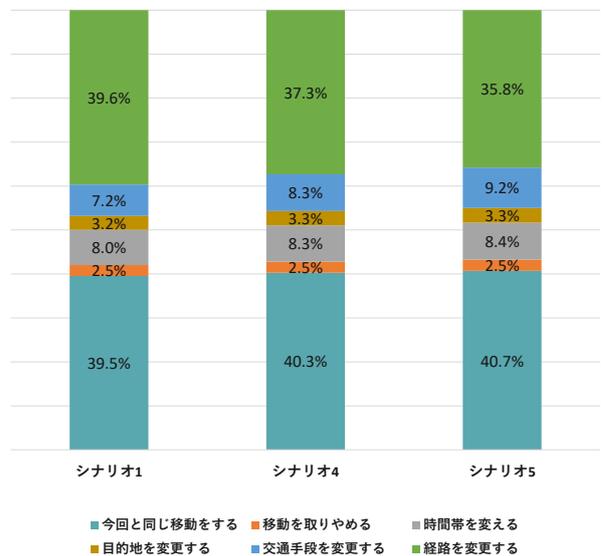


図-17 アクセス距離が変化した場合の選択確率 (NL)

表-10 ある個人における属性変化による交差弾性値

モデル シナリオ	MNL		NL	
	1→3	1→5	1→3	1→5
同じ移動をする	-0.1716	0.0438	-0.1795	0.0394
移動を取りやめる	0.1654	0.0438	0.1581	0.0394
時間帯を変える	0.1654	0.0438	0.1581	0.0893
目的地を変更する	0.1654	0.0438	0.1581	0.0893
交通手段を変更する	0.1654	0.5622	0.1581	0.6279
経路を変更する	0.1654	-0.1550	0.1581	-0.1680

注：対象とした個人・トリップの属性値を以下に示す。

女性，25歳，枠内居住，世帯年収：400-600万円，移動目的：食事・娯楽，移動形態：枠内→枠内，移動距離：7.25 km，移動手段：自動車。

属性が変動する場合は、同じグループ内の選択肢(“時間帯を変える”, “目的地を変更する”)の交差弾性値の値が高くなっており、独立の選択肢と比べ交差弾力性が高いことがわかる。つまり、アクセス距離が減少すると“経路を変更する”確率は減り、その分他の選択肢の割合が増加するが“交通手段を変更する”, “目的地を変更する”, “時間帯を変える”といった選択肢に比べ、“移動を取りやめる”の増加はわずかである。この変動はより現実に即した結果となっており、MNLモデルでは表現できなかった選択肢間の類似性をNLモデルで表現できているといえる。

6. 選択確率の空間的可視化法の検討

本章では、4, 5章で求めた選択確率を空間的に可視化し確率の空間的な分布を考察する。方法としては、対象データのトリップの出発地・目的地における選択確率の値から、データのない地点の確率を予測する空間補間(内挿)を行い、課金領域内の選択確率の分布を分析する。代表的な空間補間法を表-11に示す。本研究ではデータのサンプル数が少ない、点データが空間的に不規則に配置されていることなどを考慮してクリギング手法を用いた空間補間を行った。

表-11 空間補間の手法

方法	適用データ
逆距離加重法 (IDW)	サンプルの密度が高く、間隔が均等なデータ
クリギング	サンプル数が少ない、測定精度が低いデータ
自然近傍法	サンプルの密度が高いデータ
スプライン	サンプルの信頼性が高いデータ
TIN補間	斜面や地形面などの三次元的なデータの表現

出典：ESRIジャパン株式会社(2018)²⁹

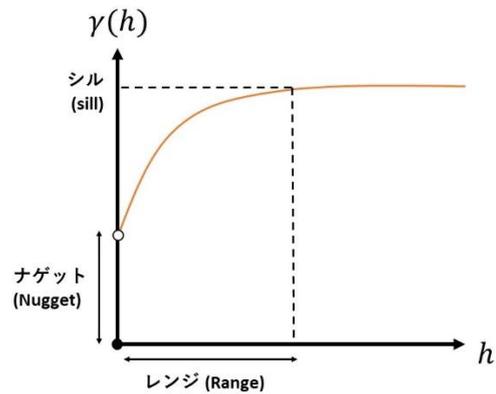


図-18 一般的なバリオグラムの形状

出典：谷村(2010)²⁴

(1) クリギングの方法

クリギングの理論はMatheron²³⁾によって確立され、現在でも様々な場面で用いられている²⁴⁾。クリギングによる空間予測を行うには、(1)空間の相関を調べてセミバリオグラムを求める、(2)共分散関数を用いてバリオグラムをモデリングする(理論バリオグラム)、(3)モデルより予測値を推定する、の3段階がある。空間的自己相関を距離の関数として定義したものをバリオグラム $2\gamma(h)$ 、さらに半分にしたものをセミバリオグラム $\gamma(h)$ とよび以下の式で表される。

$$\gamma(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(k)} (Z_i - Z_j)^2 \quad (4)$$

ここで、 $N(h)$ は2点間の距離が i, j の組の集合であり、 $|N(h)|$ は $N(h)$ の要素数、 Z は観測値である。式より、バリオグラムは、同じ距離間隔 h で配置されたすべての位置ペアの値の差の2乗の平均を表し、観測値の相違度を示す。図-18に一般的なバリオグラムの形状を示しており、縦軸に $\gamma(h)$ 横軸に距離 h を取っている。分布傾向として、距離が遠くなるにつれセミバリオグラムの値が大きくなり、ある値以上の距離になるとセミバリオグラムは変化せず一定になる。図中に示すナゲット (Nugget) は

$h = 0$ のときの $\gamma(h)$ の値であり、測定誤差などを含むパラメータである。シル (Sill) は $h \rightarrow \infty$ としたときの $\gamma(h)$ に相当するパラメータ、レンジ (Range) は自己相関がなくなる距離を意味するパラメータである。この3つのパラメータを決めて、共分散関数をバリオグラムに適合させる。共分散関数には、線形モデル、ガウス型モデル、球型モデルなど様々な種類がある²⁵⁾が、本研究では指数型モデルを用いた。

次に推定したモデルを用いて、クリギング推定を行う。クリギングの手法はいくつか種類があるが、今回は一般的な手法である通常型クリギングを行う。ある点 x_0 の推定値 $Z^*(x_0)$ の値は、その近傍に存在する n 個の地点 x_α におけるデータ値 $Z(x_\alpha)$ と重み係数 ω_α より以下のように示される。

$$Z^*(x_0) = \sum_{\alpha=1}^n \omega_\alpha Z(x_\alpha) \quad (5)$$

なお、重み ω_α の合計は1になり、観測地点ではデータ値と等しい値が推定される。推定誤差の分散を最小化するように重みを求めるとき、以下の通常クリギング基本式が得られる。

$$A \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma(x_1 - x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_n - x_0) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$A = \begin{bmatrix} \gamma(x_1 - x_1) & \dots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \dots & \gamma(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

ここで、 μ はラグランジュ乗数である。(7)式からわかるように、クリギング推定ではバリオグラムを取り入れて重みを求めることで、観測地点の空間的分布も考慮している点に特徴がある。

(2) 分析データと空間的可視化

表-12に分析対象トリップと設定した近似モデルのパラメータについて示す。全トリップデータ(1158トリップ)のうち、出発地および到着地が課金エリア内であった移動(557トリップ)の選択確率を空間的に可視化する。

図-19、図-20はトリップ出発地および到着地における、“交通手段を変更する”の選択確率を空間的な分布にして表したものである。図中の赤点が鉄道駅²⁶⁾、青線が平日のバス本数が60(本/日)以上のバス路線²⁷⁾を示している。

出発地に関して、選択確率が高く分布しているのは課金エリアの中心付近であり、通町筋、桜町バスターミナルを含む中心市街地で確率が高くなっている。反対に課金エリアの外側(郊外)では公共交通の有無にかかわらず全体的に確率が低くなっており、鉄道駅やバス路線がない地域は特に低い傾向が出ている。この理由としては、出発地が中心市街地の場合は生活圏域が狭く、短距離トリップの場合は自動車から自転車・徒歩への切り替えがしやすい、長距離トリップの場合でも公共交通アクセスが発達しており多方面への移動が可能であるため、“交通手段を変更する”の選択確率が高くなったと考えられる。逆に出発地が郊外の場合は生活圏域が広いことに加え、公共交通でアクセスが可能な地域は限られているため、選択確率が低くなったと考えられる。

到着地に関して、“交通手段を変更する”の選択確率が高く分布している地域は、中心市街地だけでなく鉄道駅やバス路線が周辺にある郊外部にまで広がっている。選択確率が低い地域としては、鉄道駅、バス路線が周辺にない郊外部で顕著に低い傾向が出ている。このことから、中心市街地付近から出発したトリップが各方面に散らばったことで、到着地における選択確率の分布が広がったことがわかる。

また、公共交通のアクセス・イグレス距離以外の影響として世帯年収といった個人属性が挙げられる。表-7で示したように世帯年収が高いほど“交通手段を変更する”

表-12 分析対象トリップと近似モデルのパラメータ

対象トリップ	出発・到着地が課金エリア内 (557トリップ)		
可視化対象	“交通手段を変更する”の選択確率		
提示料金	360円(最適化料金)		
	シル	レンジ(m)	ナゲット
出発地	63	600	29
到着地	70	600	35
モデル型	指数型		

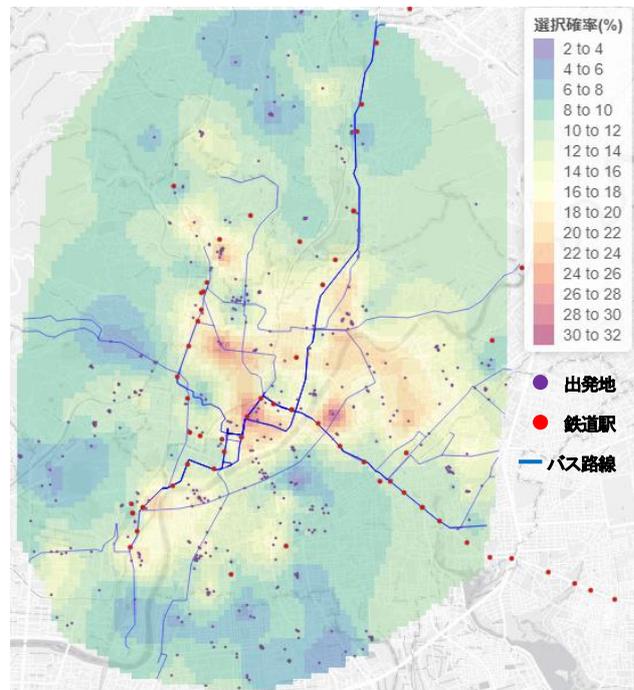


図-19 “交通手段を変更する”の空間的分布(出発地)

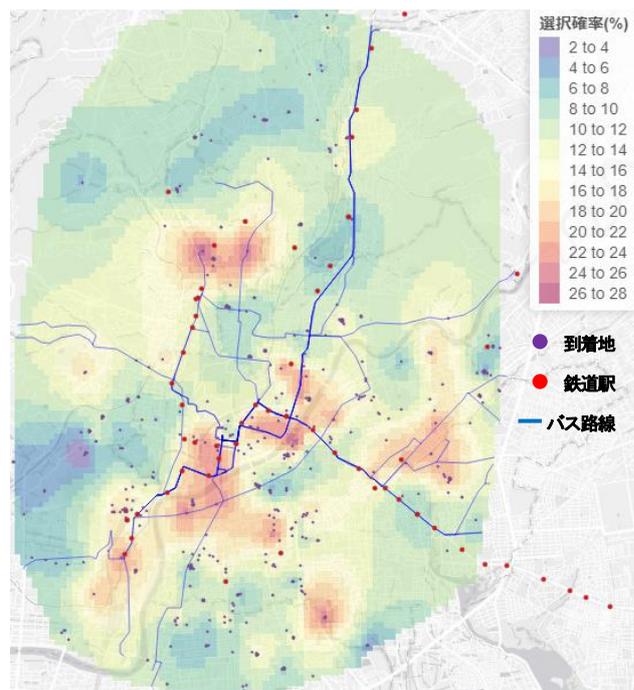


図-20 “交通手段を変更する”の空間的分布(到着地)

を選択する傾向があった。この原因として、中心市街地付近のトリップ出発地は高年収の割合が高く、高年収の場合中心市街地付近に、低年収の場合郊外に出発地が集中している傾向がみられた。よって高収入の場合“交通手段を変更する”を選択しやすいのに対して、低収入の場合は選択しにくかったことが窺える。

(3) 空間的可視化の課題

本研究ではトリップの出発地・到着地における選択確率からデータのない地域を空間的に補完することで全体の傾向を可視化することができた。課題としては、選択確率はモデルより得られた値であり観測値ではないこと、周辺に点データがない地域（課金エリアの左上、右上）の部分は正確な予測が困難なことなどが挙げられる。

7. 結論

本研究では、ロードプライシングを想定したPP-SP調査を利用し、行動モデルを用いて行動選択に関する分析を行い、政策が行動変化に与える影響を明らかにした。また、推定したモデルを用いて感度分析を行い、行動選択の支配的な要因を分析し、得られた選択確率を空間的に可視化した。本研究より得られた成果を以下にまとめる。

- 1) 提示料金において料金レベルが上がるほど“料金を支払い、今回と同じ移動をする”の選択が減り、“時間帯を変える”や“交通手段を変更する”“移動を取りやめる”といった選択が増える傾向にあった。
- 2) 課金による移動の短縮時間については、短縮時間の変化による行動選択の変化は見られず行動への影響がないといえる。
- 3) 基礎分析・行動モデルの推定結果から、ロードプライシング下での行動選択に影響を与える要因として、料金レベル、トリップ属性(OD, 目的, トリップ距離, アクセス・イグレス距離), 個人属性(年齢, 世帯年収, 世帯人数)が影響することが示された。
- 4) 感度分析の結果から、公共交通へのアクセシビリティよりも料金レベルが行動選択の支配的な要因であることがわかった。
- 5) “交通手段を変更する”の選択確率を空間的に可視化すると、出発地が中心市街地付近の場合に高く、郊外の場合低い傾向がみられ、交通アクセスや世帯年収の違いによる行動パターンの変化などが要因として挙げられる。

また、今後の課題と展開を以下に述べる。

- 1) SP調査は、同一個人のリピート回答(パネル調査)である

ため、個人間で変数(定数項, 料金, 公共交通へのアクセシビリティなど)への感度が異なる可能性がある。MXL (Mixed Logit) モデル等を用いて推定を行うことで変数の相関や分散を考慮することにより個人間異質性を表現することができ、今後の展開として考えられる。

- 2) 本調査では、現時点の交通混雑の度合いなどが提示・表現できておらず、ロードプライシング本来の目的である交通渋滞の緩和の効果などを把握できていないため、今後の拡張の1つとして混雑指標を導入した場合の行動選択への影響分析が挙げられる。
- 3) 本研究では5章(1)において課金収入を最大化する料金の検討を行ったが、今後は交通混雑の緩和を考慮した社会的厚生を最大化する課金額レベルの計算も検討している。
- 4) 本研究での感度分析には、一定の料金を徴収するエリア課金を想定したが、最適な料金設定の方法や課金エリアの設定も今後の展開の1つとして考えられる。

謝辞：本研究は、国土交通省新道路技術会議の支援による研究成果(研究代表者: 力石真)を含むことを明記し、謝意を表します。

参考文献

- 1) 久米良昭：諸外国におけるロードプライシングの導入事例，日本不動産学会誌，Vol. 19, No. 3, pp. 85-101, 2006.
- 2) 鎌倉市交通計画検討委員会：鎌倉地域の地区交通計画策定に向けた中間とりまとめ，https://www.city.kamakura.kanagawa.jp/koutsu/documents/chukan_torimatome.pdf. (2021年2月閲覧)
- 3) 東京都・公益財団法人東京オリンピック・パラリンピック競技大会組織委員会，東京 2020 大会における首都高速道路の料金施策に関する方針，<https://www.2020games.metro.tokyo.lg.jp/ebc8bb4655f5de54551264d8c8154104.pdf>. (2021年2月閲覧)
- 4) 藤原章正：交通機関選択モデル構築における選好意識データの信頼性に関する研究，1993.
- 5) Bonsall, P., : Transfer Price Data. Its Definition, Collection and Use, New Survey Methods in Transport, VNU Science Press, 257-271, 1985.
- 6) 定金乾一郎, 小林勇介, 山中一平, 日下部貴彦, 朝倉康夫：プローブパーソン調査と SP 調査による新交通手段の導入可能性の分析，土木計画学研究・講演集，Vol. 51, 2010.
- 7) 新田保次, 松村暢彦, 森康男：都心部乗り入れ賦課金に対する通勤者の賛否意識に関する研究，土木学会第 49 回年次学術講演会，pp.628-629, 1994.
- 8) 新田保次, 松村暢彦, 森康男：ロードプライシングの賛否を中心とした交通に関する住民の意識構造分析，土木計画学研究論文集，Vol. 12, pp.747-755, 1995.
- 9) 小谷通泰, 秋田直也, 松本誠：ロードプライシング

- 導入に対する一般ドライバーの評価意識に関する分析, 土木計画学研究論文集, Vol. 12, pp.675-679, 1995.
- 10) 高橋洋二, 久保田尚, 木田千尋: 鎌倉地域へのパーク&ライド及びロードプライシング導入の事前評価に関する研究, 第 33 回日本都市計画学会学術研究論文集, pp.601-606, 1998.
 - 11) Fujii, S., Garling, T., Jakobsson, C., & Jou, R.C., : A cross-country study of fairness and infringement on freedom as determinants of car owners' acceptance of road pricing. *Transportation*, 31(3) 285-295, 2004.
 - 12) 佐藤仁美, スギアルト, 三輪富生, 森川高行: ジャカルタと名古屋におけるロードプライシングの受容性に関する比較分析, 都市計画論文集, Vol. 49, pp.441-446, 2014.
 - 13) Sugiyanto, G., Malkhamah, S., Munawar, A., & Sutomo, H., : Modeling the effect of congestion pricing on mode choice in Yogyakarta, Indonesia. *International Journal of Engineering and Technology*, 11(1) 85-94, 2011.
 - 14) Salah, W., & Farrell, S., : Implications of congestion charging for departure time choice: Work and non-work schedule flexibility. *Transportation Research Part A Policy and Practice*, 39 (7) 773-791, 2005.
 - 15) Nielsen, O.A. : Behavioral Responses to Road Pricing Schemes: Description of the Danish AKTA Experiment : *Journal of Intelligent Transportation Systems*, Vol. 8, No.4, pp. 233-251, 2004.
 - 16) 円山琢也: 都市域における混雑課金の政策分析: レビューと展望, 土木計画学研究・論文集, Vol. 26, pp.15-32, 2009.
 - 17) 力石真: AI 技術に基づく短期交通予測手法と総合的な交通需要マネジメントの研究開発, 報告書, 第 4 章, pp.1-90, 2020.
 - 18) Walker, J.L., Wang, Y., Thorhauge, M. and Ben-Akiva, M., : D-efficient or deficient? A robustness analysis of stated choice experimental designs. *Theory and Decision*, 84(2), pp.215-238, 2018.
 - 19) Frank S. Koppelman and Chandra Bhat : *A Self instructing Course in Mode Choice Modeling : Multinomial and Nested Logit Models*, 2006.
 - 20) 北村隆一, 森川高行, 佐々木邦明, 藤井聡, 山本俊行: 交通行動の分析とモデリング, 技報堂出版, 2002.
 - 21) 山本俊行, 小森陵補: 交通手段選択分析における潜在クラスモデルによる起終点位置観測精度の補完, 土木計画学研究・講演集, Vol. 30, 2004.
 - 22) ESPI ジャパン株式会社: ArcGIS ユーザーのための内挿法ガイド, 2018.
 - 23) Matheron, G. : *Principles of geostatistics*, *Economic Geology*, 58, pp.1246-1266, 1963.
 - 24) 谷村晋: R で学ぶデータサイエンス 7 地理空間データ分析, 共立出版, 2010.
 - 25) 高阪宏行: クリギングとその地理的応用, 日本大学文理学部自然科学研究所研究紀要, No.34, pp.27-35, 1999.
 - 26) 国土交通省: 国土数値情報, 鉄道時系列データ, (令和元年度作成).
 - 27) 国土交通省: 国土数値情報, バスルート, (平成 23 年度作成).

(2021.?.? 受付)

BEHAVIORAL ANALYSIS OF ROAD PRICING POLICY IN KUMAMOTO USING PP-SP SURVEY

Shunsuke ARAO, Hajime WATANABE, Makoto CHIKARAISHI
and Takuya MARUYAMA

Several cities (e.g. Singapore, London, and Stockholm) have introduced road pricing policies that impose charging for drivers to control traffic demand and alleviate congestion. Designing effective pricing policy requires evaluating the possible behavioral change by the policy. In this study, we conducted a probe person (PP) and a state preference (SP) survey to develop a behavioral model to analyze the change by hypothetical road pricing scenario in Kumamoto, Japan. The estimated multinomial logit model indicated the impacts of several variables on the behavioral change including charging level, trip attributes, and individual attributes. In addition, spatial visualization of the choice probabilities estimated by the model reveals the potential distribution of mode change by pricing policy.