

プローブパーソンデータを用いた行動空間を限定した経路選択モデル*

Automatic of Path Choice Parameter Estimation Based on Probe Person Data

中西雅一**・森貴洋***・羽藤英二****

By Masakazu NAKANISHI**・Takahiro MORI***・Eiji HATO****

1. はじめに

ドライバーの経路選択に及ぼす様々な要因による影響を分析し、適切な経路選択モデルを構築することの重要性は高い。一方、交通需要予測や交通施策の評価に均衡配分や交通シミュレーションが用いられるものの、交通量配分の対象となる経路を明示的に扱っていないといった課題がある。実際に、均衡配分などでは、経路選択（交通量配分）に関するパラメータは任意に設定されており、実データに基づいていない例が散見される。こうした理由の一つとして経路データの収集が困難であったことが挙げられる。従来のパーソントリップ調査などの交通行動調査は、調査票などを配布して、被験者が記憶に基づいて記入するアンケート調査が行われている。アンケート調査は、被験者の記憶に頼らざるを得ず、誤記入や誤回答が生じること、習慣的な行動以外は経路の記述が難しいことなどにより、安定した質を保てない。また、被験者の回答の負担を招くため、継続的な調査はできない。一方、GPSを用いたプローブパーソン調査を活用することで、被験者の負担を軽減させ、長期観測され安定した質の高いデータを取得できること、正確で詳細な連続した位置データを得ることが可能である。したがって、経路データ収集の困難さは解消されつつあると考えられる。

一方、経路選択行動のメカニズムを理解することが難しいことも要因として挙げられる。ドライバーは、物理的に可能な膨大な選択肢をすべて考慮していない。ドライバーの走行経験によって、主観的判断に基づいて行われている。交通ネットワーク上の経路選択の場合、膨大な経路集合の中からドライバーの制約を満足する選択し集合を生成する過程を明

*キーワード：プローブパーソン、経路選択、行動空間

**正員、工修、都市交通計画研究所 mn1127@po.iiijnet.or.jp

***学生員、工学士、愛媛大学大学院理工学研究科

****正員、工博、愛媛大学工学部 hato@eng.ehime-u.ac.jp

示的に取り扱うことは、本質的な問題である。本研究では、高知自動車道社会実験で得られたプローブデータを使用し、行動空間の限定方法に着目して、経路選択パラメータを自動的に推定する方法を提案する。

2. データの概要

本研究で用いたプローブデータは、以下のトラッキング調査とダイアリー調査の2つを行うことで得られる。

トラッキング調査とは、モニターは、出発時にGPS携帯電話を操作して位置情報とトリップ情報（目的地、交通手段等）を管理者に通知する。移動中は約30秒毎に自動的に通知される。また、モニターは、到着時にもGPS携帯電話を操作して移動の終了を通知する。ダイアリー調査とは、モニターが利用した施設情報、滞在時間、トリップ目的等を把握し、これらのデータを収集するために行われるものである。モニターは、WEB上のダイアリー画面を通じて自身がGPS携帯電話で行った出発時や到着時の操作に基づいて示される各トリップに対して、移動目的や目的施設の名称などを、入力する。

本研究では、上記の調査方法を用いて行った松山都市圏プローブパーソン調査(MPP2004)と、高知プローブパーソン調査(KPP2004)を使用する。分析対象トリップはMPP2004が、298人(14518トリップ)であり、KPP2004は20名(382トリップ)である。

3. Known SetとFeasible Setの基礎的な分析

Bovy(1990)は、道路ネットワーク上で経路選択する際に段階的な選択肢集合の絞込みが行われていると考える。図-1に示すように、Existing set(存在する経路) → Known set(認知された経路集合) → Feasible set(ふさわしい経路集合)

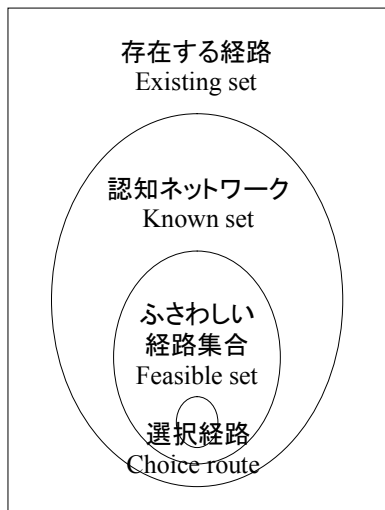


図-1 行動空間の限定法

→Choice route (選択経路) と4つのプロセスを踏んで経路が絞り込まれ、決定されるというものである。Existing setはODペア間を連結しているすべての経路集合である。Existing setの部分集合として、ドライバーが認識している経路集合のKnown setがある。Feasible setはさらにその部分集合として、時間がかかる経路などのドライバーにとって望ましくない経路を除いた集合である。このようにして絞り込んだ集合の中からChoice routeが決定されているという考え方である。

(1)Known Set と経路選択行動 (MPP2004)

ここでKnown Setは、ある程度長期間にわたってドライバーの経路選択行動を観測した結果、ドライバーが実際に走行している経路集合群として観測可能であると考えられる。MPP2004のデータの中で実際の走行経路について分析する。ここで、一般ドライバー*i*が35日間(5週間)で走行したリンク集合を行動空間 $\Omega_{i,d=1-35}=[l_1, l_2, l_3, \dots, l_n]$ と定義する。このとき Dis_i をドライバー*i*が35日間で走行した距離とすれば、行動空間距離 L_i と行動空間利用率 R_i は次の式(1),式(2)であらわされる。

$$L_i = \sum_{\Omega_{i,d=1-35}} l_i \quad (1)$$

$$R_i = Dis_i / L_i \quad (2)$$

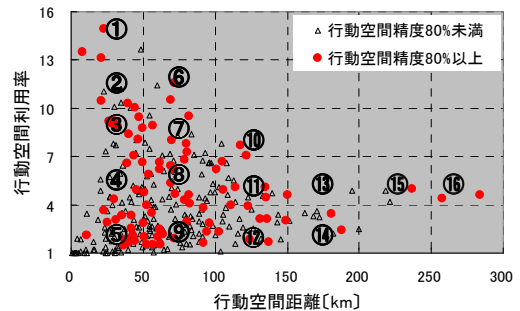


図-2 行動空間距離と行動空間利用率の関係

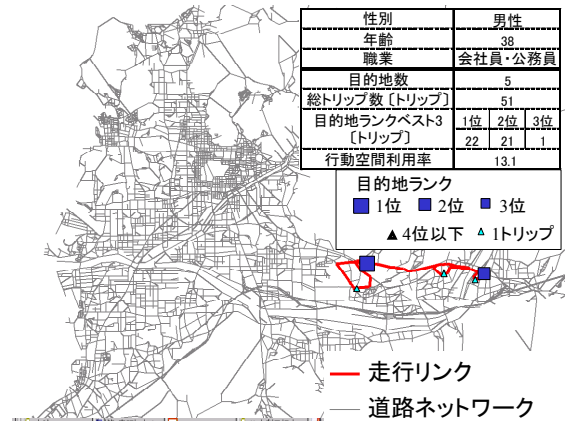


図-3 ドライバー1(①)の5週間の行動空間

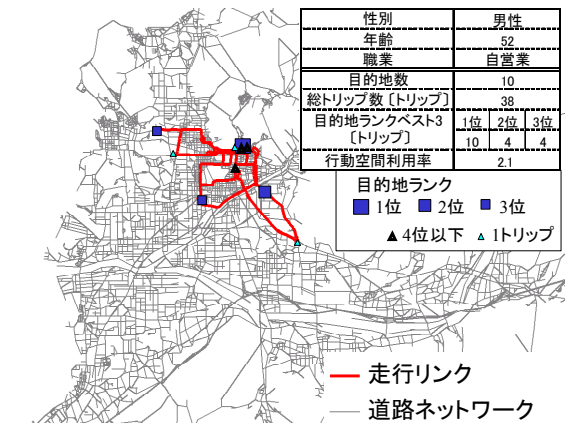


図-3 ドライバー1(⑤)の5週間の行動空間

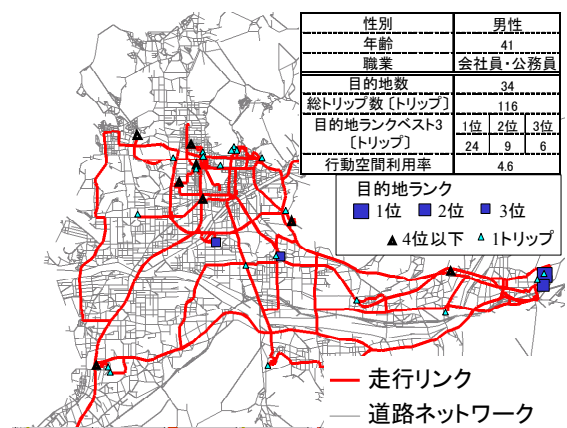


図-4 ドライバー2(⑯)の5週間の行動空間

表-1 行動空間面積, 距離, べき乗パラメータ

	①の行動空間	⑤の行動空間	⑯の行動空間
行動空間面積 [km ²]	1.99	8.93	104.16
総走行距離 [km/35日]	270.0	90.2	1305.4
平均走行距離 [km/日]	11.26	5.64	37.30
平均走行距離 [km/トリップ]	5.87	2.82	13.74
目的地数	5	10	34
目的地ランクの べき乗パラメータ	-1.55	-0.53	-0.49
行動空間利用率	13.1	2.1	4.6

ここで、データには欠損もあることから 35 日間の行動空間が完全に再現できていない場合もある。自動車の総トリップ数に対して経路データのあるトリップ数の割合が 80%以上のデータを分析対象として考える。

行動空間距離と行動空間利用率の関係を図-1 に示す。行動空間距離が短く、比較的狭い行動範囲を自動車生活圏としている場合と、行動空間距離が長く、広い行動範囲を自動車生活圏としている人で、行動空間利用率のばらつきに大きな違いがあることがわかる。行動範囲が狭い場合、同じリンクを繰り返し利用している人がある程度みられるものの、行動空間が広がるにしたがって、行動空間利用率の上限値は低くなっている。

行動空間利用率を 3 刻みに、高度空間距離を 50km 刻みにメッシュにとって、それぞれのメッシュに属する被験者の実際の行動空間を図-2~図-4 に示す。1ヶ月の走行距離が 50km 以内の①と⑤を比較すると、利用率の低い⑤では、中心市街地で狭い行動空間で移動しているものの、様々なリンクを利用していることがわかる。一方利用率の高い①では、郊外部で同じリンクを繰り返し通勤目的で利用しているのみであり、両者には経路選択行動に大きな違いがあると考えられる。また図-4 は行動空間が最も広い被験者の利用リンクを図示している。都市圏全体に目的地が分散しており、様々なリンクを利用していることがわかる。

上で示した被験者(図-2~図-4)の行動空間についての行動空間利用率変化と行動空間面積, 距離, べき乗パラメータの変動を表-1 に示す。行動空間面積とは、行動空間の最も外側のリンクで構成される領域の面積である。べき乗のパラメータとは、両対数グラフの横軸にトリップ数の多い順に目的地を並べ、縦軸にトリップ数とり指数分布を仮定したときの指数パラメータのことである。

①と⑤を比較すると利用率の高い①では、狭い行動空間面積で 1 日あたり平均で約 10km 走行し、⑤より

10/03-10/14 割引なし 3トリップ



図-5 通過リンク分布図 (割引なし)

10/15-10/31 50%割引 4トリップ



図-6 通過リンク分布図 (50%割引)

11/16-11/30 90% 9トリップ



図-7 通過リンク分布図 (90%割引)

も長い距離のトリップで往復していることがわかる。また、べき乗パラメータが大きいことから少ない目的地を往復していることもわかる。⑯の行動空間においては、べき乗パラメータは小さいことや長距離のトリップであること、広い行動空間であるとわかる。表 1 に示した数値によって図-2~図-4 に示した狭い行動範囲、もしくは、広い行動範囲をドライバーの特徴を表現できている。これらの指標を用いることで行動空間を評価できると考えられる。

(2) Feasible Set と経路変更行動 (KPP2004)

KPP2004 では、実験期間中高速道路の割引実験が

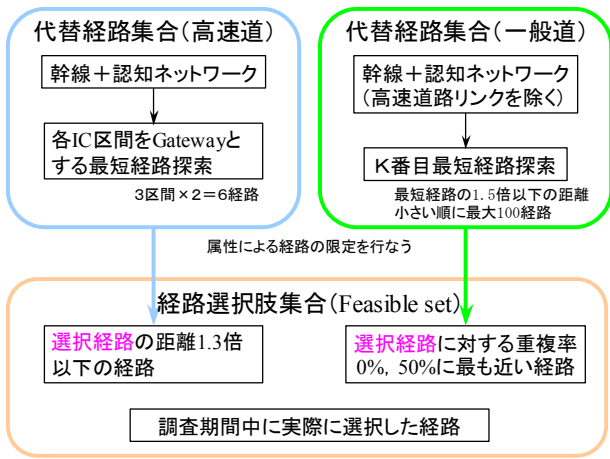


図-8 選択肢集合の列挙方法

行われた期間においてトリップデータの収集を行っている。割引率は、割引なし(10/03-10/14)→50%割引(10/15-10/31)→70%割引(11/01-11/15)→90%割引(11/16-11/30)と期間によって変化している。この際の経路変更行動を図-4に示す。

このドライバーの場合、割引なしの期間は、一般道路のみを選択している。高速道路は Known Set であると考えられるが、Feasible Set とは認識されていないため一度も選択されていない。割引導入以降、高速道路が Feasible Set となり、割引率が高くなるにつれて、高速道路の選択回数が増える。割引率 90%の期間は、一般道路の選択は無くなり、高速道路のみを選択している。高速道路の料金変動は、Feasible Set にも影響を与えていると考えられる。割引 50%、割引 70%では、2本の経路が互いに利用されており、Feasible Set として認識されているのに対して、割引なしや 90%割引では、利用可能な選択肢集合として認識されていない可能性がある。

4. 経路選択モデル

(1) 選択肢の限定と列挙方法

前節までの結果を踏まえて、KPP2004 データを用いて MNL モデルのパラメータ推定を行った。本研究での経路選択肢集合 (Feasible set) の生成方法を図-8に示す。

①高速道を利用する代替経路集合は、幹線+認知ネットワークを経路探索の対象とし、各 IC 区間をゲートウェイとする最短経路探索で得られた集合である。②一般道のみ利用する代替経路集合は、幹線+認知ネットワーク(高速道路リンクを除く)を

表-2 経路選択モデルの推定結果

	全体	全体	割引なし	50%割引	70%割引	90%割引
料金(円)	0.001 (0.65)	0.001 (0.26)	0.005 (2.10)	0.003 (2.57)	0.016 (1.91)	0.041 (3.04)
所要時間(分)	-0.138 (-9.02)	-0.167 (-11.58)	-0.039 (-1.02)	-0.125 (-6.73)	-0.260 (-4.26)	-0.202 (-3.54)
幹線比率	-10.156 (-15.47)	-9.517 (-15.17)	-13.082 (-6.35)	-9.999 (-11.49)	-14.760 (-5.35)	-14.287 (-5.05)
50%ダミー	0.528 (1.81)	-	-	-	-	-
70%ダミー	1.437 (3.28)	-	-	-	-	-
90%ダミー	2.963 (4.99)	-	-	-	-	-
サンプル数	382	382	56	213	53	60
選択肢数	1852	1852	287	1038	252	275
初期尤度	-640.113	-640.113	-98.624	-350.408	-90.421	-100.661
L(c)	-614.963	-	-	-	-	-
最終尤度	-336.448	-359.589	-43.984	-183.275	-38.452	-39.097
的中率	0.892	0.897	0.913	0.904	0.895	0.893
尤度比	0.474	0.438	0.554	0.477	0.575	0.612

括弧内はt値

経路探索の対象とし、Screening 法で最短経路の 1.5 倍以下の距離を満たす経路で、距離が小さい順に最大で 100 経路を列挙した集合とした。これら 2 つの代替経路集合に対して、選択経路を基準に足切りを行う。①高速道を利用する代替経路集合に関しては、選択経路の距離の 1.3 倍以下の経路を経路選択肢集合 (Feasible set) に加える。②一般道のみ利用する代替経路集合に関しては、選択経路に対して経路重複率が 0%、50%に最も近い経路を経路選択肢集合 (Feasible set) に加える。これを、経路選択肢集合とする。

表-2 にパラメータ推定結果を示す。所要時間のパラメータ値は全て負となっており、合致する。t 値は割引なしの場合を除いて有効である。通行料金のパラメータ値は全て正となっており、割引率が高くなるにつれて感度が高くなっている。また、各割引率ダミーのパラメータ値は正であり、割引率が高くなるにつれて感度が高くなっている。以上のことから、通行料金に対してではなく、割引率の高さが選択要因になっていると考えられる。

5.まとめと今後の課題

プローブデータから認知ネットワークを OD 毎に作成することで、行動空間を限定するのは有益であり、経路選択モデルの精度は向上すると考えられる。今後の課題として、経路選択肢集合の生成アルゴリズムの改良、右左折数や交差点形状などの説明変数を組み込んだ正確な経路選択モデルの構築、プローブデータを自動的に解析して、パラメータの自動推定を行なうツールの実装などが挙げられる。