

プローブパーソンデータに基づいた経路選択パラメータ推定の自動化*

(株)都市交通計画研究所 正会員 ○中西 雅一**
愛媛大学工学部 正会員 羽藤 英二***

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などが用いられるが、交通量配分の対象となる経路を明示的に扱っていない。実際に、経路選択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。要因として、交通行動調査は、調査票などを用いたアンケート形式で行われているため、習慣的な行動以外は経路データが得がたいこと等が挙げられる。しかし、GPS を用いたプローブパーソン調査を活用することで、長期観測された詳細かつ正確な質の高い経路データを得ることができるようになった。

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. データについて

実験期間は、2004年10月3日から11月30日の59日間で、実験中に通行料金が50、70、90%割引になる期間が設けられた。実験対象区間は南国IC～高知IC～伊野ICの17.9kmである。

本研究では、各IC付近に自宅及び勤務先があるモニター20名の通勤トリップを分析の対象とした。マップマッチングの失敗や自宅以外から勤務先へ向かうトリップなどを除いた、分析対象トリップは382トリップ（抽出率62.7%）である。

*キーワード：プローブ、経路選択、認知ネットワーク

**連絡先 株式会社都市交通計画研究所

〒790-8577 大阪市中央区釣鐘町1-1-11 MUSES1-3F

Tel 06(6945)0144, mn1127@po.iijnet.or.jp

***連絡先 愛媛大学工学部

〒790-8577 松山市文京町3

Tel 089(927)9829, hato@eng.ehime-u.ac.jp

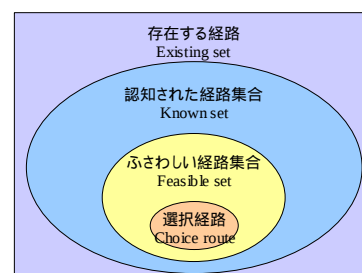


図3-1 経路選択過程

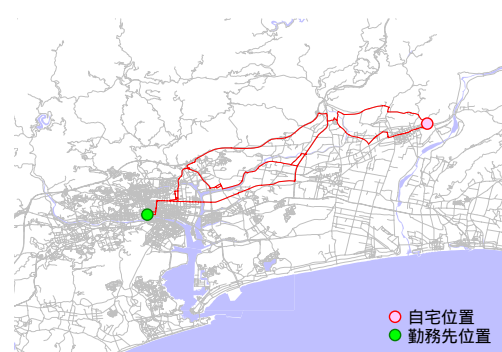


図3-2 認知ネットワーク (K0091)

3. 行動空間の限定

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り込みが行われていると考える。図3-1に示すように、Existing set → Known set → Feasible set → Choice route 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。

行動空間の限定はODペア毎に行なうほうが、交通シミュレーションに適用時する際やパラメータの自動推定を行なうツールの実装を行なう際には、好ましいと考えられる。本研究では、個人毎、ODペア毎に調査期間中の通過リンクから構成される認知ネットワークの作成を試みた。図3-2に認知ネットワークを示す。

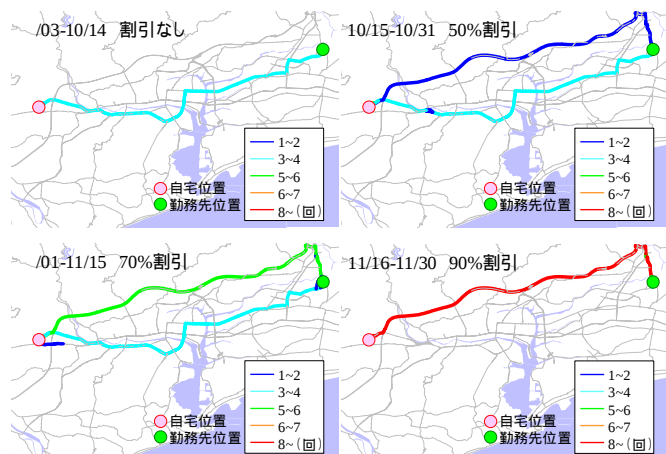


図 4-1 通過リンク分布図 (K0074)

表 4 パラメータ推定結果

	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

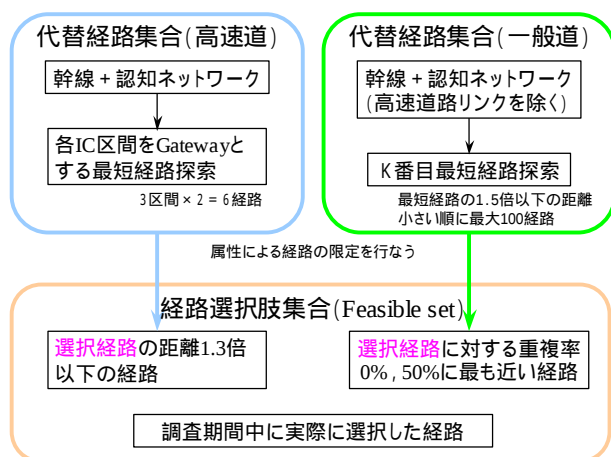


図 4-2 経路選択肢集合の生成方法

4. 経路選択モデル分析

(1) 選択経路の特性分析

図 4-1 に、あるモニターの割引期間別の通過リンク分布図を示す。割引なしの期間は、一般道路のみを選択している。割引率が高くなるにつれて、高速道路の選択回数が多くなり、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により、選択経路が変化を示している。通行料金を低下させることで、一般道路から高速道路へ経路変更が行なわれていることが確認できる。

(2) 経路選択パラメータ推定

本研究では、MNL 型経路選択モデルを構築した。図 4-2 に経路選択肢集合 (Feasible set) の生成方法を示す。説明変数に、所要時間、通行料金、トリップ長に占める幹線リンク比率を用いた。表 4 にパラメータ推定結果を示す。

所要時間の符合は負となっている。所要時間が増加するほど、選択確率は減少すると考えるので、合致する。通行料金のパラメータ値は全て正であり、割引率が高くなるにつれて感度が高くなっている。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、割引率が高くなると高速を利用するので、料金のパラメータは正となると考えられる。全パターンにおいて、幹線レベル比率のパラメータが負である。幹線比率の増加は、道路の視認性や走行性を向上させる要因であると考えられる。したがって、幹線比率の高い経路ほど、その経路を利用する確率は高まると考えられる。幹線レベル比率のパラメータは正となると予測した。しかし、全パターンで幹線レベルのパラメータは負となった。このような結果となった要因の解釈は困難であった。

5. まとめ

本研究では、OD ペア毎に経路選択肢集合を規定し、経路選択パラメータを推定する方法を提案した。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。