

室内実験による交通傾向情報提供下の所要時間予測メカニズム

京都大学 学生会員 ○安 隆浩 阪急電鉄 正会員 三神浩平
京都大学 正会員 宇野伸宏 京都大学 正会員 倉内文孝

1. はじめに

現状の交通情報提供では、現時点における交通状況が維持することを仮定し情報提供しているが、現時点情報によりかえって交通状況が悪化する可能性もある。そこで、現時点情報に加え、短期的予測の傾向情報を提供することによって情報提供の効率を高めることを考える。本研究の目的は傾向情報提供下のドライバーの経路選択行動の分析であり、所要時間予測モデル推定結果から考察を加える。

2. 室内経路選択実験

2.1. 概要

本研究では PC を用いた経路選択実験システムを構築し、被験者の傾向情報提供下の意思決定メカニズム解明に試みる。所要時間情報と渋滞長情報の 2 種類を想定し、被験者に所要時間予測と経路選択を繰り返し観測した。図-1 に実験画面を示す。

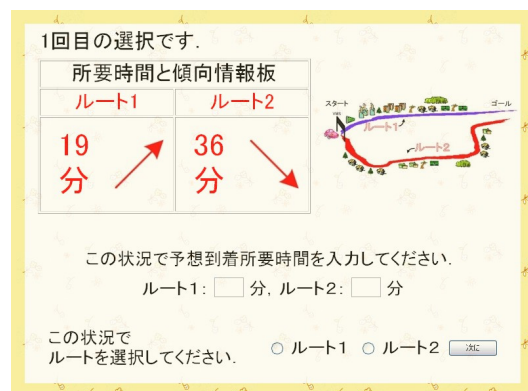


図 1. 実験

上の画面(傾向情報あり)

2.2. 実験の設計

本実験は日常的に特定の OD 間でトリップを繰り返す交通として、通勤・通学目的の交通を想定した。対象ネットワークは簡単な 1 OD 2 経路であり、ルート 1 は 15 Km, ルート 2 は 20 Km としている。ルート 1 が目的地までの直線的ルートであるのに対しルート 2 は迂回するルートになっている。

あらかじめ実際所要時間を設定し、それに情報の

精度を表す乱数を足しあわせて提供情報を作成する。各ルートの実所要時間分布は二つの指数分布を組み合わせた形に設定した。各ルートの指数分布のパラメータを調節し、ルート 1 は最短実所要時間が短い。所要時間変動が大きく、一方、ルート 2 は最短実所要時間が長い。所要時間変動を小さく設定した。そして、傾向情報は実所要時間と予想所要時間の差をとることで設定した。情報提供精度の影響を考察するために、次のようなケースを準備した。

- 高精度現時点情報・高精度傾向情報(以下 HH)
- 低精度現時点情報・高精度傾向情報(以下 LH)
- 低精度現時点情報・低精度傾向情報(以下 LL)

実験は、情報のない Phase、現時点情報のみの Phase、傾向情報が加わった Phase の 3Phase で構成されており、各 Phase20 回、全 60 回の繰り返し選択を観測した。

3. 所要時間予測モデル

3.1. モデルの構築

ここではドライバーは過去の経験および提供された情報をもとに各経路の所要時間を予測し、それに基づき経路を選択すると仮定し、所要時間予測行動モデルの推定結果からドライバーの経路選択行動を分析する。また、前回に選択した結果が今回の所要時間予測に大きく影響するという考えにより、前回選択経路のモデルと選択しなかった経路のモデル、すなわち、選択・非選択の 2 つモデルを構築する。

本実験では選択したルートの結果のみを被験者に示しており、所要時間予測の経験に対する説明変数は前回選択したルートの実所要時間、前回予測誤差、前回までの平均所要時間等が考えられる。そして、非選択モデルの経験説明変数は前回の結果を知らない。前回非選択ルートの前々回まで選択した実所要時間等となる。また、収集されたデータは同じ被験者から繰り返し回答を得たもののため、系列相

キーワード：交通情報，傾向情報，所要時間予測

連絡先 〒606-8501 京都市左京区吉田本町 京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻 TEL 075-753-5126

関に関する影響を考慮したうえでモデル分析を行っている．式(1)に所要時間予測モデルを示しておく．

$$\hat{t}_s^{n+1} = \alpha + \beta \mathbf{x} + \varepsilon \quad (1)$$

ただし， α ：固有ダミー， β ：パラメータベクトル， $\mathbf{x}$ ：説明変数ベクトル， ε ：誤差項であり， ε は次のように個人効果，時間効果を分けて推定される．

$$\varepsilon_{it} = v_{it} + u_i + w_t \quad (2)$$

ただし， v_{it} ：ホワイトノイズ， u_i ：個人間誤差（個人効果）， w_t ：時間誤差（時間効果）， i ：個人， t ：時間であり， $u_i \cdot w_t$ が $\mathbf{x}$ と相関がなく個人と時間に固定値を持つ固定効果モデルと， $\mathbf{x}$ と相関があり確率分布を持つランダム効果モデルのうち適切なものが適用される．推定に際しては，LIMDEP を利用した．

3.2. モデルの推定結果

今回は紙面の関係により，選択したルートの所要時間予測モデルの推定結果を表1に示す．Phase 1 は情報がないたため，前回の実所要時間等の走行経験が有意に影響をしていることが確認できた．重相関係数が3 Phase の中で一番低かったことから，被験者にとって経路を選択する上での情報が不十分であるといえる．Phase 2 については精度別にモデルを推定したが，高精度の場合は情報以外の変数は全部有意ではなかったことによって情報への依存度が高いことがわかった．低精度の場合は前々回の予測誤差とルートダミーが有意となっている．さらに，重相関係数が低くなっており，所要時間予測にバラつきが生じていることがわかる．また，Chow 検定を実施したところ，F 値 4.69 と同一性の帰無仮説が棄却され，提供情報の精度が異なった場合，所要時間予測行動が異なることが明らかとなった．Phase 3 についても精度別に推定を行ったが，HH の Case は情報に関する変数のみが有意となっている．それに対して，LH の Case は前回の予測誤差も有意となっていることから，基本的には情報をかなり参照するが，所要時間情報の精度がそれほど高くないためか，予測誤差を参考にして自らの所要時間予測を修正しているといえる．LL の Case は HH の Case と同じく情報のみ有意になっている．しかしながら，重相関係数が相対的に低いことより，提供情報のみでは所要時間を正確に予測することが困難であるといえる．

さらに，傾向情報について比較してみる．今回は予測経路と代替経路の所要時間のうちどちらが大きいか，および選択ルートの矢印の向きにより4種類のダミー変数として説明変数に加えた．矢印の上下によって所要時間予測への影響は異なるが，代替経路との所要時間情報差によってはあまり大きな変化はない結果となった．精度別に比較してみると，HH と LH でパラメータ値が大きく異なることから傾向情報における精度の影響は所要時間情報の精度と大きく関連する可能性が高いといえる．また，LL，LH を比較してもパラメータ推定値は異なっており，所要時間情報の精度が同じであっても傾向情報の精度によって所要時間予測行動への影響は異なるといえる．なお，Chow 検定の結果，精度別に違う所要時間予測行動であることが統計的に明らかとなった．

表1 選択ルートの所要時間予測モデル結果
(灰色になっている部分は非有意)

	情報なし (Phase 1)	所要時間情報のみ (Phase 2)	
		高精度	低精度
定数	6.447	-1.48	4.448
前回の実所要時間	0.559	0.053	-0.054
前々回以前の実所要時間	-0.019	0.006	0.039
前回の予測誤差	0.224	-0.053	-0.01
前々回以前の予測誤差	-0.007	-0.017	0.062
平均所要時間	0.271	-0.013	-0.031
選択ルートの所要時間情報		0.954	0.806
非選択ルートの所要時間情報		0.037	0.133
ルートダミー	-0.752	0.923	2.162
サンプル数	1023	245	680
ランダム・固定効果	固定	ランダム	固定
相関係数	0.509	0.963	0.809
	所要時間情報と傾向情報 (Phase 3)		
	HH	LH	LL
定数	0.828	6.273	-1.876
前回の実所要時間	0.031	0.05	-0.016
前々回以前の実所要時間	0.027	0.014	-0.01
前回の予測誤差	0.005	0.135	0.038
前々回以前の予測誤差	0.035	0.014	0.016
平均所要時間	-0.005	-0.13	0.153
選択ルートの所要時間情報	0.926	0.853	0.879
非選択ルートの所要時間情報	0.036	0.056	0.056
ルートダミー	-0.339	-0.374	0.606
所要時間小, 矢印上	3.507	6.403	3.522
所要時間大, 矢印上	3.625	6.797	4.649
所要時間小, 矢印下	-5.307	-4.614	-3.027
所要時間大, 矢印下	-5.525	-6.887	-4.375
サンプル数	245	357	323
ランダム・固定効果	ランダム	ランダム	ランダム
相関係数	0.952	0.861	0.887

4. 結論

本研究では現状の交通情報に傾向情報を加え，ドライバの所要時間予測メカニズムを検証した．傾向情報は所要時間予測に影響を与え，精度別に異なるという結果になった．今後経路選択モデルの構築とネットワーク交通流との関係考察が必要といえる．