

乗換検索サービスの経路選択データを用いた 公共交通の経路選択行動分析

石村 怜美¹・梶原 康至¹・太田 恒平¹

¹会員 株式会社ナビタイムジャパン 交通コンサルティング事業（〒107-0062 東京都港区南青山3-8-38）
E-mail: reimi-ishimura@navitime.co.jp, yasunori-kajiwara@navitime.co.jp, kohei-ota@navitime.co.jp

インターネット上の乗換検索サービスでは、一日に数百万件の検索が行われており、その利用実績データの交通分析への適用が始まっている。そのサービスにおけるユーザの経路選択結果を推定することで、従来のアンケート等による方法では難しかった、経路選択肢集合が明示された状態における経路選択データの多頻度・大量・網羅的・継続的な収集が可能と考えられる。

本研究では、公共交通の経路検索サービスにおいて収集される、経路情報の予定登録機能やメール・SNSによる情報共有機能の利用記録を経路選択データとみなし、それを用いた公共交通の経路選択行動分析を行った。具体的には、経路選択データの基本特性を把握した上で、経路選択行動モデルの構築を行った。モデル構築の際には、データの特性を活かし、表示優先条件、発着日時指定条件、終発の時刻選択、最安運賃、経路表示順位に着目した分析を行うための説明変数を追加し、その有効性を確認した。

Key Words : route search service, public transportation, route choice behavior, route choice data

1. はじめに

(1) 背景

交通の計画や評価において、経路選択行動分析の精緻化は常に追究されているテーマである。その分析の基礎となるデータは、アンケート等の人の手により作成されるものと、各種センサやログを用いた機械的なデータとに大別される。前者のコスト面・頻度面の課題を補うため、機械的な調査の手法が様々に研究されている。機械的に取得されるデータを経路選択行動分析に適用する際は、必ずしも経路選択に特化したデータでないために、ODの推定や、被験者が認識している経路選択肢集合の生成等に工夫が必要である。

一方近年、カーナビゲーションサービスや、インターネット上の経路検索サービスにおいて取得されたデータの、交通分析への適用が行われつつある¹⁾。これらのサービスにおいて、利用者は提示される経路選択肢集合の中から選択を行っているが、特に公共交通を対象とした乗換検索サービスにおいては、どの経路を選択したのかを判定することが難しいため、経路選択データとしての利用が進んでいなかった。しかし一部の経路検索サービスにおいて、選択経路をユーザが記録する機能が実装されているため、そのデータを経路選択データとみなし、提示されていた経路選択肢集合のデータと合わせることで、経路選択行動分析に利用することが可能と考えられる。

(2) 本研究の目的・構成

以上の背景の下、本件研究の目的を、公共交通の経路検索サービスにおいて取得された経路選択データを、経路選択行動モデルの構築に利用した上で、経路選択行動分析への適用可能性を明らかにすることとした。具体的には、2章にて、本研究で利用する経路選択データの基本的な特性を明らかにし、どのような観点での分析に適しているかを考察する。3章にて、本研究における分析の基本的な考えを示し、4章にて様々な経路選択行動モデルの構築を行う。最後に5章にて今後の課題と発展可能性について考察する。

2. 使用データの概要

(1) 使用データの概要

本研究では、株式会社ナビタイムジャパンが提供している乗換検索サービス「乗換 NAVITIME (iOS版)」にて収集される経路選択行動分析データを用いた。経路選択行動分析データは、経路検索実績データ、検索経路データ、経路選択データで構成され、それぞれのデータは以下の様に定義される。

- 経路検索実績データ

経路検索を行う際の条件を蓄積したデータ。記録されている主なデータ項目を表1に示す。

- 検索経路データ

経路検索エンジンにより算出された、検索経路選

択肢集合データ。

● 経路選択データ

経路選択肢集合から利用者が選択した経路を表すデータ（表 2）。乗換検索サービスの共有機能（経路情報予定登録機能、メール・SNS による情報共有機能）の利用記録等から生成される。

分析対象期間は 2014 年 3 月 24 日～4 月 13 日（3 週間分）、通常検索以外の検索を除外、同一ユーザーからの重複リクエストを除外した、1 日平均 約 1 万 2500 件が分析対象となる。

表 1 経路検索実績データの主なデータ項目

項目	備考
出発地情報	駅、空港等の情報
到着地情報	駅、空港等の情報
検索実施日時	1 分単位
発着指定日時	1 分単位
発着指定	出発時刻指定または到着時刻指定
表示優先条件	検索された検索経路の並べ替え条件
利用可能列車種別	検索時に利用可能な列車種別指定

表 2 経路選択データのデータ項目

項目	備考
表示順位	選択された経路の表示順位
経路数	提示した経路数。最大 4 経路
表示優先条件	検索された検索経路の並べ替え条件
選択経路の特徴	選択された経路の特徴。到着時刻の早さなどの、経路選択肢中の順位

(2) データの取得方法

経路選択行動分析データの取得方法を図 4 に示す。

乗換検索サービスで入力された検索条件が経路検索実績データとしてサーバに蓄積され、その条件に基づき経路検索エンジンで経路が算出される（検索経路データ）。算出された経路は端末アプリで表示され、共有機能を通じて選択された場合、サーバに経路選択データとして転送され、蓄積される。

本研究では、経路選択データと紐づく経路検索実績データを元に再現した経路を、検索経路データとして利用する。

(3) 経路検索実績データの特性

データの特性を図 1、表 3、表 4、表 8 に記す。

図 1 は 3 月 31 日～4 月 6 日の 1 時間毎の検索実施数と発着指定数を示している。発着指定数は 9 時台、検索実施数は 22 時台にピークを迎えている。これは自宅の発着時刻を調べるために、前日の夜に事前に検索する人が多い影響と推測される。

表 8 は、出発地・到着地に指定された駅・空港などが所在する地域の分布を示している。南関東・近畿に利用者が多い事が分かる。また南関東・近畿では、「同一都道府県内での移動」と「同一地域内の他都道府県への移動」がほぼ同数であり、隣接府県からの出入りの多さと考えられる。

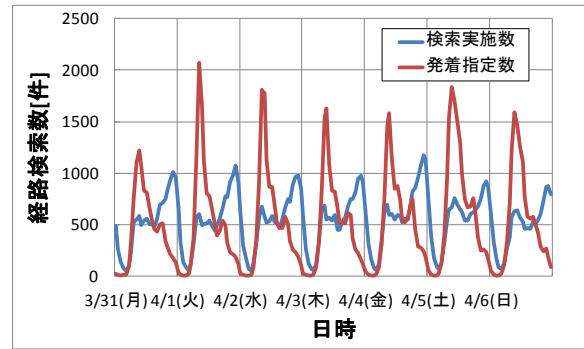


図 1 1 時間毎の経路検索数

表 3 発着駅間の直線距離分布

直線距離[m]	度数	累積比率
5km 以下	15,789	6%
10km 以下	30,280	18%
20km 以下	56,904	39%
50km 以下	93,262	75%
100km 以下	29,763	86%
200km 以下	14,161	92%
500km 以下	18,179	99%
10000km 以下	2,967	100%
合計	261,305	100%

表 4 出発駅・到着駅指定回数（上位 15 位）

順位	出発駅	指定回数	到着駅	指定回数
1	東京	3980	東京	4694
2	新宿	2824	新宿	4155
3	名古屋	2035	渋谷	3114
4	京都	1862	舞浜	2451
5	横浜	1702	池袋	2412
6	新大阪	1700	京都	2266
7	渋谷	1601	名古屋	2266
8	池袋	1556	横浜	2098
9	大阪	1333	新大阪	1930
10	品川	1322	大阪	1773
11	大宮	1276	品川	1716
12	博多	932	新横浜	1627
13	上野	932	大宮	1520
14	新横浜	931	羽田空港国内線ターミナル（京急）	1411
15	町田	784	上野	1336

(4) 経路選択データの特性

経路選択データの特性について調べる。経路選択の特性を表 5、表 6、図 2 に記す。図 2 より、表示された順番が早いほど選択されている事が分かる。

表 5 経路数別の経路検索数

1	2	3	4
21,683	16,059	14,380	209,183
8%	6%	6%	80%

表 6 表示条件別の経路検索数

表示順	検索数	割合
到着時刻が早い	198,388	76%
運賃が安い	32,905	13%
乗換回数が少ない	26,803	10%
その他	3,209	1%

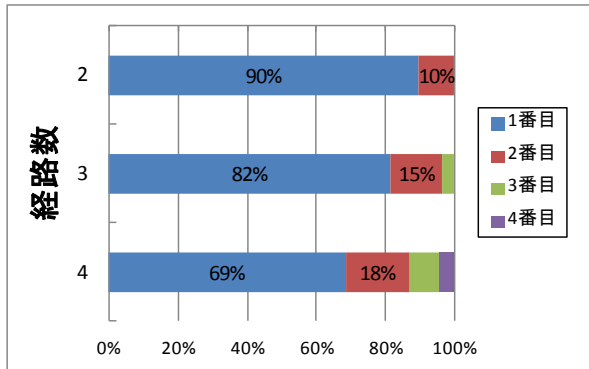


図 2 経路数と選択された経路の表示順位の関係

(5) 経路選択行動分析データとしての特徴

本データは乗換検索サービスの利用記録であるため、そのサービス仕様の影響により、アンケートや自動改札機等にはない特徴を持っている。その特徴を3点に分けて表7に整理した。

1点目の特徴は、経路検索条件としてユーザの移動ニーズが格納されている点である。ODだけでなく、発着指定日時、利用可能列車種別、表示優先条件等の移動ニーズに関する情報も格納されている。

2点目は、経路検索の結果が提示された状態における選択のデータという点である。時刻表に基づく精緻な経路選択肢集合が提示されるため、モデル推定の精度向上が期待される。また、経路選択肢集合がユーザに指定された表示優先条件でソートされている、最も安い経路等にアイコン(図3)が表示されているといった、ユーザが経路をスムーズに選べるような情報表示の工夫がなされているため、その影響が経路選択に及んでいる可能性がある。

3点目は、利用パターンの特徴である。ナビゲーションサービスは、普段の通勤・通学経路から外れるような、非日常移動の際の利用が比較的多い(参

考x)。そのため、空港やレジャー施設付近の駅を目的地とした利用が多くなっている。また乗換検索サービスは全国で提供されているため、地域差や競合区間等、ひとつの鉄道事業者では収集が難しいデータも含まれている。

このようなデータの特徴を踏まえた分析を、次章以降行う。



図 3 経路一覧画面

表 7 本データの特徴

特徴分類	特徴項目	着目する指標・観点	記載節
検索条件入力	発着日時を指定	出発前や到着後の待ち時間	4(2)
		始発の到着時刻、終発の出発時刻	
	利用可能列車種別を指定	利用可能列車種別	4(1)
表示優先条件を指定	表示順による選択傾向の違い		
検索結果表示	時刻表に基づく経路が表示	時間帯別の選択傾向の違い	4(4)
	経路選択肢集合が提示	経路選択肢集合の違いの選択行動への影響	
	経路に表示順位が存在	表示順位	
	1位の指標を強調表示	運賃が最安 所要時間が最短 乗換回数が最小	
利用パターン	非日常移動も多い	空港アクセス	全体
		休日・レジャー利用	
		数十kmの経路が多い	
	様々な地域で利用	地域差 競合区間	
継続的に利用	イベントや障害発生時 個人の行動変化・パターン		

表 8 検索実績データの出発地・到着地所在地域の分布

	到着駅																小計
	北海道	東北	北関東	南関東	甲信越	北陸	東海	近畿	中国	四国	九州	沖縄	県内	地域内	その他		
北海道	1,135	48	3	69	4	1	14	16	1	2	2	0	1,135	0	160	1,295	
東北	64	1,611	142	1,170	75	12	93	71	23	3	11	4	933	678	1,668	3,279	
北関東	4	166	1,232	5,387	97	37	171	144	31	6	7	0	1,029	203	6,050	7,282	
南関東	81	1,494	4,581	145,077	1,740	318	3,630	2,663	383	100	151	15	74,181	70,896	15,156	160,233	
甲信越	3	67	97	1,329	1,033	64	174	166	24	7	11	1	932	101	1,943	2,976	
北陸	2	7	30	310	60	462	153	374	45	11	19	0	302	160	1,011	1,473	
東海	15	111	178	3,496	200	190	12,368	2,101	211	61	130	4	8,819	3,549	6,697	19,065	
近畿	17	80	125	2,643	160	443	2,017	47,549	929	223	445	2	24,560	22,989	7,084	54,633	
中国	2	18	35	422	30	38	197	941	2,243	173	416	3	1,611	632	2,275	4,518	
四国	1	3	4	101	6	9	46	189	162	485	40	1	397	88	562	1,047	
九州	1	12	10	162	7	21	104	367	432	44	4,287	5	3,058	1,229	1,165	5,452	
沖縄	0	0	0	10	1	0	6	1	6	0	4	24	24	0	28	52	
小計	1,325	3,617	6,437	160,176	3,413	1,595	18,973	54,582	4,490	1,115	5,523	59	116,981	100,525	43,799		



図4 分析対象データの取得方法

3. 本研究の基本的な考え方

本章では、本研究の分析の基本的な考え方について述べる。

(1) 分析の観点

本研究では、経路選択データの経路選択行動分析への適用可能性を明らかにするため、経路選択モデルを構築する。着目する分析観点は、前章に記載したデータの特徴、簡易なモデルによる分析の可能性、鉄道事業の市場競争における関心の高さ等を鑑み、表7に記載節を示した項目とする。

(2) 分析の手順

次に、分析の手順について述べる。図5に、分析の手順を示す。

まず、①前述されている3つのデータを統合し、分析データを作成する。次に、②分析データのクレンジングを行い（後述）、クレンジング後の分析データを作成し、③上で掲げた各分析観点に応じてフィルタリングを行う。ここで、フィルタリングとは、分析観点に応じて、クレンジング後の分析データを分析に必要なデータのみ絞り込み、抽出することである。そして、④基本モデルを構築した後に、分析観点に応じた派生モデルを構築し、フィルタリングした各データを使用してモデル推定を行う。

本研究では、モデルの高度化よりもデータの特徴を活かすことを主眼とするため、扱いが容易なロジットモデルを採用する。やさしい非集計分析²⁾³⁾に記載のRのサンプルコードを流用した。

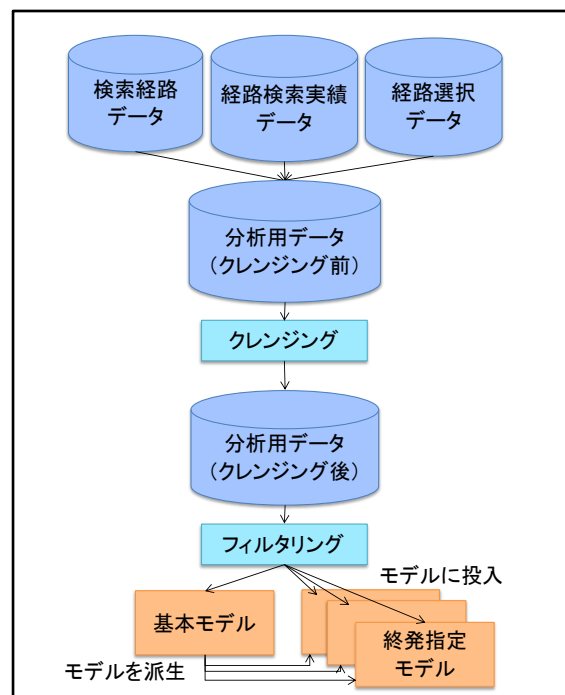


図5 データの処理と分析の手順

(3) データのクレンジング

経路選択モデルの推定に使用するデータを作成するため、経路検索データのクレンジングを行った(表 9)。経路検索データで以下の条件に当てはまるサンプルを除去した。50km 未満の短・中距離移動を分析対象とした理由は、2章に示した通り 50km 未満のレコードが 75% と多いことと、指定席の予約を伴うような長距離移動の場合、本サービスを経路選択ではなく選択済み経路の詳細確認として利用されることが増えると考えられるためである。

表 9 データのクレンジング項目と条件

クレンジング項目	条件
重複	同日に出発駅・到着駅・ID が全て同じレコードが存在した場合、最初の検索結果のみ採用
長距離移動	移動距離 50km 以上のレコードを含む経路をレコードを除去
高価格経路	運賃 2500 円以上の経路を除去
経由地指定	1 箇所以上指定されているレコードを除去
有効経路数	経路数が 2 本未満のレコードを除去
追加料金種別	自由席の最も低い料金を採用

4. 経路選択モデルの構築

前章に記載したように、経路選択データを使用した基本モデルを構築した後、各分析観点に応じた派生モデルの構築を行った。本章では、各モデルの推定結果と、その比較を行う。

(1) 基本モデルの構築と検索条件の影響分析

ここでは、クレンジング済みの経路選択データから、経路の表示順、時刻指定別に分割したデータに対して、それぞれ経路選択モデルの推定を行った。

a) 使用するデータと分析の概要

検索条件にはユーザの嗜好が反映されていると考えられるため、表示順、時刻指定別にデータを分けてパラメータを推定した。

データは、クレンジング済みの経路選択データ(以降、基本データ)から、表示順、時刻指定別に抽出したデータを使用する。指定時刻 4 件全てを合わせたデータを「全部」、発着指定時刻と到着指定時刻を合わせたデータを「発着」とした。

分析は、検索結果として表示される最大 4 経路を選択肢集合とした多項選択モデルである。説明変数は、所要時間(分)、運賃(円)、乗換回数(回)としている。

(以降、基本モデル)

b) 分析結果

各データに対する基本モデルの推定結果を示す。

表 10 に、表示順・時刻指定別の尤度比、表 11 に表示順・時刻指定別の時間価値と乗換抵抗を示した。

全ての時刻指定、発着時刻指定、到着時刻指定のサンプルでのモデル推定結果は、表示順に関わらず比較的尤度比が高い結果となったが、出発時刻指定、始発指定、終発指定の推定結果は、前者に比べて尤度比が低い結果となった。このことから、出発時刻指定、始発指定、終発指定を行っているユーザの経路選択行動には、基本モデル内の説明変数以外の要因が強く影響していると考えられるため、データを分けて分けてモデルを推定する必要があるといえる。

また表 11 において、運賃順に経路表示をしているユーザの時間価値が他の表示順に比べて低くなる傾向を示した。運賃を優先して経路選択を行うユーザは、所要時間順に経路表示しているユーザに比べて、時間価値が、1 時間当たり約 900 円低い結果となった。

さらに、乗換回数順で経路を表示しているユーザの乗換抵抗が高い傾向にあり、乗換 1 回が所要時間 13 分程度に相当する結果となった。

上記の結果から、表示条件の設定には、ユーザの経路選択の嗜好が反映されていると考えられる。

表 10 表示順・時刻指定別の尤度比

時刻指定	表示順					
	全部	発着	到着	出発	始発	終発
運賃順	0.468	0.469	0.494	0.427	0.469	0.462
時間順	0.488	0.489	0.512	0.450	0.430	0.443
乗換回数順	0.540	0.541	0.568	0.497	0.403	0.476
全表示順	0.483	0.484	0.507	0.445	0.441	0.446

表 11 表示順・時刻指定別の時間価値と乗換抵抗

	全部	発着	到着	出発	始発	終発
時間価値[円/分]						
運賃順	9.22	9.22	8.49	10.5	8.98	10.5
時間順	26.5	26.7	25.5	28.3	15.5	19.3
乗換回数順	23.0	23.1	22.1	24.2	16.1	22.8
全表示順	23.0	23.2	21.9	24.7	14.5	18.3
乗換抵抗[分/回]						
運賃順	5.92	5.82	5.75	6.05	12.3	11.7
時間順	5.59	5.54	5.41	5.79	8.83	9.43
乗換回数順	13.9	14	14.1	13.6	9.89	14.3
全表示順	6.15	6.09	5.97	6.36	9.59	10.1

(2) 終発指定検索に限定した分析

本章(1)に記述したように、終発指定検索を行っているユーザは、他の時刻指定を行っているユーザとは異なる経路選択行動を行っていると考えられる。ここでは、終発指定検索を行っているユーザを対象に、経路選択行動を分析した。

a) 使用するデータと分析の概要

前述のように、終発指定は、他の時刻指定とは異なる経路選択行動を行っていると考えられるため、データは、

基本データから終発指定がされているサンプルを抽出したデータ（以降、終発指定データ）を使用した。

終発を希望するユーザは、出発時刻が遅いことに価値を見出していると考えられるため、選択肢集合の中で出発時刻がもっとも遅い経路に対して最遅ダミーを付与し、効用関数に組み込んだモデル（以降、終発指定モデル）を構築し、基本モデルと比較した。

b) 分析結果

表 12 は、基本データを使用した基本モデル、終発指定データを使用した基本モデル、および終発指定モデルの推定結果を示したものである。

表 12 基本モデルと終発指定モデルの推定結果

使用データ モデル	基本データ 基本モデル		終発指定データ 基本モデル		終発指定データ 終発指定モデル		
	説明変数	単位	推定値	t値	推定値	t値	
所要時間	分	-0.163	-192	-0.102	-19.2	-0.0730	-13.4
運賃	円	-0.00707	-157	-0.00558	-13.9	-0.00561	-13.0
乗換回数	回	-1.00	-136	-1.02	-15.1	-1.14	-15.2
最遅ダミー (最遅:1)		—	—	—	—	1.35	18.2
サンプル数		160517		1887		1887	
調整尤度		0.483		0.446		0.517	
時間価値	円/分	23.0		18.2		13.0	
乗換抵抗	分/回	6.15		10.1		15.5	

終発指定データを使用した基本モデルの推定結果は、基本データを使用した推定結果より尤度比が低い結果となった。この結果から、終発指定を行ったユーザの経路選択行動は、基本モデル内の説明変数だけでなく、別の要因も影響していると考えられる。

終発指定データを使用した終発指定モデルの推定結果は尤度比 0.517 と、基本モデルよりも高い尤度比となった。このことから、最遅ダミーを組み込むことで、適合度の高いモデルとなることが分かる。つまり、終発指定しているユーザの経路選択行動には、出発時刻が最も遅い経路が影響している。

また、出発時刻の最も遅い経路であれば効用が高くなるとう結果から、終電延長の有用性が示唆されたといえる。

(3) 最安経路の選ばれやすさの分析

2章にて述べたとおり、経路検索サービスにおいては、各経路選択肢間で発着時刻や運賃についての比較がしやすいように工夫されている。そのため、ユーザはそれらの違いを、経路選択の判断材料として強く意識していると考えられる。ここでは、割引等の鉄道事業者間の競争が顕著に行われている運賃に着目し、最安経路が価格差以上に優先されているか確認することを試みた。

a) 使用するデータと分析の概要

データは、基本データから、出発時刻指定または到着時刻指定が行われたサンプルを抽出したデータ（以降、発着指定データ）を使用した。

分析は、最安の経路に対して付与した最安ダミーを、基本モデルの効用関数に組み込んだモデル（以降、最安モデル）を構築を行い、基本モデルと比較した。

b) モデル推定結果

表 13 に、最安モデルの推定結果を示した。

表 13 最安モデルの推定結果

使用データ モデル		発着指定データ 基本モデル		発着指定データ 最安モデル	
説明変数	単位	推定値	t値	推定値	t値
所要時間	分	-0.164	-191	-0.159	-184
運賃	円	-0.0071	-156	-0.00441	-87.0
乗換回数	回	-1.00	-135	-1.00	-133
最安ダミー (最安:1)		—	—	1.35	18.2
サンプル数		157960		157960	
調整尤度		0.484		0.497	
時間価値	円/分	23.2		36.0	
乗換抵抗	分/回	6.09		6.31	

発着指定データを使用した最安モデルは、基本モデルよりも尤度比が高く、モデルの適合性が高い結果となった。従って、出発時刻指定もしくは到着時刻指定を行っているユーザの経路選択行動には、最安の経路かどうかを経路選択に影響を与えており、最安の経路であれば選択されやすい結果となった。

この結果から、単に価格を下げるだけでなく、競争を意識した最安価格にすることが、利用者の獲得に有効であることが示唆された。一方で時間価値は最安モデルの方が高いため、最安経路だけでなく高価格・高付加価値経路へのニーズも示唆された。なお、運賃と最安ダミーには相関があるため、両者の非線形なパラメータへの統合、相関を考慮したロジットモデル以外のモデルをお採用する等により、より精度の高い推定が可能と考えられる。

(4) 経路表示順の影響分析

当社の経路検索サービスでは、ユーザの検索に対して最大で4つの経路を表示している。表示順位の高い経路は、ユーザの指定した表示優先条件に合致しているため選ばれやすいという面と、単純に順位が上という2つの要因により、選ばれやすい可能性がある。そこで本節では、表示順位経路選択に及ぼす影響について推定を試みた。

a) 使用するデータと分析の概要

本分析においては、表示順位以外の指標の差異を極力

排除したデータ（後述、以下同率経路データ）を用いた分析と、表示順位に関する上記2つの要因を区別せず発着指定データを使用した統合的な分析と、の2つに分けて行った。いずれも、先頭に表示されている経路に（以下、第1経路）に対し、第1経路ダミー組み込んだ経路選択モデル（以降、第1経路モデル）を構築し、基本モデルとの推定結果の比較を行った。

b) 同率経路データの基礎分析

ここで同率経路データとは、表示順位1位の経路と出発時刻、到着時刻、運賃、乗換回数の全てが同じ値となった経路が、経路選択肢集合に2経路以上存在するサンプルを抽出したデータである。本データを用いることで、表示優先条件への合致度合いとは関係なく、純粋な表示順位による影響を推定できると考えられる。

経路選択モデルの構築の前の基礎分析として、同率経路が存在した場合の選択率と表示順位の関係を図6に示す。先頭に表示された経路と同率の経路がさらに1本存在する場合、80%以上のユーザが上位に表示された経路の方を選択していることが分かる。この結果から、表示優先条件への合致度合いとは関係なく、経路の表示順、特に先頭に表示された経路が選択されやすいという仮説を立てることができる。

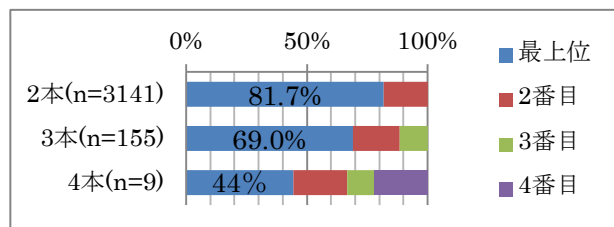


図6 発着時刻・乗換回数・運賃が同率の経路の選択率と表示順の関係

c) 分析結果

上記の仮説を検証するために、発着指定データおよび同率経路データを使用し、第1経路モデルの構築を行った。表14に、同率経路データを使用した基本モデル及び第1経路モデルをの推定結果を示した。また表15に発着指定データを使用した第1経路モデルの推定結果を示した。どちらも、基本モデルに比べて第1経路モデルの尤度比が高く、適合性が高い結果となった。

発着しているデータを使用した推定値の比の関係から、第1経路の場合、時間換算で12.7分、運賃換算で188円に相当する程度選ばれやすいといえ、同じ経路選択肢集合であっても表示順位によってユーザの経路選択行動が変わることを示唆している。

表14 同率経路データを使用した第1経路モデルの推定結果

使用データ		同率経路データ		同率経路データ	
モデル		基本モデル		第1経路モデル	
説明変数	単位	推定値	t値	推定値	t値
所要時間	分	-0.142	-22.8	-0.0852	-13.1
運賃	円	-0.00764	-22.2	-0.00708	-19.8
乗換回数	回	-0.957	-19.9	-1.23	-22.8
第1経路ダミー (第1経路:1)		—	—	1.45	39.6
サンプル数		4181		4181	
調整済尤度		0.216		0.366	
時間価値	円/分	18.6		12	
乗換抵抗	分/回	6.74		14.4	

表15 発着指定データを使用した第1経路モデルの推定結果

使用データ		発着指定データ		発着指定データ	
モデル		基本モデル		第1経路モデル	
説明変数	単位	推定値	t値	推定値	t値
所要時間	分	-0.164	-191	-0.0981	-109
運賃	円	-0.0071	-156	-0.00634	-138
乗換回数	回	-1.00	-135	-1.04	-130
第1経路ダミー (第1経路:1)		—	—	1.25	165
サンプル数		157960		157960	
調整済尤度		0.484		0.552	
時間価値	円/分	23.2		15.5	
乗換抵抗	分/回	6.09		10.6	

5. 今後の課題と展開可能性

本章では、本研究の今後の課題と展開可能性について、3つの観点から整理する。

(1) モデル推定の精緻化

本研究においては、モデルの精緻化よりも、データの特徴を活かしたモデル構築に重きをおいた。今後、推定を精緻化するには、データ特性を更に明らかにしたうえで適切なモデルを選択する必要がある。例えば、今回は分析対象外としたが、ユーザが検索を実行した時刻（現在時刻）、希望した発着時刻、実際の経路の発着時刻との差異に着目し、乗れない経路や、待ち時間が長すぎる経路の効用を下げるモデルにすることが考えられる。あるいは、最遅、最安、第1経路というように今回ダミー変数として表現した各要素の非線形性を明らかにすることも考えられる。

また、本研究においては3週間分のデータを用いたため分析対象外としたが、同一ユーザの長期の選択行動を関連付けて、個人間の違いや、個人内での経路選択行動の変化に着目した分析も可能と考えられる。

さらに、路線の運休や遅延等、運行情報のデータと関連付けてデータを選り分けることで、平常時の推定の精緻化と、迂回行動に関する分析が可能と考えられる。

(2) 実務への適用

本結果の適用先としては、交通事業者の路線計画やダイヤ・運賃施策におけるシミュレーションが考えられる。事業者横断的なダイヤを考慮した本経路選択データを用いることで、競合対策や、時間帯別の割引等のシミュレーションが可能と考えられる。より経路が選ばれやすくなるような情報提供施策の立案にも有用と考えられる。

経路検索サービスの提示する経路を、よりユーザのニーズに合ったものに改良していくためにも、本研究によって得られた実際のサービス上における推定結果は有用である。また、第1経路が選ばれやすいということに代表されるような、情報提供効果によりユーザが特定の経路に集中する可能性も示唆された。今後、経路検索サービスがさらに普及した場合は、交通分散にも貢献するような情報提供方法が全体最適のために必要になる可能性がある。

(3) マルチモーダルな移動への適用

本研究においては鉄道を主対象としたが、カーナビゲーションサービスにおいても、複数経路の中からのユーザの選択を記録することで同様の分析が可能である。さらに、徒歩、バス、航空機等を扱うマルチモーダルな経路検索サービスに適用することで、交通機関選択モデルを構築できる可能性がある。その上で、モーダルシフトや混雑・渋滞緩和に結びつくようなサービスや交通施策を行っていくことが考えられる。

6. おわりに

本研究において得られた知見は以下の通りである。

1. インターネット上の経路検索サービスにおいて蓄積される経路選択行動分析データの特性調査し、検索条件入力、検索結果表示、利用パターンに分けて分析上の特徴を整理した。

2. ロジットモデルを用いた経路選択行動モデル推定を行い、所要時間、運賃、乗換回数による基本モデルを構築すると共に、表示優先条件が運賃優先、乗換回数優先の場合に、当該係数の推定値が高くなることを明らかにした。
3. 終発検索の場合に出発時刻が最も遅い経路、最安の経路、第1経路のそれぞれに着目したモデルを構築し、それらの有効性を明らかにした。

今後は、今回の成果を経路検索サービスや交通計画の実務へ適用していくと共に、さらなるモデルの精緻化を行い、ユーザ・交通事業者・交通情報提供事業者のいずれにも有益な交通システムの実現に貢献していく所存である。

参考文献

- 1) 石村怜美, 太田浩平, 富井規雄: 経路検索サービスの実績データに基づく近未来の突発的移動需要の検出, 土木計画学研究講演集, 2013
- 2) やさしい非集計分析, 交通工学研究会, 2013
- 3) 兵頭哲郎:Rによる離散選択モデルの推定方法メモ, 2009

(2014.5.25 受付)

ANALYSIS ON ROUTE CHOICE BEHAVIOR OF PUBLIC TRANSPORTATION BASED ON ROUTE CHOICE DATA IN ROUTE SEARCH SERVICE

Reimi ISHIMURA, Yasunori KAJIWARA, Kohei OTA

