

# 都市鉄道の時刻別需要予測手法の開発

H98091 原田 知可子  
指導教員 岩倉 成志

## 1. 研究の背景と目的

東京圏の都市鉄道は、ピーク時の非常に高い混雑率に加えて、列車速度の低下という相乗的なサービス悪化が問題となっている。輸送力の増強によるサービス改善が必要であるが、国・自治体の財源不足や鉄道会社の減益のため改良が遅れている。このため、供給側の対策のみでの混雑緩和は困難であり、需要側の利用時間の分散が必要と言える。

需要分散化策としては、フレックスタイム制等による始業時刻の分散化や、ピークロードプライシング(以下 PLP)が期待されている。こうした政策による需要変動を事前に分析するためには、時刻別の交通需要予測手法の開発が必要であるが、都市鉄道を対象としたこの種の既存の研究は極めて少ない。

そこで本研究は、1)出発時刻選択モデル及び出発時刻選択肢集合の選別モデルを構築する。そして、2)上記1)で構築したモデルと列車速度を推定するリンクコスト関数とを合わせて、簡単な時刻別需要予測システムの開発を行う。

## 2. 出発時刻選択モデルの構築

### (1) 分析に用いたデータ

出発時刻選択モデル(2.(2))及び選択肢集合の選別モデル(3.)は、2000年に当研究室で行ったWeb調査のデータを用いた。この調査は、神奈川県在住の東海道線沿線の通勤通学者221サンプルを得ているが、本研究の分析に不適切な(鉄道乗車時刻等の未回答等)サンプルを除いた、114サンプルの通勤者を抽出した。このサンプルは、男女比が6:4、平均年齢が35歳である。業務形態については、固定出勤制適用者が多く、フレックス制は2割弱であった。また、通勤者の出発時刻は、6:00~9:59の間に最初の鉄道に乗車し、東海道線の最混雑時間帯(川崎-品川間、7:50~8:50)に大半が乗車しており、少ないサンプルではあるが、公的統

計値と整合している。

### (2) 出発時刻選択モデルの構築

出発時刻6:00~9:59までを30分毎に区切り、式(2.1)に示す8肢選択の非集計ロジットモデルを構築する。効用関数には早着時間(TE)、所要時間(LHT)、混雑率(CON)、時刻別の課金額(PLP)を変数に用いた。式(2.2)の $V_m^{RP}$ は実行動データから得られる個人 $n$ 、出発時刻 $t$ の効用関数である。式(2.3)の $V_m^{SP}$ は選好意識データによる効用関数で、PLPなどの現存しない政策変数を取り込んだモデルを構築できる。次に実行動データから得られる信頼性の高いRPモデルと現存しない政策を組み込めるSPモデルとを統合するRP/SP融合モデルを構築する。この方法はMorikawa(1990)で推定され、式(2.4)に示す尤度関数の第2項のスケールパラメータ $\mu$ によってSPモデルの誤差分散をRPモデルと整合させ、パラメータを推定する。

表1に各モデルの推定結果を示す。表1より全てのモデルに関して早着時刻の $t$ 値が高く説明力が

$$P_{in} = e^{V_{in}} / \sum_{i=1}^8 e^{V_{in}} \quad t \in A_n \quad \dots(2.1)$$

$$V_m^{RP} = \alpha(TE_m) + \beta(LHT_m \times CON_m) \quad \dots(2.2)$$

$$V_m^{SP} = \alpha(TE_m) + \beta(LHT_m \times CON_m) + \gamma(PLP_m) \quad \dots(2.3)$$

$$L^{RP+SP}(\alpha, \beta, \gamma, \mu) = L^{RP}(\alpha, \beta) + L^{SP}(\alpha, \beta, \gamma, \mu) \quad \dots(2.4)$$

$\alpha, \beta, \gamma, \mu$ : パラメータ,  $A_n$ : 個人 $n$ の出発時刻選択肢集合

表1 出発時刻選択モデルの推定結果

	RP	SP	RP+SP
TE(分)	-5.366 (-5.99)	-3.352 (-4.79)	-5.397 (-6.11)
LHT×CON(分・%)	-1.729 (-1.35)	-0.014 (-1.16)	-1.877 (-1.74)
PLP(円/回)		-0.462 (-1.77)	-0.768 (-1.79)
RP 7:30	3.268 (-3.24)		3.328 (-3.44)
RP 7:00,8:00	3.050 (-3.35)		3.096 (-3.50)
RP 6:30,8:30	2.446 (-3.07)		2.469 (-3.14)
SP 7:30		2.712 (-3.19)	4.301 (-2.99)
SP 7:00,8:00		2.114 (-2.76)	3.359 (-2.63)
SP 6:30,8:30		1.833 (-2.80)	2.937 (-2.54)
$\mu$			0.614 (-3.91)
初期尤度	-119.989	-114.286	-234.275
最終尤度	-81.176	-92.866	-174.066
調整済み尤度比 $\rho^2$	0.309	0.177	0.250
サンプル数 N	114	109	223

TE, LHT×CON, PLP の変数は、100で割っている。( )はt値。

ある RP モデルでは尤度比が 0.3 以上であり、この種のモデルとしては非常に説明力が高い。また SP モデルの(所要時間 × 混雑率)のパラメータの説明力は低い。この理由には PLP を設定しても、混雑率が現在と変わらないと仮定して質問していることや、PLP と到着時刻により出発時刻を選択していることが考えられる。次に RP/SP モデルは、尤度比も良好で RP、SP 両モデルと比較して t 値が高い結果となった。図 1 に RP/SP モデル出発時刻分布とアンケート回答者の実分布とを比較した結果を示す。比較的精度良く推定されていることがわかる。

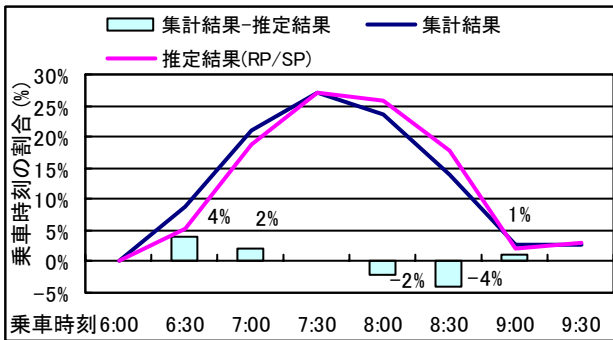


図 1 乗車時刻の集計と推定分布

### 3. 出発時刻選択肢集合の選別モデルの構築

出発時刻の選択肢集合とは、個人  $n$  が出発可能な時間帯のことで、最も遅く出発する時刻 ( $maxTD_n$ ) と最も早い時刻 ( $minTD_n$ ) で表す。両者をモデル化することで選択肢集合を推定できる。 $maxTD_n$  は始業時刻 ( $TWS_n$ ) から通勤時間 ( $ACC + LHT + EGR$ ) を引いて得られる。 $minTD_n$  は、 $maxTD_n$  から選択可能幅  $Z_k$  を引いて得られる。また  $Z_k$  は式(3.4)に示す様に、確率的に変化すると考えた。

$$A_n = f(maxTD_n, minTD_n) \quad \dots(3.1)$$

$$maxTD_n = \{TWS_n - (ACC + LHT + EGR)\} \quad \dots(3.2)$$

$$minTD_n = (MaxTD_n - Z_k) \quad \dots(3.3)$$

$$R_n(z_k) = \left\{ \frac{1}{1 + \exp(\eta(z_k - \xi_m))} - \frac{1}{1 + \exp(\eta(z_{k-1} - \xi_m))} \right\} \dots(3.4)$$

$\eta, \xi$  : パラメータ  $t$ ; 乗車時刻  $k$ ; 選択可能時間帯のカテゴリ

表 2 にパラメータの推定結果、図 2 に始業時刻別/フレックス制別の選択可能幅の割合を示す。図 2 より早く出発する

$\eta$	-1.945	(-7.31)
$\xi_{7:00}$	0.365	(-1.20)
$\xi_{8:00}$	0.609	(-3.80)
$\xi_{9:00}$	0.954	(-3.96)
$\xi_{フレックス}$	1.325	(-6.42)
初期尤度	-158.038	
最終尤度	-126.603	
尤度比	0.199	
サンプル数	114	

人ほど 60 分幅の割合が多く、選択可能な幅は小さい。フレックス制の就業者は様々な時間幅をもつ

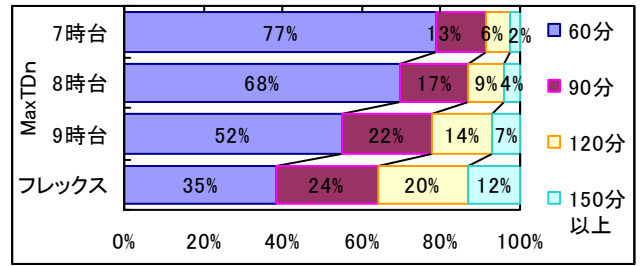


図 2 選択可能な時間幅の割合

### 4. 時刻別需要予測システムの開発

時刻別の需要は式(4.1)に示す確率的利用者均衡配分によって推定する。混雑率を変数とする最適化計算を行った。まず式(4.2)は出発時刻選択モデル、式(4.3)に出発時刻選択肢集合の選別モデル、式(4.4)は、リンクコスト関数である。前章までで推定した各モデルを用いてある住居地(o)からリンク( $a_1, a_2$ )を利用して、ある勤務地( $D_1, D_2$ )へ通勤するという仮想都市を設定してシミュレーションを行った。結果を表 3 に示す。

課金することで  $a_1$  路線では 7:00 が 13.8% 減少し、6:30 では 24% 増加している。

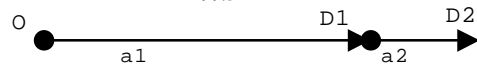


図 3 シミュレーションに用いた仮想都市

$$\min_{\omega_{at}} \left\{ C_{at} \times \omega_{at} (V_{at} \times C_{at}) - \sum_{ij} Q_{ij} \times P_{ij} \times \delta_{ijt}^a \right\} \quad \dots(4.1)$$

$$P_{ijt} = f \left( \theta X_a, \beta \sum_a \left\{ \omega_{at} (V_{at} \cdot C_{at}) \cdot LHT_{at}(C_{at}) \cdot \delta_{ijt}^a \right\} \right) \cdot A_n \quad \dots(4.2)$$

$$A_n = (maxTD_n, minTD_n) \quad \dots(4.3)$$

$$LHT_{at}(C_{at}) = t_{am} \left\{ 1 + \lambda (C_{at} / C_{am})^\phi \right\} \quad \dots(4.4)$$

$C_{at}$ : 輸送力  $\omega_{at}(V_{at}, C_{at})$ ; 混雑率  $Q_{ij}; i, j$  間 OD 交通量  $\delta_{ijt}^a$ ; リンクダミー  $\theta, \beta, \lambda, \phi$ ; パラメータ  $t_{am}$ ; 駅間の最小所要時間  $C_{am}$ ; 限界輸送力

表 3 シミュレーションの結果

<設定条件>		通勤人数 D1: 5万人 D2: 10万人							
時間帯		6:00	6:30	7:00	7:30	8:00	8:30	9:00	9:30
運行数/車両数		4/10'	5/11'	7/11'	8/13'	8/13'	7/12'	7/11'	6/11'
定員数(人/車両); 131									
始業時刻割合 D1 D2:		8:00 0.2, 9:00 0.5, 10:00 0.2, FT 0.1							
<導入前>									
混雑率(%)	a1	110.6	160.8	228.7	202.4	282.8	163.8	137.2	131.3
混雑率(%)	a2	110.4	141.4	140.6	147.1	149.8	100.4	98.5	95.4
<導入後>									
PLPの課金額(円)		-50	-50	100	100	150	100	50	0
混雑率(%)	a1	111.2	184.8	214.9	211.2	269.8	155.5	142.8	138.0
混雑率(%)	a2	110.8	144.4	140.5	146.7	148.6	99.5	98.6	96.5
減少割合(%)	a1	-0.6	-24.0	13.8	-8.8	13.0	8.4	-5.5	-6.7
減少割合(%)	a2	-0.4	-2.9	0.2	0.4	1.2	0.9	-0.1	-1.1

### 5. まとめ

本研究は都市鉄道の時刻別の需要予測の可能性を示し、そして、PLP は混雑を緩和する施策であることを明らかにした。